

Universidade Federal do Rio Grande do Sul
Instituto de Pesquisas Hidráulicas
Programa de Pós-Graduação em Recursos Hídricos e Saneamento Ambiental

REINALDO LEITE GAMBIM

PREVISÃO EM TEMPO ATUAL DOS NÍVEIS NA LAGUNA DOS PATOS COM BASE
NOS VENTOS USANDO REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

Porto Alegre

2019

REINALDO LEITE GAMBIM

PREVISÃO EM TEMPO ATUAL DOS NÍVEIS NA LAGUNA DOS PATOS COM BASE NOS VENTOS
USANDO REDES NEURAS ARTIFICIAIS

Dissertação de Mestrado submetido ao Programa de Pós-Graduação em Recursos Hídricos e Saneamento Ambiental do Instituto de Pesquisas Hidráulicas da Universidade Federal do Rio Grande do Sul como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Recursos Hídricos e Saneamento Ambiental.

Orientador: Prof. Dr. Olavo Correa Pedrollo

Porto Alegre

2019

CIP - Catalogação na Publicação

Gambim , Reinaldo Leite
PREVISÃO EM TEMPO ATUAL DOS NÍVEIS NA LAGUNA DOS
PATOS COM BASE NOS VENTOS USANDO REDES NEURAIS
ARTIFICIAIS / Reinaldo Leite Gambim . -- 2019.
82 f.
Orientador: Olavo Correa Pedrollo.

Dissertação (Mestrado) -- Universidade Federal do
Rio Grande do Sul, Instituto de Pesquisas Hidráulicas,
Programa de Pós-Graduação em Recursos Hídricos e
Saneamento Ambiental, Porto Alegre, BR-RS, 2019.

1. Hidrodinâmica de Zonas Costeiras. 2. Previsão de
níveis no curto prazo. 3. Redes Neurais Artificiais.
4. Modelos Empíricos. 5. Laguna dos Patos. I.
Pedrollo, Olavo Correa, orient. II. Título.

REINALDO LEITE GAMBIM

PREVISÃO EM TEMPO ATUAL DOS NÍVEIS NA LAGUNA DOS PATOS COM BASE NOS VENTOS
USANDO REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

Dissertação de Mestrado submetido ao Programa de Pós-Graduação em Recursos Hídricos e Saneamento Ambiental do Instituto de Pesquisas Hidráulicas da Universidade Federal do Rio Grande do Sul como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Recursos Hídricos e Saneamento Ambiental.

Orientador: Prof. Dr. Olavo Correa Pedrollo

Aprovado em: 04 /07 /2019

BANCA EXAMINADORA

Nilza Maria dos Reis Castro, Dra. (PPGRHSA/UFRGS) _____

Fernando Mainardi Fan, Dr. (PPGRHSA /UFRGS) _____

Guilherme Garcia de Oliveira, Dr. (UFRGS) _____

AGRADECIMENTOS

O caminho que percorri, até a finalização desse mestrado não seria possível sem o apoio de várias pessoas, as quais não poderia deixar de, ao menos, agradecer.

Em primeiro lugar, gostaria de agradecer ao meu orientador, Professor Doutor Olavo Correa Pedrollo, pelos seus ensinamentos, pelo enorme tempo dedicado, também pela sua admirável paciência e pela amizade que foi proporcionada.

Aos meus colegas e professores do mestrado, pelo convívio e aprendizado proporcionado.

A todos os meus amigos e familiares que entenderam a minha ausência.

Aos meus sogros, Sérgio e Lúcia, pelo papel assumido nos momentos em que eu estive ausente e pelo carinho dedicado a mim, minha esposa e minhas filhas.

Aos meus irmãos, cunhados e principalmente meus pais, Avelino Gambim e Graciete, pelo amor incondicional e por me ensinar, desde cedo, que nada de duradouro se conquista sem esforço e acima de tudo, me ensinaram a importância da família.

E, não poderia deixar de agradecer, às minhas filhas Maria Eduarda e Carolina e também, à minha amada esposa, Camila, por me dar todo o apoio necessário, entender a minha ausência, mesmo quando eu estava perto e, por serem o que é mais importante na minha vida.

A todos, que de alguma forma me ajudaram a chegar aqui, muito obrigado.

RESUMO

A Laguna dos Patos possui área de drenagem de aproximadamente 177.000 km² e extensão superior a 258 km junto ao seu eixo longitudinal. Situada na planície costeira do Rio Grande do Sul, constitui um corpo hídrico de grandes dimensões, com águas rasas e baixa declividade. Este estudo foi motivado pela observação da importância das contribuições dos ventos longitudinais sobre o comportamento dos níveis da Laguna dos Patos e pela existência de um extenso banco de dados de níveis e de ventos da laguna. O objetivo foi verificar a aplicabilidade de modelos baseados em redes neurais artificiais para previsões locais de níveis, considerando-se que as informações do armazenamento já estejam contidas nos níveis passados e atual, e que seja possível agregar informações de níveis e de ventos passados com uso de médias móveis. Os modelos foram pesquisados para alcances de 1 a 72 horas. Foram analisadas, para as séries históricas, as correlações entre os registros de ventos, níveis e das transformações utilizadas, que permitiram identificar os parâmetros e as configurações das entradas para os modelos de RNAs. Foram definidas a partir da avaliação com amostragem (série de validação) não utilizada no treinamento as proporções de registros para o treinamento e a complexidade ideal. Para o treinamento da rede de múltiplas camadas foi utilizado o algoritmo retropropagativo e, para garantir a capacidade de generalização dos resultados a técnica da validação cruzada. As saídas dos modelos resultantes foram analisadas por meio de estatísticas, obtidas com a aplicação destes a séries de dados que não participaram das etapas anteriores (série de verificação), obtendo-se, para horizontes de previsão de 24 horas, o coeficiente de Nash-Sutcliffe de 0,968, 0,968, 0,839, 0,872 e 0,945 para os postos de Arambaré, Capão da Marca, São Lourenço do Sul, da Solidão e Santo Antônio, respectivamente, comprovando a aplicabilidade do modelo para previsões de níveis na Laguna dos Patos, e confirmando as hipóteses formuladas.

Palavras-chave: Modelos empíricos, Lagunas costeiras, Análise preliminar de dados, Previsão de curto prazo.

ABSTRAC

The Laguna dos Patos has a drainage area of approximately 177,000 km² and an extension of over 258 km along its longitudinal axis. Located on the coastal plain of Rio Grande do Sul, it is a large body of water, with shallow water and low slope. This study was motivated by the observation of the importance of the contributions of longitudinal winds on the behavior of the Patos Laguna levels and by the existence of an extensive database of laguna levels and winds. The objective was to verify the applicability of models based on artificial neural networks for local level predictions, considering that the storage information is already contained in the past and current levels, and that it is possible to aggregate information from past levels and winds with use of moving averages. Models were searched for the ranges from 1 to 72 hours. For the historical series, the correlations between the wind records, levels and the transformations used were analyzed, allowing to identify the parameters and the input configurations for the RNA models. From the evaluation with sampling (validation series) not used in training were defined the proportions of records for training and the ideal complexity. For the multilayer network training was used the backpropagative algorithm and, to ensure the ability to generalize the results the cross validation technique. The outputs of the resulting models were analyzed through statistics, obtained by applying them to data series that did not participate in the previous steps (verification series), obtaining, for 24-hour prediction horizons, the Nash-Coefficient coefficient. Sutcliffe of 0.968, 0.968, 0.839, 0.872 and 0.945 for the Arambaré, Capão da Marca, São Lourenço do Sul, Solidão and Santo Antônio stations, respectively, proving the applicability of the model for level predictions in Laguna dos Patos, and confirming the hypotheses formulated.

Keyword: Empirical Models; Coastal Lagoons; Preliminary Data Analysis; Short-Term Forecast.

LISTA DE FIGURAS

FIGURA 3.1- LOCALIZAÇÃO DA LAGUNA DOS PATOS.	15
FIGURA 3.2 – DISTRIBUIÇÃO DOS POSTOS DE MONITORAMENTO DE NÍVEIS E VENTOS.	22
FIGURA 4.1 - REPRESENTAÇÃO LONGITUDINAL DO MOVIMENTO SUPERFICIAL DA LAGUNA DOS PATOS. (3.A) SUBMETIDA AOS VENTOS NORDESTE. (3.B) SUBMETIDA AOS VENTOS SUDOESTE.	26
FIGURA 4.2 - ÁREAS REPRESENTATIVAS DO MOVIMENTO PENDULAR DAS MASSAS DE ÁGUA À AÇÃO DOS VENTOS LONGITUDINAIS.	27
FIGURA 4.3 - REPRESENTAÇÃO RNA FEEDFORWARD DESTE ESTUDO COM TRÊS CAMADAS.	33
FIGURA 4.4 - ESQUEMA DE UM MODELO HIDROLÓGICO DE REDES NEURAIS ARTIFICIAIS. FONTE: ADAPTADO DE OLIVEIRA ET AL. (2014).	35
FIGURA 5.1 - VELOCIDADE DOS VENTOS NO SENTIDO LONGITUDINAL.	41
FIGURA 5.2 – NÍVEIS E VENTOS EM SÃO LOURENÇO, COM A DEFASAGEM (DV) ENTRE EXTREMOS DAS SÉRIES DE MÉDIAS MÓVEIS E DE NÍVEIS.	42
FIGURA 5.3 - PESQUISA DE COMBINAÇÕES DE JN, DN, JV E DV.	43
FIGURA 5.4 - EXEMPLO DE CORREÇÃO DE DEFASAGENS.	45
FIGURA 5.5 - PROCEDIMENTO DE DEFINIÇÃO DO MODELO DE RNA.	47
FIGURA 6.1 – RESULTADOS DA APLICAÇÃO DE FILTRO DE MÉDIAS MÓVEIS DE 5 TERMOS COM APLICAÇÃO CENTRAL SOBRE OS DESEMPENHOS DO COEFICIENTE DE PERSISTÊNCIA – CPR, PARA OS POSTOS DE SANTO ANTÔNIO, ARAMBARÉ, SÃO LOURENÇO DO SUL, CAPÃO DA MARCA E SOLIDÃO.	55
FIGURA 6.2 – MÉDIA MÓVEL DE 5 TERMOS (CPRM5) DA SÉRIE DE VALIDAÇÃO NA ESTAÇÃO SANTO ANTÔNIO.	56
FIGURA 6.3 – MÉDIA MÓVEL DE 5 TERMOS (CPRM5) DA SÉRIE DE VALIDAÇÃO NA ESTAÇÃO DE ARAMBARÉ.	56
FIGURA 6.4 – MÉDIA MÓVEL DE 5 TERMOS (CPRM5) DA SÉRIE DE VALIDAÇÃO NA ESTAÇÃO DE CAPÃO DA MARCA.	56
FIGURA 6.5 – MÉDIA MÓVEL DE 5 TERMOS (CPRM5) DA SÉRIE DE VALIDAÇÃO NA ESTAÇÃO SÃO LOURENÇO.	57
FIGURA 6.6 – MÉDIA MÓVEL DE 5 TERMOS (CPRM5) DA SÉRIE DE VALIDAÇÃO NA ESTAÇÃO DA SOLIDÃO.	57
FIGURA 6.7 – ESTATÍSTICAS DE DESEMPENHO (N.S. X N.N.I) E (EAM X N.N.I) PARA AMOSTRAS DE VALIDAÇÃO DA RNA PARA O POSTO DE SANTO ANTÔNIO E ALCANCE DE 12 HORAS, 18 HORAS E 24 HORAS.	58
FIGURA 6.8 – RESULTADOS DA ANÁLISE DA COMPLEXIDADE INTERNA DAS REDES NEURAIS, PARA OS POSTOS DE SANTO ANTÔNIO, ARAMBARÉ, SÃO LOURENÇO DO SUL, CAPÃO DA MARCA E SOLIDÃO.	59
FIGURA 6.9 – MÉDIA DE NEURÔNIOS OBTIDOS PARA A CAMADA INTERNA PARA OS MODELOS DE RNAS PROPOSTOS EM CADA ESTAÇÃO.	59
FIGURA 6.10 – VERIFICAÇÃO DA CAPACIDADE PREDITIVA DOS MODELOS USANDO O COEFICIENTE DE NASH-SUTCLIFFE.	61
FIGURA 6.11 – VERIFICAÇÃO DA PRECISÃO DAS PREVISÕES PARA OS MODELOS ATRAVÉS DO ERRO ABSOLUTO MÉDIO.	64
FIGURA 6.12 – VERIFICAÇÃO DA APLICABILIDADE DAS PREVISÕES PARA OS MODELOS ATRAVÉS DO ERRO ABSOLUTO EXTREMO (QUANTIL 0,95).	67
FIGURA 6.13 – VERIFICAÇÃO DA APLICABILIDADE DAS PREVISÕES PARA OS MODELOS ATRAVÉS DO COEFICIENTE DE PERSISTÊNCIA.	69

LISTA DE SIGLAS

Navegação de Longo Curso.....	Navegação realizada entre portos internacionais.
Navegação de Cabotagem.....	Navegação realizada entre portos nacionais.
Navegação Interior.....	Navegação cujo percurso é todo em águas interiores.
Calado.....	Medida da diferença vertical entre a linha d'água e a parte mais baixa da quilha da embarcação.
Rppne.....	Reserva Particular do Patrimônio Natural.
Apa	Área de Preservação Ambiental.
Suprg.....	Superintendência do Porto de Rio Grande.
Antaq	Agência Nacional de Transportes Aquaviários.
Ewma	Média Móvel de chuvas passadas.
Rna.....	Rede Neural Artificial.
Ns.....	Nash-Sutcliffe.
Cpr	Coefficiente de Persistência.
Cpr5m	Média Móvel de 5 termos aplicada ao Coeficiente de Persistência.
Eam.....	Erro Absoluto Médio.
Ea(0,95)	Erro Absoluto (Quantil 0,95).

LISTA DE TABELAS

TABELA 3.1 – ESPACIALIZAÇÃO TEMPORAL DOS DADOS DE CADA ESTAÇÃO: “BANCO DE DADOS DA LAGUNA DOS PATOS” .	21
TABELA 3.2 QUANTIFICAÇÃO DOS REGISTROS DISPONÍVEIS E USADOS DE NÍVEIS E VENTOS: “BANCO DE DADOS DA LAGUNA DOS PATOS” E QUANTIDADE DE REGISTROS VÁLIDOS APÓS AS TRANSFORMAÇÕES LINEARES.	23
TABELA 6.1 - VALORES DAS MÁXIMAS CORRELAÇÕES, DEFASAGENS E REGISTROS.	49
TABELA 6.2 – PARÂMETROS OBTIDOS DAS ANÁLISES PRELIMINARES DAS SÉRIES DE DADOS.	50
TABELA 6.3 – QUANTIFICAÇÃO DOS DADOS: PERCENTUAL DE DADOS NÍVEIS E VENTOS VÁLIDOS PARA CADA POSTO ESTUDADO UTILIZADOS NA RNA.	51
TABELA 6.5 – DESEMPENHO COM A AMOSTRA DE VALIDAÇÃO DA REDE NEURAL PARA A MÉDIA MÓVEL DE 5 TERMOS APLICADA SOBRE OS RESULTADOS DO COEFICIENTE DE PERSISTÊNCIA.	54
TABELA 6.6 – DESEMPENHO DAS PREVISÕES DE NÍVEIS COMPARANDO OS VALORES PREVISTOS E OBSERVADOS NA SÉRIE DE VERIFICAÇÃO USANDO O COEFICIENTE DE NASH-SUTCLIFFE.	61
TABELA 6.7 – DESEMPENHO DAS PREVISÕES DE NÍVEIS COMPARANDO OS VALORES PREVISTOS E OBSERVADOS NA SÉRIE DE VERIFICAÇÃO POR MEIO DO ERRO ABSOLUTO MÉDIO.	63
TABELA 6.8 – DESEMPENHO DAS PREVISÕES DE NÍVEIS COMPARANDO OS VALORES PREVISTOS E OBSERVADOS NA SÉRIE DE VERIFICAÇÃO POR MEIO DO ERRO ABSOLUTO EXTREMO (QUANTIL 0,95).	66
TABELA 6.9 – DESEMPENHO DAS PREVISÕES DE NÍVEIS PELO COEFICIENTE DE PERSISTÊNCIA.	68

SUMÁRIO

1.	INTRODUÇÃO	10
2.	OBJETIVO	14
3.	ÁREA DE ESTUDO E DADOS UTILIZADOS.....	15
3.1.	Área de Estudo.....	15
3.2.	Dados Utilizados	20
4.	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	24
4.1.	Estudos anteriores sobre a influência dos ventos na Laguna dos Patos.....	24
4.2.	Filtros Temporais	29
4.3.	Redes Neurais Artificiais	31
4.4.	Estatísticas de Desempenho	37
5.	METODOLOGIA.....	40
5.1.	Análise Preliminar e transformações dos Dados	40
5.2.	Modelo de Redes Neurais Artificiais.....	44
6.	RESULTADOS E DISCUSSÃO	49
6.1.	Pesquisa dos parâmetros das entradas dos modelos.....	49
6.2.	Pesquisa de Transformações e Defasagens	49
6.3.	Modelo de RNA para Previsão de Níveis de Curto Prazo.....	52
6.3.1	Análise do desempenho do modelo de Redes Neurais Artificiais aplicado à previsão de níveis na Laguna dos Patos	53
7.	CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES	72

1. INTRODUÇÃO

Em águas costeiras e regiões lagunares, eventos meteorológicos podem causar rápidas alterações hidrodinâmicas conforme observado por Hartmann e Schettini (1991). Esses ambientes costeiros foram qualificados por Lins-De-Barros (2015) como os de maior vulnerabilidade física e socioeconômica em razão da fragilidade dos seus ecossistemas, sua importância turística e da forte concentração populacional.

O estudo e o contínuo monitoramento das águas costeiras e dos fenômenos que influenciam na sua hidrodinâmica, pode contribuir à redução da vulnerabilidade dessas regiões, principalmente quando da ocorrência de desastres hidrológicos.

A observação dos níveis assumidos pelas águas e dos fenômenos meteorológicos e astronômicos atuantes nesses ambientes contribuem para o estabelecimento de relações de causa e efeito. O conhecimento dessas relações tem especial importância em sistemas de alerta de inundações e monitoramento de cheias, principalmente para previsões em tempo atual ou de curto prazo, cujo horizonte varia de horas até poucos dias.

Sistemas de informações como esses, proporcionam às comunidades, maior capacidade de resposta às inundações, possibilitando a implementação de medidas para a redução dos prejuízos socioeconômicos e ambientais.

Na região abrangida pela Laguna dos Patos que possui área de aproximadamente 10.000 km², segundo Almeida et al. (1992), o conhecimento dos níveis previstos no curto prazo pode proporcionar uma melhor utilização desses recursos hídricos.

A partir da previsão dos níveis, poderiam ser beneficiadas atividades como a pesca, recreação náutica, irrigação, atividades portuárias e da indústria naval, bem como auxiliar na gestão de recursos minerais, no planejamento de operações de manutenção necessárias à segurança das vias aquaviárias e na navegação.

A topografia plana da região e a geomorfologia da laguna propiciam condições indicadas à navegação, pois permitem que desde as proximidades de Porto Alegre, capital do Rio Grande do Sul, até seu encontro com o mar, onde está instalado o maior porto do Estado, no município de Rio Grande, sejam percorridos mais de 310 km em canais hidroviários, dos quais, uma extensão superior a 235 km possui profundidades naturais de pelo menos 6 metros.

Apesar das características favoráveis à navegação da região lagunar, as profundidades

de 6 metros, têm sido consideradas como um dos obstáculos à navegação de longo curso e cabotagem pela Laguna dos Patos até o Porto de Porto Alegre.

A limitação das profundidades da hidrovia em 6 metros, para garantir o calado oficial de 5,18 metros, medido da diferença vertical entre a linha d'água e a parte mais baixa da quilha da embarcação, reduz a atratividade do Porto de Porto Alegre e terminais portuários instalados na sua hinterlândia.

Segundo Cunha (2014), a coluna d'água na região lagunar, que compreende tanto o Lago Guaíba como a Laguna dos Patos, é aumentada em pelo menos 25 centímetros em mais de 90% dos dias do ano. Se utilizada essa maior elevação dos níveis para a navegação, as cargas transportadas nos navios que hoje singram por esses canais com capacidade ociosa. Poderiam ser aumentadas em mais de 10% (Cunha, 2014).

Embora existam estudos que comprovem a minoração das colunas d'água do sistema lagunar, no que tange aos calados permissíveis de navegação, a falta de informações complementares que permitam a previsão dos níveis para tempos futuros, impede a otimização desse sistema e a melhor utilização desse recurso natural.

A grande área compreendida pela superfície lagunar e sua formação alongada na direção do seu eixo longitudinal que coincide à direção dos ventos de nordeste e sudoeste, predominantes nessa região, exercem grande influência sobre o seu comportamento hidrodinâmico. A transferência de momento causada pelo atrito destas forçantes sobre as águas, induzem as correntes e provocam oscilações nos níveis das águas desse sistema no curto prazo, conforme Pedrollo et al. (1995); Möller Jr. et al. (2001); Fernandes et al. (2002); Castelão e Möller Jr. (2003); Fernandes et al. (2004); Marques (2005); Vaz et al. (2006); Lopes (2017) e Cavalcante (2018). Foi evidenciado nestes trabalhos, que o comportamento oscilatório dos níveis, orientado pelos ventos dos quadrantes nordeste e sudoeste, provoca desníveis entre as extremidades da laguna, com gradiente de elevação coincidente com a componente longitudinal de propagação dos ventos.

Em sistemas costeiros como o do presente estudo, onde o efeito dos ventos exerce maior influência sobre a hidrodinâmica local, as previsões de níveis a partir de modelos podem ser bastante úteis. Para tanto, faz-se necessário um melhor entendimento dos fenômenos e forçantes que influenciam no comportamento hidrodinâmico.

Cavalcante e Mendes (2014), Lopes (2017) e Lopes et al. (2017), demonstram que a utilização de dados dos ventos, contribui para a construção de melhores modelos hidráulicos e hidrológico-hidráulicos, os quais podem ser de base física, conceitual ou empírica (Lopes, 2107).

A simulação do comportamento hidrodinâmico, através de modelos numéricos de base física, realizada com base no monitoramento e análise de séries temporais, vem sendo aplicada na região da Laguna dos Patos desde a década de 1980, principalmente através de modelos 2D baseados em elementos finitos (Rosauero e Shettini, 1989; Almeida et al., 1889b).

Contribuições mais recentes, (Paz, Reis e Lima, 2005; Cavalcante e Lopes, 2014; Cavalcante, 2018) aplicaram o modelo bi-dimensional IPH-A, para a identificação de padrões de circulação das águas permitindo a sua classificação para diferentes usos e para monitoramento da dispersão de poluentes.

Pontes et al. (2015) buscaram, a partir do modelo MGB-IPH Inercial, aplicado a grandes bacias, modelar a bacia da Laguna dos Patos que permitiu, posteriormente, comprovar a melhora dos resultados do modelo hidrológico-hidráulico a partir da inclusão das variáveis de ventos atuantes sobre o sistema (Lopes et al., 2017).

Quando exigida a capacidade de lidar com situações complexas, como em previsões hidrológicas, os modelos de base empírica se apresentam bastante aplicáveis.

Esses modelos utilizam parâmetros obtidos de ajustes de séries históricas das variáveis importantes para o sistema e procuram captar, implicitamente, o comportamento do fenômeno estudado para períodos em que as variáveis envolvidas guardem relação de causa e efeito.

Alternativas importantes de modelos empíricos são as Redes Neurais Artificiais (RNAs), tendo-se como exemplos recentes na área hidroambiental os trabalhos de Oliveira et al. (2009), Coulibaly (2010), Oliveira, Pedrollo e Castro (2014), Valerio (2016), Pedrollo (2017), Oliveira et al. (2017), Sari et al. (2017).

Coulibaly (2010) comparou os resultados obtidos para previsão de longo prazo dos níveis dos Grandes Lagos Norte Americanos, usando modelos de Redes Neurais Recorrentes (RNN), Redes Neurais Bayesianas (BNN) e modelo dinâmico ESN (Echo State Network), cuja arquitetura pode ser estudada em Jaeger (2002) e Prokhorov (2005). Os resultados obtidos pelo autor possibilitaram verificar que o modelo ESN, que apresenta menor custo computacional,

apresentou resultados melhores que outros modelos de previsão de níveis para horizontes futuros de 1 a 12 meses.

Oliveira et al. (2009), através de um modelo baseado em Redes Neurais Artificiais, obteve a previsão dos níveis do mar sob eventos extremos, causados pela passagem de sistemas frontais associados a ciclones extratropicais no litoral sudeste brasileiro.

Valerio (2016) utilizou dados locais da pressão atmosférica, ventos, Maré Astronômica e da descarga fluvial do Rio Camburu, para a previsão de níveis do mar em Ubatuba, no litoral norte de São Paulo, para o horizonte de 6 horas.

Para o curto prazo, Pedrollo (2017) também aplicou RNAs, com bons resultados, para a previsão dos níveis de inundações para atendimento do Sistema de Alerta Hidrológico da bacia do rio Taquari, com alcances de 5 e 11 horas, utilizando filtros de médias móveis com ponderação exponencial de precipitações antecedentes para a agregação destas entradas em redes neurais multicamadas.

A motivação para o presente trabalho resultou, primeiramente, da constatação da importância dos ventos na laguna, conforme observado por Pedrollo et al. (1995), Möller Jr. et al. (2001), Fernandes et al. (2002), Castelão e Möller Jr. (2003), Fernandes et al. (2004), Marques (2005), Vaz et al. (2006), que demonstraram que as variações dos níveis das águas do corpo lagunar é preponderantemente resultante da incidência dos ventos longitudinais sobre sua superfície para horizontes de horas a poucos dias.

Outra motivação foi a existência de um banco de dados de níveis e ventos, com duração de até 37 meses e com resolução em escala horária, produzido pela pesquisa "Banco de Dados de Níveis e Ventos da Lagoa dos Patos" (Almeida et al., 1992), financiado pela CIRM - Comissão Interministerial para os Recursos do Mar e desenvolvido em parceria com a Universidade Federal do Rio Grande do Sul – UFRGS. Com diversos postos linigráficos e anemográficos distribuídos em torno da laguna, este constitui-se no único levantamento com estas características na Lagoa dos Patos, até o momento e está disponível para o domínio público, na biblioteca do IPH/UFRGS, em meio digital, junto ao relatório do projeto.

2. OBJETIVO

O objetivo deste trabalho foi a verificação da previsibilidade em tempo atual de níveis a partir unicamente do estado atual no próprio posto estudado e das componentes longitudinais dos ventos incidentes, utilizando um modelo baseado em Redes Neurais Artificiais que, por serem aproximadores universais de funções, conforme Hecht-Nielsen (1987), são candidatos naturais para a modelagem empírica do tipo que foi realizada .

Para a realização deste objetivo, pretendeu-se verificar, para cada posto monitorado, a previsibilidade com dados obtidos nos próprios postos, para diversos alcances, possivelmente até que tenha sido esgotada a aplicabilidade dos modelos.

Foram contempladas, para tanto, transformações dos dados de níveis e de ventos, com uso de médias móveis para a agregação de informações e a filtragem de oscilações de maior frequência dos ventos e dos níveis. Esses recursos são adequados para o uso de grande quantidade de entradas, quando, mesmo assim, são desejáveis modelos parcimoniosos.

Dessa forma, a metodologia utilizada considerou a hipótese de que o efeito de armazenamento já está representado pelos níveis atuais, permitindo a previsão, na medida em que sejam também verdadeiras as hipóteses verificadas em trabalhos anteriores, com respeito à influência das componentes longitudinais dos ventos e à relativa permanência dos volumes da laguna.

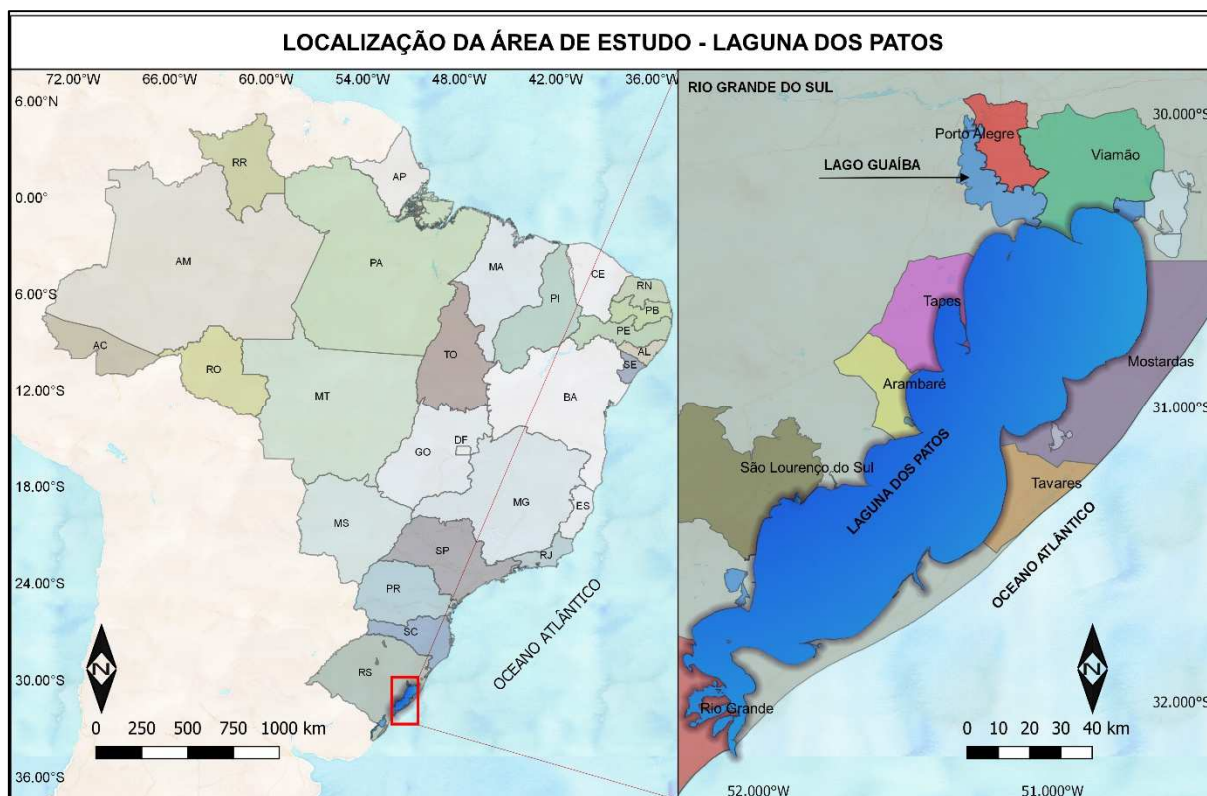
Para a avaliação dos resultados foram utilizados o Erro absoluto médio, o Quantil 0,95 do erro absoluto, o coeficiente de Nash-Sutcliffe (1970) e o Coeficiente de Persistência (Kitanidis e Bras, 1978).

3. ÁREA DE ESTUDO E DADOS UTILIZADOS

3.1. ÁREA DE ESTUDO

A região da Laguna dos Patos, na qual foi realizada esta pesquisa, está situada na Planície Costeira do Rio Grande do Sul, entre os paralelos 30°S e 32°S e entre os meridianos 50°W e 52°W, no extremo sul do Brasil, conforme apresentado na Figura 3.1.

Figura 3.1- Localização da Laguna dos Patos.



Fonte: Autor.

Na região estudada, estão concentrados importantes centros econômicos e administrativos, áreas de preservação ambiental, comunidades indígenas e quilombolas, áreas de cultivo agrícola e pecuário, bem como, diversas comunidades ribeirinhas e colônias de pescadores. A abrangência das atividades desenvolvidas, além riquezas naturais, arqueológicas e turísticas presentes na região, somada ao grande espaço territorial que compreende, incutem à Laguna dos Patos, grande importância nas áreas ambiental, social, cultural e, também econômica.

Quanto à importância ambiental, a região da Laguna dos Patos, compreende, áreas com

elevada produtividade e diversidade de sua fauna e flora, junto a região estuarina (Tundisi, 2008), e abriga diversas áreas de preservação ambiental, como, o Parque Estadual do Itapuã no município de Viamão, a RPPNE Barba Negra em Barra do Ribeiro, a RPPNE do Pontal da Barra no município de Pelotas, o Parque Estadual do Camaquã, em Camaquã, a APA Lagoa Verde no município de Rio Grande e o Parque Nacional da Lagoa do Peixe que se estende sobre os municípios de Mostardas e Tavares.

A pesca artesanal é, também, uma importante atividade regional (Moura e Diegues, 2009). Esta é desenvolvida ao longo de toda a região, sendo mais concentrada nas áreas próximas à Lagoa do Casamento e Barra do Ribeiro ao norte e na metade da laguna e região estuarina, onde é muito produtiva e organizada a partir de cinco importantes colônias de pescadores instaladas na região, as quais, concentravam, em 2005, 7790 pescadores artesanais, segundo Garcez e Botero (2005). Observa-se também, nas áreas adjacentes à laguna, o desenvolvimento da atividade agrícola, associado à criação de gado, atividades que, segundo Garaventa (2008), se desenvolvem ao longo de quase toda a extensão lagunar.

Há também instalado, na extremidade Sul da laguna, o Porto do Rio Grande, o qual apresenta elevada importância social e econômica para o Estado, tendo movimentado, apenas em 2018, mais de 42,96 milhões de toneladas segundo as estatísticas informadas pela Superintendência do Porto de Rio Grande (SUPRG, 2019). Importante ressaltar a relevância da navegação interior junto ao Porto de Rio Grande, que conforme as estatísticas disponibilizadas em SUPRG (2019) das 4154 atracções realizadas em todo o ano de 2017, que representaram uma movimentação de mais de 37,5 milhões de toneladas junto ao complexo portuário de Rio Grande (SUPRG, 2018), consideráveis 1535 atracções foram decorrentes da navegação interior da Laguna dos Patos (SUPRG, 2019).

No sistema hidroviário interior do Rio Grande do Sul, os canais que interligam a Região metropolitana de Porto Alegre ao Porto de Rio Grande, atravessam a Laguna dos Patos e o Lago Guaíba e por esses, é garantido o tráfego de embarcações tanto da Navegação Interior, como de cabotagem e de longo curso. Segundo dados do Anuário Estatístico da ANTAQ - Agência Nacional de Transportes Aquaviários (ANTAQ, 2018) por estes canais foram movimentados, em 2017, mais de 8 milhões de toneladas, as quais são preponderantemente decorrentes da movimentação de matéria prima para insumos usados no agronegócio, além do escoamento e

importação de grãos como soja, milho, cevada, trigo e, produtos derivados da indústria petroquímica.

Pela hidrovía são também exportados, transformadores de energia provindos da região metropolitana de Caxias do Sul, bem como peças da indústria naval derivadas da produção Off-Shore e o escoamento da produção da Refinaria Alberto Pasqualini no III Polo Petroquímico de Triunfo. Além de garantir a importação de 70% de todo o GLP (Gás Liquefeito de Petróleo) que abastece o Estado e a importação de 99% de todo o sal consumido na região metropolitana de Porto Alegre, o qual é movimentado no Porto organizado de Porto Alegre.

O porto movimenta, ainda, óleos vegetais e animais e tem buscado maior diversificação a partir da movimentação de novas cargas de técnicas, já consolidadas como a importação de bobinas de aço ou em fase de projeto como o escoamento da produção e importação de veículos automotores.

A movimentação de cargas na Laguna dos Patos, teve também, nos últimos anos, o acréscimo de novas cargas como a movimentação de contêineres, junto ao Terminal Santa Clara no município de Triunfo e de toras de madeira e pasta de celulose por meio dos terminais da CMPC (Celulose Riograndense SA) localizados em terminal privado no município de Guaíba e também, junto aos portos organizados de Pelotas e Rio Grande.

São evidentes os benefícios para o Estado de se melhor utilizar as vias navegáveis e, nesse contexto, aperfeiçoar a navegação com o melhor uso da coluna d'água, por meio da redução de incertezas decorrentes das alterações nos seus níveis e por meio do aumento da confiabilidade na previsão dos níveis para horizontes de tempo compatíveis com os tempos de deslocamento entre portos e terminais portuários do Estado. Além disso, a previsibilidade de níveis assume um importante papel para a preservação do meio ambiente, reduzindo a recorrência de dragagens e contribuindo com a economia do Estado.

A profundidade média da laguna é, conforme relatado por Möller Jr. et al. (2001) e Toldo et al. (2006) de 5 a 6 metros, sendo superiores a 6 metros, junto ao eixo longitudinal, em mais de 210 km.

Segundo o Plano Estadual de Logística de Transportes do Estado do Rio Grande do Sul (PELT/RS, 2018) a malha hidroviária da qual faz parte a Laguna dos Patos é, além do complexo hidroviário da Amazônia, a única navegável em condições comerciais, interligada a um Porto

Marítimo (Porto de Rio Grande), embora os portos de Porto Alegre e Pelotas também sejam classificados como portos marítimos por movimentar cargas providas da navegação de longo curso.

Com uma extensão navegável de aproximadamente 258 km desde o Farol de Itapuã, ao norte da laguna, onde recebe as águas do Lago Guaíba, até sua desembocadura no Oceano Atlântico através da Barra de Rio Grande e com uma largura média, de 40 km, a Laguna dos Patos é, segundo Kjerve (1986), a maior laguna costeira estrangulada do mundo.

Entende-se por laguna, segundo Tomazelli e Villwock (1991), lagoas conectadas livremente com o mar aberto, por meio de canais de ligação e, segundo Kjerve (1996), o conceito de laguna estrangulada é atribuído pela existência de um ou mais canais de ligação com o mar, que, longos e estreitos provocam grandes tempos de permanência.

Como usualmente ocorre nas lagunas costeiras estranguladas, o regime hidrodinâmico da Laguna dos Patos é controlado, predominantemente, pelos ventos e pela vazão afluyente Kjerve (1986), pois, o efeito produzido pelas marés é filtrado pelo atrito, o qual, faz com que a maré seja atenuada no interior do canal (Fernandes, 2001).

A topografia de fundo da laguna apresenta baixas declividades, embora, segundo Toldo et al. (2006), seja dividida em duas zonas morfológicas e sedimentológicas distintas: a primeira região, abrange cerca de 40% da área e corresponde às margens arenosas e a segunda região, corresponde ao fundo lamoso e plano da laguna, onde estão as áreas de maior profundidade, variando entre 5 e 6 metros.

A área de drenagem da Laguna dos Patos compreende cerca de 147.000 km² no território estadual e mais aproximados 30.000 km² em território Uruguaio, sendo considerado o ponto de convergência de toda a Bacia do Sudeste.

Segundo Almeida et al. (1992), a Laguna dos Patos, cuja área superficial abrange aproximadamente 10.000 km², possui, estimadamente, um volume de águas armazenado da ordem de 55 bilhões de metros cúbicos (m³), dos quais, grande parte se destina ao oceano Atlântico, onde desaguam através de um canal junto a extremidade sul do sistema lagunar a uma vazão média 4800 m³/s (Toldo, 1994).

Vaz et al. (2006), demonstraram que o complexo do Lago Guaíba, situado ao norte do sistema lagunar e formado por águas dos rios Taquari, Sinos, Caí, Gravataí e Jacuí, transporta

suas águas ao corpo lagunar, a uma vazão média de 1393 m³/s. Ainda segundo os autores, as águas do rio Camaquã, desembocam no sistema lagunar, formando um sistema deltaico na sua porção central da margem oeste da laguna, com uma vazão média anual de 307 m³/s e, junto à confluência das águas da Laguna dos Patos com o as do Rio São Gonçalo, que se estendem até a Lagoa Mirim, há a contribuição de água doce a uma vazão média anual de 700 m³/s. Estes três contribuintes, juntos, transferem à Laguna dos Patos, águas a uma vazão média de 2400 m³/s. Apesar das elevadas vazões de entrada e saída da laguna, o tempo de residência das águas é da ordem de 108 dias (Toldo, 1994), embora Pereira e Nienchenski (2004) apontem tempos de residência menores, de 18 e de 38 dias, associados, respectivamente, a ventos de nordeste e altas vazões ou ventos de sudoeste e baixas vazões.

As lamas do piso lagunar são derivadas principalmente do Rio Guaíba e a deposição destes sedimentos ocorre em profundidades abaixo do nível base de erosão das ondas, o qual raramente excede a 4 metros (Toldo, 1994).

Hartmann e Calliari (1995) demonstraram que outra fonte importante de material para a região lagunar tem origem no Rio Camaquã, principal contribuinte da região média da laguna nos períodos de cheia. Este Rio drena terrenos do cristalino, contribuindo com minerais típicos do embasamento.

Mais ao sul, a desembocadura do Canal São Gonçalo é a principal fonte de material sedimentar, onde de maneira inversa ao que ocorre na região estuarina, o tamanho de grão aumenta com a profundidade (Hartmann e Harkot, 1990). Tal condição caracteriza ambiente de canal com intensa circulação na sua parte central, cujas velocidades altas, contrastam com as baixas do corpo lagunar, conferindo ao São Gonçalo maior competência para o transporte de sedimentos. Segundo os autores, as áreas marginais do rio São Gonçalo, são bastante rasas e com maior concentração de finos.

Estes sedimentos inconsolidados, constantes na porção central, estão disponíveis para serem transportados a qualquer momento em direção ao estuário, juntamente com detritos orgânicos que ocorrem em abundância nas margens do canal (Hartmann e Harkot, 1990).

O regime de ventos dos quadrantes nordeste e sudoeste é predominante na maior parte do ano, na costa do Rio Grande do Sul. Os ventos do quadrante NE, são associados ao anticiclone sobre o Oceano Atlântico, que é responsável pelas massas de ar quente e úmido

predominantes, principalmente, nos meses de verão (Möller Jr. et al., 1996). Os ventos de SO, estão principalmente associados ao sistema Anticiclone Móvel Polar ou sistemas frontais, que transportam as massas de ar frio e seco, sendo mais frequentes nos meses de inverno (Tomazelli, 1993; Castelão e Möller Jr., 2003).

As grandes dimensões da Laguna dos Patos, aliadas à incidência dos ventos, principalmente nos sentidos coincidentes com a direção do eixo longitudinal da laguna, provocam médios valores de *fetch*, da ordem de 70,4 km, segundo Marques et al. (2013). Essas configurações, associadas às baixas profundidades médias do corpo lagunar, conferem aos ventos dos quadrantes NE e SO grande influência sobre a hidrodinâmica.

Conforme Pedrollo et al. (1995); Möller Jr. et al. (2001); Fernandes et al. (2002); Castelão e Möller Jr. (2003); Fernandes et al. (2004); Marques (2005); Vaz et al. (2006); Lopes (2017) e Cavalcante (2018), o efeito dos ventos é o principal indutor dos processos hidrodinâmicos da Laguna dos Patos, principalmente nas porções central e norte, em escalas temporais de horas até poucos dias.

A influência dos ventos é, portanto, capaz de provocar o deslocamento de grandes massas de água no sentido coincidente à propagação dos ventos, causando, ora o aumento, ora e a redução dos níveis. Este efeito é mais pronunciado nas extremidades opostas da laguna, e atenuado na porção central (região de Arambaré), a qual comporta-se como um ponto nodal do sistema pendular.

3.2. DADOS UTILIZADOS

Para a realização deste trabalho foram utilizados dados horários, obtidos por interpolação de dados anemográficos e linigráficos, coletados no projeto “Banco de Dados de Níveis e Ventos da Lagoa dos Patos” (Almeida et al., 1992), formando séries temporais, consistidas de velocidade e direção de ventos e, de níveis de águas.

O Projeto "Banco de Dados de Níveis e Ventos da Lagoa dos Patos" (Almeida et al., 1992), sucedeu, a partir de 1988, o projeto "Circulação e Dispersão do Sistema Guáíba / Lagoa dos Patos", iniciado em 1983 e, foi por meio desses projetos que ocorreu a instalação de linígrafos e anemógrafos em 8 localidades, cuja distribuição possibilitou, a partir da coleta dos dados de níveis, e, das direções e velocidades dos ventos, o estudo do comportamento superficial das massas d'água ao longo da Laguna dos Patos, conforme apresentado em

Almeida et al. (1989a), Almeida et al. (1992), Pedrollo et al. (1994) e Pedrollo et al. (1995).

Contemplando as diversas regiões da laguna, foram instalados postos de medição dos níveis em Tapes, no Pontal de Santo Antônio, em Arambaré, em São Lourenço do Sul, no município de Tavares, no Farol Capão da Marca e em uma região pertencente ao município de Mostardas, denominada Solidão. Os registros de dados de velocidade e direção dos ventos foram obtidos de estações em Capão da Moça no município de Tapes, no Farol Capão da Marca, no município de São Lourenço do Sul e Solidão.

As coletas dos dados ocorridas com frequência horária foram realizadas de forma contínua entre os anos de 1988 e 1990 e estão apresentadas na Tabela 3.1.

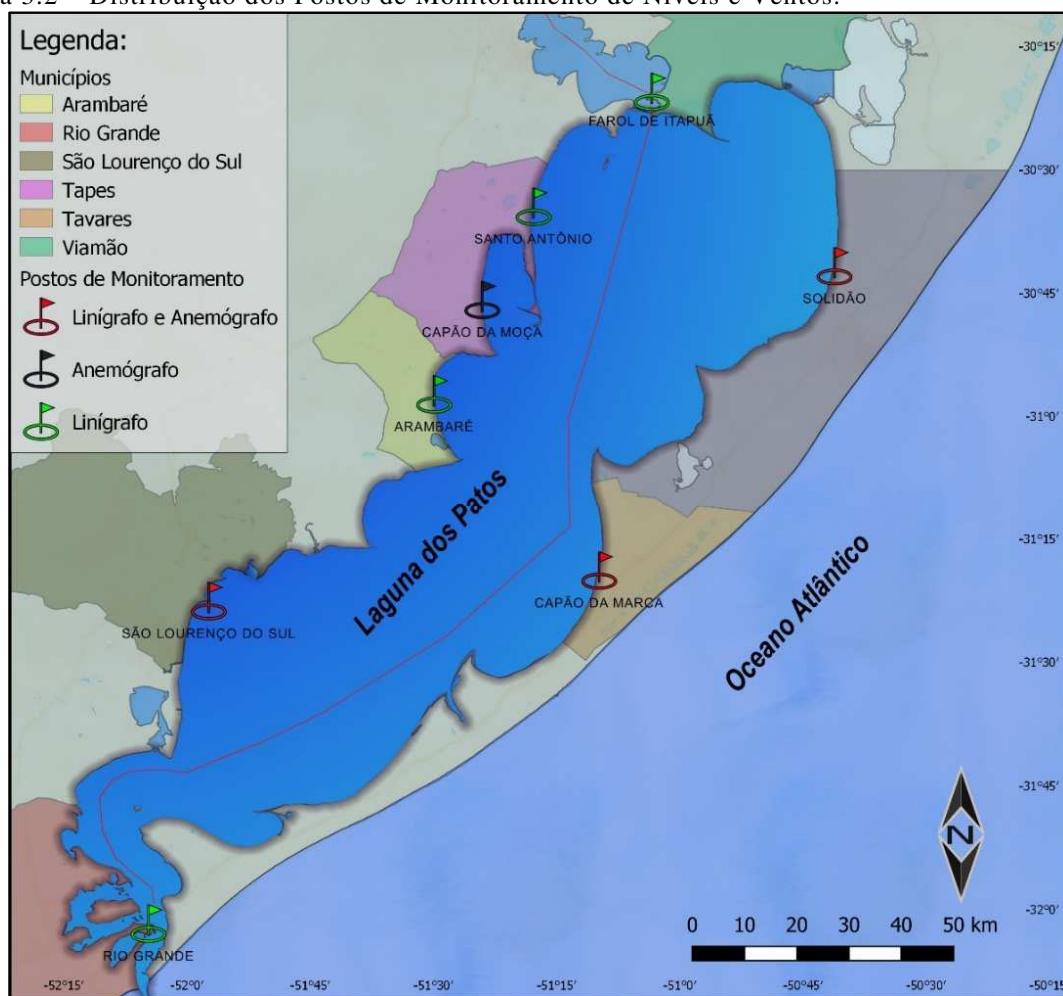
Tabela 3.1 – Espacialização temporal dos dados de cada estação: “Banco de Dados da Laguna dos Patos”.

DADOS:	VENTOS		NÍVEIS	
	INÍCIO	FIM	INÍCIO	FIM
Arambaré			14/12/1987	12/10/1990
Capão da Marca	20/09/1988	11/03/1990	04/03/1988	29/07/1990
Capão da Moça	20/09/1988	11/04/1990		
Itapuã			10/12/1987	15/09/1988
Santo Antônio			10/11/1987	25/07/1990
São Lourenço	20/09/1988	11/04/1990	26/10/1987	25/10/1990
Solidão	21/09/1988	11/04/1990	10/02/1988	27/06/1990
Rio Grande			15/12/1987	25/10/1990

Fonte: Autor.

Estes postos de medição, instalados para a pesquisa, estão representados na Figura 3.2:

Figura 3.2 – Distribuição dos Postos de Monitoramento de Níveis e Ventos.



Fonte: Adaptado de Pedrollo et al. (1995).

Apesar de disponibilizados dados de velocidade e direção dos ventos dos quatro anemógrafos localizados na Laguna dos Patos nas proximidades dos linígrafos estudados, optamos por trabalhar com uma única série, representativa do campo de ventos atuantes sobre a laguna. Essa opção é justificada pela homogeneidade comprovada dos ventos na região lagunar (Almeida et al., 1989b; Almeida et al., 1992). Para tanto, foram utilizados os registros válidos, dos anemógrafos e, a partir de uma análise preliminar das séries, foi obtida a série das resultantes das médias dos ventos longitudinais, representativa da laguna.

Após descontadas as falhas e descontinuidades dos registros obtidos no banco de dados, resultaram para cada posto as quantidades de dados informadas na Tabela 3.2, onde são também apresentadas as quantidades de registros válidos disponíveis para serem usados no modelo de RNAs, após a aplicação das transformações lineares propostas neste trabalho.

Tabela 3.2 Quantificação dos registros disponíveis e usados de níveis e ventos: “Banco de Dados da Laguna dos Patos” e quantidade de registros válidos após as transformações lineares.

DADOS:	Série sem Falhas		Número de Registros Válidos
	Ventos	Níveis	
Arambaré		11049	3328
Capão da Marca	8708	10073	3981
Capão da Moça	16069		
Santo Antônio		15157	6599
São Lourenço	16026	10330	3395
Solidão	9210	10220	4877

Fonte Autor.

4. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

4.1. ESTUDOS ANTERIORES SOBRE A INFLUÊNCIA DOS VENTOS NA LAGUNA DOS PATOS

O estudo dos processos hidrodinâmicos da Laguna dos Patos iniciou ainda no final do século XIX, de acordo com os relatos de Möller Jr. e Fernandes (2010) e Von Ihering (1885), em razão da necessidade de embasamento teórico para a concepção dos projetos de construção do canal de navegação junto à Barra do Rio Grande.

A equipe de engenheiros responsáveis pelo projeto, liderada pelo Eng. Honório Bicalho, realizou entre 1877 e 1882, observações contínuas das direções e da intensidade dos ventos atuantes sobre a região da laguna, dos níveis de suas águas e das precipitações na região da Barra do Rio Grande, cujos resultados foram publicados em 1883 pelo chefe da equipe, Dr. Eng. Honório Bicalho.

De acordo com o relatado por Möller Jr. e Fernandes (2010) e de acordo com Von Ihering (1885), verifica-se, que já no final do século XIX e início do século XX, estudos evidenciaram a forte relação entre ventos e níveis do sistema lagunar, cujas repercussões maiores foram atribuídas aos ventos dos quadrantes nordeste e sudoeste, os quais atuam junto ao eixo longitudinal da laguna e apresentam frequência majoritária. O autor, Von Ihering (1885), no seu relato, descreve os estudos da Comissão da Barra, constituída por um grupo de engenheiros brasileiros e chefiada pelo Engenheiro Honório Bicalho, que, embora tenham relatado a maior influência dos ventos na circulação das águas lagunares, também creditou importância aos efeitos da descarga fluvial em determinados períodos do ano, apesar de não ter indicado quais os períodos de influência destas forçantes.

Outro importante trabalho, foi desenvolvido no início do século XX, pelo engenheiro Malaval, segundo relatado por Stech e Mata (1996), Möller Jr. e Castaing (1999), Möller Jr. et al. (2001), Diegues e Moura (2009) e Möller Jr. e Fernandes (2010). Conforme estes autores, as publicações do engenheiro Malaval, ocorreram, nos anos de 1915 e 1922, e foram decorrentes da elaboração dos projetos de construção dos molhes, nos quais, observou a influência dos aspectos meteorológicos, hidrológicos e hidrográficos na circulação das águas da Laguna dos Patos. Relataram que também este autor, atribuiu aos ventos, principalmente os de nordeste e de sudoeste, o domínio sobre a circulação das águas da Laguna dos Patos.

Möller Jr. e Fernandes (2010), relatam que somente após a implementação da Base Oceanográfica Atlântica, da FURG, novos avanços sobre o conhecimento do sistema lagunar voltaram a ocorrer.

Para o presente trabalho, as maiores contribuições vieram a partir da implantação do projeto "Circulação e Dispersão do Sistema Guaíba / Lagoa dos Patos", que, financiado pela CIRM - Comissão Interministerial para os Recursos do Mar e desenvolvido em parceria com a Universidade Federal do Rio Grande do Sul – UFRGS, permitiram que em 1983, se iniciassem os estudos dos padrões de circulação através de medições de campo e modelação matemática (Almeida et al., 1992; Pedrollo et al., 1995), os quais produziram os registros utilizados em nosso trabalho.

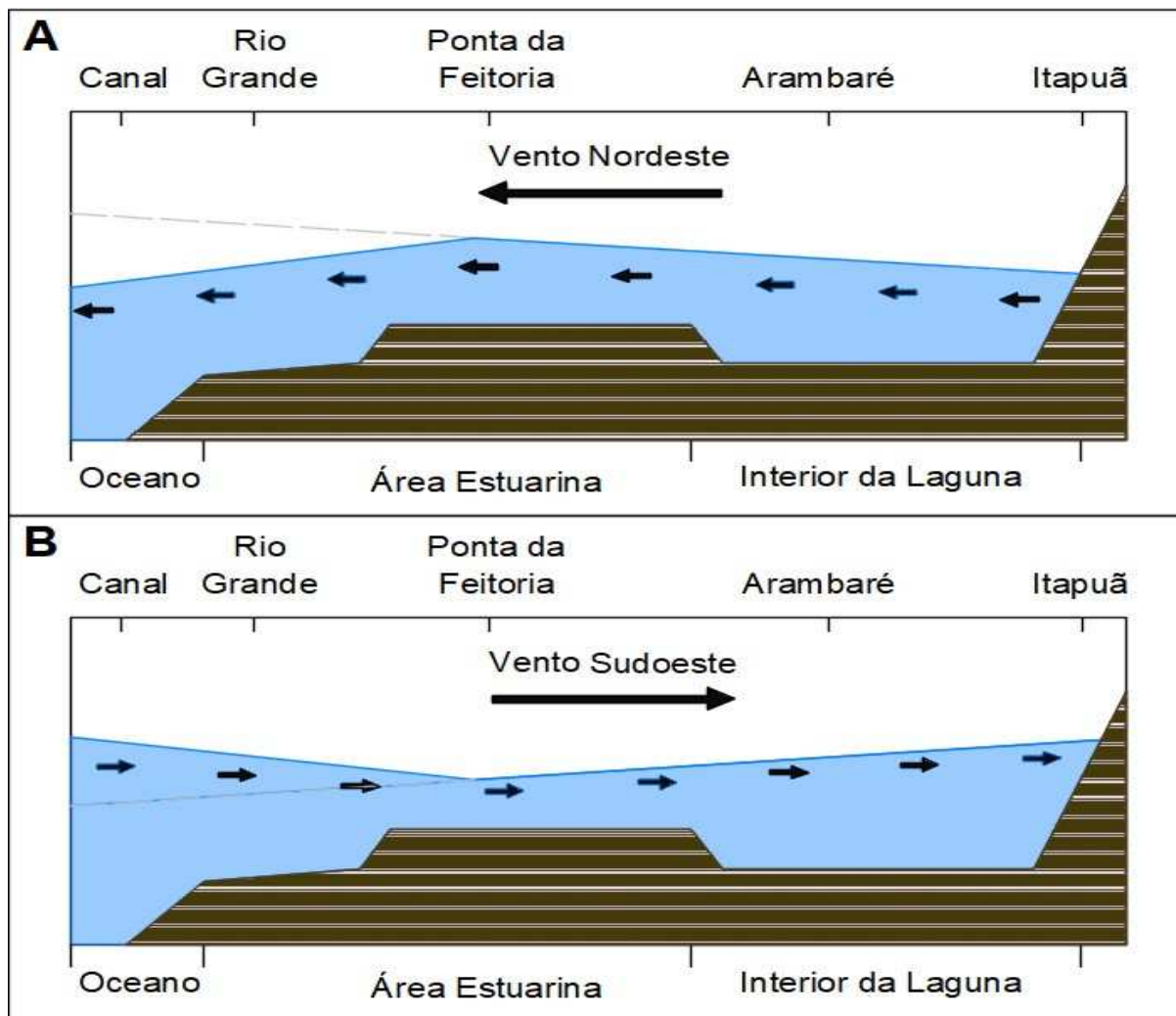
A continuação desse projeto foi intitulada “Estrutura e Dinâmica do Sistema Lagoa dos Patos: Área Física” (Almeida et al., 1992; Pedrollo et al., 1995), visando o estudo da correntologia da laguna, no qual foram registrados os níveis e os ventos, observados a partir de estações instaladas ao longo da Laguna dos Patos, cujas séries de dados foram consolidadas no projeto “Banco de Dados de Níveis e Ventos da Lagoa dos Patos” (Almeida et al., 1992; Pedrollo et al., 1995).

Da análise desses registros, os autores em Almeida et al. (1989a) concluíram que o movimento da parte superior da laguna é fundamentalmente influenciado pelo vento, e, em Almeida et al. (1992), demonstraram o comportamento homogêneo das velocidades e direções dos ventos.

Foi também demonstrado por Pedrollo et al. (1994) e Pedrollo et al. (1995), e, posteriormente por Möller Jr. et al. (2001), Fernandes et al. (2002), Castelão e Möller Jr. (2003), Fernandes et al. (2004), Marques (2005), Vaz et al. (2006), Lopes (2017) e Cavalcante (2018), que a força de arraste causada pelos ventos determina o deslocamento de massas de água no sentido que estes incidem e o consequente desnível entre suas extremidades, provocando um movimento característico na Laguna dos Patos, conhecido como “movimento pendular”.

A compreensão do movimento característico dos níveis do sistema lagunar, quando este é submetido às forças dos ventos que atuam sobre o seu eixo longitudinal, fica bastante evidente a partir da Figura 4.1, desenvolvida por Möller Jr. et al. (2001).

Figura 4.1 - Representação longitudinal do movimento superficial da Laguna dos Patos. (3.A) submetida aos ventos nordeste. (3.B) submetida aos ventos sudoeste.



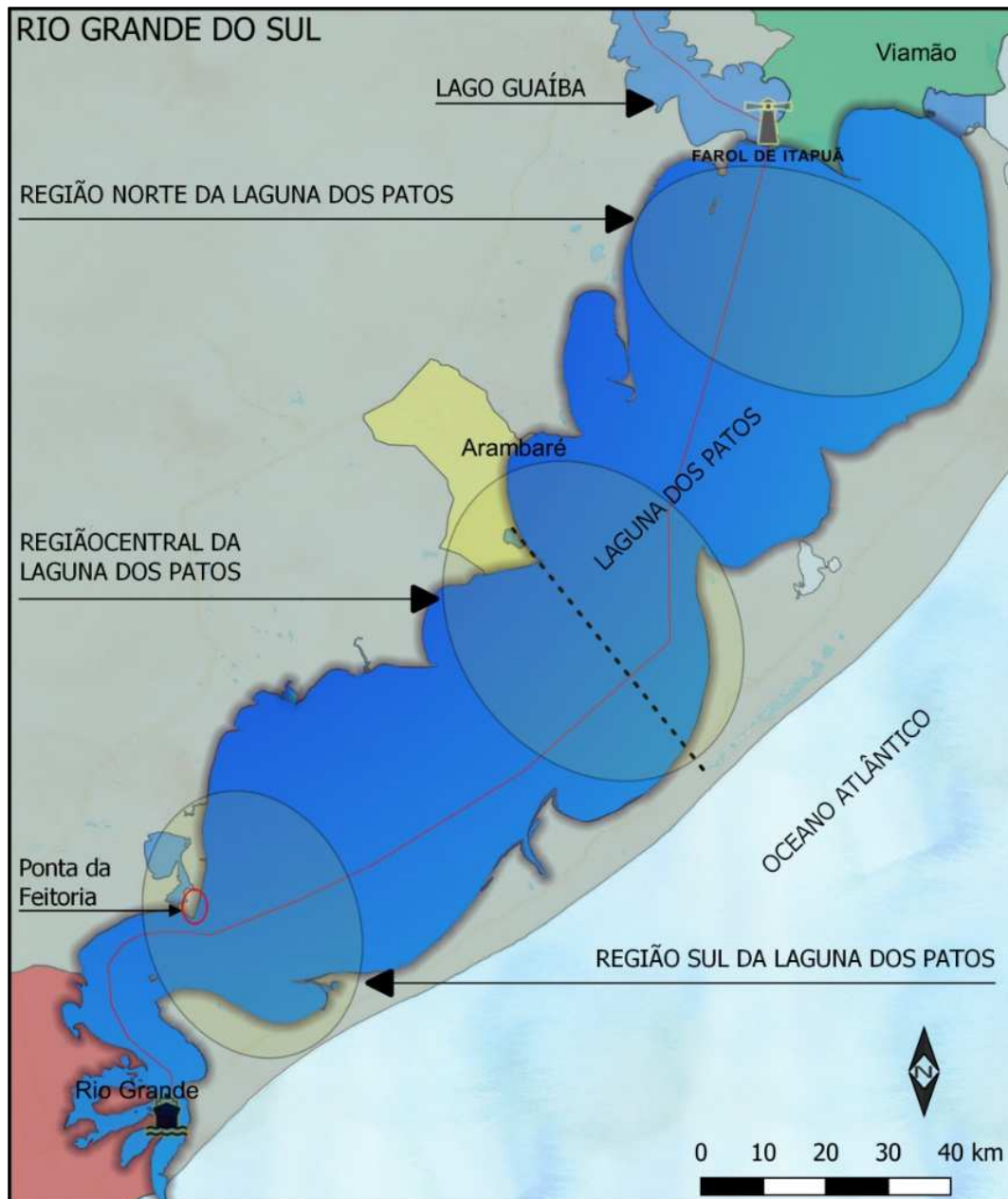
Fonte: Figura adaptada de Möller Jr. et al. (2001).

Sabe-se, porém, que o sistema, por maior que seja a permanência dos seus volumes, efetua a troca de águas entre os complexos do Lago Guaíba, Laguna dos Patos e Oceano Atlântico, provocando constantes alterações nos volumes de água no reservatório.

Embora seja evidente o efeito de empilhamento nas extremidades da laguna, a oscilação dos níveis nas proximidades de Arambaré, junto à região central desse sistema, não apresentou resultados da mesma magnitude para a ação dos ventos longitudinais.

A representação das áreas, cujas oscilações provocadas pelos ventos longitudinais sobre a laguna apresentam maiores distinções está apresentada na Figura 4.2.

Figura 4.2 - Áreas representativas do movimento pendular das massas de água à ação dos ventos longitudinais.



Fonte: Autor.

Essa diferença no comportamento oscilatório da região central da laguna pode ser explicada, ao presumir que a superfície lagunar, quando submetida às forçantes longitudinais, para curtos prazos e em relação ao movimento evidenciado como pendular, apresenta desníveis com um aumento gradual e próximo do linear na direção de propagação dos ventos. Dessa forma, os níveis observados na região central da Laguna dos Patos, nas proximidades de

Arambaré, representam a média dos níveis das extremidades e este atua como um ponto nodal desse sistema pendular, conforme já apresentado pelos autores Pedrollo et al. (1995), Möller Jr. et al. (2001), Castelão e Möller Jr. (2003), Marques (2005) e Vaz et al. (2006).

O monitoramento dos níveis dessa região da Laguna dos Patos pode fornecer importantes informações, quanto ao volume de água disponível nesse sistema.

Quanto a influência dos ventos transversais sobre os níveis, Möller Jr et al. (2001), atribuíram a estes, possivelmente, a predominância sobre os desníveis para períodos de alta frequência (sazonais), ao verificarem uma contribuição inferior a 20% da variância espectral total. Neste trabalho, os autores, através de um método de elementos finitos, construíram um modelo tridimensional para estudar a influência de forçantes locais e remotas sobre a oscilação dos níveis na Laguna dos Patos e concluíram que os ventos longitudinais exercem papel dominante nos períodos de baixa frequência, associados à passagem de frentes meteorológicas.

Pedrollo et al. (1995), verificaram a influência das intensidades e direção dos ventos sobre diversas localidades do sistema lagunar, e, utilizando técnicas de análise de séries temporais, identificaram, a partir de modelos matemáticos, a dependência entre os fatores envolvidos. Verificaram, que os ventos transversais têm pouca ou nenhuma influência sobre o movimento que causa o empilhamento das águas nas extremidades da laguna.

A partir desses estudos, depreende-se, que estão concomitantemente presentes, atuando sobre o corpo lagunar, diferentes forçantes locais, cujas reações, por estas provocadas nas oscilações hidrodinâmicas, são distintas quanto as suas frequências e durações. Para a Laguna dos Patos, conforme demonstrado em Pedrollo et al. (1995) e Möller Jr et al. (2001), as oscilações de alta frequência apresentam pouca contribuição no deslocamento de massas e correntes do sistema lagunar e, estão associadas a incidência dos ventos transversais.

Aos ventos da direção Nordeste-Sudoeste, predominantes da região, os quais são coincidentes ao eixo longitudinal da Laguna, são atribuídas, no curto prazo, o domínio sobre a hidrodinâmica local, provocando oscilações de baixa frequência.

Möller Jr et al. (2001), ao avaliar a passagem de um sistema frontal, verificaram que, após a inversão do sentido do vento, foram necessárias pouco menos de 20 horas para que as oscilações dos níveis, novamente, coincidisse com a direção e sentido dos ventos incidentes.

É importante salientar que as oscilações nos níveis do corpo lagunar são causadas pela

transferência de energia, que em decorrência da força de arraste produzem, na superfície lagunar, o deslocamento das massas de água e das correntes. No entanto, esse deslocamento não ocorre instantaneamente, pois depende, além das intensidades dos ventos incidentes, da persistência deste por um certo período.

Segundo Castelão e Möller Jr. (2003), através de pesquisa realizada com dados de níveis obtidos da régua da Praticagem da Barra, em Rio Grande, o sistema lagunar, naquela localidade, leva 5 dias para absorver aproximadamente 98% da energia transferida pelos ventos, os quais, segundo Stech e Lorenzetti (1992) apud Castelão e Möller Jr. (2003) e Möller Jr. (1996) apud Castelão e Möller Jr. (2003), respectivamente, possuem em média, frequências de 6 dias no inverno e 11 dias no verão.

A defasagem temporal que é verificada entre o momento de incidência dos ventos e o momento em que o sistema consegue absorver a energia cinética necessária à oscilação dos níveis, pode justificar a utilização de médias móveis com ponderação uniforme em modelos de previsão de curto prazo, com o objetivo de garantir o acúmulo dos efeitos causados pelos ventos anteriores sobre o sistema lagunar.

4.2. FILTROS TEMPORAIS

Filtros temporais são recursos utilizados, em séries temporais, para eliminar tendências ou flutuações locais de altas ou de baixas frequências. Dessa forma, quando o interesse é eliminar flutuações locais de alta frequência, usamos o filtro passa-baixas, no entanto, para flutuações de baixa frequência, quando o interesse são as altas frequências usamos o filtro passa-altas.

Pode-se empregar filtros também para sintetizar as informações, agregando as entradas temporais, em certos casos quando se dispõe de séries temporais de alta frequência. O exemplo mais simples, segundo Chatfield (1975), é a média móvel simples com atribuição central, expressa pela equação (1):

$$mm(x_t) = \frac{1}{2q+1} \sum_{-q}^q x_t \quad (1)$$

onde:

X_t : é o valor observado para a variável no tempo t ;

q : é a quantidade de intervalos de tempo da amostra para compor a média móvel, em

direção ao futuro (+q) e ao passado (-q);

$\frac{1}{2q+1}$: é o valor do peso de cada variável observada desde o tempo $t-q$ ao $t+q$, para composição da média móvel simples com atribuição central, $mm(Xt)$.

Médias móveis mais complexas podem ser geradas, atribuindo-se pesos não uniformes ou, simplesmente, aplicando a formulação para uma janela temporal anterior ao tempo t de atribuição, o que pode ser interessante em modelos para previsão.

Em modelos de previsão hidrológica são particularmente importantes as médias móveis ponderadas exponencialmente de chuvas passadas (EWMA), as quais foram propostas por Moore (1980), para representar as condições de umidade do solo em modelos de previsão baseados nas séries de precipitação. O procedimento faz com que os valores de precipitação mais recentes tenham um peso maior na composição da média móvel ponderada exponencialmente das chuvas passadas. Essa média móvel tem sido aplicada em séries temporais com intervalos constantes, como um filtro temporal, de acordo com a equação da média móvel infinita, equação (2):

$$EWMA_t = \sum_{i=0}^{\infty} w_i P_{t-i} \quad (2)$$

onde:

$$w_i = \alpha (1 - \alpha)^i \quad (3)$$

P_{t-i} : precipitação que ocorreu no tempo $t-i$;

α^{-1} , é uma constante temporal, em unidades de intervalos de tempo, relacionada a um parâmetro chamado de meia-vida (h), dado pela equação (4):

$$\alpha = 1 - 0,5^{(1/h)} \quad (4)$$

A meia-vida pode ser definida como a quantidade de intervalos (h) de contribuição de chuvas passadas, para que a formação da média móvel, seja reduzida à metade.

Este recurso foi utilizado por Oliveira et al. (2014), com ótimos resultados para previsões na bacia do rio Ijuí.

Oliveira et al. (2017) estimaram a variação espacial e temporal do teor de água no solo, a partir de abordagens baseadas em Redes Neurais Artificiais (RNAs) e utilizando informações

climáticas, propriedades físicas do solo e variáveis topográficas de uma bacia hidrográfica localizada na Região Sul do Brasil (bacia do Taboão). Neste estudo, observou-se que a utilização das chuvas passadas ponderadas exponencialmente como variável de entrada promove uma melhora no desempenho dos modelos em relação aos que empregam as chuvas sem ponderação.

Segundo Chatfield (1980), um tipo especial de filtro particularmente útil para a remoção de tendências, é o da diferenciação simples de séries temporais, o qual é dado pela equação (5):

$$\nabla_{x_{t+1}} = y_t = x_{t+1} - x_t \quad (5)$$

onde:

X_t : é o valor observado para a variável no tempo t ;

X_{t+1} : é o valor observado para a variável no tempo $t+1$;

A aplicação do filtro dado pela equação (5) pode ser repetida até que a série torne-se estacionária conforme equação (6):

$$\nabla_{x_{t+2}}^2 = \nabla_{x_{t+2}} - \nabla_{x_{t+1}} = x_{t+2} - 2x_{t+1} + x_t \quad (6)$$

Podem ser realizadas variações nos intervalos de tempo desse filtro de modo que possam ser usados para remover a variação sazonal. Por exemplo, com dados mensais, pode-se utilizar a equação (7):

$$\nabla_{12} X_t = x_t - x_{t-12} \quad (7)$$

4.3. REDES NEURAIAS ARTIFICIAIS

As redes neurais artificiais (RNAs) são modelos matemáticos, estruturados de forma a reproduzir o funcionamento esquemático dos sistemas nervosos biológicos, sendo capazes de aprendizado, quando submetidos a treinamento, para produzir resposta a estímulos.

As unidades de processamento das RNAs, os neurônios artificiais, são responsáveis por receber e modificar os sinais recebidos entre as entradas e as saídas. Esses sinais são transmitidos, sucessivamente, por meio das conexões que possuem pesos numéricos a elas associados, os quais são denominados pesos sinápticos.

O estudo das redes neurais artificiais teve início com McCulloch e Pitts (1943) que simularam, através de modelagem matemática, um neurônio biológico, descrevendo a

capacidade computacional do neurônio artificial através da alteração dos pesos das conexões entre as entradas e o neurônio, embora só em 1958, com a apresentação do perceptron (Rosenblatt, 1958), uma rede de neurônios dispostos em paralelo, formando uma camada, foi possível a resolução de problemas práticos através de redes neurais.

No entanto, foi a partir da apresentação do algoritmo de treinamento retropropagativo para redes de múltiplas camadas de perceptrons, de Rumelhart et al. (1986), com a apresentação de um método para calcular os erros nas camadas intermediárias a partir dos erros observados na última camada, que o uso das redes neurais teve sua maior disseminação.

Haykin (2009) descreve a estrutura fundamental de um neurônio artificial, estruturando em três elementos básicos:

- Um conjunto de sinapses ou elos de conexão, para os quais é atribuído um peso sináptico. Em que temos um sinal x_j , na entrada da sinapse j , conectada ao neurônio k , que é multiplicada pelo peso sináptico W_{kj} , sendo k referente ao neurônio em questão e j , ao terminal de entrada da sinapse ao qual está associado o peso;
- Um somador, responsável pela soma dos sinais de entrada, ponderados pelos respectivos pesos sinápticos do neurônio, resultando na entrada líquida. Desta forma, as operações descritas constituem um combinador linear;
- Uma função de ativação, contínua e derivável, a qual realiza uma transformação, geralmente não linear, da saída. Os valores das saídas, já modificados, são normalmente limitados ao intervalo fechado de $[0,1]$ ou, alternativamente, ao intervalo fechado $[-1,1]$.

Matematicamente, o funcionamento de um neurônio é definido pela equação 8:

$$O = f(\sum_{i=1}^n w_i I_i + b) \quad (8)$$

onde:

O : valor da resposta do neurônio;

f : função de ativação;

w_i : pesos sinápticos;

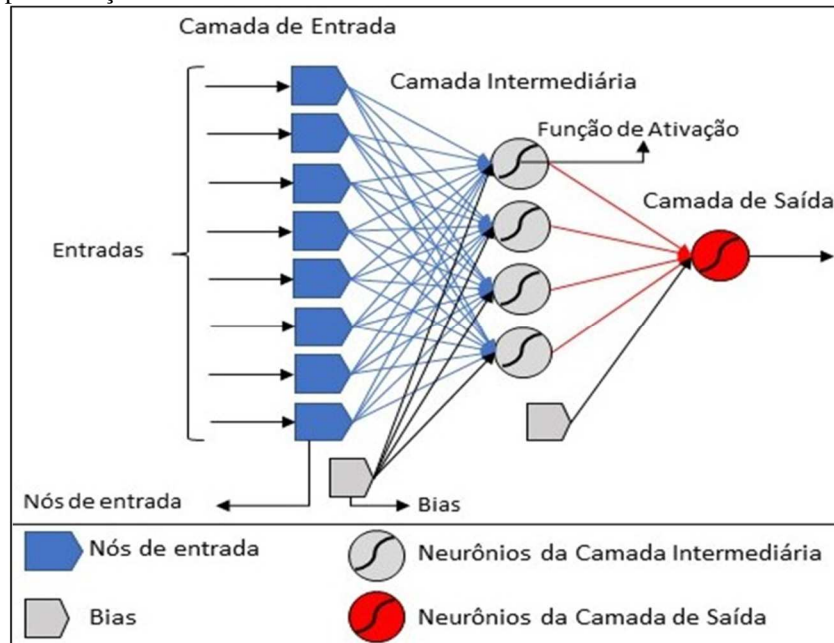
I_i : valores das n entradas que serão processadas no neurônio;

b : tendência ou bias.

As RNAs são usualmente estruturadas em camadas sucessivas, sendo a primeira correspondente aos nós de entrada, seguida de uma ou mais camadas intermediárias e uma camada de saída.

A Figura 4.3 ilustra uma rede neural artificial progressiva (*feedforward*) com três camadas, onde as setas representam os pesos sinápticos atribuídos aos elos de conexão e os círculos representam os neurônios que contêm as funções de ativação, também representadas.

Figura 4.3 - Representação RNA feedforward deste estudo com três camadas.



Fonte: Adaptado de Matos et al. (2014).

O número de neurônios na camada interna depende da aplicação e da quantidade de amostras a ser utilizada no treinamento, podendo ser determinado por experimentação (Depiné et al., 2014; Pedrollo, 2017).

Para modelos aplicados à área hidroambiental, onde os dados de entrada e de saída dos modelos usualmente resultam da observação de séries históricas, tem grande aplicabilidade o uso de redes neurais artificiais (Sari et al., 2017), dada a grande complexidade das relações, uma vez que as redes neurais progressivas (*feedforward*) com uma ou mais camadas intermediárias são aproximadores universais de funções (Hornik et al., 1989).

Na concepção dessas redes, portanto, pode-se, conforme demonstrado por Lippmann (1987) e Cybenko (1989), efetuar o seu dimensionamento com apenas uma camada interna, a qual é suficiente para obter uma precisão desejada, dependente apenas do número de neurônios

nesta camada e de treinamento adequado, usando uma função de ativação sigmoideal. Segundo Pedrollo (2017), essa é a função de ativação mais utilizada, em razão da simplicidade de sua derivada, o que é importante para não impactar excessivamente o custo computacional do treinamento.

Essa função de ativação é monotonicamente crescente, com resposta gradual e não linear, e valores de saída limitados ao intervalo [0,1].

A equação 9 apresenta o formato da função sigmoide unipolar e a equação 10 a derivada desta função:

$$f(\eta) = \frac{1}{1+e^{-\eta}} \quad (9)$$

$$f'(\eta) = f(\eta) * (1 - f(\eta)) \quad (10)$$

onde:

η : entrada líquida do neurônio, resultante de $w_i I_i + b$.

Tendo as funções de ativação domínio de saída limitado, faz-se conveniente, para trabalhar com variáveis no domínio real, o uso do escalonamento das variáveis de saída para o treinamento, o qual deve ser realizado com recursos reversíveis, para o uso efetivo das redes neurais treinadas.

O escalonamento das entradas da rede, por sua vez, é necessário quando se trabalha com diferentes séries temporais, pois há possibilidade de as séries terem amplitudes de valores muito diferentes, o que afeta o treinamento, uma vez que o procedimento favoreceria as variáveis de maior magnitude (Matos et al., 2014).

O modelo generalizado, com escalonamento de entradas e saídas, nas extremidades da rede neural, pode ser representado pela equação 11, (Pedrollo e Pedrollo, 2013):

$$\frac{(s-b_s)}{a_s} = RNA \left\{ \frac{(e-b_e)}{a_e} \right\} \quad (11)$$

onde:

e : variável de entrada.

s : variável de saída.

a_e e b_e : parâmetros de escala e posição das entradas do modelo.

a_s e b_s : parâmetros de escala e posição das saídas do modelo.

RNA: Rede Neural Artificial.

Os parâmetros de transformação devem ser adicionados ao modelo para operações futuras e para a recuperação da escala original dos resultados, este processo está esquematizado na Figura 4.4.

Figura 4.4 - Esquema de um modelo hidrológico de Redes Neurais Artificiais.



Fonte: Adaptado de Oliveira et al. (2014).

O cálculo dos parâmetros das transformações deve ser executado com dados representativos de todo o domínio desejado, mesmo para o uso futuro da rede.

O algoritmo de treinamento retropropagativo (Rumelhart et. al., 1986) consiste em um método de procura dos pesos sinápticos (a partir de valores iniciais, sorteados aleatoriamente), o qual minimiza, em ciclos sucessivos de aplicação à totalidade da série de registros de treinamento, a soma do quadrado dos erros em cada camada.

Para a sua aplicação, é executado um conjunto de procedimentos, a cada ciclo, consistindo na aplicação da rede, com os pesos sinápticos atuais, cálculo dos erros na camada de saída, retropropagação destes às saídas das camadas anteriores, e a atualização destes com uso da regra delta (Widrow e Hoff, 1960), acrescida de um termo adicional.

A retropropagação dos erros é executada com a fórmula apresentada por Rumelhart et al. (1986):

$$e_h = \sum(W_{h+1} e_{h+1} \delta_{h+1}) \quad (12)$$

onde:

e_h : erro na camada interna considerada;

W_{h+1} : pesos sinápticos na camada posterior;

e_{h+1} : erros da camada posterior;

δ_{h+1} : derivadas da função de ativação na camada posterior.

Finalmente, a atualização dos pesos é executada, segundo a equação 6, em ciclos sucessivos de aplicação da regra com o conjunto de amostras disponibilizadas para o treinamento.

$$w_{k+1} = w_k + \tau e_k \delta_k I_k + \alpha \Delta w_k \quad (13)$$

onde:

w_k : pesos sinápticos;

τe_k : taxa de aprendizagem;

e_k : erros das saídas da camada;

δ_k : derivada das funções ativação;

I_k : entradas na própria camada, no ciclo k .

α : constante que determina o efeito das mudanças dos pesos passados sobre a direção do movimento no espaço dos pesos sinápticos, sendo adotados valores da ordem de 0.95.

Δw_k : Diferenças dos pesos sinápticos anteriores, $w_k - w_{k-1}$.

O último termo desta equação foi introduzido no algoritmo retropropagativo para filtrar as variações de alta frequência da superfície de erros no espaço dos pesos sinápticos, sendo um termo de inércia (chamado de momentum). Este termo permite maiores taxas de treinamento com menores oscilações, resultando maior rapidez de convergência.

Vogl et al., (1988) propuseram, para acelerar a convergência, uma modificação no algoritmo retropropagativo original, mediante a conjugação do termo dos momentos e de uma variação heurística da taxa de treinamento, em uma estratégia dependente de uma avaliação dos erros (por meio de uma estatística, como a soma dos erros quadráticos) a cada ciclo de treinamento. Simplificadamente, se, após um ciclo, os erros diminuem, os pesos atualizados são aceitos, a taxa de treinamento é incrementada (multiplicada por 1,1), e a constante do termo de inércia é ativada ($\alpha=0,95$) para o ciclo seguinte. Porém, caso após um ciclo os erros aumentem, os pesos atualizados não são aceitos, a taxa de treinamento é reduzida pela metade, e a constante do termo de inércia é desativada ($\alpha=0$).

Uma vez que redes neurais são aproximadores universais, pode ocorrer que estas sejam capazes de aproximar até mesmo as aleatoriedades presentes na amostra de treinamento, o que invalidaria sua generalização para amostras posteriores. Este fenômeno é chamado de

superajustamento. Para evitar o superajustamento é recomendável a aplicação da técnica da validação cruzada (Hecht-Nielsen, 1990), que utiliza os dados de uma amostra não usada no treinamento (amostra de validação) para executar uma avaliação do erro ao longo deste.

Essa técnica busca garantir a melhor aproximação da rede antes do início da ocorrência do superajustamento, que ocorre quando a RNA começa a reproduzir os ruídos presentes nos dados. Esse momento é identificado pelo ciclo de treinamento em que o erro da série de validação começa a aumentar, enquanto o erro da série de treinamento continua a diminuir, devendo-se, nesse ponto, interromper o treinamento, Hecht-Nielsen (1990).

Após o treinamento pelo método da Validação Cruzada, com o uso dos registros das séries de treinamento e de validação, é, então, avaliada a capacidade de generalização do modelo da rede neural, usando uma terceira série amostral de dados, denominada de série de Verificação, a qual não deve ter participado de nenhum dos processos anteriores (Hecht-Nielsen, 1990).

4.4. ESTATÍSTICAS DE DESEMPENHO

Em previsões hidrológicas, a avaliação das incertezas nos resultados dos modelos é usualmente realizada por meio de testes estatísticos, os quais buscam quantificar a associação obtida entre os valores observados e os valores previstos. Frequentemente utilizado para a avaliação da capacidade preditiva de modelos, o coeficiente de Nash-Sutcliffe (NS), (Nash-Sutcliffe, 1970), é algebricamente expresso pela equação (14) e sua formulação procura descrever quantitativamente a proporção da variância total dos dados que é explicada pelo modelo. O coeficiente de NS pode variar de $-\infty$ a 1, onde, o quanto mais próximos de 1 (um) estiverem os valores dos coeficientes obtidos, melhores são os resultados das previsões.

$$NS = 1 - \frac{\sum_{t=1}^N (y_t - \hat{y}_t)^2}{\sum_{t=1}^N (y_t - \bar{y})^2} \quad (14)$$

onde:

t: variável tempo

y_t : valor observado em um intervalo de tempo t, da variável a ser prevista;

\hat{y}_t : valor previsto de y para o intervalo de tempo t;

\bar{y} : valor médio dos valores de y observados;

N : número de observações.

O erro absoluto médio (EAM) quantifica a diferença média entre os valores previstos pelo modelo e os valores observados. O EAM pode ser expresso pela equação (15), apresentando os melhores resultados para valores próximos de zero.

$$EAM = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N |y_t - \hat{y}_t| \quad (15)$$

onde:

t : variável tempo

y_t : valor observado em um intervalo de tempo t , da variável a ser prevista;

\hat{y}_t : valor previsto de y para o intervalo de tempo t ;

N : número de observações.

Com a finalidade de dispor de uma referência relativa, é conveniente comparar os principais modelos com uma alternativa constituída por um modelo denominado "modelo de persistência" que adota como previsão os valores realmente ocorridos no tempo atual, ou seja, considera como alternativa viável que valores no futuro próximo ($h = t + \text{alcance}$) não serão muito diferentes dos valores observados (y_t) no momento em que a previsão é feita (t). Este "modelo" faz sentido quando os alcances são pequenos, a bacia estudada é grande e com fluxo lento. O coeficiente utilizado para fazer esta comparação é conhecido como "coeficiente de persistência" (Kitanidis e Bras, 1978), calculado pela equação (16):

$$CP = 1 - \frac{\sum_{t=1}^N (y_h - \hat{y}_h)^2}{\sum_{t=1}^N (y_h - \hat{y}_{(a)t})^2} \quad (16)$$

onde:

t : variável de tempo;

h : horizonte de previsão, $t + \text{alcance da previsão}$;

y_h : Valor observado no horizonte de tempo h da variável a ser prevista;

\hat{y}_h : Valor previsto no horizonte de tempo h , pelo modelo principal;

$\hat{y}_{(a)t}$: Valor observado em um tempo t , da variável a ser prevista, onde o modelo alternativo (chamado de modelo de persistência) adota o valor previsto para o horizonte h ;

N : Número de observações.

Se o valor resultante deste coeficiente for negativo, significa que o modelo testado teve um comportamento pior do que o modelo alternativo de persistência. Neste caso, não compensa usá-lo, porque não acrescenta vantagens à alternativa de que, num futuro próximo, não podemos prever com maior certeza do que simplesmente supor que os resultados não serão muito diferentes dos valores que estamos observando no tempo atual.

Segundo Pedrollo (2005), o uso de Quantis associados às frequências escolhidas para avaliar a qualidade dos resultados de um modelo de previsão ou de simulação, pode ser mais significativo que o uso de estatísticas tradicionais, baseadas na média e na variação em torno da média dos erros. A experiência mostra que grandes erros ocorrem, frequentemente, em uma ou mais previsões de níveis, e justamente durante eventos extremos, mesmo quando as estatísticas médias, ou o coeficiente de NS, são muito favoráveis.

Neste estudo será utilizado o índice Quantil (EA(0,95)), que representa os valores que não foram excedidos pelos erros com frequência de 0,95.

5. METODOLOGIA

5.1. ANÁLISE PRELIMINAR E TRANSFORMAÇÕES DOS DADOS

Para a execução destas tarefas é utilizado o ambiente MATLAB R12b, licenciado para a Universidade Federal do Rio Grande do Sul - UFRGS.

As análises preliminares contemplam, principalmente, a investigação das relações de dependência entre as variáveis ou transformações destas, e das defasagens temporais nas relações de causalidade identificadas. As técnicas utilizadas para análise foram a visualização gráfica e as correlações lineares, entre as séries de componentes longitudinais da série de ventos médios sobre a laguna (composta pela média dos valores das séries dos postos anemográficos de Capão da Marca, São Lourenço, Capão da Moça, e Solidão) e as séries de níveis em cada posto linigráfico pesquisado, bem como entre as séries resultantes de transformações destes dados.

As transformações dos dados de ventos são, em primeiro lugar, a própria decomposição dos ventos médios em componentes longitudinais e transversais, relacionados ao eixo longitudinal da Laguna dos Patos, resultando em dados de ventos com direções NE-SW (direção longitudinal) e SE-NW (direção transversal).

Esta decomposição é obtida trigonometricamente, a partir da rotação dos eixos até o ângulo de (36°) entre a direção longitudinal da laguna e a direção norte (Pedrollo, 1995), segundo a ilustração da figura 6, pelas fórmulas 17 e 18:

$$V_{Long} = V * \cos\left(\frac{2*\pi*(Dir.-36)}{360}\right) \quad (17)$$

$$V_{Trans} = V * \sin\left(\frac{2*\pi*(Dir.-36)}{360}\right) \quad (18)$$

onde:

VLong: velocidade dos ventos no sentido longitudinal;

VTrans: velocidade dos ventos no sentido transversal;

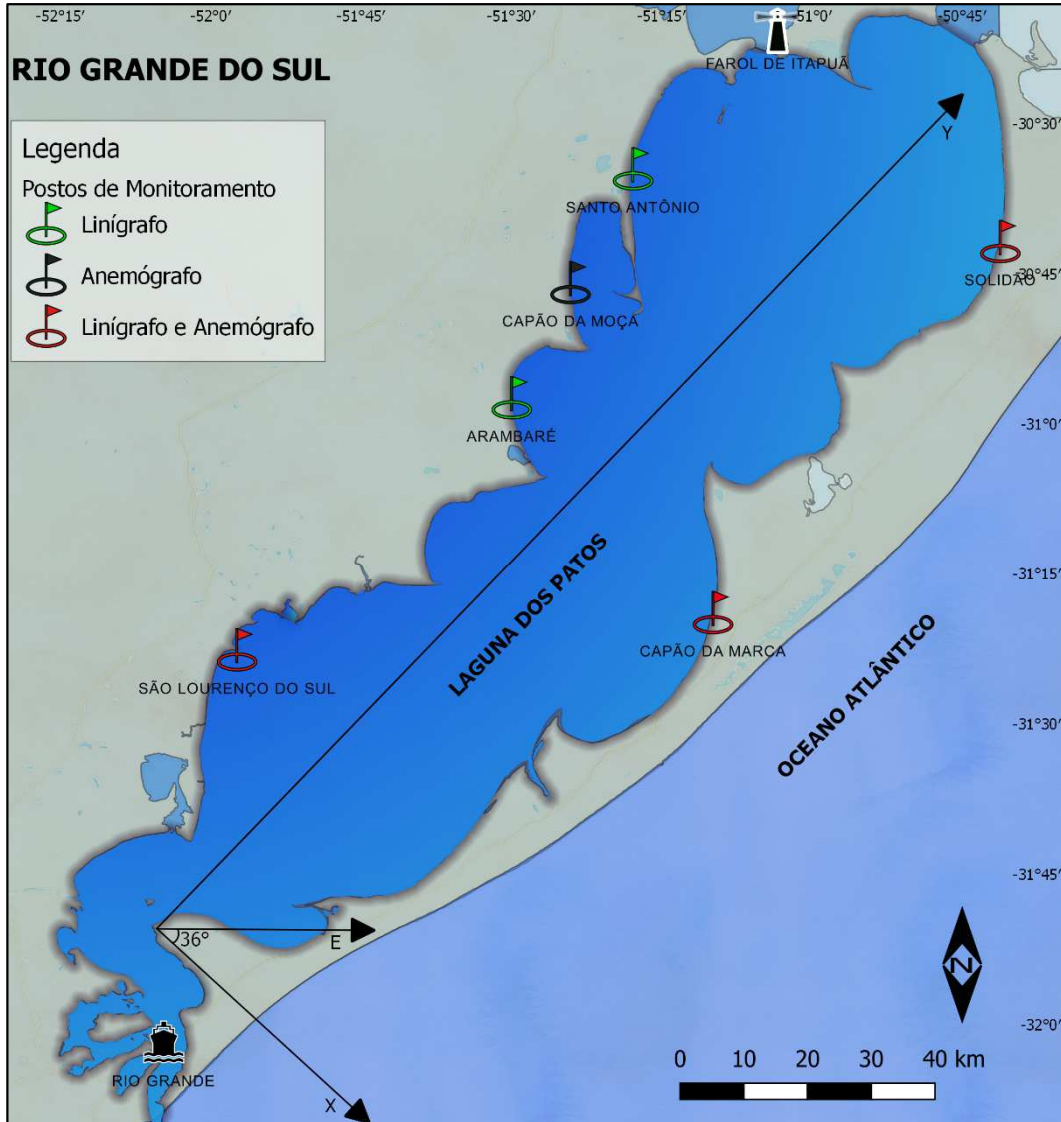
V: velocidade dos ventos na direção de incidência;

Dir.: direção de incidência dos ventos em Graus;

Na Figura 5.1 está representada, na região da Laguna dos Patos, a demarcação das

estações de cujos dados de níveis, intensidade e direção dos ventos foram registrados e armazenados no “Banco de dados da Lagoa dos Patos”, bem como a representação dos vetores representativos dos ventos longitudinais e transversais incidentes sobre a superfície da laguna.

Figura 5.1 - velocidade dos ventos no sentido longitudinal.



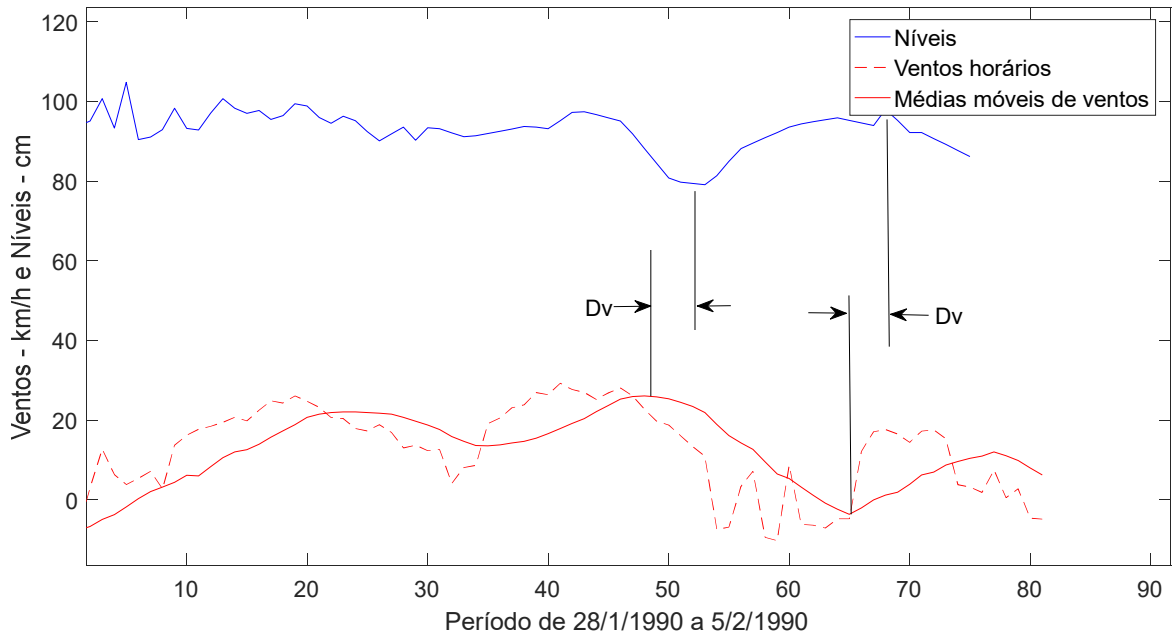
Fonte: Autor.

A filtragem para a eliminação das oscilações de alta frequência dos níveis, para a obtenção de séries que representem o efeito de armazenamento de curto prazo na laguna, é feita pelo uso de médias móveis simples (com ponderação uniforme), calculadas ao longo de janelas móveis (J_n) correspondentes e com atribuição ao final destas, uma vez que o nível instantâneo, se adotado como representante do armazenamento, estaria perturbado pelas oscilações de alta

frequência e pelas variações aleatórias observadas. Outro aspecto importante, com relação às transformações de níveis, é a defasagem (D_n), ou seja, em quantos intervalos anteriores ao horizonte de previsão, o valor da média móvel de níveis, avaliada ao final da janela móvel afeta a previsão.

Da mesma forma, as forças atuantes sobre a superfície lagunar, relacionadas às intensidades do vento, têm um efeito acumulativo ao longo do tempo, produzindo o deslocamento das massas d'água e variações nos níveis. Portanto, a acumulação das intensidades pode igualmente ser representada pelas médias móveis simples com acumulação ao final da janela temporal e, também, pode ter um tempo de retardo para a ocorrência das variações dos níveis. Portanto, os parâmetros extensão da janela móvel (J_v) e defasagem temporal entre o seu fim e o horizonte de previsão (D_v) também são pesquisados.

Figura 5.2 – Níveis e ventos em São Lourenço, com a defasagem (D_v) entre extremos das séries de médias móveis e de níveis.



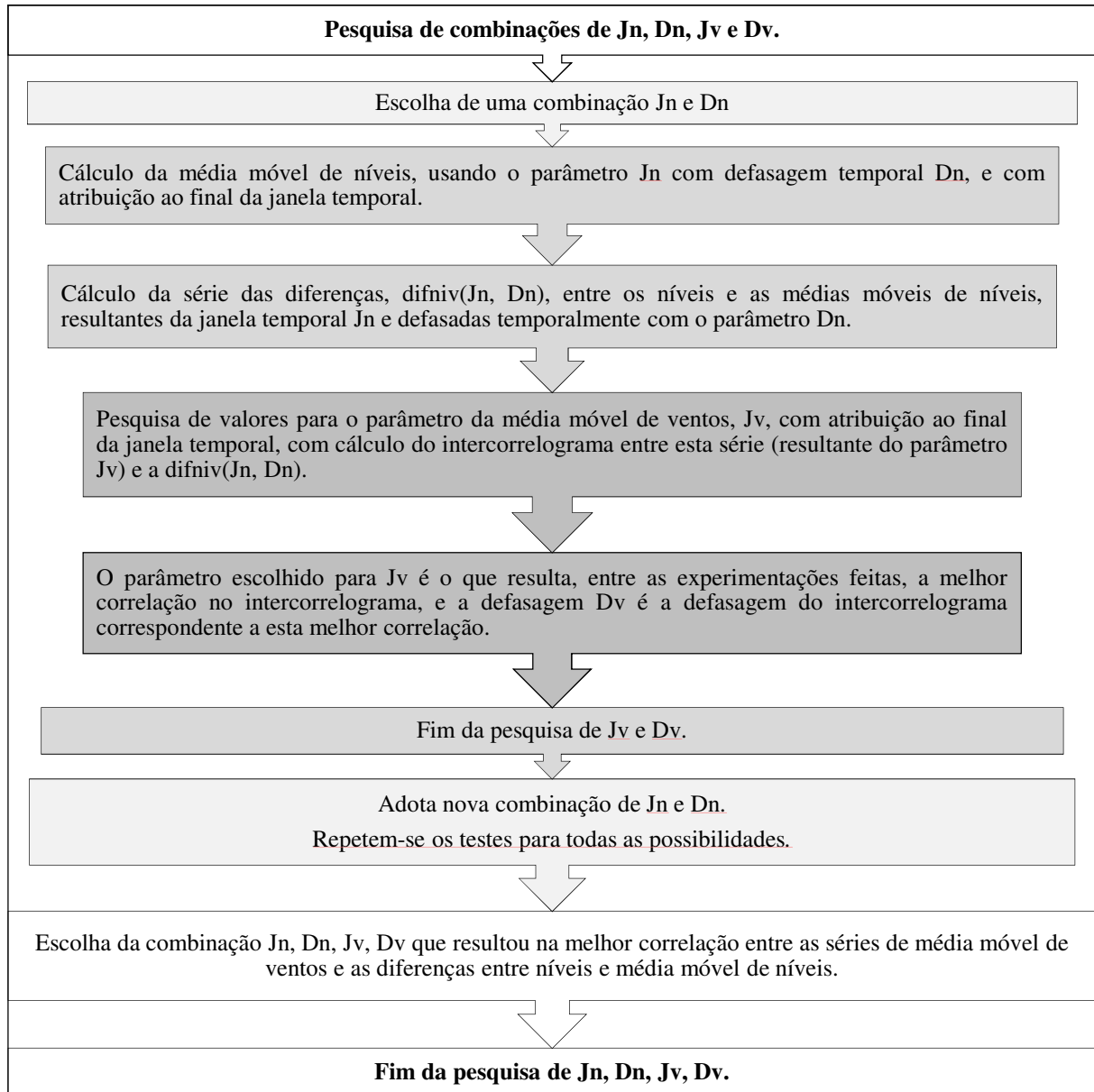
Fonte Autor.

Os parâmetros das séries de médias móveis, de níveis e de ventos, respectivamente, J_n e J_v , bem como as defasagens temporais entre os finais das janelas móveis de níveis e de ventos e o horizonte de previsão, respectivamente, D_n e D_v , são pesquisados, neste trabalho, pela experimentação de combinações e avaliação pela melhor correlação linear entre as médias móveis defasadas de ventos longitudinais (calculadas com os parâmetros estimados, J_v e D_v),

e as diferenças entre os níveis e suas médias móveis defasadas (calculadas com os parâmetros J_n e D_n). Tanto as janelas móveis (J_n e J_v) quanto as respectivas defasagens (D_n e D_v) são pesquisadas exaustivamente no intervalo de 1 a 72 horas.

O procedimento adotado, para a pesquisa dos parâmetros de entrada do modelo preliminar da rede neural proposta pode ser descrito, de forma sintética, conforme instruções estruturadas, apresentadas na Figura 5.3.

Figura 5.3 - Pesquisa de combinações de J_n , D_n , J_v e D_v .



Fonte: Autor.

5.2. MODELO DE REDES NEURAIIS ARTIFICIAIS

Para a execução destas tarefas é utilizado o ambiente MATLAB R12b, licenciado para a Universidade Federal do Rio Grande do Sul - UFRGS.

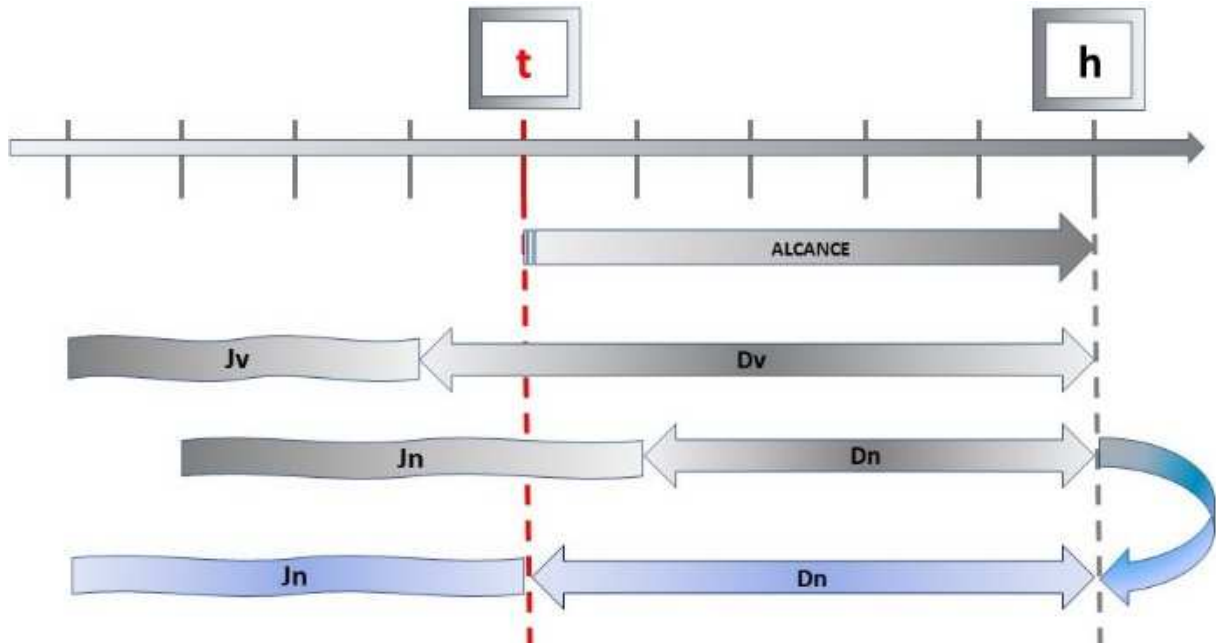
A pesquisa dos modelos de redes neurais artificiais contempla várias dimensões, sendo estas a escolha das variáveis de entrada, a pesquisa da quantidade de amostras utilizadas para a seleção dos registros de treinamento, a definição da complexidade interna ideal da rede, além do próprio treinamento, o qual deve contornar as dificuldades relativas ao superajustamento. Também, todas estas pesquisas devem ser repetidas para cada posto linimétrico e para cada alcance de previsão desejado.

As variáveis de entrada utilizadas neste trabalho são, principalmente, as séries de médias móveis, dos ventos longitudinais médios horários, e dos níveis horários do próprio posto, afetadas das respectivas defasagens, resultantes das análises preliminares. Estas séries contém as informações agregadas do conjunto dos ventos longitudinais médios horários anteriores que são mais relevantes para a previsão. Para ter em conta possíveis efeitos de ventos mais recentes, são também incluídos, em todos os modelos, os ventos longitudinais médios horários do tempo atual e das duas horas anteriores ao tempo atual, considerados suficientes, uma vez que as informações anteriores estarão contidas nas médias móveis.

Uma vez que as defasagens são as distâncias temporais entre o horizonte de previsão e o final da janela temporal, a posição temporal dos valores resultantes das médias móveis, referenciada ao tempo atual, corresponde à diferença entre o alcance e a defasagem obtida pelas análises preliminares. Isto resulta que, quando a defasagem é menor que o alcance, o final da janela temporal da média móvel estaria no futuro, o que não é possível para aplicação do modelo. Nestes casos, a melhor posição para o final da janela temporal é o próprio tempo atual, sendo natural que, então, o desempenho das redes neurais resulte menor para alcances maiores.

Observa-se, na Figura 5.4, que o final da janela temporal de níveis, inicialmente neste exemplo, estaria após o tempo atual (t), portanto, no futuro. Neste caso, o final desta janela temporal deve ser antecipado para o tempo atual (t), resultando em aumento da defasagem (D_n) do final da janela temporal até o horizonte de previsão (h), conforme a indicação da figura em azul.

Figura 5.4 - Exemplo de correção de defasagens.



Fonte Autor.

A quantidade de registros disponíveis neste trabalho é suficientemente grande para o treinamento da rede neural; usando, como critério de parada, a técnica da validação cruzada (Hecht-Nielsen, 1990), pois é viável a divisão dos registros válidos em três séries temporais distintas. O número total de registros válidos de cada estação linimétrica foi apresentado na Tabela 2.

A pesquisa da quantidade de registros para o treinamento, validação e verificação, por sua vez, é feita, preliminarmente, utilizando um modelo propositalmente superdimensionado, buscando-se o melhor desempenho da amostragem de validação. Esta pesquisa é importante, pois existe um número ideal de registros de treinamento para cada pesquisa, que não segue o padrão recomendado na literatura (Hecht-Nielsen, 1990), de 50% dos dados para treinamento, uma vez que redundâncias, comuns em dados experimentais, podem prejudicar ao invés de contribuir para o treinamento.

O modo de seleção dos registros utilizados nesta pesquisa para o treinamento é uma forma de amostragem sistemática, que consiste na separação da proporção desejada de registros, a partir do ordenamento destes na ordem crescente da variável de saída do modelo, e escolha com a alternância necessária para resultar a proporção estabelecida. O mesmo método é aplicado para a escolha, entre os registros residuais, daqueles que irão compor a amostragem

de validação. Os registros que não foram retirados para a amostragem de treinamento, nem na segunda seleção, para a amostragem de validação, irão compor a amostragem de verificação. Porém, com a ressalva da inclusão, na amostragem de treinamento, de todos os registros que apresentaram extremos em alguma das variáveis, pois o treinamento deve ser executado com amostras representativas de todo o domínio amostrado de cada variável.

Este conjunto de procedimentos faz com que a distribuição de frequência da amostragem de treinamento, para a variável de saída do modelo, seja aproximadamente a mesma desta variável para a amostragem total de dados, e a amostragem de treinamento ainda contenha os extremos das variáveis de entrada e de saída, o que lhe proporciona bastante representatividade.

Na escolha das proporções, acabamos por adotar como limite máximo, nos testes do número de registros para a amostragem de treinamento, a proporção de 50% dos dados válidos, pois observou-se, ao longo dos experimentos, que proporções superiores a esta podem acarretar prejuízos à capacidade de generalização, possivelmente pelo efeito resultante da presença de informações redundantes nos registros de treinamento.

O critério adotado para a escolha da proporção mais adequada, em relação ao número de registros válidos de cada posto, foi o coeficiente de persistência, por ser bastante sensível à variação da qualidade dos modelos, proporcionando avaliação gráfica facilitada. Porém, observou-se uma perturbação aleatória das estatísticas de avaliação, não sendo perfeitamente distintas as variações em função das proporções experimentadas. Por esta razão, preferiu-se examinar graficamente as variações da média móvel de cinco termos do coeficiente e persistência, ao longo das proporções testadas desta estatística, para a decisão da proporção aproximada dos registros a serem utilizados para o treinamento, que resulta na melhor validação.

Para os modelos propostos, foi utilizada a função de ativação sigmoide unipolar, a qual produz saídas limitadas entre [0 e 1], utilizando-se escalonamento linear para a recuperação das escalas originais. Portanto, os parâmetros de transformação linear são agregados ao modelo para operações futuras e para a recuperação da escala original dos resultados.

Com base na experiência Fantin-Cruz et al. (2011), Oliveira et. al. (2015), Oliveira et al. (2017) e Pedrollo (2017)), verificou-se que o número de neurônios na camada intermediária,

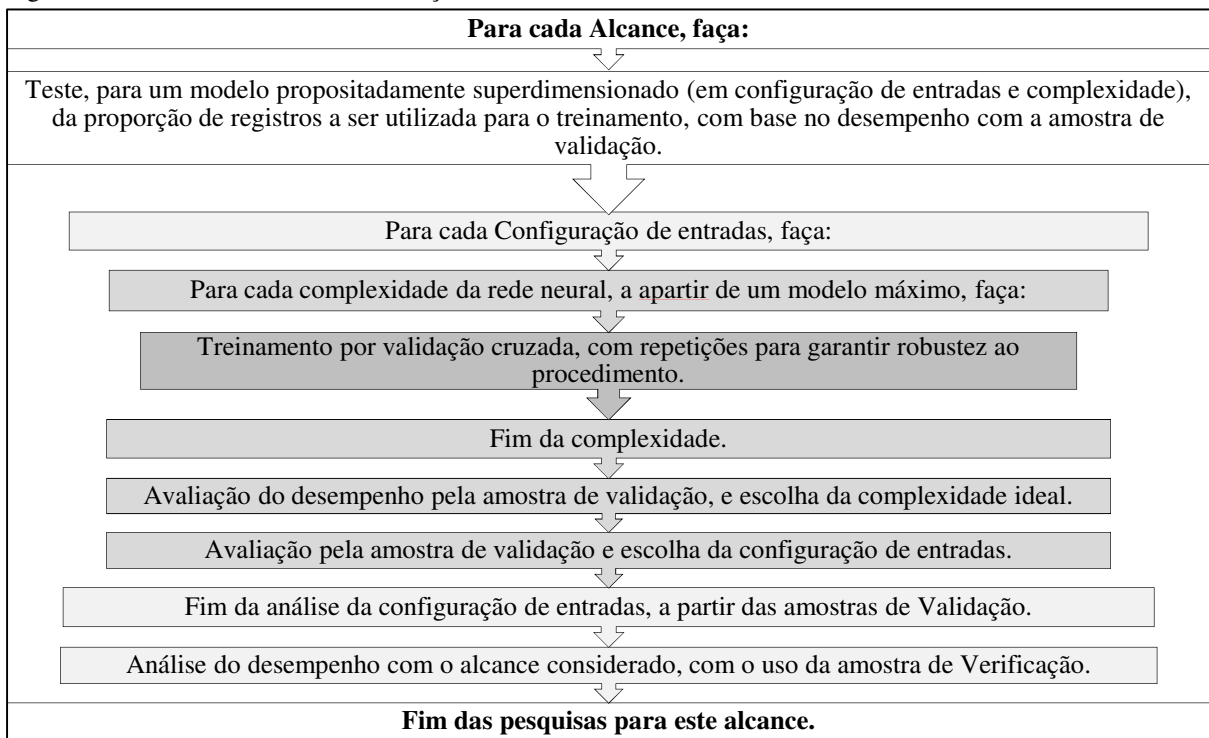
para aplicações hidroambientais, cujos dados foram obtidos em observações de campo, em geral, é bem inferior ao valor teórico ($2n+1$, sendo n o número de variáveis de entrada) recomendado pelo teorema da existência, Hecht-Nielsen (1990), devendo ser determinado por tentativas.

O método utilizado, neste trabalho, para a procura da complexidade (número de neurônios na camada interna) ideal, o método proposto por Sari et al. (2017), no qual procura-se, sucessivamente, a partir de redes mais complexas, a complexidade mínima que ainda apresenta desempenho equivalente (salvo a aleatoriedade presente na estatística de desempenho) à observada em modelos propositadamente superdimensionados, cujo treinamento tenha sido efetuado sem que resultasse superajustamento.

A pesquisa da complexidade faz parte da construção de cada modelo e é realizada para cada localidade e para cada alcance diferente. Este procedimento é realizado a partir da análise visual do desempenho estatístico da amostragem de validação.

O procedimento completo, para a definição dos modelos, para cada posto linimétrico, pode ser descrito pelo algoritmo estruturado apresentado na Figura 5.5.

Figura 5.5 - Procedimento de definição do Modelo de RNA.



Fonte: Autor.

Com o intuito de garantir maior robustez aos resultados do treinamento no procedimento por validação cruzada, são realizadas 5 repetições deste, pois devido às condições iniciais serem aleatórias, a repetição dos treinamentos possibilita a escolha do melhor de diferentes resultados.

O número de horas a ser experimentado para o alcance da previsão dependerá do desempenho observado dos modelos propostos, devendo ser pesquisadas até horizontes de previsão que apresentem capacidade de generalização considerada suficiente dos modelos, sendo que as previsões, portanto, sejam dotadas de possível aplicabilidade futura.

6. RESULTADOS E DISCUSSÃO

6.1. PESQUISA DOS PARÂMETROS DAS ENTRADAS DOS MODELOS

Uma análise preliminar das correlações, sem transformações das variáveis de entrada, foi executada, conforme a Tabela 6.1, a seguir, onde apresentam-se as correlações e as defasagens das médias horárias das componentes longitudinais dos ventos com os níveis, bem como os registros válidos antes da aplicação das transformações lineares, para cada posto pesquisado.

Tabela 6.1 - Valores das máximas correlações, defasagens e registros.

Posto:	máx. r :	defasagem (horas):	Nº de Registros Válidos
Santo Antônio	0,37	6	7403
Arambaré	0,284	33	4120
São Lourenço	0,3	42	3859
Capão da Marca	0,33	42	5742
Solidão	0,477	4	6060

Fonte Autor.

Os postos extremos de Santo Antônio e de Solidão, na região nordeste da laguna, apresentam menor tempo de resposta (defasagem), e correlações relativamente maiores, possivelmente devido à variabilidade maior dos níveis, por encontrarem-se mais distantes do ponto nodal da laguna. As baixas correlações observadas confirmam, para os postos linimétricos estudados, que os ventos longitudinais não produzem, instantaneamente, efeitos muito importantes sobre os níveis, ou que estes efeitos não são muito aparentes, devido possivelmente à presença de perturbações de alta frequência.

6.2. PESQUISA DE TRANSFORMAÇÕES E DEFASAGENS

Uma vez que propõe-se, nesta pesquisa, utilizar filtros de médias móveis com ponderação uniforme para a agregação de informações, tanto de níveis quanto de ventos, as quais constituirão as principais entradas dos modelos, procedeu-se à determinação de seus parâmetros (J_n , D_n , J_v e D_v), através da pesquisa das melhores correlações entre os médias móveis uniformes de ventos anteriores, com aplicação no final da janela temporal, e das

diferenças entre os valores dos níveis e de suas médias móveis dos valores anteriores da série, de acordo com o algoritmo proposto anteriormente, cujos parâmetros obtidos são apresentados na Tabela 6.2:

Tabela 6.2 – Parâmetros obtidos das Análises Preliminares das Séries de Dados.

Postos Linimétricos	J _v (horas)	J _n (horas)	D _n (horas)	D _v (horas)	máx r	Total de Registros Válidos
Santo Antônio	8	46	17	2	0,7	6599
Arambaré	59	45	4	48	0,632	3328
São Lourenço	12	11	41	37	0,617	3395
Capão da Marca	33	56	19	23	0,538	3981
Solidão	9	50	25	0	0,765	4877

Fonte: Autor.

A partir dos parâmetros obtidos pelas transformações, podemos observar grande variação das janelas temporais e das defasagens dos níveis e dos ventos para as cinco localidades estudadas, indicando a existência de peculiaridades no comportamento hidrodinâmico de cada região.

No geral, boas correlações foram obtidas para todos os postos estudados, corroborando a grande influência dos ventos longitudinais sobre a hidrodinâmica da Laguna dos Patos, conforme já evidenciado por outros autores (Pedrollo et al.,1994; Pedrollo et al., 1995), e, posteriormente por Möller Jr. et al. (2001), Fernandes et al. (2002), Castelão e Möller Jr. (2003), Fernandes et al. (2004), Marques (2005), Vaz et al. (2006), Lopes (2017) e Lopes et al. (2017).

As janelas amostrais representam a quantidade de registros do passado, que, acumuladas, melhores correlações apresentaram, para o horizonte de tempo com o alcance previsto. Os postos extremos, no nordeste da laguna, apresentaram menores janelas temporais para as médias móveis dos ventos (J_v), e menores defasagens (D_v) para sua máxima influência sobre os níveis, bem como correlações maiores, relativamente aos demais postos. Este comportamento é coerente com a observação de que, para ventos longitudinais médios horários, os tempos de resposta destes postos são menores, e as correlações, maiores, em relação aos demais postos.

Na Tabela 6.3, são apresentadas as proporções pesquisadas de dados para a amostragem de treinamento, obtidas por meio das análises visuais dos gráficos das médias móveis de 5 termos aplicadas aos resultados do coeficiente de persistência em cada posto.

Tabela 6.3 – Quantificação dos dados: Percentual de dados níveis e ventos válidos para cada posto estudado utilizados na RNA.

Postos Linimétricos	Dados usados no Treinamento (%)	Total de Registros Válidos
Arambaré	47,85	3328
Capão da Marca	42,62	3820
Santo Antônio	24,10	5682
São Lourenço	43,73	3070
Solidão	27,65	4838

Fonte: Própria.

Para as análises das janelas amostrais da média móvel dos níveis anteriores (J_n), podemos começar caracterizando o complexo lagunar como uma região, onde nos curtos prazos, a hidrodinâmica é controlada pelos ventos longitudinais e dessa forma concluir que os períodos de resposta a ação dos aportes hídricos, os quais estão aqui representados pelos níveis anteriores, são bastante dilatados, como podemos verificar, principalmente, nos postos de Santo Antônio, Arambaré, Capão da Marca e Solidão.

No entanto, o posto localizado no município de São Lourenço do Sul, além de estar em uma das extremidades do sistema lagunar, fato que aparentemente, não alterou o comportamento previsto nos pontos extremos da porção norte da Laguna dos Patos, tem junto ao município, a presença do Arroio São Lourenço, o qual aflui para o corpo lagunar, nas proximidades daquele posto de monitoramento. O Arroio São Lourenço, apesar de não alterar os regimes da laguna, apresenta consideráveis contribuições hídricas locais, associadas a eventos de enchente (que por vezes extravasam as calhas do arroio), as quais geram impacto local e de alta frequência nos níveis monitorados por aquela estação linimétrica.

Dessa forma, é provável que para janelas maiores, fossem acumuladas pelo sistema informações de desníveis bastante aleatórios e de pequena duração, os quais não refletiriam o comportamento de baixa frequência observado para os movimentos de massas de água junto a eixo longitudinal da Laguna dos Patos. Ainda, é provável, que as maiores correlações tenham ocorrido, para registros passados que conservassem certa homogeneidade, correlacionando melhor, com os níveis dos alcances de previsão.

Ainda, ao analisar os resultados obtidos para defasagens das médias móveis dos ventos, o efeito causado pelos ventos longitudinais, no curto prazo, não apresenta as mesmas respostas nas regiões centrais, por exemplo, no posto de Arambaré, o qual, apresentou defasagem dos níveis em função da média móvel dos níveis (Dn) muito pequena. O resultado obtido para Dn em Arambaré, indica que nesta localidade, as respostas, quanto a atuação dos níveis anteriores é quase imediata. Ainda, o resultado obtido para o Dn no posto de Arambaré, pode ser respaldado pelas contribuições de Pedrollo et al (1995) e Moller Jr. et al (2001), entre outros, os quais verificaram, que essa região, funciona como um sensor dos níveis médios do sistema lagunar, por estar situado junto ao ponto nodal do movimento pendular, característico do complexo da Laguna dos Patos.

Na análise das defasagens das médias móveis dos ventos médios da laguna, observa-se, que os resultados obtidos para os postos localizados nas suas extremidades nordeste e noroeste, indicam rápida perda da capacidade de previsão em função dos ventos anteriores, fato que não conseguimos justificar em função das forçantes estudadas.

6.3. MODELO DE RNA PARA PREVISÃO DE NÍVEIS DE CURTO PRAZO

Com base nas análises efetuadas, foi definida uma configuração básica das entradas para todos os alcances, que contempla as médias móveis simples (com ponderação uniforme) de componentes longitudinais dos ventos e as médias móveis dos níveis no próprio posto, com as extensões das janelas temporais e as defasagens obtidas para cada posto linimétrico (Tabela 6.2). Os dados de ventos longitudinais e os níveis do próprio posto nas últimas 3 horas, contando o tempo atual e as duas anteriores, foram incluídos para ter em conta os efeitos dos ventos mais recentes, pois, o conjunto dos ventos ao longo do tempo já está representado pelas médias

móveis, que agregam estas informações.

A análise inicial para a pesquisa do número de registros de treinamento consiste em aplicar uma rede neural, suposta superdimensionada, com dez neurônios na camada intermediária, variando as proporções da série de treinamento entre 20% e 50% e então determinar qual proporção, para cada localidade, apresenta os melhores desempenhos para a média móvel simples com cinco termos dos resultados do coeficiente de persistência, conforme apresentado na Tabela 6.3.

6.3.1 Análise do desempenho do modelo de Redes Neurais Artificiais aplicado à previsão de níveis na Laguna dos Patos

Buscamos com a presente análise o melhor entendimento da capacidade preditiva do modelo e suas condicionantes decorrentes das peculiaridades das diferentes regiões do sistema lagunar.

A partir da análise conjunta dos resultados das análises estatísticas das estações, foi possível verificar as características gerais do sistema, particularidades e semelhanças da hidrodinâmica de cada região e dentro do possível, explicá-las.

Primeiramente, foram definidas as quantidades de registros a serem usadas nas amostras de treinamento das redes neurais artificiais. A análise foi realizada com a aplicação de modelo preliminar de RNA com diferentes quantidades de registros na série de treinamento e avaliação das saídas obtidas com a amostragem de validação, através da média móvel de cinco termos do coeficiente de persistência. Os resultados já apresentados em termos percentuais na Tabela 6.4 corresponderam a 1350 registros para as estações de São Lourenço do Sul e Solidão e 1600 registros para as estações de Santo Antônio, Arambaré e Capão da Marca.

Na Tabela 6.5 são apresentados os resultados da aplicação de média móvel de 5 termos sobre o coeficiente de persistência obtido para as redes neurais artificiais com a série de validação para diferentes proporções de registros na amostra de treinamento.

Tabela 6.4 – Desempenho com a amostra de Validação da Rede Neural para a média móvel de 5 termos aplicada sobre os resultados do Coeficiente de Persistência.

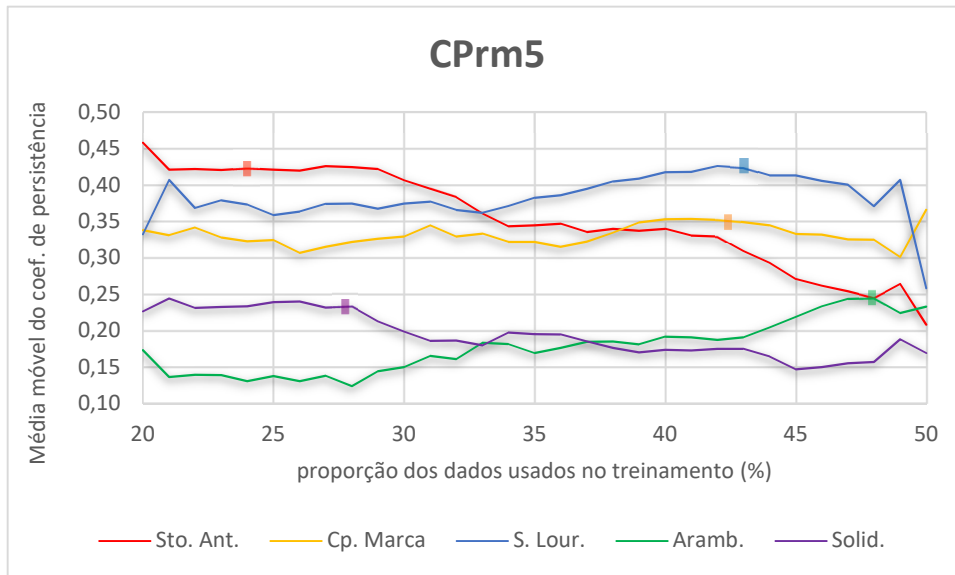
PP	Sto. Ant.	Cp. Marca	S. Lour.	Aramb.	Solid.
	CPrm5	CPrm5	CPrm5	CPrm5	CPrm5
20	0,458	0,338	0,332	0,173	0,226
21	0,421	0,331	0,407	0,136	0,244
22	0,422	0,341	0,368	0,139	0,231
23	0,421	0,328	0,379	0,139	0,232
24	0,423	0,322	0,373	0,131	0,233
25	0,421	0,324	0,358	0,137	0,239
26	0,420	0,307	0,363	0,131	0,240
27	0,426	0,315	0,374	0,138	0,232
28	0,424	0,322	0,374	0,124	0,233
29	0,422	0,326	0,367	0,144	0,213
30	0,406	0,329	0,374	0,150	0,199
31	0,395	0,345	0,377	0,165	0,186
32	0,383	0,329	0,365	0,161	0,186
33	0,361	0,333	0,362	0,183	0,180
34	0,343	0,321	0,371	0,181	0,197
35	0,345	0,322	0,382	0,169	0,195
36	0,347	0,315	0,386	0,176	0,195
37	0,335	0,322	0,394	0,185	0,185
38	0,339	0,334	0,405	0,185	0,176
39	0,337	0,349	0,408	0,181	0,170
40	0,340	0,353	0,417	0,192	0,174
41	0,330	0,353	0,418	0,190	0,172
42	0,329	0,352	0,426	0,187	0,175
43	0,309	0,349	0,424	0,190	0,175
44	0,293	0,344	0,413	0,204	0,164
45	0,271	0,333	0,413	0,219	0,147
46	0,261	0,332	0,405	0,233	0,150
47	0,254	0,325	0,400	0,243	0,155
48	0,245	0,325	0,371	0,244	0,157
49	0,264	0,301	0,407	0,224	0,188
50	0,208	0,366	0,258	0,233	0,169

Fonte: Autor.

Na Figura 6.1, podemos verificar os resultados da Tabela 6.5 plotados, para

todas as estações estudadas.

Figura 6.1 – Resultados da aplicação de filtro de médias móveis de 5 termos com aplicação central sobre os desempenhos do Coeficiente de Persistência – CPr, para os Postos de Santo Antônio, Arambaré, São Lourenço do Sul, Capão da Marca e Solidão.

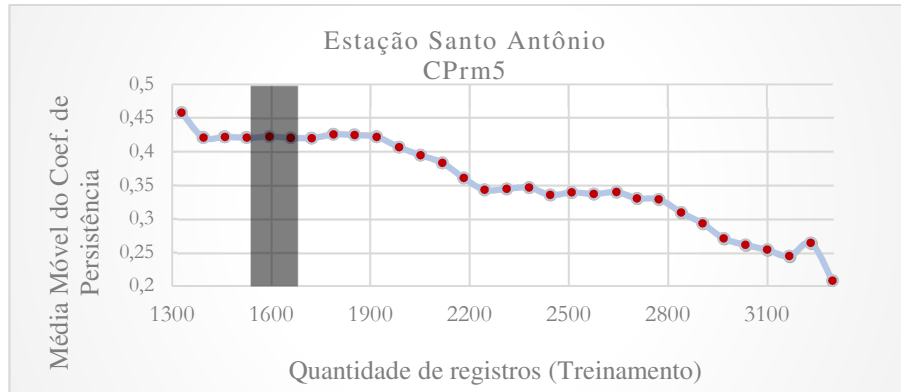


Fonte: Autor.

Através da análise da Figura 6.1, observamos que os postos localizados mais ao norte da Laguna dos Patos, apresentaram os melhores resultados na amostra de validação, para proporções inferiores a 30% dos registros totais na amostra de treinamento, enquanto os demais postos, localizados na região central e sul da laguna apresentaram melhores resultados na modelagem de validação para proporções na amostragem de treinamento superiores a 40% dos registros totais. Isto pode ser resultado de maior complexidade hidrodinâmica nesta região, o que requer maior quantidade de registros de treinamento para garantir representatividade.

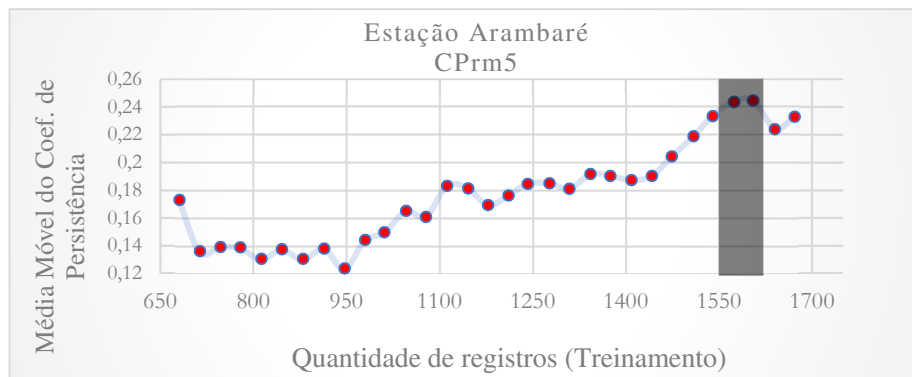
A verificação das quantidades de registros utilizados para cada localidade é apresentada nas Figuras 6.2, 6.3, 6.4, 6.5 e 6.6, a partir das quais foram também realizadas as análises visuais das médias móveis do coeficiente de persistência (CPrm5), que tinha como objetivo a suavização dos resultados anômalos, devido à aleatoriedade da estatística.

Figura 6.2 – Média Móvel de 5 termos (CPrm5) da série de Validação na Estação Santo Antônio.



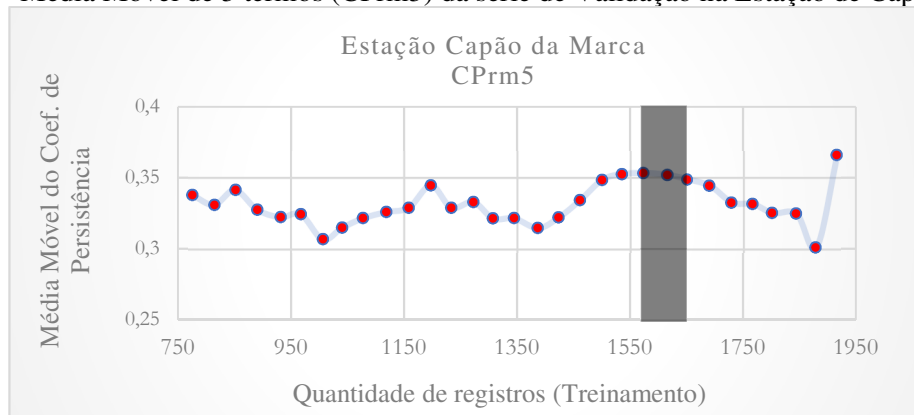
Fonte: Autor.

Figura 6.3 – Média Móvel de 5 termos (CPrm5) da série de Validação na Estação de Arambaré.



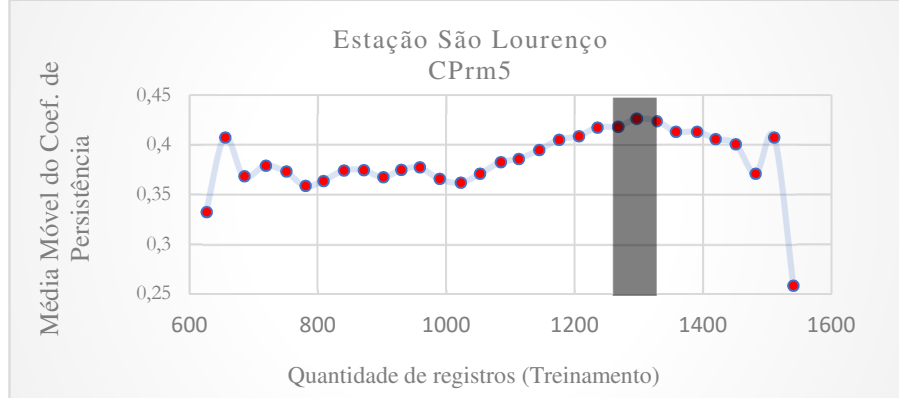
Fonte: Autor.

Figura 6.4 – Média Móvel de 5 termos (CPrm5) da série de Validação na Estação de Capão da Marca.



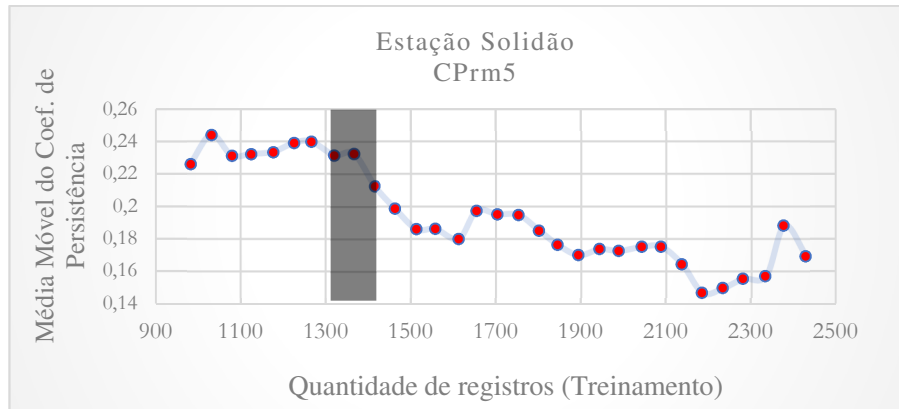
Fonte: Autor.

Figura 6.5 – Média Móvel de 5 termos (CPrm5) da série de Validação na Estação São Lourenço.



Fonte: Autor.

Figura 6.6 – Média Móvel de 5 termos (CPrm5) da série de Validação na Estação da Solidão.



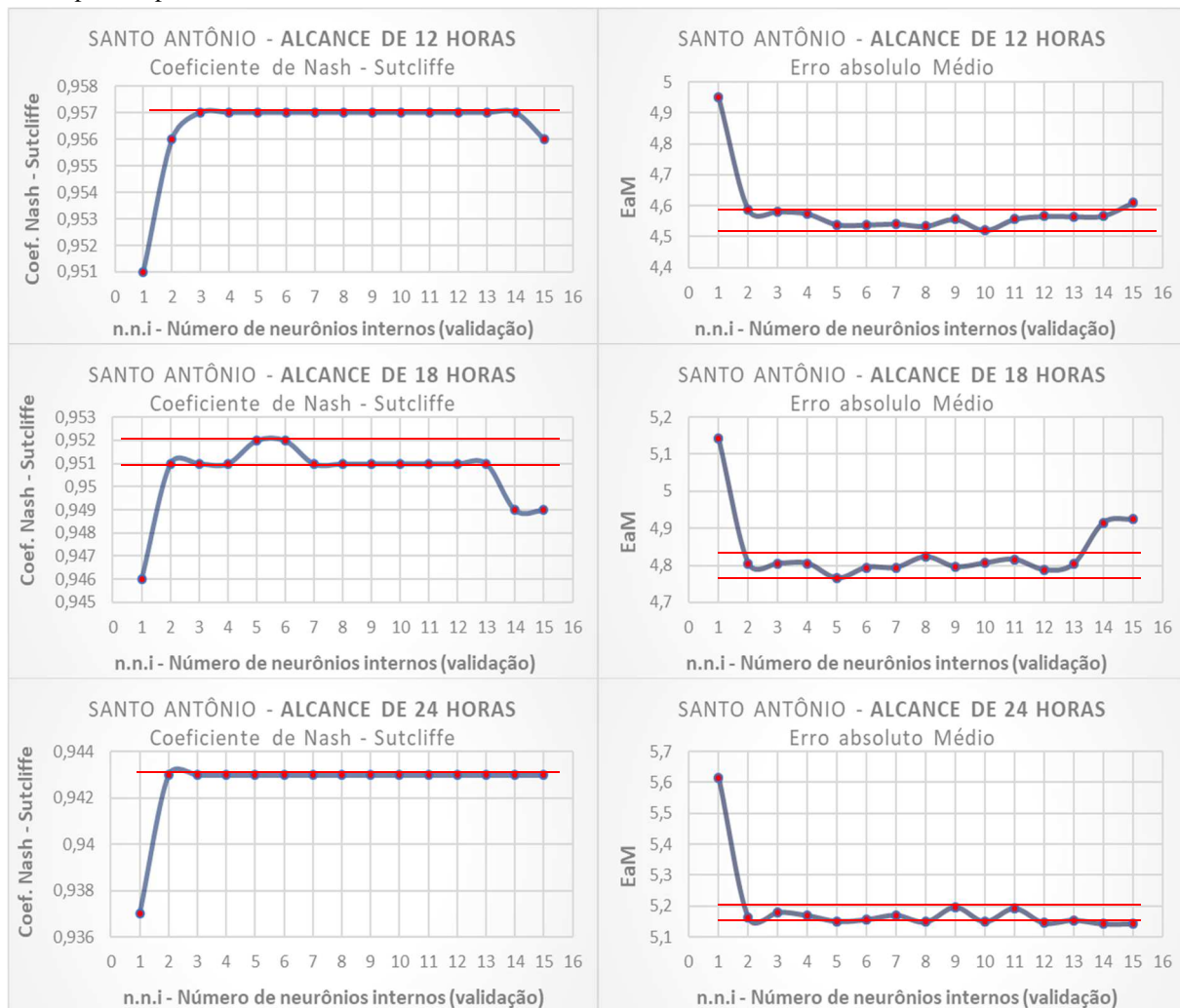
Fonte: Autor.

A pesquisa da complexidade interna da rede neural (quantidade de neurônios na camada intermediária), para cada alcance horário de cada estação (entre 1 e 72 horas), foi feita com base nas estatísticas do coeficiente de Nash-Sutcliffe e do erro absoluto médio, obtidas pela aplicação das RNAs treinadas à amostragem de validação, para cada uma das configurações testadas, com variação de 1 a 15 neurônios internos.

Para a escolha da complexidade, foi observado o princípio metodológico da navalha de Occam, buscando as menores complexidades das redes com capacidade de generalização dos dados utilizados no treinamento, resultando, para cada estação e alcance, uma complexidade diferente.

Para demonstração dos métodos utilizados nessas análises, são apresentados na Figura 6.7, os desempenhos das amostras de validação para as estatísticas de desempenho de Nash-Sutcliffe e dos erros absolutos médios, nas previsões de 12 horas, 18 horas e 24 horas.

Figura 6.7 – Estatísticas de desempenho (N.S. x n.n.i) e (EaM x n.n.i) para amostras de validação da RNA para o posto de Santo Antônio e alcance de 12 horas, 18 horas e 24 horas.

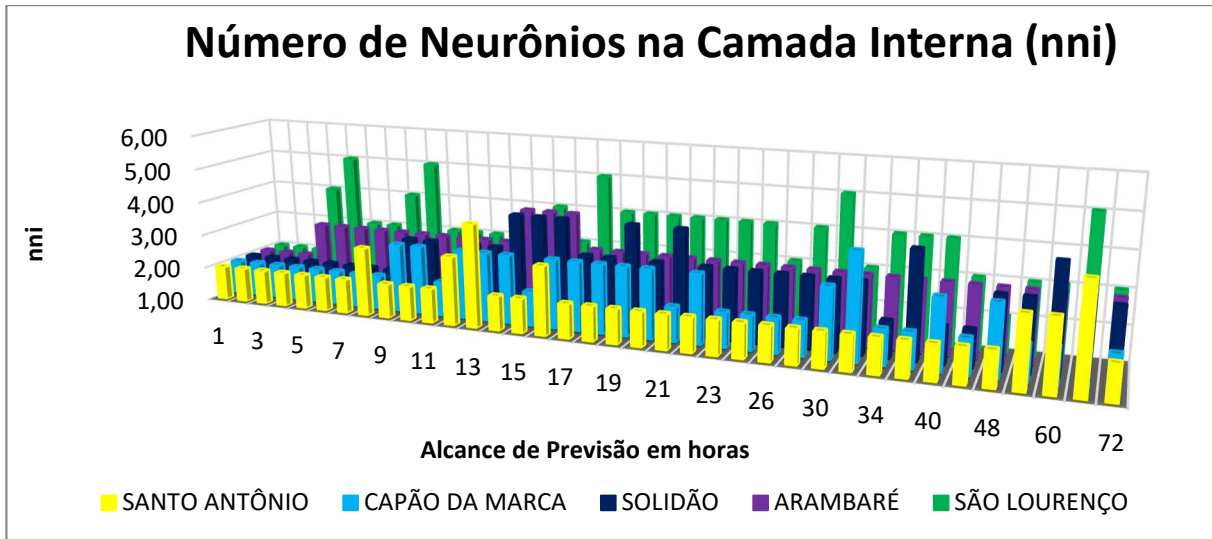


Fonte: Autor.

Na análise dos desempenhos estatísticos plotados na Figura 6.7, foram definidos como quantidade ideal de neurônios na camada intermediária, buscando identificar, visualmente, a menor quantidade de neurônios que, para as duas estatísticas analisadas, apresentam a mesmo padrão de respostas, desconsiderados resultados anômalos.

Na Figura 6.8 estão representados os resultados do número de neurônios na camada intermediária, para cada alcance horário e para cada posto estudado.

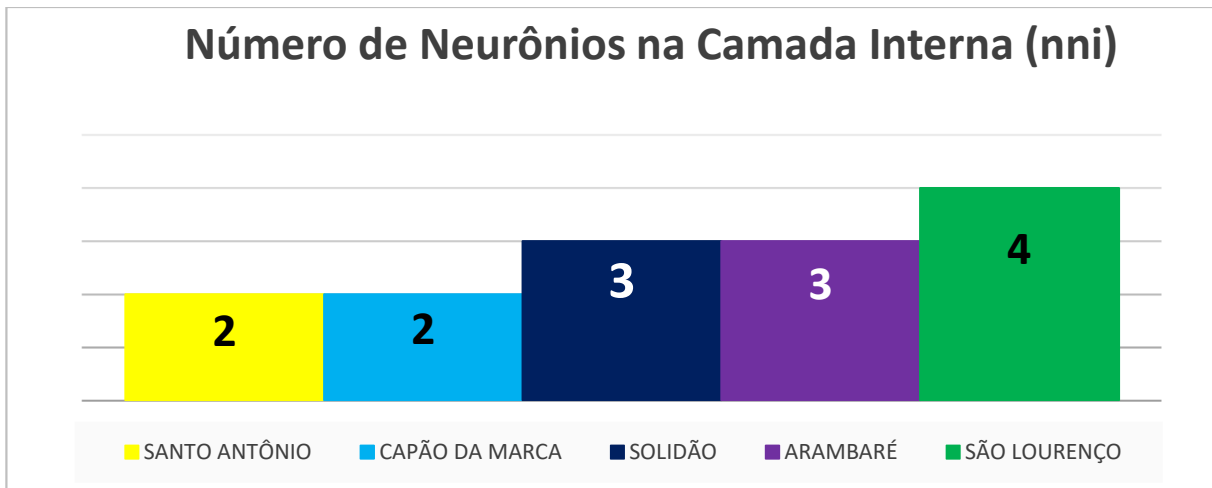
Figura 6.8 – Resultados da análise da complexidade interna das Redes Neurais, para os Postos de Santo Antônio, Arambaré, São Lourenço do Sul, Capão da Marca e Solidão.



Fonte: Autor.

Diante destes resultados podemos verificar que o número ideal de neurônios para a camada interna das redes neurais não é o mesmo para cada estação nem para cada alcance, no entanto, com intuito de demonstrar em média o número de neurônios mais observado neste estudo para as camadas internas das RNAs, foram plotados na Figura 6.9 o número médio de neurônios observados para cada estação.

Figura 6.9 – Média de neurônios obtidos para a camada interna para os modelos de RNAs propostos em cada Estação.



Fonte: Autor.

Diante destas análises, podemos confirmar as conclusões de Oliveira et.al. (2017), Pedrollo, O. (2017), Oliveira et. al. (2015) e Fantin-Cruz et al. (2011), que a

quantidade de neurônios na camada intermediária é bastante inferior ao recomendado pelo Teorema de Kolmogorov-Nielsen, Hecht-Nielsen (1987), para aplicações na área hidroambiental com utilização de registros de campo.

A complexidade destes modelos refletiu, também, a complexidade intrínseca de cada localidade e suas condições de contorno.

A complexidade maior ou menor dos regimes hidrodinâmicos pode ter motivação diversa, no entanto, algumas forçantes que atuam na região da Laguna dos Patos são conhecidas e incidem diferentemente sobre as águas das 5 estações monitoradas.

As regiões do posto de Santo Antônio e do Farol Capão da Marca apresentaram modelos com apenas 2 neurônios em sua camada intermediária, sugerindo que, em comparação com as demais estações, estas apresentam menor complexidade. A priori, não temos conhecimento de nenhuma forçante, que não os ventos e níveis do próprio sistema lagunar, atuando sobre as localidades de Capão da Marca e Santo Antônio, o que pode ser o motivo destes locais apresentarem as menores complexidades.

Quanto aos postos com 3 neurônios na camada intermediária, podemos destacar algumas características peculiares, tanto do posto da Solidão quanto do de Arambaré. Foi observado, durante a análise das defasagens e transformações das 5 estações, que a região de Arambaré sofre pouca influência dos ventos longitudinais e responde, quase imediatamente, aos níveis anteriores. Da mesma forma, a região da Solidão apresenta nas suas proximidades a lagoa do Casamento, que possui regime hidrodinâmico próprio e que pode interferir na oscilação dos níveis daquela região.

Por último, na análise do posto de São Lourenço, verificamos a rede com maior complexidade dentre os postos estudados. Situado próximo a uma das extremidades da laguna, este posto sofre influência tanto dos ventos, vazões afluentes, níveis anteriores e das oscilações dos níveis na região estuária. Ainda, por ter nas proximidades um arroio com capacidade de produzir oscilações de alta frequência nos níveis locais, especialmente em períodos de enchentes, indica que esse posto é, também, o de maior complexidade hidrodinâmica.

Dessa forma, verificamos que há uma boa relação entre a complexidade obtida

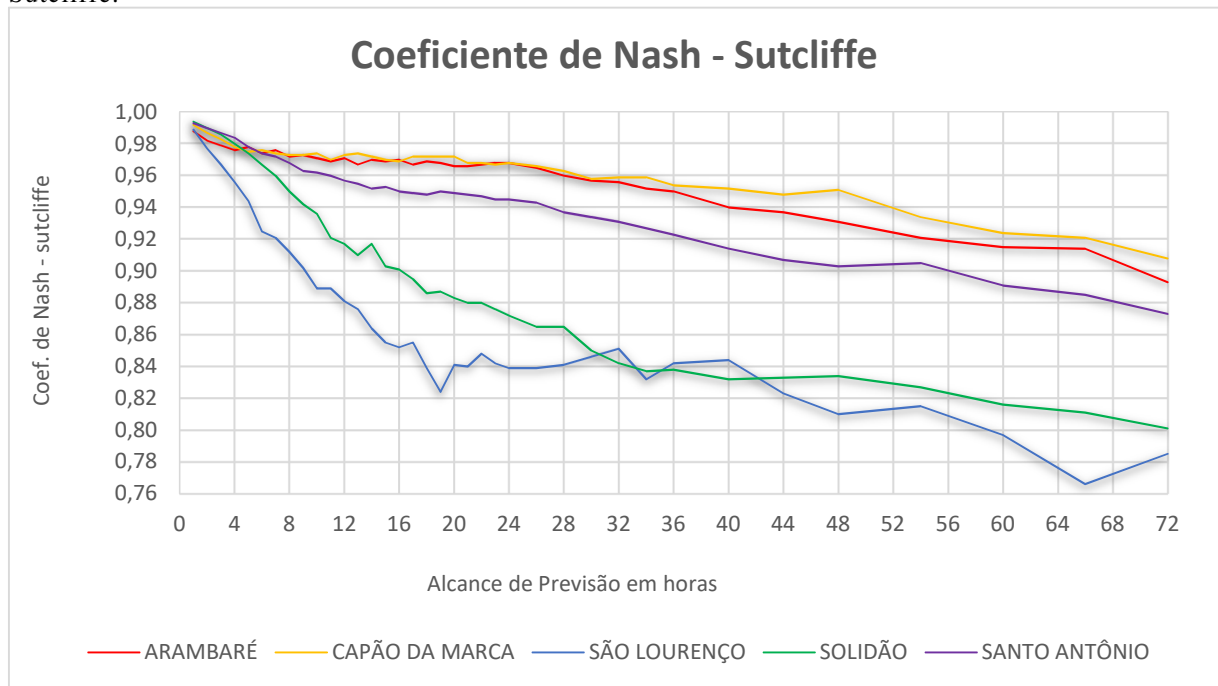
para os modelos de redes neurais artificiais e a complexidade hidrodinâmica real observada nos postos estudados.

Análise da capacidade de generalização dos modelos

Após a definição das arquiteturas dos modelos de redes neurais artificiais, utilizamos, nas análises a seguir, aplicações dos modelos selecionados, com a amostragem de verificação, para testar a capacidade de generalização a situações que não participaram do treinamento e da pesquisa da configuração interna das redes neurais.

No Figura 6.10, são plotados os resultados das estatísticas do coeficiente de Nash-Sutcliffe para todas as estações estudadas a fim analisar de modo conjunto, os seus desempenhos.

Figura 6.10 – Verificação da capacidade preditiva dos modelos usando o coeficiente de Nash-Sutcliffe.



Fonte: Autor.

Na Tabela 6.6 estão apresentados os desempenhos das previsões de todas as estações, a partir do coeficiente de Nash-Sutcliffe.

Tabela 6.5 – Desempenho das previsões de níveis comparando os valores previstos e observados na série de verificação usando o coeficiente de Nash-Sutcliffe.

Alcance	ARAMBARÉ	CAPÃO DA MARCA	SÃO LOURENÇO	SOLIDÃO	SANTO ANTÔNIO
---------	----------	----------------	--------------	---------	---------------

(Horas)	NS	NS	NS	NS	NS
1	0,988	0,992	0,989	0,994	0,993
2	0,982	0,987	0,977	0,990	0,990
3	0,979	0,983	0,967	0,986	0,987
4	0,976	0,978	0,956	0,980	0,984
5	0,978	0,975	0,944	0,974	0,978
6	0,974	0,976	0,925	0,967	0,974
7	0,976	0,974	0,921	0,960	0,972
8	0,972	0,973	0,912	0,950	0,968
9	0,973	0,973	0,902	0,942	0,963
10	0,971	0,974	0,889	0,936	0,962
11	0,969	0,970	0,889	0,921	0,960
12	0,971	0,973	0,881	0,917	0,957
13	0,967	0,974	0,876	0,910	0,955
14	0,970	0,972	0,864	0,917	0,952
15	0,969	0,970	0,855	0,903	0,953
16	0,970	0,969	0,852	0,901	0,950
17	0,967	0,972	0,855	0,895	0,949
18	0,969	0,972	0,839	0,886	0,948
19	0,968	0,972	0,824	0,887	0,950
20	0,966	0,972	0,841	0,883	0,949
21	0,966	0,968	0,840	0,880	0,948
22	0,967	0,968	0,848	0,880	0,947
23	0,968	0,967	0,842	0,876	0,945
24	0,968	0,968	0,839	0,872	0,945
26	0,965	0,966	0,839	0,865	0,943
28	0,960	0,963	0,841	0,865	0,937
30	0,957	0,958	0,846	0,850	0,934
32	0,956	0,959	0,851	0,842	0,931
34	0,952	0,959	0,832	0,837	0,927
36	0,950	0,954	0,842	0,838	0,923
40	0,940	0,952	0,844	0,832	0,914
44	0,937	0,948	0,823	0,833	0,907
48	0,931	0,951	0,810	0,834	0,903
54	0,921	0,934	0,815	0,827	0,905
60	0,915	0,924	0,797	0,816	0,891
66	0,914	0,921	0,766	0,811	0,885
72	0,893	0,908	0,785	0,801	0,873

Fonte: Autor.

A capacidade preditiva do modelo, se analisado individualmente, apresenta resultados satisfatórios para todos os postos estudados, com resultados de NS para 6

horas sempre superiores a 0,92 para este alcance. No entanto, observamos que os melhores resultados ocorreram para Arambaré e para Capão da Marca, cuja localização está na porção central da Laguna dos Patos, e apresentam, ambos, coeficiente de Nash-Sutcliffe de 0,968 para alcance de previsão 24 horas.

Também o posto de Santo Antônio apresenta ótimos resultados para o coeficiente de Nash-Sutcliffe, para o qual foram observados os valores de 0,945 e 0,903 para, respectivamente, 24 horas e 48 horas de previsão.

Já os postos de São Lourenço do Sul e de Solidão, apesar de inicialmente, para pequenos alcances, apresentarem bons resultados do coeficiente de Nash-Sutcliffe, sofrem com uma rápida perda da capacidade preditiva.

Os efeitos causados por forçantes não contempladas pelo objetivo da pesquisa podem ser importantes, e resultar redução da capacidade preditiva dos modelos. Esses efeitos podem ser observados no posto de São Lourenço, onde a presença de Arroio localizado nas proximidades causa rápidas oscilações nos níveis em períodos de grande precipitação na bacia do rio Camaquã, como também ocorre no posto da Solidão, onde, conforme Castelão & Möller Jr. (2003) e Cavalcante (2018), para determinados quadrantes de ventos, a comunicação fluvial entre a região da Solidão e a Lagoa do Casamento é intensificada.

É também importante, determinar a precisão das previsões para estimar a aplicabilidade destas nas respectivas áreas. Para tanto, foram verificados os desempenhos estatísticos representados pelos erros absolutos médios para cada localidade, os quais foram apresentados na Tabela 6.7 e plotados na Figura 6.11.

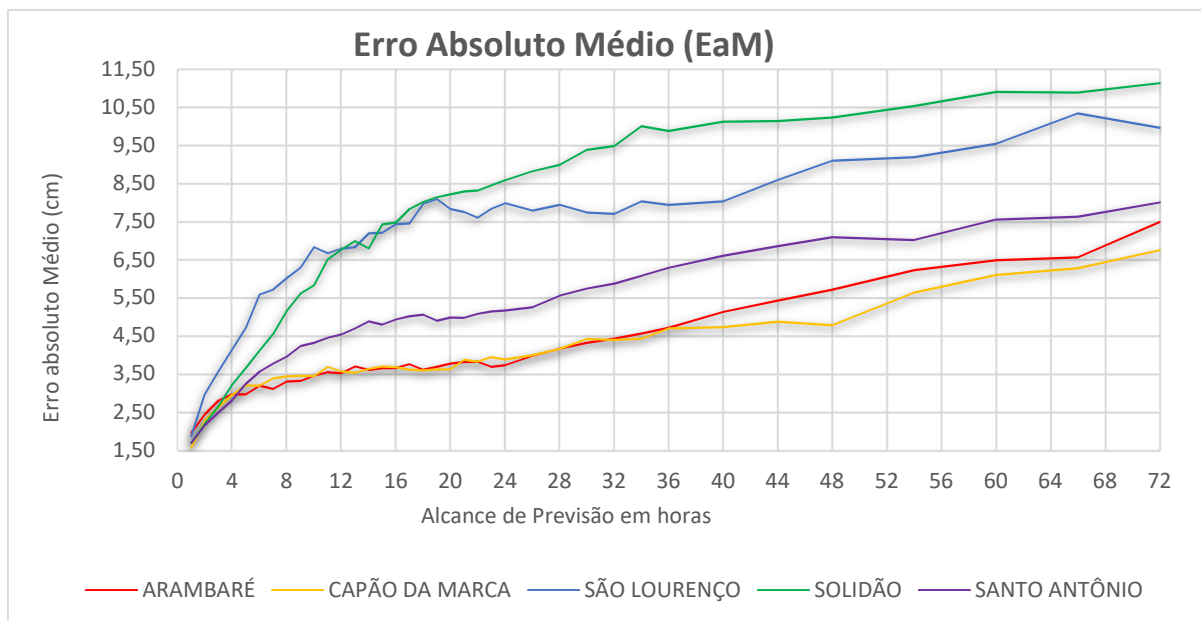
Tabela 6.6 – Desempenho das previsões de níveis comparando os valores previstos e observados na série de verificação por meio do Erro absoluto Médio.

Alcance	ARAMBARÉ	CAPÃO DA MARCA	SÃO LOURENÇO	SOLIDÃO	SANTO ANTÔNIO
---------	----------	----------------	--------------	---------	---------------

(Horas)	EaMédio [cm]	EaMédio [cm]	EaMédio [cm]	EaMédio [cm]	EaMédio [cm]
1	1,956	1,563	1,864	1,688	1,690
2	2,442	2,270	2,969	2,200	2,159
3	2,801	2,638	3,580	2,660	2,494
4	2,960	2,947	4,142	3,214	2,805
5	2,960	3,197	4,716	3,654	3,242
6	3,188	3,190	5,588	4,118	3,558
7	3,106	3,382	5,714	4,546	3,769
8	3,300	3,435	6,018	5,156	3,958
9	3,320	3,452	6,290	5,609	4,231
10	3,448	3,440	6,832	5,830	4,316
11	3,546	3,688	6,675	6,512	4,454
12	3,518	3,572	6,788	6,768	4,536
13	3,693	3,528	6,834	6,993	4,695
14	3,601	3,630	7,194	6,800	4,884
15	3,650	3,695	7,206	7,426	4,795
16	3,650	3,675	7,435	7,482	4,932
17	3,756	3,614	7,456	7,832	5,014
18	3,611	3,594	7,963	8,019	5,058
19	3,682	3,620	8,092	8,145	4,893
20	3,772	3,618	7,833	8,215	4,985
21	3,808	3,875	7,753	8,297	4,976
22	3,819	3,818	7,607	8,323	5,071
23	3,683	3,941	7,839	8,458	5,141
24	3,728	3,880	7,985	8,592	5,166
26	3,970	3,989	7,790	8,826	5,250
28	4,157	4,159	7,941	8,994	5,549
30	4,314	4,415	7,740	9,385	5,735
32	4,424	4,393	7,708	9,493	5,871
34	4,564	4,423	8,038	10,010	6,077
36	4,712	4,695	7,941	9,883	6,284
40	5,120	4,726	8,037	10,130	6,608
44	5,426	4,869	8,597	10,143	6,859
48	5,713	4,779	9,105	10,236	7,088
54	6,222	5,635	9,195	10,542	7,019
60	6,488	6,096	9,546	10,909	7,554
66	6,563	6,277	10,347	10,895	7,634
72	7,492	6,748	9,971	11,143	8,007

Fonte: Autor.

Figura 6.11 – Verificação da precisão das previsões para os modelos através do Erro absoluto Médio.



Fonte: Autor.

Dessas análises, observamos um comportamento semelhante ao obtido nas análises do coeficiente de Nash-Sutcliffe, com os melhores desempenhos obtidos para as estações da porção mais ao centro da laguna, os quais, Arambaré e Capão da Marca, apresentaram, para horizonte de previsão de 24 horas, erros absolutos médios de 3,728 cm e 3,88 cm, respectivamente.

Os postos de Santo Antônio, São Lourenço e Solidão apresentaram erros absolutos médios com maior magnitude em comparação aos postos localizados na porção central da laguna. Para o alcance de 24 horas os erros absolutos médios dessas estações foram, respectivamente, de 5,166 cm, 7,985 cm e 8,592 cm.

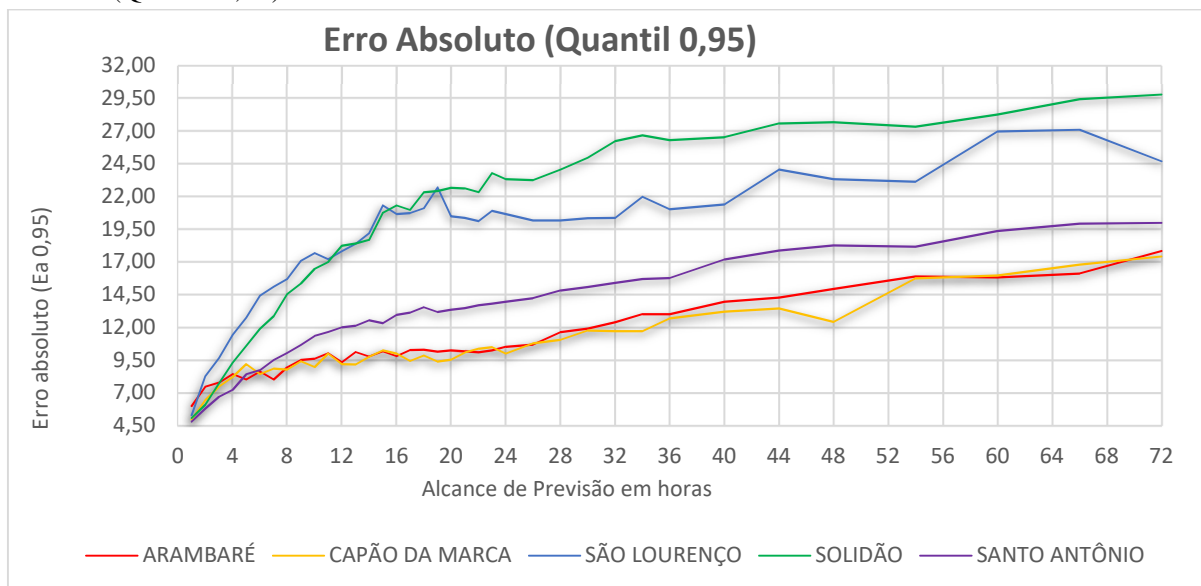
Na Tabela 6.8 e Figura 6.12, são apresentados os resultados da análise dos erros absolutos (quantil 0,95), que correspondem ao erro absoluto que foi superado em 5% das previsões realizadas, é importante, principalmente, para a avaliação do risco de erro em previsões para o alerta de inundações, bem como para previsões para uso da navegação, na qual são exigidos níveis mínimos, sem os quais não é permitida a passagem de embarcações, sob o risco de encalhes e possíveis acidentes com danos ambientais.

Tabela 6.7 – Desempenho das previsões de níveis comparando os valores previstos e observados na série de verificação por meio do Erro absoluto extremo (Quantil 0,95).

Alcance (Horas)	ARAMBARÉ	CAPÃO DA MARCA	SÃO LOURENÇO	SOLIDÃO	SANTO ANTÔNIO
	Ea(Quantil 0,95) [cm]	Ea(Quantil 0,95) [cm]	Ea(Quantil 0,95) [cm]	Ea(Quantil 0,95) [cm]	Ea(Quantil 0,95) [cm]
1	5,971	4,937	5,280	5,054	4,778
2	7,443	6,403	8,254	6,068	5,770
3	7,763	7,472	9,637	7,716	6,687
4	8,414	8,193	11,433	9,295	7,212
5	8,012	9,175	12,720	10,577	8,394
6	8,606	8,420	14,402	11,870	8,703
7	8,010	8,832	15,102	12,846	9,486
8	8,929	8,754	15,675	14,535	10,044
9	9,489	9,391	17,074	15,352	10,643
10	9,586	8,950	17,668	16,471	11,319
11	10,001	9,988	17,201	16,992	11,621
12	9,317	9,169	17,816	18,226	11,983
13	10,108	9,140	18,366	18,411	12,122
14	9,759	9,737	19,182	18,673	12,521
15	10,166	10,218	21,315	20,737	12,318
16	9,779	9,979	20,648	21,322	12,936
17	10,258	9,429	20,733	20,958	13,115
18	10,283	9,845	21,091	22,306	13,529
19	10,119	9,363	22,680	22,421	13,174
20	10,222	9,512	20,489	22,656	13,332
21	10,148	10,061	20,347	22,605	13,459
22	10,092	10,352	20,122	22,304	13,676
23	10,222	10,477	20,905	23,772	13,803
24	10,498	9,988	20,652	23,325	13,935
26	10,663	10,771	20,163	23,252	14,212
28	11,611	11,047	20,150	24,057	14,798
30	11,903	11,753	20,327	24,955	15,083
32	12,383	11,684	20,367	26,223	15,381
34	12,986	11,696	21,983	26,664	15,688
36	13,000	12,685	21,011	26,307	15,757
40	13,958	13,184	21,380	26,535	17,176
44	14,262	13,443	24,055	27,567	17,865
48	14,933	12,394	23,326	27,685	18,260
54	15,879	15,737	23,129	27,320	18,143
60	15,812	15,958	26,967	28,271	19,365
66	16,093	16,789	27,090	29,441	19,922
72	17,827	17,409	24,699	29,794	19,981

Fonte: Autor.

Figura 6.12 – Verificação da aplicabilidade das previsões para os modelos através do Erro absoluto extremo (Quantil 0,95).



Fonte: Autor.

Da análise visual dos resultados dos quantis 0,95 dos erros, a partir da Figura 18, verificamos que é mantido, para todos os postos estudados, o comportamento dos erros absolutos médios anteriormente observados na Figura 17, apresentando os menores valores para as estações de Arambaré e Capão da Marca, cujas magnitudes para previsão de 24 horas foram, respectivamente, 10,498 cm e 9,988 cm, magnitudes um pouco maiores no posto de Santo Antônio com 13,935 cm e, maiores erros para as estações de São Lourenço do Sul e Solidão, que para as mesmas 24 horas de previsão, apresentaram magnitudes de 20,652 cm e 23,325 cm, respectivamente. Portanto, esta estatística apresentou o mesmo padrão relativo das anteriores, porém, seus resultados são mais significativos, pois indicam que os erros são bem aceitáveis, para a maioria das aplicações, não passando muito, nos casos mais difíceis, de valores de erros da ordem de 20cm que foram superados em 5% das previsões, mesmo para previsões com alcance temporal de 24 horas.

Finalmente, são analisados, para cada estação, os valores do coeficiente de persistência, obtidos os valores de saída da rede através da série de verificação. A análise conjunta dessa estatística, apresentada na Tabela 6.9 e Figura 6.13, também possibilita, a observação das localidades em que a aplicação do modelo trará maior

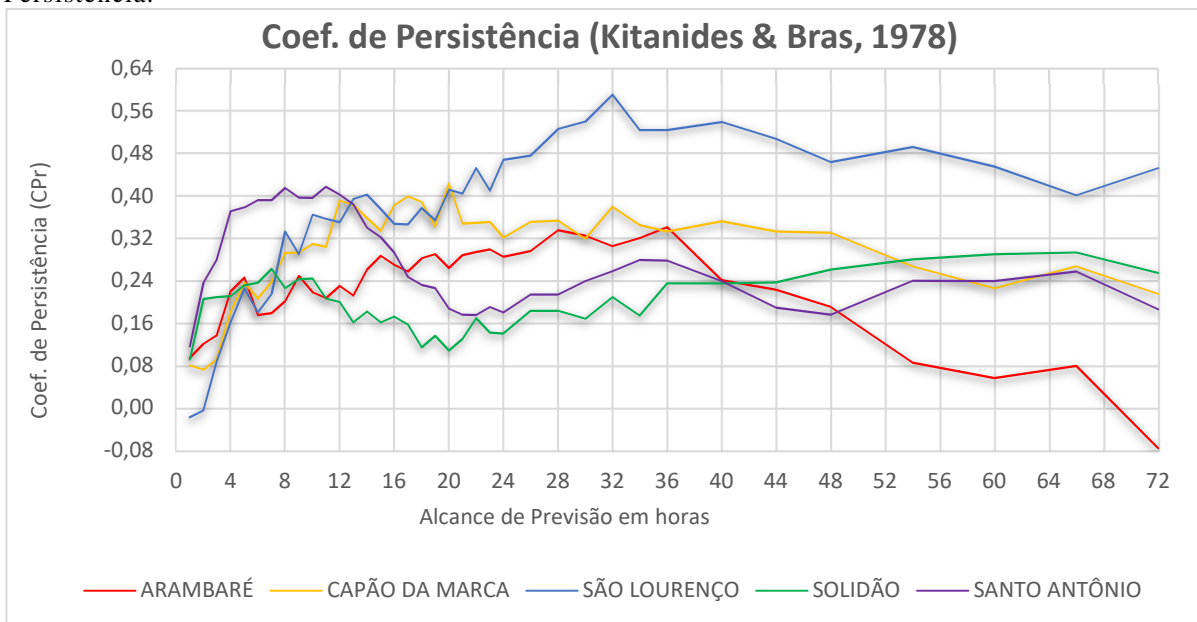
benefício em comparação com o modelo de persistência.

Tabela 6.8 – Desempenho das previsões de níveis pelo Coeficiente de Persistência.

Alcance (Horas)	ARAMBARÉ	CAPÃO DA MARCA	SÃO LOURENÇO	SOLIDÃO	SANTO ANTÔNIO
	CPr	CPr	CPr	CPr	CPr
1	0,094	0,080	-0,018	0,091	0,116
2	0,121	0,072	-0,005	0,205	0,236
3	0,137	0,092	0,088	0,209	0,280
4	0,220	0,182	0,162	0,211	0,371
5	0,246	0,236	0,225	0,231	0,378
6	0,175	0,206	0,180	0,236	0,392
7	0,179	0,238	0,215	0,262	0,392
8	0,201	0,292	0,333	0,226	0,415
9	0,249	0,293	0,290	0,243	0,397
10	0,218	0,309	0,364	0,244	0,396
11	0,207	0,304	0,356	0,206	0,417
12	0,230	0,391	0,350	0,199	0,402
13	0,212	0,383	0,394	0,161	0,384
14	0,261	0,358	0,402	0,182	0,340
15	0,287	0,334	0,375	0,161	0,322
16	0,270	0,382	0,347	0,172	0,293
17	0,257	0,399	0,346	0,157	0,247
18	0,282	0,388	0,377	0,114	0,232
19	0,290	0,342	0,354	0,136	0,226
20	0,264	0,423	0,411	0,108	0,187
21	0,288	0,348	0,404	0,130	0,176
22	0,294	0,349	0,452	0,169	0,175
23	0,299	0,351	0,410	0,142	0,190
24	0,285	0,321	0,468	0,140	0,180
26	0,296	0,351	0,476	0,183	0,214
28	0,335	0,353	0,526	0,183	0,214
30	0,325	0,319	0,540	0,168	0,239
32	0,305	0,379	0,591	0,209	0,258
34	0,320	0,345	0,524	0,174	0,279
36	0,341	0,333	0,524	0,235	0,278
40	0,241	0,352	0,539	0,235	0,239
44	0,223	0,333	0,507	0,237	0,189
48	0,190	0,330	0,464	0,261	0,176
54	0,085	0,267	0,492	0,280	0,240
60	0,056	0,225	0,455	0,290	0,239
66	0,079	0,267	0,401	0,293	0,257
72	-0,076	0,215	0,452	0,254	0,186

Fonte: Autor.

Figura 6.13 – Verificação da aplicabilidade das previsões para os modelos através do Coeficiente de Persistência.



Fonte: Autor.

De forma geral, os desempenhos relativos das redes neurais são melhores do que os dos modelos de persistência. Para pequenos alcances, as vantagens das RNAs não são grandes, porém, crescem com o aumento do alcance, até um ponto onde começam a decair, podendo haver uma faixa de alcances com uma certa estabilização do coeficiente, como ocorre entre os alcances de 12 e 20 horas para São Lourenço e entre os alcances de 24 e 40 horas para Capão da Marca. Os menores alcances em que as redes neurais apresentam melhor desempenho, relativamente ao modelo de persistência, são entre 8 e 10 horas para os postos de Solidão e de Santo Antônio, e os maiores são em torno de 32 horas para os postos de Arambaré e de São Lourenço.

Ainda, em relação aos postos de Santo Antônio e da Solidão, verificamos que após algumas horas iniciais, respectivamente 12 e 8 horas, estes apresentaram considerável redução dos seus coeficientes de persistência, os quais tiveram, na sequência, pequena melhora e posterior estabilização. Os períodos em que ocorreram as reduções relativas na qualidade das previsões foram coincidentes com o tamanho das janelas amostrais dos ventos, que armazenados por meios das médias móveis, fizeram parte das configurações de entrada do modelo. Quando as informações armazenadas pelas componentes das janelas móveis de ventos, não mais estão no

passado, essa entrada passa a não mais contribuir para as previsões. A acentuada redução relativa das capacidades de previsão destes dois postos demonstra, primeiro, que as componentes de ventos longitudinais têm realmente muita influência na dinâmica dos níveis e, posteriormente, indica a robustez do modelo que, mesmo sem a contribuição da média móvel dos ventos, ainda manteve desempenho um pouco melhor, em relação ao modelo de persistência.

Os maiores máximos para o coeficiente de persistência ocorrem para o posto de São Lourenço, e os menores máximos deste coeficiente ocorrem para o posto de Solidão. Estes postos estão entre os que apresentam menor desempenho absoluto das redes neurais, para o conjunto de alcances testado. Portanto, os máximos de coeficientes de persistência observados para o posto de São Lourenço devem-se à menor persistência de seus níveis, e os menores valores correspondentes do coeficiente de desempenho para o conjunto de alcances testado do posto de Solidão devem-se, em parte, à maior persistência de seus níveis, resultando menores desempenhos relativos das redes neurais para este posto. A diferença de comportamentos relativos das previsões entre estes dois postos pode ser resultante, portanto, de maior complexidade, com forçantes não consideradas nesta pesquisa, principalmente no posto de São Lourenço.

Da mesma forma, os modelos para Arambaré e para Capão da Marca tinham apresentado os melhores desempenhos, para todos os alcances, com erros médios absolutos muito próximos entre si. A análise conjunta dos coeficientes de persistência destes postos, com valores sempre menores para Arambaré, a partir do alcance de seis horas, indicam que o modelo de persistência, para este posto, é mais favorecido, sendo compatível com a menor variabilidade temporal de seus níveis, que o caracteriza como representativo do ponto nodal da laguna.

O coeficiente de persistência apresentou a tendência esperada de comportamento, ou seja, quando o coeficiente de persistência tende a zero, para menores alcances, significa que os níveis ainda não sofreram grandes alterações, para que as redes neurais possam ter aproveitado seu potencial preditivo, enquanto que, para alcances crescentes, enquanto previsões em tempo atual são válidas, as RNAs

apresentam vantagem relativa, a qual tende a desaparecer à medida as entradas que afetam os níveis passam a ocorrer após o tempo atual, e as redes neurais, bem como o modelo de persistência, pouco ou nada podem prever.

7. CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES

Os resultados obtidos para os modelos de redes neurais artificiais, analisados a partir dos desempenhos resultantes, atestam a previsibilidade, em tempo atual, dos níveis a partir do estado atual, no próprio posto monitorado e das componentes longitudinais dos ventos anteriores e atuais com um alcance de 1 hora até 72 horas, confirmando a hipótese de que o efeito de armazenamento já está representado pelos níveis observados.

Os desempenhos obtidos para cada estação linimétrica foram bastante satisfatórios, se analisarmos que, para o alcance de 6 horas, o NS foi, para todos os modelos, superior a 0,92 e, embora decrescente com aumento dos tempos de previsão, a capacidade de generalização das redes neurais foi mantida mesmo para o horizonte de 72 horas, para o qual obtivemos erros absolutos médios variando entre 6,75 cm e 11,15 cm nas estações estudadas.

A partir das pesquisas das configurações de entrada dos modelos de RNAs, foram também verificadas as melhores correlações para as séries cuja aplicação de transformações lineares e, de médias móveis produziram significativa melhora nas correlações. Como consequência, foi possível concluir que o uso das médias móveis, com a função de agregar informações passadas, foi um recurso válido para armazenar informações importantes para as previsões de níveis.

Ainda, foi verificado que as diferenças de complexidade entre as redes neurais de cada posto, avaliadas quanto ao número de neurônios na sua camada intermediária, apresentaram conformidade às complexidades hidrodinâmicas de cada local estudado.

Também, a capacidade preditiva do modelo apresentou resultados diferentes para cada posto estudado, indicando peculiaridades nas condições de cada região, no que diz respeito às demais variáveis que afetam os níveis linimétricos, além das componentes longitudinais dos ventos.

A viabilização da previsibilidade dos níveis locais em função unicamente dos níveis passados e presentes do próprio posto linimétrico, e das componentes longitudinais dos ventos, confirmando as hipóteses formuladas e a aplicabilidade dos filtros temporais e das redes neurais utilizadas, aponta para a sua utilização com

benefícios, possivelmente, para a previsão com vistas ao alerta de inundações e ao planejamento da navegação.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ALMEIDA, L.E. DE; CASALAS, A.; ROSAURO, N. & SCHETTINI, E. Relatório do Projeto Lagoa dos Patos, Parte 1: Área Física 1989. Porto Alegre, Instituto de Pesquisas Hidráulicas da UFRGS, 1989.(a).
- ALMEIDA, L.E. DE; CASALAS, A.; ROSAURO, N. & SCHETTINI, E. Simulação da Circulação Induzida por Vento na Lagoa dos Patos. XIV Congresso Latino Americano de Hidráulica, 1989. (b).
- ALMEIDA, L.E. DE; ROSAURO, N. & ENDRES, L. A. M. Banco de Dados de Níveis e Ventos da Lagoa dos Patos: Relatório 1992. Porto Alegre: IPH/UFRGS, 1992.
- ANTAQ (2018) – Anuário Digital – 2017. ANTAQ – Agência Nacional de Transportes Aquaviários. Disponível em 19 de dezembro de 2018 em <http://web.antaq.gov.br/ANUARIO>.
- ARENTZ, MARIA FERNANDA REZENDE, A modelagem hidrodinâmica como auxílio à navegação no canal norte do Estuário do Amazonas. Dissertação (mestrado). COPPE / UFRJ, 2009.
- BASTOS, EDUARDO NUNES FERREIRA. Uma Rede Neural Auto-Organizável Construtiva para Aprendizado Perpétuo de Padrões Espaço-Temporais / Eduardo Nunes Ferreira Bastos Porto Alegre: PPGC da UFRGS, 2007.
- BRAGA, A. P.; DE CARVALHO, A. P. L. F.; LUDERMIR, T.B. Redes neurais artificiais: teoria e aplicações. LTC Editora, 2007
- CASTELÃO, RENATO MENEZES; MÖLLER JUNIOR, OSMAR OLINTO. Sobre a circulação tridimensional forçada por ventos na lagoa dos patos. Revista Atlantica 25(2),91-106, 2003.
- CAVALCANTE, ROSANE BARBOSA LOPES. Efeito do vento e da vazão na hidrodinâmica e na dispersão de poluentes na região nordeste da Laguna dos Patos. 2018
- CAVALCANTE, ROSANE BARBOSA LOPES; MENDES, CARLOS ANDRÉ BULHÕES. Calibração e validação do módulo de correntologia do modelo IPH-A para a Laguna dos Patos (RS/Brasil). Revista Brasileira de Recursos Hídricos, v. 19, n. 3, p. 191-204, 2014.
- CHATFIELD C. & COLLINS, A.J. Análise de componentes principais. In: Introdução à análise multivariada. Springer, Boston, MA, 1980.
- CHATFIELD, C. Técnicas descritivas simples. In: A Análise de Séries Temporais: Teoria e Prática. Springer, Boston, MA, 1975. p. 12-32.
- COULIBALY, P. Reservoir Computing approach to Great Lakes water level forecasting.

Journal of Hydrology, v. 381, n. 1–2, p. 76–88, 2010.

CUNHA, GILBERTO TEIXEIRA. Navegação hidroviária interior no RS: Vantagem econômica comparada aos outros modais e implantação do calado sazonal, Dissertação (Mestrado) Universidade Federal do Rio Grande do Sul – Engenharia de Produção, 2014.

CYBENKO, GEORGE. Approximation by superpositions of a sigmoidal function. Math. Control Signals Systems, v.2, n. 4, p. 303–314, 1989.

DA SILVA PEIXOTO, FILIPE; RODRIGUES, JOÃO PAULO BEZERRA; DE MELO ALBUQUERQUE, PAULO IGOR. Gestão integrada dos recursos hídricos e a problemática das inundações urbanas. Geografia (Londrina), v. 28, n. 1, p. 187-206, 2019.

DEPINÉ, HALINE; CASTRO, NILZA MARIA DO REIS; PINHEIRO, ADILSON; PEDROLLO, OLAVO. Preenchimento de falhas de dados horários de precipitação utilizando redes neurais artificiais. Revista Brasileira de Recursos Hídricos, v. 19, n. 1, p. 51-63, 2014.

FANTIN-CRUZ, I.; PEDROLLO, O.C.; GIRARD, P.; ZEILHOFER, P.; HAMILTON, S.K. Historical reconstruction of floodplain inundation in the Pantanal (Brazil) using neural networks. Journal of hydrology, v. 399, n. 3-4, p. 376-384, 2011.

FERNANDES, E. H. L., 2001: Modelling the hydrodynamics of the Patos Lagoon, Brazil. DSc. Thesis, Institute of Marine Studies Faculty of Science, University of Plymouth, England.

FERNANDES, E. H. L.; DYER, K. R.; MOLLER, O. O.; NIENCHESKIC, L. F. H. The Patos Lagoon hydrodynamics during an El Niño event (1998). Continental Shelf Research, v. 22, n. 11–13, p. 1699–1713, 2002.

FERNANDES, E. H. L.; MARINO-TAPIA, I. DYER, K. R.; MOLLER, O. O. The attenuation of tidal and subtidal oscillations in the Patos Lagoon estuary. Ocean Dynamics, v. 54, n. 3–4, p. 348–359, 2004.

FI-JOHN CHANG, PIN-AN CHEN, YING-RAY LU, ERIC HUANG, KAI-YAO CHANG. Real-time multi-step-ahead water level forecasting by recurrent neural networks for urban flood control. Journal of Hydrology, v. 517, p. 836–846, 2014.

GARAVENTTA, MIRELA. Avaliação de Riscos e Determinação de Efeitos de Acidentes no Sistema de Transporte Hidroviário de Cargas Perigosas Provenientes da Refap. Dissertação (mestrado), Programa de Pós Graduação em Engenharia Mecânica da UFRGS, Porto Alegre, 2008.

HARTMANN, C.; CALLIARI, L. Composição e qualidade do material em suspensão durante

- alta turbidez na extremidade sul da Laguna dos Patos, RS, Brasil. *Pesquisas em Geociências*, v. 22, n. 1/2, p. 74–83, 1996.
- HARTMANN, C.; HARKOT, P. F. C. Influência do Canal São Gonçalo no aporte de sedimentos para o estuário da Laguna dos Patos - RS. *Revista Brasileira de Geociências*, v. 20, n. 1–4, p. 329–332, 1990.
- HARTMANN, CARLOS; SCHETTINI, CARLOS AUGUSTO FRANÇA. Aspectos hidrológicos na região da desembocadura da Laguna dos Patos, RS. *Revista Brasileira de Geociências*, v. 21(4):371-377, 1991.
- HAYKIN, SIMON. *Neural Networks and Learning Machines* - 3. ed. New York: Pearson Prentice Hall, 2009.
- HECHT-NIELSEN, R. Kolmogorov's mapping neural network existence theorem. *Proceedings of the First IEEE International Joint Conference on Neural Networks*, 1987.
- HECHT-NIELSEN, R. *Neurocomputing*. Addison-Wesley Publishing Co., New York, 1990.
- HORNIK, K.; STINCHCOMBE, M.; WHITE, H.. 1989. Multilayer feedforward networks are universal approximators. *Neural networks*, v. 2, n. 5, p. 359-366.
- JAEGER, HERBERT. A tutorial on training recurrent neural networks, covering bppt, rtl, ekf and the “echo state network” approach,” German National Research Center for Information Technology. *ReVision*, v. 2002, p. 1–46, 2002.
- KITANIDIS, P. K., & BRAS, R. L. Real time forecasting of river flows. (M. I. Dept. of Civil Engineering, Ed.), 1978.
- KJERFVE, B., 1986: Comparative oceanography of coastal lagoons, p. 63-81. In D. A. Wolfe (ed.), *Estuarine Variability*. Academic Press, New York.
- LINS-DE-BARROS, FLAVIA MORAES. Análise Integrada da Vulnerabilidade Costeira e dos Riscos Associados. VI Congresso sobre Planejamento e Gestão das Zonas Costeiras dos Países de Expressão Portuguesa. 2015.
- LINS-DE-BARROS, FLAVIA MORAES. Análise Integrada da Vulnerabilidade Costeira e dos Riscos Associados. VI Congresso sobre Planejamento e Gestão das Zonas Costeiras dos Países de Expressão Portuguesa. 2015.
- LIPPMANN, R. P. An Introduction to Computing: With Haskell. *ASSP Magazine, IEEE*, v. 4, n. 2, p. 4–22, 1987.
- LOPES, V. A., FAN, F. M., COLLISCHONN, W., PONTES, P. R., & SIQUEIRA, V. A. (2015). Aplicação Preliminar do Modelo MGB-IPH para a Bacia Hidrográfica

- Completa da Laguna dos Patos. In: XXI Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos, 2015, Brasília - DF . Anais XXI Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos.
- LOPES, V. A., FAN, F. M., COLLISCHONN, W., PONTES, P. R., & SIQUEIRA, V. A. (2015). Aplicação Preliminar do Modelo MGB-IPH para a Bacia Hidrográfica Completa da Laguna dos Patos. In: XXI Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos, 2015, Brasília - DF. Anais XXI Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos.
- LOPES, VITÓRIA ACHE R. Modelagem hidrológica e hidrodinâmica integrada de bacias e sistemas lagunares com influência do vento. Dissertação (mestrado), Instituto de Pesquisas Hidráulicas da UFRGS, 2017.
- LOPES, VITÓRIA ACHE ROCHA; FAN, FERNANDO MAINARDI; COLLISCHONN, WALTER; PONTES, PAULO RÓGENES MONTEIRO; MARQUES, DAVID DA MOTTA. É possível incluir o efeito do vento em um modelo hidrológico para melhorar a representação de ambientes lagunares?. Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos (22.: Florianópolis, 2017). Anais [recurso eletrônico].[Porto Alegre: ABRH, 2017], 2017.
- LUIZ TOMAZELLI, JORGE VILLWOCK. Geologia do Sistema Lagunar Holocênico do Litoral Norte do Rio Grande do Sul, Brasil Pesquisas em Geociências, 18 (1): 13-24, Mai./Ago., 1991.
- MARQUES, M.; DE ANDRADE, FERNANDO O.; OKAWA, CRISTHIANE M. P.; MONTANHER, OTÁVIO C.; GUETTER, ALEXANDRE K. O conceito do campo de fetch aplicado à lagoa dos patos. XX Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos da ABRH. Bento Gonçalves, 2013.
- MARQUES, W. C. Padrões de variabilidade temporal nas forçantes da circulação e seus efeitos na dinâmica da Lagoa dos Patos, RS-Brasil. 2005. Dissertação (mestrado). FURG, 2005.
- MATOS, A. B.; PEDROLLO, O. C.; CASTRO, N. M. R. Efeito do controle de montante de sub-bacias embutidas na previsão hidrológica de curto prazo com redes neurais: aplicação à bacia de Ponte Mística. Revista Brasileira de Recursos Hídricos, Porto Alegre, RS, v. 19, n.1 – Jan-Mar, p. 87-99, 2014.
- MATOS, A. B.; PEDROLLO, OLAVO CORREA; CASTRO, N. M. R. Efeito do Controle de Montante de Sub-bacias Embutidas na Previsão Hidrológica de Curto Prazo com Redes Neurais: Aplicação à Bacia de Ponte Mística. Revista Brasileira De Recursos Hídricos, v. 19, n. 1, p. 87-99, 2014.
- MÖLLER JR., O.O.; LORENZZENTTI, J.A.; STECH, J.L.; MATA, M.M. The Patos Lagoon summertime circulation and dynamics. Continental Shelf Research, v. 16, n. 3, p. 335-351, 1996.

- MÖLLER, O. E FERNANDES, E. Hidrologia e hidrodinâmica. In: Seeliger, U. e Odebrecht, C., Ed(s). 2010. O estuário da Lagoa dos Patos: um século de transformações. Rio Grande: FURG. p. 17-30.
- MÖLLER, O. O. E CASTAING, P., 1999: Hydrographical characteristics of the estuarine area of Patos Lagoon (30° S, Brazil), p. 83-100. In G. M. Perillo, M. C. Piccolo, and M. Pino (eds.), *Estuaries of South America: Their Geomorphology and Dynamics*. Springer Verlag, Berlin.
- MÖLLER, O. O., 1996: Hydroinamique de La Lagune dos Patos, Mésures et Modelisation. DSc. Thesis, Université Bordeaux I, France.
- MÖLLER, O. O., CASTAING, P., SALOMON, J., & LAZURE, P. (2001). The Influence of Local and Non-Local Forcing Effects on the Subtidal Circulation of Patos Lagoon. *Estuaries*. Vol. 24, No. 2, 297-311.
- MÖLLER, O. O.; PAIM, P. S. G.; SOARES, I. D. Effects and mechanisms of water circulation in the Patos Lagoon Estuary. *Bulletin Institute Géologique*, v. 49, p. 15-21, 1991.
- MOORE, R. J. Real-Time forecasting of flood events using transfer-function noise models: part 2. Wallingford, Institute of Hydrology, 1980. 155p.
- MOURA, G. G. M.; DIEGUES, A. C. S. A. Os conhecimentos tradicional e científico do Saco do Arraial, estuário da Lagoa dos Patos (RS). *Boletim do Instituto de Pesca*, v. 35, p. 359–372, 2009.
- NASH, J. E., & SUTCLIFFE, J. V. River flow forecasting through conceptual models part I - A discussion of principles. *Journal of hydrology*, v. 10, n. 3, p. 282-298, 1970.
- NASH, J. E.; SUTCLIFFE, J. V. River flow forecasting through conceptual models part I - A discussion of principles. *Journal of hydrology*, v. 10, n. 3, p. 282-298, 1970.
- OLIVEIRA, G. G.; PEDROLLO, O. C. & CASTRO, N. M. R. Uncertainties associated to climate scenarios obtained by ETA CPTEC/HADCM3 model: comparative evaluation between simulated and observed data of precipitation, evapotranspiration and river flow in Ijuí river basin, Brasil. *Revista Brasileira de Meteorologia*, 2015.
- OLIVEIRA, G. G.; PEDROLLO, O.C. & CASTRO, N. M. O desempenho das Redes Neurais Artificiais (RNAs) para simulação hidrológica mensal. *Revista Brasileira de Recursos Hídricos*, 2014.
- OLIVEIRA, M.; SARI, V.; CASTRO, N. M.R. & PEDROLLO, O. Estimativa do teor de água no solo em bacias hidrográficas utilizando redes neurais artificiais. *Revista Ciências Hidrológicas*, 2017.

- OLIVEIRA, MARILIA M. F., EBECKEN, NELSON F. F. & OLIVEIRA, JORGE L. F. Predição da variação extrema do nível do mar relacionada a tempestades severas utilizando Redes Neurais Artificiais. Revista da Sociedade Brasileira de Redes Neurais (SBRN), v. 7, 19 – 29, 2009.
- OLIVEIRA, MARQUIS HENRIQUE CAMPOS DE. Estimativa do teor de água no solo em bacia hidrográfica com redes neurais artificiais utilizando fatores físicos e climáticos. 2014.
- PAZ, A. R.; REIS, LGM; LIMA, HVC. Uso de modelagem hidrodinâmica visando a segmentação de corpos d'água rasos para enquadramento: o caso do Lago Guaíba (RS). XVI Anais do SBRH, João Pessoa-PB, v. 20, 2005.
- PEDROLLO, O. C. Previsão de Níveis Fluviais com Redes Neurais: Aplicação para Rosário do Sul - RS. In: Anais do AGUASUL- 1º Simpósio de Recursos Hídricos do Sul e 1º Simpósio de Águas da AUGM, Santa Maria, 2005. 19 p.
- PEDROLLO, O. C.; ALMEIDA, L. E. & CLARKE, R. Estudos das Relações entre Níveis e Ventos na Lagoa dos Patos. (Relatório de Pesquisa), 1994.
- PEDROLLO, O. C.; ALMEIDA, L. E. & CLARKE, R. Relação entre níveis e ventos na lagoa dos patos : resultados preliminares. 1995.
- PEDROLLO, O. C.; PEDROLLO, M. C. R. Sistema de alerta de cheias da bacia do rio Caí: previsão de níveis com redes neurais artificiais. In: Eventos Extremos no Rio Grande do Sul: Inundações e Movimentos de Massa. Org. por Guasselli, L. A.; Oliveira, G. G. e Alves, R. C. M., ed. EVANGRAF, Porto Alegre – RS, 2013, pp. 101-120.
- PEDROLLO, OLAVO CORREA. Previsão em tempo atual de cheias com uso de sistema especialista difuso. 2000.
- PEDROLO, O. C. Previsão de Curto Prazo de Níveis com Redes Neurais Artificiais para a Cidade de Estrela (RS): Resultados Preliminares. XXII Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos da ABRH. Florianópolis, 2017.
- PEDROLO, O. C. Previsão de Curto Prazo de Níveis com Redes Neurais Artificiais para a Cidade de Estrela (RS): Resultados Preliminares. XXII Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos da ABRH. Florianópolis, 2017.
- PEDROLO, O. C. Previsão de Curto Prazo de Níveis com Redes Neurais Artificiais para a Cidade de Estrela (RS): Resultados Preliminares. XXII Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos da ABRH. Florianópolis, 2017.
- PEREIRA, R.S.; NIENCHESKI, L. F. H. Modelagem da qualidade de água na Lagoa dos Patos. In: Congresso Latinoamericano de Hidráulica, 21., 2004, São Pedro. Anais. São PEDRO, 2004.

- PROKHOROV, D. Echo state networks: Appeal and challenges. Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks, v. 3, n. Figure 3, p. 1463–1466, 2005.
- ROISENBERG, MAURO ET AL. Emergência da inteligência em agentes autônomos através de modelos inspirados na natureza. 1998.
- ROSAURO, NARA MARÍA LUZZI; SCHETTINI, EDITH BEATRIZ CAMAÑO. Aplicação de um modelo bi-dimensional à Laguna dos Patos–RS–Brasil. 6o Encuentro Nacional de Investigadores y Usuarios del Metodo de los Elementos Finitos, Anais, San Carlos de Bariloche (Argentina), 1989.
- RS - Governo do Estado. Secretaria dos Transportes – Plano Estadual de Logística de Transportes – Relatório Final – Documento Síntese – Porto Alegre – Março de 2018.
- RUMELHART, D. E. ; WEIGEND, A. Predicting the Future: a Connectionist Approach. Stanford: [s.n.] , 1990. (PDP-90-01, PARC- SSL-90-20).
- RUMELHART, D. E.; HINTON, G. E.; WILLIAMS, R. J. Learning internal representations by error back propagation, Paralleled distributed processing: Explorations in the microstructure of cognition, Foundations, eds. DE Rumelhart and JL McClelland 1. 1986.
- SANTOS, CLÁUDIA CRISTINA - Modelagem de bacias urbanas com redes neurais artificiais. São Paulo, 2001 105p. Dissertação (Mestrado) – Escola Politécnica da Universidade de São Paulo. Departamento de Engenharia Hidráulica e Sanitária.
- SARI, VANESSA. Monitoramento e modelagem da produção de sedimentos em uma bacia hidrográfica no noroeste do Rio Grande do Sul. Tese (Doutorado). Instituto de Pesquisas Hidráulicas da UFRGS, 2017.
- SARI, VANESSA; DOS REIS CASTRO, NILZA MARIA; PEDROLLO, OLAVO CORREA. Estimate of suspended sediment concentration from monitored data of turbidity and water level using artificial neural networks. Water resources management, v. 31, n. 15, p. 4909-4923, 2017.
- SEQUEIRA GARCEZ, D.; IVÁN SÁNCHEZ-BOTERO, J. Comunidades De Pescadores Artesanais No Estado Do Rio Grande Do Sul, Brasil. Atlântica, v. 27, n. 1, p. 17–29, 2005.
- STECH, J. L. & LORENZETTI, J. A. The response of the South Brazil Bight to the passage of wintertime cold fronts. Journal of Geophysical Research, 97(C6): 9507-9520. Torrence, C. & Compo, G. P. 1998. A practical guide to wavelet analysis. Bulletin of the American Meteorological Society, 79: 61-78. 1992.

- STECH, J. L.; MATA, M. M. The Patos Lagoon summertime circulation and dynamics. v. 16, n. 3, p. 335–351, 1996.
- SUPRG (2018) – Movimentação Total – 2017. SUPRG - Superintendência do Porto de Rio Grande. Disponível em 19 de maio de 2019 em http://www.portosrs.com.br/site/consultas_estatisticas.php.
- SUPRG (2019a) – Movimentação de embarcações – 2018. SUPRG - Superintendência do Porto de Rio Grande. Disponível em 19 de maio de 2019 em http://www.portosrs.com.br/site/consultas_estatisticas.php.
- SUPRG (2019b) – Movimentação Total – 2018. SUPRG - Superintendência do Porto de Rio Grande. Disponível em 19 de maio de 2019 em http://www.portosrs.com.br/site/consultas_estatisticas.php.
- TOLDO JR., E. E.; DILLENBURG, S. R.; CORRÊA, I. C. S.; ALMEIDA, L. E. S. B.; WESCHENFELDER, J.; GRUBER, N. L. S. Sedimentação de longo e curto período na Lagoa dos Patos, Sul do Brasil. *Pesquisas em Geociências*, v. 33, n. 2, p. 79 – 86. Porto Alegre, 2006.
- TOLDO JR., E.E.: Sedimentação, predição do padrão de ondas, e dinâmica sedimentar da antepraia e zona de surfe do sistema lagunar da Lagoa dos Patos, RS. Tese de Doutorado. Curso de Pós-Graduação em Geociências. Universidade Federal do Rio Grande do Sul. Porto Alegre, RS, 1994. 183 p.
- TOMAZELLI, LUIZ J.; EM, P. O Regime dos Ventos e a Taxa de Migração das Dunas Eólicas Costeiras do Rio Grande do Sul, Brasil. *Instituto de Geociências. Portal de Periódicos*. Jan./Abr, v. 20, n. 1, p. 18–26, 1993.
- TUNDISI, M.T. 2008. *Limnologia*. São Paulo: Oficina de Textos. 631 p. *Soils and Sediments*, 2(4), 216-222.
- VALERIO, L. M. Previsão do Nível do Mar por Redes Neurais Artificiais: Um Estudo de Caso para o Litoral Norte de São Paulo. Dissertação (mestrado), Programa de Pós-Graduação em Meio Ambiente e Recursos Hídricos da UNIFEI, Itajubá, 2016.
- VAZ, A. C.; MÖLLER Jr., O. O.; ALMEIDA T. L. Análise quantitativa das descargas dos rios afluentes da Lagoa dos Patos. *Atlântica*, 28(1): 13-23. Rio Grande, 2006.
- VIEIRA, RENATO CORRÊA; ROISENBERG, Mauro. *Redes Neurais Artificiais: um breve tutorial*. Laboratório de Conexionismo e Ciências Cognitivas, Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, SC, Brasil, 2003.
- VOGL, THOMAS P. ET AL. Acelerando a convergência do método de propagação reversa. *Cibernética biológica*, v. 59, n. 4-5, p. 257-263, 1988.

VON IHERING, H. Lagoa dos Patos, Deutsche Geographische Blätter, BREMEN, 1885.

WIDROW, B.; HOFF, M. E. Adaptive Switching Circuits. Ire Wescon Convention Record, v.4,
p. 96-104, 1960.