



ESTUDO COMPARATIVO ENTRE MODELOS NEURAIS PARA PREVISÕES DE VAZÕES MÉDIAS MENSAIS

Trabalho de Conclusão de Curso

Engenharia da Computação

Thiago Ferreira Machado
Orientador: Prof. Dr. Mêuser Jorge Silva Valença



**Universidade de Pernambuco
Escola Politécnica de Pernambuco
Graduação em Engenharia de Computação**

THIAGO FERREIRA MACHADO

**ESTUDO COMPARATIVO ENTRE
MODELOS NEURAIS PARA
PREVISÕES DE VAZÕES MÉDIAS
MENSAIS**

Monografia apresentada como requisito parcial para obtenção do diploma de Bacharel em Engenharia de Computação pela Escola Politécnica de Pernambuco – Universidade de Pernambuco.

Recife, Novembro de 2015.

De acordo

Recife

____ / _____ / _____

Orientador da Monografia

“No início, o universo foi criado. Isso irritou profundamente muitas pessoas e, no geral, foi encarado como uma péssima idéia.”

- Douglas Adams

Agradecimentos

Àqueles que dedicaram seu tempo de forma a ajudar, seja assumindo o papel de orientadores ou apenas de ouvintes, meus sinceros agradecimentos.

Resumo

Devido a crescente demanda de energia elétrica no mundo, um aproveitamento energético mais eficiente é necessário para que se possa otimizar a produção desta energia. O Brasil possui um dos maiores potenciais hidrelétricos do mundo, e em 2014 cerca de 70% da energia elétrica foi gerada a partir de fontes hídricas, sendo complementadas por usinas termoelétricas. Porém, devido a atuais condições desfavoráveis, uma redução na oferta de energia hídrica vem acontecendo gradativamente. Fatores importantes como volume de água, vazões das bacias hidrográficas estão diretamente ligados à quantidade de energia produzida por uma usina hidrelétrica. Este trabalho se propõe a realizar diversas previsões de vazões médias mensais utilizando uma rede *Multi-Layer Perceptron*, Rede Neural Artificial comumente utilizada em diversas pesquisas para este fim. Serão utilizadas configurações diferentes de dados históricos de vazão juntamente com o fator de sazonalidade a fim de treinar a rede e, em seguida, análises estatísticas serão realizadas a fim de se identificar qual destas configurações apresentou um melhor desempenho.

Palavras-chave: Previsão de vazão, MLP, Redes Neurais Artificiais.

Abstract

Due to growing demand for electricity in the world, more efficient energy use is necessary so that we can optimize the production of this energy. Brazil has one of the largest hydroelectric potentials in the world, and in 2014 about 70% of the electricity was generated from hydro sources, and complemented by power plants. However, due to current unfavorable conditions, a reduction in hydropower supply has been happening gradually. Important factors such as volume of water, watershed flows are directly linked to the amount of energy produced by a hydroelectric plant. This study aims to perform various forecasts of average monthly flows using a Multi Layer Perceptron network, Artificial Neural Network commonly used in several studies for this purpose. Different configurations of historical flow data will be used along with the seasonality factor in order to train the network and then statistical analyzes will be performed in order to identify which of these configurations presented a better performance.

Keywords: Flow forecast, MLP, Artificial Neural Network.

Sumário

Capítulo 1 Introdução	1
1.1 Motivação e Problema	1
1.2 Objetivos	2
1.2.1 Objetivos Gerais	2
1.2.2 Objetivos Específicos	2
1.3 Estrutura da Monografia	3
Capítulo 2 Fundamentação Teórica	4
2.1 Planejamento Energético do Brasil	4
2.2 Redes Neurais Artificiais	5
2.3 Multi-Layer Perceptron	8
2.3.1 Algoritmo Backpropagation	9
2.3.2 Critério de Parada	11
Capítulo 3 Metodologia	13
3.1 Base de Dados	13
3.2 Pré-processamento dos Dados	16
3.3 Predizendo os valores de vazão mensal com a MLP	17
3.4 Configurações das redes <i>Multi-Layer Perceptron</i>	18
3.4.1 Critério de Parada	18
3.4.2 Seleção de Variáveis	18
3.5 Experimentos	19
3.6 Testes Estatísticos	20
3.6.1 Teste de Shapiro-Wilk	21
3.6.2 Teste F	22
3.6.3 Teste t-Student	22

3.6.4 Teste da Soma dos Postos Wilcoxon	23
Capítulo 4 Resultados	25
4.1 Base de Furnas	25
4.1.1 Cenário 1: Últimos 3, 6 e 12 meses	25
4.1.2 Cenário 2: Últimos 3, 6 e 12 meses com sazonalidade codificada em seno e cosseno	27
4.1.3 Cenário 3: Últimos 3, 6 e 12 meses com sazonalidade codificada em 12 bits	29
4.1.4 Comparativo entre as melhores configurações	31
4.2 Base de Gov. Bento M. da Rocha Netto	32
4.2.1 Cenário 1: Últimos 3, 6 e 12 meses	32
4.2.2 Cenário 2: Últimos 3, 6 e 12 meses com sazonalidade codificada em seno e cosseno	34
4.2.3 Cenário 3: Últimos 3, 6 e 12 meses com sazonalidade codificada em 12 bits	36
4.2.4 Comparativo entre as melhores configurações	38
4.3 Base de Três Marias	40
4.3.1 Cenário 1: Últimos 3, 6 e 12 meses	40
4.3.2 Cenário 2: Últimos 3, 6 e 12 meses com sazonalidade codificada em seno e cosseno	42
4.3.3 Cenário 3: Últimos 3, 6 e 12 meses com sazonalidade codificada em 12 bits	44
4.3.4 Comparativo entre as melhores configurações	46
4.4 Base de Tucuruí	48
4.4.1 Cenário 1: Últimos 3, 6 e 12 meses	48
4.4.2 Cenário 2: Últimos 3, 6 e 12 meses com sazonalidade codificada em seno e cosseno	50

4.4.3 Cenário 3: Últimos 3, 6 e 12 meses com sazonalidade codificada em 12 bits	52
4.4.4 Comparativo entre as melhores configurações	54
4.5 Conclusões dos Experimentos	56
Capítulo 5 Considerações Finais	58
5.1 Conclusões	58
5.2 Trabalhos Futuros	58
Referências	59

Índice de Figuras

Figura 1. Representação da estrutura de um neurônio biológico.	6
Figura 2. Representação gráfica de um neurônio artificial de acordo com a proposta apresentada por McCulloch & Pitts.	7
Figura 3. Diferença entre problemas linearmente separáveis e não-linearmente separáveis.	8
Figura 4. Representação gráfica de uma rede <i>Multi-Layer Perceptron</i> com duas camadas intermediárias.	9
Figura 5. Usina Hidrelétrica de Furnas – MG	14
Figura 6. Usina Governador Bento Munhoz da Rocha Netto - PR	14
Figura 7. Usina de Três Marias - MG	15
Figura 8. Usina de Tucuruí - PA	16

Índice de Tabelas

Tabela 1. Características estatísticas da série temporal Furnas	13
Tabela 2. Características estatísticas da série temporal Governador Bento Munhoz da Rocha Netto	15
Tabela 3. Características estatísticas da série temporal Três Marias	15
Tabela 4. Características estatísticas da série temporal Tucuruí	16
Tabela 5. Média dos EPMA para as configurações do cenário 1 para a base de Furnas	25
Tabela 6. Valores de p-value para teste de Shapiro-Wilk das configurações do cenário 1 para a base de Furnas	26
Tabela 7. Valores de p-value para teste de Wilcoxon das configurações do cenário 1 para a base de Furnas	26
Tabela 8. Média dos EPMA para as configurações do cenário 2 para a base de Furnas	27
Tabela 9. Valores de p-value para teste de Shapiro-Wilk das configurações do cenário 2 para a base de Furnas	28
Tabela 10. Valores de p-value para teste de Wilcoxon das configurações do cenário 2 para a base de Furnas	28
Tabela 11. Média dos EPMA para as configurações do cenário 3 para a base de Furnas	29
Tabela 12. Valores de p-value para teste de Shapiro-Wilk das configurações do cenário 3 para a base de Furnas	30
Tabela 13. Valores de p-value para teste de Wilcoxon das configurações do cenário 3 para a base de Furnas	30
Tabela 14. Média dos EPMA para as configurações consideradas melhores para a base de Furnas	31
Tabela 15. Valores de p-value para teste de Shapiro-Wilk das configurações consideradas melhores para a base de Furnas	31

Tabela 16. Valores de p-value para teste de Wilcoxon das configurações consideradas melhores para a base de Furnas	32
Tabela 17. Média dos EPMA para as configurações do cenário 1 para a base de Governador Bento Munhoz da Rocha Netto	33
Tabela 18. Valores de p-value para teste de Shapiro-Wilk das configurações do cenário 1 para a base de Governador Bento Munhoz da Rocha Netto	33
Tabela 19. Valores de p-value para teste de Wilcoxon das configurações do cenário 1 para a base de Governador Bento Munhoz da Rocha Netto	34
Tabela 20. Média dos EPMA para as configurações do cenário 2 para a base de Governador Bento Munhoz da Rocha Netto	35
Tabela 21. Valores de p-value para teste de Shapiro-Wilk das configurações do cenário 2 para a base de Governador Bento Munhoz da Rocha Netto	35
Tabela 22. Valores de p-value para teste de Wilcoxon das configurações do cenário 2 para a base de Governador Bento Munhoz da Rocha Netto	36
Tabela 23. Média dos EPMA para as configurações do cenário 3 para a base de Governador Bento Munhoz da Rocha Netto	37
Tabela 24. Valores de p-value para teste de Shapiro-Wilk das configurações do cenário 3 para a base de Governador Bento Munhoz da Rocha Netto	37
Tabela 25. Valores de p-value para teste de Wilcoxon das configurações do cenário 3 para a base de Governador Bento Munhoz da Rocha Netto	38
Tabela 26. Média dos EPMA para as configurações consideradas melhores para a base de Governador Bento Munhoz da Rocha Netto	39
Tabela 27. Valores de p-value para teste de Shapiro-Wilk das configurações consideradas melhores para a base de Governador Bento Munhoz da Rocha Netto	39
Tabela 28. Valores de p-value para teste de Wilcoxon das configurações consideradas melhores para a base de Governador Bento Munhoz da Rocha Netto	40

Tabela 29. Média dos EPMAs para as configurações do cenário 1 para a base de Três Marias	41
Tabela 30. Valores de p-value para teste de Shapiro-Wilk das configurações do cenário para a base de Três Marias	41
Tabela 31. Valores de p-value para teste de Wilcoxon das configurações do cenário 1 para a base de Três Marias	42
Tabela 32. Média dos EPMAs para as configurações do cenário 2 para a base de Três Marias	43
Tabela 33. Valores de p-value para teste de Shapiro-Wilk das configurações do cenário 2 para a base de Três Marias	43
Tabela 34. Valores de p-value para teste de Wilcoxon das configurações do cenário 2 para a base de Três Marias	44
Tabela 35. Média dos EPMAs para as configurações do cenário 3 para a base de Três Marias	45
Tabela 36. Valores de p-value para teste de Shapiro-Wilk das configurações do cenário 3 para a base de Três Marias	45
Tabela 37. Valores de p-value para teste de Wilcoxon das configurações do cenário 1 para a base de Três Marias	46
Tabela 38. Média dos EPMAs para as configurações consideradas melhores para a base de Três Marias	47
Tabela 39. Valores de p-value para teste de Shapiro-Wilk das configurações consideradas melhores para a base de Três Marias	47
Tabela 40. Valores de p-value para teste de Wilcoxon das configurações consideradas melhores para a base de Três Marias	47
Tabela 41. Média dos EPMAs para as configurações do cenário 1 para a base de Tucuruí	49
Tabela 42. Valores de p-value para teste de Shapiro-Wilk das configurações do cenário para a base de Tucuruí	49

Tabela 43. Valores de p-value para teste de Wilcoxon das configurações do cenário 1 para a base de Tucuruí	50
Tabela 44. Média dos EPMA para as configurações do cenário 2 para a base de Tucuruí	51
Tabela 45. Valores de p-value para teste de Shapiro-Wilk das configurações do cenário 2 para a base de Tucuruí	51
Tabela 46. Valores de p-value para teste de Wilcoxon das configurações do cenário 2 para a base de Tucuruí	52
Tabela 47. Média dos EPMA para as configurações do cenário 3 para a base de Tucuruí	53
Tabela 48. Valores de p-value para teste de Shapiro-Wilk das configurações do cenário 3 para a base de Tucuruí	53
Tabela 49. Valores de p-value para teste de Wilcoxon das configurações do cenário 3 para a base de Tucuruí	54
Tabela 50. Média dos EPMA para as configurações consideradas melhores para a base de Tucuruí	55
Tabela 51. Valores de p-value para teste de Shapiro-Wilk das configurações consideradas melhores para a base de Tucuruí	55
Tabela 52. Valores de p-value para teste de Wilcoxon das configurações consideradas melhores para a base de Tucuruí	56

Tabela de Símbolos e Siglas

ANEEL – Agência Nacional de Energia Elétrica

CEPEL – Centro de Energia e Pesquisas Elétricas

EPMA – Erro Percentual Médio Absoluto

MLP – *Multi-Layer Perceptron*

ONS – Operador Nacional do Sistema Elétrico

PMO – Programa Mensal

RNA – Redes Neurais Artificiais

SIN – Sistema Interligado Nacional

Capítulo 1

Introdução

Este capítulo inicia com a descrição do problema e a motivação para a realização deste trabalho. Em seguida, são relatados os principais objetivos a serem alcançados. Por fim, é detalhada a estrutura dos capítulos seguintes.

1.1 Motivação e Problema

A crescente demanda de energia elétrica resulta na necessidade de fontes de energia renovável, já que existe a possibilidade de esgotamento de recursos naturais em médio prazo. Foi registrado um aumento de 2,9% no consumo final de energia elétrica no Brasil na comparação de 2014 com 2013 (BEN, 2015). Este aumento foi suprido graças à expansão da geração de energia térmica, principalmente de usinas movidas a carvão mineral, uma vez que devido a condições hidrológicas desfavoráveis houve uma redução na oferta de energia hidráulica pelo terceiro ano consecutivo. O decréscimo chegou a 5,6% no ano de 2014. Contudo, o Brasil é um dos países com maior potencial hidrelétrico do mundo (ANEEL, 2008) e em 2014 cerca de 70% da energia elétrica foi gerada a partir de fontes hídricas.

As empresas responsáveis pela geração de energia elétrica do país realizam o Programa Mensal de Operação Energética (PMO) que tem como objetivo fornecer metas e diretrizes a serem seguidas pelos órgãos executivos de programação diária e de tempo real. Isto define a geração de cada unidade da empresa e a comercialização de intercâmbio de energia entre elas (VALENÇA, 2010), o que acarreta numa redução de custos na geração resultando assim num melhor aproveitamento hídrico e reduzindo a geração energética por parte das termoelétricas e por combustíveis fósseis.

Para a realização deste planejamento existem informações essenciais, sendo a vazão natural afluente uma das mais importantes, contudo, esta é uma variável estocástica, ou seja, cujo estado é indeterminado, o que torna a sua

estimação uma tarefa difícil. Com isso, surge a necessidade de sistemas que possam modelar o seu comportamento de forma eficiente.

A previsão de vazão dos recursos hídricos é uma das estratégias para minimizar o impacto da irregularidade dos níveis armazenados nos reservatórios, uma vez que estamos lidando com um recurso que apresenta uma alta sazonalidade e diversas irregularidades em suas vazões (NETO; COELHO; CHIGANER; MEZA; MONTEIRO, 2005).

Previsões de vazão eram efetuadas seguindo modelos estatísticos, contudo, diversas pesquisas foram realizadas para que se pudesse modelar a relação de chuva e vazão utilizando Redes Neurais Artificiais (RNAs) (HAYKIN, 2007). Estas pesquisas chegaram a resultados melhores que aqueles gerados pelos modelos estatísticos em diversas usinas hidrelétricas.

Dessa forma, é justificável um estudo comparativo utilizando redes neurais artificiais e informações como sazonalidade numa tentativa de buscar melhores resultados para previsão de vazão, proporcionando assim um melhor planejamento energético e assim aproveitando melhor os recursos hídricos disponíveis.

1.2 Objetivos

1.2.1 Objetivos Gerais

O objetivo geral desta monografia é realizar um estudo comparativo entre diferentes configurações (adição de informação de sazonalidade e variação de informações passadas) para uma Rede Neural Artificial na previsão de vazão mensal, e determinar quais destas apresentam um resultado mais próximo do esperado.

1.2.2 Objetivos Específicos

Os objetivos específicos deste trabalho são:

- Implementar a RNA na linguagem de programação JAVA.
- Tratamento das bases de dados para realização das simulações.

- Realizar previsões mensais de vazão para um determinado tempo “t” utilizando valores históricos como entrada.
- Realizar uma análise para verificar se os valores obtidos correspondem à realidade das usinas observadas.

1.3 Estrutura da Monografia

O capítulo 2 explana a fundamentação teórica imprescindível para a compreensão do trabalho proposto, a saber: o planejamento energético brasileiro e redes neurais artificiais, com enfoque na arquitetura escolhida para este trabalho, a *Multi-Layer Perceptron* (MLP). O capítulo 3 descreve a metodologia utilizada para alcançar o objetivo geral desta monografia, tais como o pré-processamento dos dados e a utilização da rede MLP, bem como os parâmetros utilizados. No capítulo 4, são mostrados os resultados obtidos após as simulações de diferentes configurações da rede MLP. Por fim, o capítulo 5 apresenta um resumo do trabalho final, dificuldades encontradas, discussões obtidas, tais como melhorias propostas para trabalhos futuros.

Capítulo2

Fundamentação Teórica

Este capítulo descreve brevemente todo o conteúdo teórico utilizado como base para tentar resolver o problema descrito no capítulo 1. A seção 2.1 discorre a respeito da energia hidrelétrica. A seção 2.2 aborda sobre Redes Neurais Artificiais (RNAs), um conjunto de técnicas da Inteligência Computacional que vem se provando uma excelente ferramenta para problemas de previsão e classificação. Concluindo, a seção 2.3 trata sobre a arquitetura da MLP, tal como seus conceitos e aplicações.

2.1 Planejamento Energético do Brasil

A matriz energética brasileira é composta por mais de 30 usinas hidrelétricas, sendo responsáveis por suprir cerca de 70% da demanda energética nacional, e complementada por usinas termoelétricas (ANEEL, 2008). Assim, com a crescente demanda de energia, deve-se obter uma produção energética maior e mais eficiente. Para tal, as empresas responsáveis pela geração de energia realizam o planejamento energético do país, que tem como objetivo de aumentar a produção de energia através de fontes limpas e renováveis, como as hidrelétricas, e minimizando assim o uso de energia proveniente de termoelétricas.

Foram desenvolvidos três modelos de planejamento do sistema elétrico CEPEL (Centro de Energia e Pesquisas Elétricas):

- Modelos de curto prazo: no modelo de curto prazo, os blocos de geração energética definidos a longo prazo para o primeiro mês são divididos em metas semanais. A previsão é realizada para semanas à frente. Segundo Costa, todos os modelos de curto prazo consideram as vazões como determinísticas (COSTA, 2003).
- Modelos de médio prazo: neste modelo as vazões são consideradas estocásticas. Apresenta um horizonte de planejamento muito maior,

geralmente de 12 meses à frente. A partir desse modelo é definida a quantidade de energia a ser utilizada pelo país (MACIEIRA; FALCÃO; PENNA, 2001).

- Modelos de operação: o modelo de operação deve definir a geração de cada unidade para cada instante de forma que a demanda seja atendida a um custo mínimo. Dessa forma, há a realização de previsões semanais podendo chegar a até duas semanas à frente. Considerado determinístico, é um modelo que utiliza tanto fatores internos, como dados de vazões anteriores, quanto fatores externos, como a precipitação da chuva, para realizar as previsões (COSTA; DAMÁZIO; CARVALHO, 2000).

2.2 Redes Neurais Artificiais

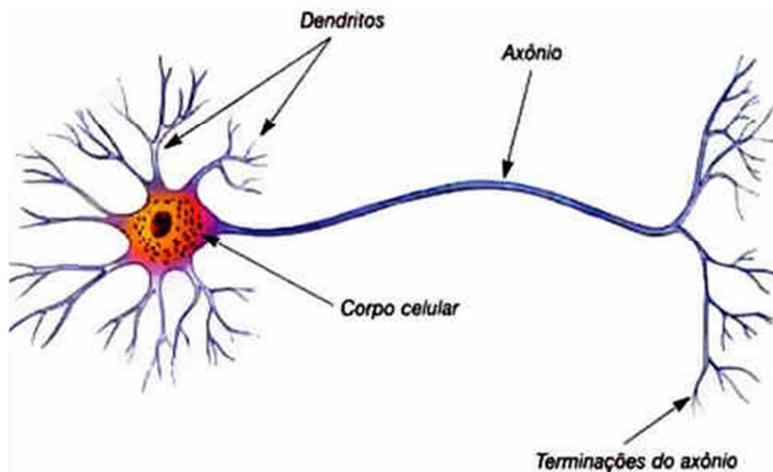
As redes neurais artificiais consistem em modelos matemáticos que tem como base o funcionamento do cérebro humano. Elas possuem uma capacidade de aprendizado e adquirem conhecimento através da experiência (HAYKIN, 2007).

O cérebro humano é composto por cerca de 10 bilhões de neurônios - células que compõe o sistema nervoso (ilustrado na figura 1). Cada um desses neurônios possui seu corpo celular formado por dendritos, que agem como terminais de entrada para sinais de impulsos nervosos; a informação é transmitida e processada e pelo corpo central até chegar aos terminais de saída dos axônios. O encontro dos axônios de um neurônio com os dendritos de outro é chamado de sinapse, sendo esta uma região de transmissão do impulso nervoso entre dois neurônios.

Os neurônios seguem a Lei do Tudo ou Nada. Segundo Valença, esta é uma das características mais importantes para se entender o funcionamento dos neurônios biológicos. A Lei do Tudo ou Nada está relacionada ao a intensidade do estímulo, denominado limiar excitatório. A partir disto o neurônio dispara ou não o impulso nervoso. Se o estímulo for muito pequeno, sua intensidade será inferior ao limiar excitatório e não haverá transmissão do impulso nervoso. Por outro lado, passado esse limiar, o potencial de ação do

neurônio será sempre o mesmo, independente da intensidade do estímulo (VALENÇA, 2010).

Figura 1. Representação da estrutura de um neurônio biológico.



[Fonte: <http://www.portalsaofrancisco.com.br>]

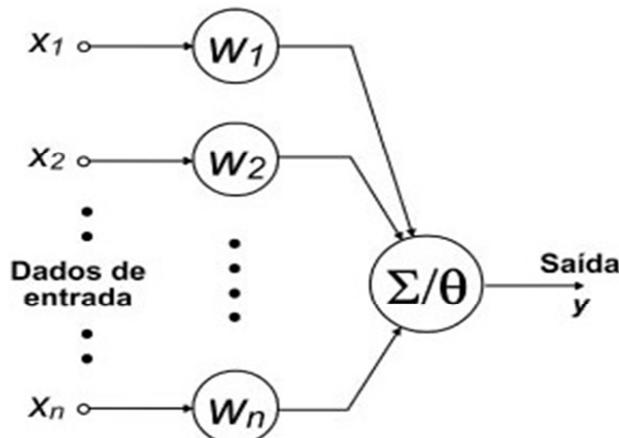
O primeiro modelo matemático para representação de um neurônio artificial foi proposta por McCulloch e Pitts (ilustrado na figura 2), um neurofisiologista e um Matemático respectivamente, que apresentaram seus estudos em 1943 (VALENÇA, 2010).

O modelo propõe uma abordagem bastante simples com o intuito de representar o neurônio biológico através de uma regra de propagação e uma função de ativação. A emissão de sinal pelo neurônio faz uma analogia com a Lei do Tudo ou Nada e é baseada em um limiar (BRAGA; PONCE DE LEON; BERNARDA LUDERMIR, 2000).

O modelo apresentado é bastante simples e possui um conjunto de entradas $x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$, uma unidade de processamento e uma saída y , representando assim respectivamente os dendritos, o corpo celular e os axônios. A entrada líquida do neurônio i é calculada pela regra de propagação descrita na equação 2.1 a seguir:

$$net_i = \sum_{j=1}^n w_{ij} \cdot x_j - \theta \quad (2.1)$$

Figura 2. Representação gráfica de um neurônio artificial de acordo com a proposta apresentada por McCulloch & Pitts.



[Fonte: (FIORIN, 2011)]

Temos, w_{ij} que representam os pesos sinápticos e θ , o limiar. Os pesos indicam a relevância da entrada a que está associado para aquele neurônio, sendo assim, quanto maior o peso, mais importante será aquela entrada.

Segundo Haykin, os pesos sinápticos devem possuir valores que, ao realizar seu produto com as entradas, o valor da saída se aproxime ao valor desejado. Sendo assim, a inteligência de um modelo estará nos pesos que o constituem (HAYKIN, 2007).

Os primeiros modelos propostos foram o Perceptron, proposto por Frank Rosenblatt em 1957, que se utiliza de uma função de ativação degrau para definir sua saída (HAYKIN, 2007). A equação 2.2 a seguir representa a função de saída:

$$y_i = f(\text{net}_i) \begin{cases} 1, & \text{para } \text{net}_i \geq 0 \\ 0, & \text{para } \text{net}_i < 0 \end{cases} \quad (2.2)$$

Dessa forma, o Perceptron só é capaz de lidar com funções de saídas discretas. Isto levou Bernard Widrow e Ted Hoff a proporem o modelo do Adaline, que permite trabalhar com saídas em um universo contínuo, uma vez que pode ser utilizada uma função contínua como função de ativação para cálculo da saída (VALENÇA, 2010). As funções mais utilizadas são a linear, a sigmoide logística e a tangente hiperbólica, representadas nas equações 2.3, 2.4 e 2.5, respectivamente, a seguir:

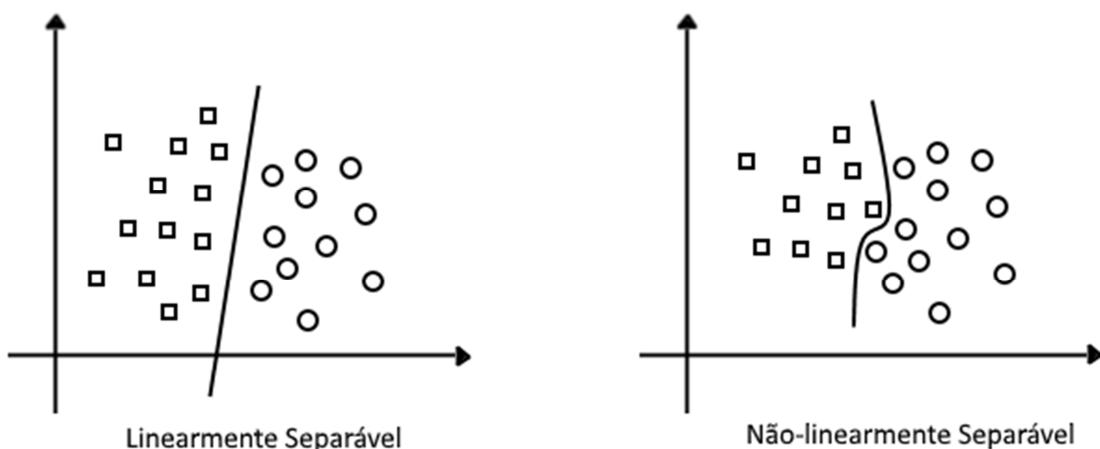
$$y = f(\text{net}_i) = \text{net}_i \quad (2.3)$$

$$y = f(\text{net}_i) = \frac{1}{1 + e^{-\text{net}_i}} \quad (2.4)$$

$$y = f(\text{net}_i) = \frac{e^{\text{net}_i} - e^{-\text{net}_i}}{e^{\text{net}_i} + e^{-\text{net}_i}} \quad (2.5)$$

Uma limitação do Perceptron e do Adaline é a capacidade de só poder resolver problemas linearmente separáveis (ver figura 3). Com o objetivo de buscar solução para este problema, foi proposta o modelo de múltiplas camadas conhecido como *Multi-Layer Perceptron* (MLP).

Figura 3. Diferença entre problemas linearmente separáveis e não-linearmente separáveis.



2.3 Multi-Layer Perceptron

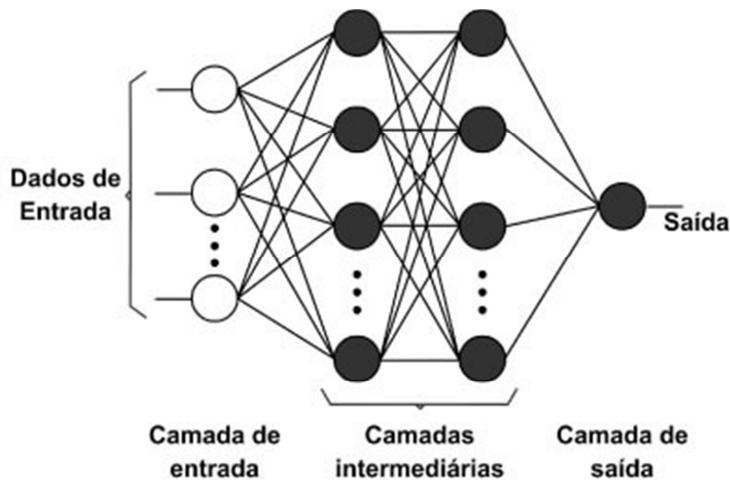
Pode-se considerar que a rede *Multi-Layer Perceptron* (MLP) é uma generalização da rede Perceptron simples com a adição de pelo menos uma camada intermediária ou escondida. Esta, por sua vez, recebe essa denominação por estar inserida entre as camadas de entrada e de saída; e é a responsável pela resolução de problemas não-lineares. Os neurônios nesta camada apresentam geralmente uma função de ativação sigmoidal que pode ser a logística ou a tangente hiperbólica (VALENÇA, 2010). Por esta característica as redes *Multi-Layer Perceptron* são capazes de resolver problemas do mundo real, que são considerados não-linearmente separáveis.

Segundo Haykin, uma rede que apresenta mais de uma camada intermediária pode fazer a aproximação de qualquer função matemática (HAYKIN, 2007).

A camada de entrada, assim como no Perceptron e no Adaline, é onde os neurônios representam as variáveis de entrada da rede; e a camada de saída representa a resposta da rede e onde se encontra a resposta desejada. Os neurônios desta camada podem apresentar tanto uma função de ativação sigmoidal como também uma função do tipo linear.

A figura 4 representa uma rede *Multi-Layer Perceptron* com três camadas e uma saída.

Figura 4. Representação gráfica de uma rede *Multi-Layer Perceptron* com duas camadas intermediárias.



[Fonte: (FIORIN; SCHUCH, 2011)]

A fim de minimizar os erros, os pesos da rede devem ser ajustados até que um conjunto de pesos ótimos seja estabelecido. Para tal, é executado um algoritmo de otimização, sendo o algoritmo *Backpropagation*, uma generalização da regra delta, o mais utilizado (VALENÇA, 2010).

2.3.1 Algoritmo Backpropagation

O algoritmo *Backpropagation*, também conhecida como técnica do gradiente descendente. Foi proposto em 1974 por Paul Werbos, mas só veio a se popularizar na década de 80 com os trabalhos de Hinton, Rumelhart e Williams (VALENÇA, 2010).

As redes MLP apesar de eficientes apresentam um problema: após a inclusão de pelo menos uma camada escondida o erro destas camadas, necessário para realizar o ajuste dos pesos, é desconhecido. Como alternativa para solucionar este problema, o algoritmo *Backpropagation* se propõe a realizar uma propagação recursiva dos erros (VALENÇA, 2010).

Este algoritmo é dividido em duas fases: a fase *Forward* e a fase *Backward*.

Fase Forward

Durante esta fase, os sinais são propagados progressivamente. A propagação ocorre da camada de entrada para a camada de saída. Ao fim desta fase, o erro é calculado a partir da diferença entre o valor calculado e o desejado, enquanto os pesos permanecem fixos.

Fase Backward

Durante esta fase, o sinal se propaga da camada de saída para a camada de entrada e os pesos são ajustados recursivamente seguindo a regra delta generalizada.

A equação 2.6 é responsável pelo cálculo do ajuste dos pesos (regra delta generalizada):

$$W_{i,j}^m(t+1) = W_{i,j}^m(t) + \alpha \cdot \delta_i^m f^{m-1}(net_j^{m-1}) + \beta \cdot \Delta W_{i,j}^m(t-1) \quad (2.6)$$

Tem-se,

- $W_{i,j}^m(t+1)$ é o novo valor atribuído ao i -ésimo peso do neurônio j ;
- $W_{i,j}^m(t)$ é o valor atual do i -ésimo peso do neurônio j no instante t ;
- $f^{m-1}(net_j^{m-1})$ são os sinais de entrada emitidos pelos neurônios da camada anterior;
- $\Delta W_{i,j}^m(t-1)$ é a variação dos valores novo e anterior do i -ésimo peso do neurônio j no instante $t-1$;
- α é a taxa de aprendizagem;
- δ_i^m é a sensibilidade do neurônio;
- β é a taxa de momento.

O cálculo da sensibilidade para a camada de saída é obtida pela equação 2.7 a seguir:

$$\delta_i^m = (d_i - y_i) \cdot f'(net_i) \quad (2.7)$$

Tem-se,

- d_i é a saída desejada;
- y_i é a saída encontrada após o treinamento;
- $f'(net_i)$ é a derivada da função de ativação da camada.

Para as outras camadas, o cálculo da sensibilidade segue a equação 2.8 a seguir:

$$\delta_j^{m-1} = f'^{m-1}(net_i^{m-1}) \cdot \sum_{i=1}^N w_{ij}^m \cdot \delta_i^m \quad (2.8)$$

Tem-se,

- δ_i^m é a sensibilidade propagada pelo i -ésimo neurônio da camada seguinte;
- w_{ij}^m é o peso j do neurônio i ;
- N é o número de neurônios naquela camada;
- $f'^{m-1}(net_i^{m-1})$ é a derivada da função de ativação da camada anterior.

2.3.2 Critério de Parada

Enquanto a rede está sendo treinada, diversos padrões são apresentados à rede por diversas vezes e com isso é possível mensurar o número de ciclos que serão executados no treinamento. Este número pode variar bastante dependendo do problema em questão. Critérios de parada como fixação de um número máximo de ciclos ou de um erro mínimo têm sido utilizados em diversos estudos, porém, estes critérios não levam em conta o processo iterativo, podem não ser os mais adequados.

Quando uma rede é treinada em excesso ocorre um fenômeno chamado de *overfitting*, onde a rede fica superajustada e começa a perder sua capacidade de generalização, passando a memorizar os padrões apresentados. Quando o treinamento de uma rede é encerrado antes do tempo ocorre um fenômeno contrário chamado de *underfitting*, onde a rede fica subajustada e então ela não conseguirá generalizar o suficiente. Para evitar

estes dois problemas utiliza-se o critério da validação cruzada como critério de parada para o treinamento adicionado a um número total de ciclos.

Na validação cruzada os dados são divididos em dados de treinamento, dados de validação e dados de teste. A validação cruzada é realizada da seguinte forma:

- Os dados de treinamento (cerca de 50% do total de dados) são apresentados à rede a fim de ajustar seus pesos. Ao terminar apresentação de todos os dados é dito que se realizou um ciclo (também chamado de época).
- Ao fim de cada ciclo, os dados de validação (cerca de 25% do total de dados) são apresentados à rede a fim de se calcular o erro para este ciclo. Estes dados não serão usados para realizar o ajuste dos pesos.
- Enquanto o erro da validação diminuir, é sinal de que a rede continua aprendendo, já que esses dados serão sempre inéditos a rede.
- O treinamento será interrompido quando o erro da validação começar a aumentar. Isso quer dizer que a rede está passando por *overfitting* e está começando a decorar os padrões apresentados no treinamento.
- Com o treinamento finalizado, os dados de teste são submetidos à rede a fim avaliar seu desempenho e precisão.

Capítulo 3

Metodologia

Este capítulo detalha a metodologia utilizada para o desenvolvimento do projeto de acordo com as teorias apresentadas no capítulo anterior.

3.1 Base de Dados

A base de dados utilizada nos experimentos deste projeto utiliza dados reais pertencentes a quatro usinas hidrelétricas: Furnas, Governador Bento Munhoz da Rocha Netto, Três Marias e Tucuruí. Estes dados foram cedidos pelo Operador Nacional do Sistema Elétrico (ONS) – órgão responsável pela coordenação e controle da operação das instalações de geração e transmissão de energia elétrica no Sistema interligado nacional (SIN), sob a fiscalização e regulação da Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL) (ONS,2015).

Os dados das vazões mensais de todas as quatro usinas foram coletados desde Janeiro de 1931 a Dezembro de 2013.

Os dados das vazões mensais de todas as quatro usinas foram coletados desde Janeiro de 1931 a Dezembro de 2013.

A usina hidrelétrica de Furnas (figura 5) está localizada no curso médio do rio Grande, em Minas Gerais. Sua primeira unidade entrou em operação em 1963. Após passar por ampliação na década de 70, passou a estar entre uma das maiores hidrelétricas da América Latina. Possui uma área alagada de 1.440 km² e uma capacidade de 1.216 MW de potência.

A Tabela 1 a seguir contem informações estatísticas sobre a série temporal da usina de Furnas.

Tabela 1. Características estatísticas da série temporal Furnas

Mínimo (m ³ /s)	Máximo (m ³ /s)	Média	Variância	Desvio-Padrão
204	3.757	924,601	377.386,1137	614,3176

Figura 5. Usina Hidrelétrica de Furnas – MG



[Fonte: <http://www.furnas.com.br>]

A usina hidrelétrica de Governador Bento Munhoz da Rocha Netto (figura 6), mais conhecida como usina hidrelétrica de Foz do Areia, está localizada no rio Iguaçu, distante 5 km da jusante da foz do rio Areia, no Paraná. Construída de 1975 a 1979, sua operação teve início em 1980. Possui uma área alagada de x km² e uma capacidade de 1.676 MW de potência.

Figura 6. Usina Governador Bento Munhoz da Rocha Netto - PR



[Fonte: <http://www.vedacit.com.br>]

A Tabela 2 a seguir contem informações estatísticas sobre a série temporal da usina de Governador Bento Munhoz da Rocha Netto.

Tabela 2. Características estatísticas da série temporal Governador Bento Munhoz da Rocha Netto

Mínimo (m ³ /s)	Máximo (m ³ /s)	Média	Variância	Desvio-Padrão
80	5.150	657,5447	244.980,65	494,9552

A usina hidrelétrica de Três Marias (figura 7) está localizada no rio São Francisco, em Minas Gerais. Teve sua operação iniciada em 1962. Possui uma área alagada de 1.040 km² e uma capacidade de 396 MW de potência.

Figura 7. Usina de Três Marias - MG



[Fonte: <http://www.setelagoas.com.br>]

A Tabela 3 a seguir contem informações estatísticas sobre a série temporal da usina de Três Marias.

Tabela 3. Características estatísticas da série temporal Três Marias

Mínimo (m ³ /s)	Máximo (m ³ /s)	Média	Variância	Desvio-Padrão
58	4435	687,9437	363.715,7388	603,0885

A usina de Tucuruí (figura 8) está localizada no rio Tocantins, no Pará. Teve sua operação iniciada em 1984. Possui uma área alagada de 2.850 km² e uma capacidade de 8.370 MW de potência.

A Tabela 4 a seguir contem informações estatísticas sobre a série temporal da usina de Tucuruí.

Figura 8. Usina de Tucuruí - PA



[Fonte: <http://oglobo.globo.com/economia/polemica-usina-de-belo-monte-opcao-mais-barata-menos-poluente-3053038>]

Tabela 4. Características estatísticas da série temporal Tucuruí

Mínimo (m ³ /s)	Máximo (m ³ /s)	Média	Variância	Desvio-Padrão
1.269	51.539	10.964,82	84.725.949,81	9.204,67

3.2 Pré-processamento dos Dados

Durante a fase de pré-processamento, inicialmente realiza-se a normalização dos valores. Dessa forma, valores altos não influenciarão de forma exagerada nos cálculos realizados pela rede e valores baixos não passarão despercebidos. Com isso, todas as variáveis receberão a mesma atenção durante a fase de treinamento.

As variáveis devem ter seus valores proporcionais aos limites da função de ativação usada na camada de saída. Caso a função utilizada seja a

sigmoide logística, seus valores estão limitados entre [0 e 1], então os dados serão geralmente normalizados entre os intervalos [0,10 e 0,90] ou [0,15 e 0,85] (VALENÇA. 2011).

A normalização é descrita na equação a 3.1 a seguir:

$$y = \frac{(b - a)(x_i - x_{\min})}{(x_{\max} - x_{\min})} + a \quad (3.1)$$

Temos,

- y é o valor normalizado;
- x_i é o valor original;
- x_{\min} e x_{\max} são os valores mínimos e máximos de x , respectivamente;
- a e b são os valores limites escolhidos. Para este trabalho foi definido que $a = 0,10$ e $b = 0,90$.

3.3 Predizendo os valores de vazão mensal com a MLP

A rede MLP necessita que muitos de seus parâmetros devam ser configurados, e a escolha dessas configurações influenciará diretamente no resultado da previsão realizada.

A seguir, foram listados os principais parâmetros da rede MLP e do algoritmo *Backpropagation*:

- Número de neurônios na camada de entrada.
- Número de neurônios na camada intermediária.
- Número de neurônios na camada de saída.
- Funções de ativação.
- Critério de parada.
- Taxa de aprendizado.
- Momento.
- Número máximo de ciclos.

O número de entradas varia de acordo com a base de dados utilizada e a saída conterá um valor, referente ao horizonte de previsão de um mês à frente.

O algoritmo de treinamento utilizado é o *Backpropagation* (ver 2.3.1). A função de ativação escolhida para os neurônios da camada de intermediária e da camada de saída é a sigmoide logística, descrita na equação 3.2 a seguir:

$$y = \frac{1}{1 + e^{-net_i}} \quad (3.2)$$

Temos,

- y é o valor da saída. Limitado dentro do intervalo $[0, 1]$;
- net_i é a média ponderada dos pesos com as entradas do i -ésimo neurônio.

3.4 Configurações das redes *Multi-Layer Perceptron*

Os experimentos com a MLP foram realizados utilizando valores diferentes para os parâmetros da rede neural. Todas as configurações utilizadas estão descritas nas próximas seções.

3.4.1 Critério de Parada

O critério de parada utilizado foi o de validação cruzada, desta forma o conjunto de dados foi dividido em três grupos. O primeiro grupo contém 50% dos dados e foi destinado para realização do treinamento da rede. O segundo grupo contém 25% dos dados e foi destinado para realização da validação cruzada (vide subseção 2.3.2). O terceiro grupo também contém 25% e foi destinado para realização de testes e avaliação do desempenho da rede. Um número máximo de 600 ciclos foi definido caso o critério utilizado não chegue a convergir de forma aceitável.

3.4.2 Seleção de Variáveis

Normalmente, previsões de vazão são feitas utilizando dados de até 12 meses passados para se prever 1 mês à frente. Para este trabalho, serão

comparados os resultados de previsão utilizando dados de 3, 6 e 12 meses passados.

A sazonalidade é outra variável que pode melhorar o desempenho de previsão da rede. Para representar a sazonalidade, serão testados 2 codificações diferentes:

- 2 neurônios a mais: estes dois neurônios representam a sazonalidade pelo seno e cosseno do mês que esteja sendo codificado. A representação será feita pelas equações 3.3 e 3.4 a seguir:

$$x_1 = \sin\left(\frac{2\pi N}{12}\right) \quad (3.3)$$

$$x_2 = \cos\left(\frac{2\pi N}{12}\right) \quad (3.4)$$

Temos que N representa o número do mês correspondente.

- 12 neurônios a mais: esta codificação representa o mês correspondente por 12 *bits*. Janeiro será representado por 100000000000, Fevereiro por 010000000000, Março por 001000000000, e assim por diante.

Esta combinações de variáveis somadas aos dados históricos de 4 usinas diferentes resultam num total de 36 cenários diferentes.

3.5 Experimentos

Foram realizados 30 experimentos para cada configuração da rede neural (JURISTO, 2010), o que é considerado um número satisfatório para que os dados possam convergir para uma distribuição normal.

Após realizar vários experimentos variando os valores dos parâmetros, os valores que apresentaram as melhores previsões para os experimentos foram:

- Número máximo de ciclos: 600;
- Taxa de aprendizado: 0,6;

- Taxa de Momento: 0,4;
- Número de neurônios da camada intermediária: 60;
- Algoritmo de treinamento: *Backpropagation*;
- Função de ativação da camada intermediária: Síntese logística;
- Função de ativação da camada de saída: Síntese logística.

Ao fim de cada experimento, foi calculado o Erro Percentual Médio Absoluto (EPMA), do resultado da vazão calculado em relação ao resultado desejado. O cálculo do EPMA é descrito pela equação 3.5 a seguir:

$$EPMA = \frac{\sum_{i=1}^n \left| \frac{d_i - y_i}{d_i} \right| \cdot 100}{n} \quad (3.5)$$

Tem-se,

- d_i é a saída desejada para a i -ésima previsão;
- y_i é a saída prevista para a i -ésima previsão;
- n é quantidade de simulações realizadas.

Posteriormente ao cálculo dos EPMAs, calculou-se a média entre os erros e testes estatísticos foram realizados a fim de concluir qual configuração apresentou melhor desempenho na previsão.

3.6 Testes Estatísticos

Após a execução dos 30 experimentos para cada uma das configurações testadas da rede, testes estatísticos foram realizados a fim de avaliar qual configuração apresentou melhor desempenho na previsão de vazão ou se seus resultados podem ser considerados estatisticamente iguais.

Existem diversos testes estatísticos, entre eles o t-Student e o teste de Wilcoxon, os quais foram utilizados para este trabalho. Para realizar o teste t-Student, dois pré-requisitos são necessários: as amostras devem estar normalmente distribuídas. Para realizar a verificação desses requisitos são realizados mais dois testes: o de Shapiro-Wilk e o teste F. Caso seus

resultados sejam satisfeitos, aplica-se o teste t-Student. Caso contrário, aplica-se o teste de Wilcoxon.

3.6.1 Teste de Shapiro-Wilk

O teste de Shapiro-Wilk foi proposto em 1965, e é baseado na estatística W (mostrado na equação 3.6 a seguir).

$$W = \frac{b^2}{\sum_{i=1}^n (x_{(i)} - \bar{x})^2} \quad (3.6)$$

Temos,

- $x_{(i)}$ são os valores das amostras ordenados;
- b é uma constante determinada da seguinte forma:

$$b = \begin{cases} \sum_{i=1}^{\frac{n}{2}} a_{n-i+1} \cdot (x_{(n-i+1)} - x_{(1)}) & \text{se } n \text{ é par} \\ \sum_{i=1}^{\frac{(n+1)}{2}} a_{n-i+1} \cdot (x_{(n-i+1)} - x_{(i)}) & \text{se } n \text{ é ímpar} \end{cases} \quad (3.7)$$

Onde, a_{n-i+1} são constantes geradas pelas variâncias, covariâncias e médias das estatísticas de uma amostra de tamanho n de uma distribuída normalmente;

Para realizar o teste, são executados os seguintes passos:

1. Formulação da hipótese:

$$\begin{cases} H_0: & A \text{ amostra provém de uma população Normal} \\ H_1: & A \text{ amostra não provém de uma população Normal} \end{cases}$$

2. Estabelecer o nível de significância do teste (α) em 0,05;

3. Calcular a estatística de teste:

- i. Ordenar as n observações da amostra: $x_{(1)}, x_{(2)}, x_{(3)}, \dots, x_{(n)}$;
- ii. Calcular:

$$\sum_{i=1}^n (x_{(i)} - \bar{x})^2 \quad (3.8)$$

- iii. Calcular b ;
- iv. Calcular W .

4. Tomar a decisão: rejeitar H_0 ao nível de significância α se $W_{calculado} < W_\alpha$.

3.6.2 Teste F

O teste F é uma ferramenta que tem como objetivo verificar se a igualdade entre duas variâncias de populações Normais independentes. Para realizar o teste, determina-se a maior (S_1^2) e a menor (S_2^2) variância entre as amostras e calcula-se a razão entre estas variâncias como mostrado a seguir:

$$F = \frac{S_1^2}{S_2^2} \quad (3.9)$$

O valor de $F_{calculado}$ é comparado a um $F_{crítico}$ obtido através de uma tabela de distribuição F, considerando o nível de significância adotado, os graus de liberdade do numerador ($n_1 - 1$) e os graus de liberdade do denominador ($n_2 - 1$).

Para realizar o teste F, são executados os seguintes passos:

1. Formulação da hipótese:

$$\begin{cases} H_0: & S_1^2 = S_2^2 \\ H_1: & S_1^2 \neq S_2^2 \end{cases}$$

2. Comparam-se os valores de F previamente calculados e o valor crítico encontrado na tabela. Se o valor de F é menor que o encontrado na tabela, não se pode rejeitar a hipótese H_0 . Neste caso, a probabilidade de F é maior que o nível de significância adotado. Caso o valor de F seja maior ou igual ao valor encontrado na tabela rejeita-se a hipótese H_0 e conclui-se que as variâncias são diferentes e não pertencem a mesma população.

3.6.3 Teste t-Student

O teste t-Student tem como objetivo a comparação das médias de duas amostras independentes de uma distribuição normal. Como pré-condição para a aplicação do teste, é necessário garantir que as amostras sejam normalmente distribuídas e que elas pertencem a uma mesma população, em outras palavras, os valores de suas variâncias são estaticamente iguais.

Para realizar o teste t-Student, os seguintes passos são executados:

1. Formulam-se as hipóteses:

$$\begin{cases} H_0: & \bar{x}_1 \geq \bar{x}_2 \\ H_1: & \bar{x}_1 < \bar{x}_2 \end{cases}$$

Onde, \bar{x}_1 e \bar{x}_2 são as médias das amostras.

2. Calcula-se o valor de t (segue equação 3.10 abaixo) e procura-se o valor de $t_{crítico}$ na tabela:

$$t = \frac{\bar{x}_1 - \bar{x}_2}{EP_{(\bar{x}_1 - \bar{x}_2)}} \quad (3.10)$$

Tem-se,

- $\bar{x}_1 - \bar{x}_2$ é a diferença entre as médias das duas amostras;
- EP é o erro padrão, que pode ser calculado através da equação 3.8 a seguir:

$$EP_{(\bar{x}_1 - \bar{x}_2)} = \sqrt{\frac{S_p^2}{n_1} + \frac{S_p^2}{n_2}} \quad (3.11)$$

$$S_p^2 = \frac{(n_1 - 1)S_1^2 + (n_2 - 1)S_2^2}{n_1 + n_2 - 2} \quad (3.12)$$

3. Compara-se o valor calculado de t com o valor de $t_{crítico}$ encontrado na tabela de distribuição, considerando $(n_1 + n_2 - 2)$ graus de liberdade e tipo de teste de hipótese como unilateral.

- i. Se o valor de t é maior que o encontrado na tabela, a hipótese H_0 não é rejeitada, ou seja, a probabilidade de t é maior que o nível de significância adotado.
- ii. Rejeitamos a hipótese H_0 quando t for menor ou igual ao valor da tabela.

3.6.4 Teste da Soma dos Postos Wilcoxon

É um teste que tem como objetivo testar a hipótese nula de que duas amostras independentes provêm de populações com medianas iguais. A hipótese alternativa é de que as medianas das duas populações são diferentes.

$$\begin{cases} H_0: \theta = \theta_0 \\ H_1: \theta \neq \theta_0 \end{cases}$$

Por ser um teste não-paramétrico, parte-se do pressuposto que os dados não são normalmente distribuídos, ou que não existe um número suficiente de dados para afirmar que seja.

Pré-condições para que o teste seja utilizado são:

- Existir duas amostras independentes selecionados de forma aleatória;
- A distribuição amostral será aproximadamente normal, com média μ e desvio padrão σ , uma vez que os tamanhos amostrais forem maiores do que 10;
- Não existe qualquer restrição de que as duas populações tenham uma distribuição normal ou qualquer outra.

Com isso, o cálculo do teste de Wilcoxon se dá através das equações a seguir:

$$z = \frac{R - \mu_R}{\sigma_R} \quad (3.13)$$

$$\mu_R = \frac{n_1(n_1 + n_2 + 1)}{2} \quad (3.14)$$

$$\sigma_R = \sqrt{\frac{n_1 n_2 (n_1 + n_2 + 1)}{12}} \quad (3.15)$$

Temos,

- n_1 e n_2 são os tamanhos das amostras 1 e 2 respectivamente;
- R é a soma dos postos da amostra de tamanho n_1 ;
- μ_R é a média dos valores amostrais R ;
- σ_R é o desvio padrão dos valores amostrais de R .

Capítulo 4

Resultados

Este capítulo mostra os resultados alcançados através da aplicação da metodologia detalhada no Capítulo 3.

4.1 Base de Furnas

A seguir serão descritos os resultados dos experimentos realizados nos cenários para a usina hidrelétrica de Furnas.

4.1.1 Cenário 1: Últimos 3, 6 e 12 meses

Neste primeiro cenário, foram utilizadas as configurações com os últimos três, seis e doze meses, sem utilizar a representação da sazonalidade, para realizar a previsão de vazão com um mês de horizonte. As amostras testadas foram as seguintes:

- Amostra 1: Últimos 3 meses.
- Amostra 2: Últimos 6 meses.
- Amostra 3: Últimos 12 meses.

A tabela 5 indica a média dos EPMA obtidos nas 30 experimentos para cada uma das configurações:

Tabela 5. Média dos EPMA para as configurações do cenário 1 para a base de Furnas

Configuração	EPMA
Amostra 1	31.26 %
Amostra 2	32.36 %
Amostra 3	31.60 %

A seguir foram realizados testes de Shapiro-Wilk para verificar a normalidade das amostras. Os resultados dos testes são apresentados na tabela 6 a seguir:

Tabela 6. Valores de p-value para teste de Shapiro-Wilk das configurações do cenário 1 para a base de Furnas

Teste	p-value
Shapiro-Wilk para amostra 1	0.0007582
Shapiro-Wilk para amostra 2	8.67E-06
Shapiro-Wilk para amostra 3	1.97E-07

Como os resultados de p-value foram todos menores que 0,05 (nível de significância adotado) então a hipótese H_0 de que a distribuição é normal é refutada, e com o isso o teste estatístico t-Student não pode ser utilizado, passando assim para o teste de Wilcoxon. Os resultados para os testes de Wilcoxon são apresentados na tabela 7 a seguir:

Tabela 7. Valores de p-value para teste de Wilcoxon das configurações do cenário 1 para a base de Furnas

Teste	p-value
Wilcoxon entre amostras 1 e 2	0.7635
Wilcoxon entre amostras 1 e 3	0.05324
Wilcoxon entre amostras 2 e 3	0.03997

Como os resultados de p-value para o teste de Wilcoxon entre as amostras 1 e 2, e entre as amostras 1 e 3 foram maiores que 0,05 então pode-se dizer que não existe diferença estatística entre os modelos comparados. Sendo assim, para estes casos será considerado como melhor configuração

aquela que apresentar menor média de EPMA. Para os dois casos será escolhida a amostra 1.

Entre as amostras 2 e 3, o p-value foi menor que 0,05, logo o modelo que apresenta uma mediana mais adequada ao problema é o melhor, neste caso será a configuração da amostra 3.

Para o cenário 1, a amostra com 3 meses passados será considerada a de melhor desempenho.

4.1.2 Cenário 2: Últimos 3, 6 e 12 meses com sazonalidade codificada em seno e cosseno

Neste segundo cenário, foram utilizadas as configurações com os últimos três, seis e doze meses, utilizando a representação da sazonalidade codificada em seno e cosseno para realizar a previsão de vazão com um mês de horizonte. As amostras testadas foram as seguintes:

- Amostra 1: Últimos 3 meses com sazonalidade codificada em seno e cosseno.
- Amostra 2: Últimos 6 meses com sazonalidade codificada em seno e cosseno.
- Amostra 3: Últimos 12 meses com sazonalidade codificada em seno e cosseno.

A tabela 8 indica a média dos EPMAs obtidos nas 30 simulações para cada uma das configurações:

Tabela 8. Média dos EPMAs para as configurações do cenário 2 para a base de Furnas

Configuração	EPMA
Amostra 1	25.47 %
Amostra 2	27.62 %
Amostra 3	27.06 %

A seguir foram realizados testes de Shapiro-Wilk para verificar a normalidade das amostras. Os resultados dos testes são apresentados na tabela 9 a seguir:

Tabela 9. Valores de p-value para teste de Shapiro-Wilk das configurações do cenário 2 para a base de Furnas

Teste	p-value
Shapiro-Wilk para amostra 1	0.03612
Shapiro-Wilk para amostra 2	4.07E-07
Shapiro-Wilk para amostra 3	1.14E-06

Como os resultados de p-value foram todos menores que 0,05 então a hipótese H_0 de que a distribuição é normal é refutada, e com o isso o teste estatístico t-Student não pode ser utilizado, passando assim para o teste de Wilcoxon. Os resultados para os testes de Wilcoxon são apresentados na tabela 10 a seguir:

Tabela 10. Valores de p-value para teste de Wilcoxon das configurações do cenário 2 para a base de Furnas

Teste	p-value
Wilcoxon entre amostras 1 e 2	0.2601
Wilcoxon entre amostras 1 e 3	0.2794
Wilcoxon entre amostras 2 e 3	0.9824

Como os resultados de p-value para o teste de Wilcoxon foram todos maiores que 0,05 então pode-se dizer que não existe diferença estatística entre os modelos comparados. Sendo assim, para o cenário 2 será considerado

como melhor configuração aquela que apresentar menor média de EPMA, neste caso, o modelo que utiliza 3 meses passados com sazonalidade.

4.1.3 Cenário 3: Últimos 3, 6 e 12 meses com sazonalidade codificada em 12 bits

Neste terceiro cenário, foram utilizadas as configurações com os últimos três, seis e doze meses, utilizando a representação da sazonalidade codificada em 12 *bits* para realizar a previsão de vazão com um mês de horizonte. As amostras testadas foram as seguintes:

- Amostra 1: Últimos 3 meses com sazonalidade codificada em 12 *bits*.
- Amostra 2: Últimos 6 meses com sazonalidade codificada em 12 *bits*.
- Amostra 3: Últimos 12 meses com sazonalidade codificada em 12 *bits*.

A tabela 11 indica a média dos EPMAs obtidos nas 30 simulações para cada uma das configurações:

Tabela 11. Média dos EPMAs para as configurações do cenário 3 para a base de Furnas

Configuração	EPMA
Amostra 1	25.97 %
Amostra 2	24.52 %
Amostra 3	25.18 %

A seguir foram realizados testes de Shapiro-Wilk para verificar a normalidade das amostras. Os resultados dos testes são apresentados na tabela 12 a seguir:

Tabela 12. Valores de p-value para teste de Shapiro-Wilk das configurações do cenário 3 para a base de Furnas

Teste	p-value
Shapiro-Wilk para amostra 1	1.82E-08
Shapiro-Wilk para amostra 2	3.03E-07
Shapiro-Wilk para amostra 3	0.002048

Como os resultados de p-value foram todos menores que 0,05 então a hipótese H_0 de que a distribuição é normal é refutada, e com o isso o teste estatístico t-Student não pode ser utilizado, passando assim para o teste de Wilcoxon. Os resultados para os testes de Wilcoxon são apresentados na tabela 13 a seguir:

Tabela 13. Valores de p-value para teste de Wilcoxon das configurações do cenário 3 para a base de Furnas

Teste	p-value
Wilcoxon entre amostras 1 e 2	0.9941
Wilcoxon entre amostras 1 e 3	0.4232
Wilcoxon entre amostras 2 e 3	0.398

Como os resultados de p-value para o teste de Wilcoxon foram todos maiores que 0,05 então pode-se dizer que não existe diferença estatística entre os modelos comparados. Sendo assim, para o cenário 3 será considerado como melhor configuração aquela que apresentar menor média de EPMA, neste caso, o modelo que utiliza 6 meses passados com sazonalidade.

4.1.4 Comparativo entre as melhores configurações

Será realizada uma comparação para que seja definida estatisticamente quais das configurações consideradas melhores nos 3 cenários, é a mais adequada para a previsão de vazão da usina de Furnas. As amostras testadas foram as seguintes:

- Amostra 1: Últimos 3 meses.
- Amostra 2: Últimos 3 meses com sazonalidade codificada em seno e cosseno.
- Amostra 3: Últimos 6 meses com sazonalidade codificada em 12 bits.

A tabela 14 indica as médias dos EPMA obtidos nas 30 simulações para cada uma das configurações consideradas melhores e tabela 15 indica os valores de p-value para o teste de Shapiro-Wilk:

Tabela 14. Média dos EPMA para as configurações consideradas melhores para a base de Furnas

Configuração	EPMA
Amostra 1	31.26 %
Amostra 2	25.47 %
Amostra 3	24.52 %

Tabela 15. Valores de p-value para teste de Shapiro-Wilk das configurações consideradas melhores para a base de Furnas

Teste	p-value
Shapiro-Wilk para amostra 1	0.0007582
Shapiro-Wilk para amostra 2	0.03612
Shapiro-Wilk para amostra 3	3.03E-07

Como os resultados de p-value foram todos menores que 0,05 então a hipótese H_0 de que a distribuição é normal é refutada, e com o isso o teste estatístico t-Student não pode ser utilizado, passando assim para o teste de Wilcoxon. Os resultados para os testes de Wilcoxon são apresentados na tabela 16 a seguir:

Tabela 16. Valores de p-value para teste de Wilcoxon das configurações consideradas melhores para a base de Furnas

Teste	p-value
Wilcoxon entre amostras 1 e 2	4.371e-05
Wilcoxon entre amostras 1 e 3	3.43e-08
Wilcoxon entre amostras 2 e 3	0.1973

Os valores de p-value do teste de Wilcoxon entre as amostras 1 e 2 e entre as amostras 1 e 3 foram menores do que 0,05, com isso a melhor configuração será aquela que apresente uma mediana mais adequada ao problema. Para o primeiro caso, será a configuração da amostra 2. Para o segundo caso, será a configuração da amostra 3.

O teste de Wilcoxon entre a amostra 2 e 3 apresentou p-value maior que 0,05, logo a melhor configuração será aquela com menor média de EPMAs, que neste caso será o modelo da amostra 3.

Para a usina de Furnas, foi considerada como melhor configuração aquela que utiliza 6 meses passados com sazonalidade codificada em 12 bits.

4.2 Base de Gov. Bento M. da Rocha Netto

A seguir serão descritos os resultados dos experimentos realizados nos cenários para a usina hidrelétrica de Gov. Bento Munhoz da Rocha Netto.

4.2.1 Cenário 1: Últimos 3, 6 e 12 meses

Neste primeiro cenário, foram utilizadas as configurações com os últimos três, seis e doze meses, sem utilizar a representação da sazonalidade, para

realizar a previsão de vazão com um mês de horizonte. As amostras testadas foram as seguintes:

- Amostra 1: Últimos 3 meses.
- Amostra 2: Últimos 6 meses.
- Amostra 3: Últimos 12 meses.

A tabela 17 indica a média dos EPMA obtidos nas 30 simulações para cada uma das configurações:

Tabela 17. Média dos EPMA para as configurações do cenário 1 para a base de Governador Bento Munhoz da Rocha Netto

Configuração	EPMA
Amostra 1	60.69 %
Amostra 2	68.59 %
Amostra 3	70.48 %

A seguir foram realizados testes de Shapiro-Wilk para verificar a normalidade das amostras. Os resultados dos testes são apresentados na tabela 18 a seguir:

Tabela 18. Valores de p-value para teste de Shapiro-Wilk das configurações do cenário 1 para a base de Governador Bento Munhoz da Rocha Netto

Teste	p-value
Shapiro-Wilk para amostra 1	0.003513
Shapiro-Wilk para amostra 2	1.68E-08
Shapiro-Wilk para amostra 3	7.63E-07

Como os resultados de p-value foram todos menores que 0,05 (nível de significância adotado) então a hipótese H_0 de que a distribuição é normal é refutada, e com o isso o teste estatístico t-Student não pode ser utilizado, passando assim para o teste de Wilcoxon. Os resultados para os testes de Wilcoxon são apresentados na tabela 19 a seguir:

Tabela 19. Valores de p-value para teste de Wilcoxon das configurações do cenário 1 para a base de Governador Bento Munhoz da Rocha Netto

Teste	p-value
Wilcoxon entre amostras 1 e 2	0.7524
Wilcoxon entre amostras 1 e 3	0.4232
Wilcoxon entre amostras 2 e 3	0.7973

Como os resultados de p-value para o teste de Wilcoxon foram todos maiores que 0,05 então pode-se dizer que não existe diferença estatística entre os modelos comparados. Sendo assim, para o cenário 1 será considerado como melhor configuração aquela que apresentar menor média de EPMA, neste caso, o modelo que utiliza 3 meses passados.

4.2.2 Cenário 2: Últimos 3, 6 e 12 meses com sazonalidade codificada em seno e cosseno

Neste segundo cenário, foram utilizadas as configurações com os últimos três, seis e doze meses, utilizando a representação da sazonalidade codificada em seno e cosseno para realizar a previsão de vazão com um mês de horizonte. As amostras testadas foram as seguintes:

- Amostra 1: Últimos 3 meses com sazonalidade codificada em seno e cosseno.
- Amostra 2: Últimos 6 meses com sazonalidade codificada em seno e cosseno.

- Amostra 3: Últimos 12 meses com sazonalidade codificada em seno e cosseno.

A tabela 20 indica a média dos EPMA's obtidos nas 30 simulações para cada uma das configurações:

Tabela 20. Média dos EPMA's para as configurações do cenário 2 para a base de Governador Bento Munhoz da Rocha Netto

Configuração	EPMA
Amostra 1	65.40 %
Amostra 2	64.45 %
Amostra 3	75.12 %

A seguir foram realizados testes de Shapiro-Wilk para verificar a normalidade das amostras. Os resultados dos testes são apresentados na tabela 21 a seguir:

Tabela 21. Valores de p-value para teste de Shapiro-Wilk das configurações do cenário 2 para a base de Governador Bento Munhoz da Rocha Netto

Teste	p-value
Shapiro-Wilk para amostra 1	0.0003527
Shapiro-Wilk para amostra 2	1.08E-05
Shapiro-Wilk para amostra 3	8.27E-06

Como os resultados de p-value foram todos menores que 0,05 então a hipótese H_0 de que a distribuição é normal é refutada, e com o isso o teste estatístico t-Student não pode ser utilizado, passando assim para o teste de Wilcoxon. Os resultados para os testes de Wilcoxon são apresentados na tabela 22 a seguir:

Tabela 22. Valores de p-value para teste de Wilcoxon das configurações do cenário 2 para a base de Governador Bento Munhoz da Rocha Netto

Teste	p-value
Wilcoxon entre amostras 1 e 2	0.3136
Wilcoxon entre amostras 1 e 3	0.592
Wilcoxon entre amostras 2 e 3	0.03713

Como os resultados de p-value para o teste de Wilcoxon entre as amostras 1 e 2 e entre as amostras 1 e 3 foram maiores que 0,05 então pode-se dizer que não existe diferença estatística entre os modelos comparados. Sendo assim, para estes casos será considerado como melhor configuração aquela que apresentar menor média de EPMA, para o primeiro caso será a configuração da amostra 2 e para o segundo caso será a amostra 1.

Entre as amostras 2 e 3, o p-value foi menor que 0,05, logo o modelo que apresenta uma mediana mais adequada ao problema é o melhor, neste caso será a configuração da amostra 2.

Para o cenário 2, a amostra com 6 meses passados com sazonalidade codificada em seno e cosseno será considerada a de melhor desempenho.

4.2.3 Cenário 3: Últimos 3, 6 e 12 meses com sazonalidade codificada em 12 bits

Neste terceiro cenário, foram utilizadas as configurações com os últimos três, seis e doze meses, utilizando a representação da sazonalidade codificada em 12 bits para realizar a previsão de vazão com um mês de horizonte. As amostras testadas foram as seguintes:

- Amostra 1: Últimos 3 meses com sazonalidade codificada em 12 bits.

- Amostra 2: Últimos 6 meses com sazonalidade codificada em 12 bits.
- Amostra 3: Últimos 12 meses com sazonalidade codificada em 12 bits.

A tabela 23 indica a média dos EPMA obtidos nas 30 simulações para cada uma das configurações:

Tabela 23. Média dos EPMA para as configurações do cenário 3 para a base de Governador Bento Munhoz da Rocha Netto

Configuração	EPMA
Amostra 1	58.89 %
Amostra 2	65.07 %
Amostra 3	77.37 %

A seguir foram realizados testes de Shapiro-Wilk para verificar a normalidade das amostras. Os resultados dos testes são apresentados na tabela 24 a seguir:

Tabela 24. Valores de p-value para teste de Shapiro-Wilk das configurações do cenário 3 para a base de Governador Bento Munhoz da Rocha Netto

Teste	p-value
Shapiro-Wilk para amostra 1	0.02414
Shapiro-Wilk para amostra 2	0.03792
Shapiro-Wilk para amostra 3	4.61E-08

Como os resultados de p-value foram todos menores que 0,05 então a hipótese H_0 de que a distribuição é normal é refutada, e com o isso o teste

estatístico t-Student não pode ser utilizado, passando assim para o teste de Wilcoxon. Os resultados para os testes de Wilcoxon são apresentados na tabela 25 a seguir:

Tabela 25. Valores de p-value para teste de Wilcoxon das configurações do cenário 3 para a base de Governador Bento Munhoz da Rocha Netto

Teste	p-value
Wilcoxon entre amostras 1 e 2	0.1342
Wilcoxon entre amostras 1 e 3	0.09646
Wilcoxon entre amostras 2 e 3	0.9007

Como os resultados de p-value para o teste de Wilcoxon foram todos maiores que 0,05 então pode-se dizer que não existe diferença estatística entre os modelos comparados. Sendo assim, para o cenário 3 será considerado como melhor configuração aquela que apresentar menor média de EPMA, neste caso, o modelo que utiliza 3 meses passados com sazonalidade.

4.2.4 Comparativo entre as melhores configurações

Será realizada uma comparação para que seja definida estatisticamente quais das configurações consideradas melhores nos 3 cenários, é a mais adequada para a previsão de vazão da usina de Governador Bento Munhoz da Rocha Netto. As amostras testadas foram as seguintes:

- Amostra 1: Últimos 3 meses.
- Amostra 2: Últimos 6 meses com sazonalidade codificada em seno e cosseno.
- Amostra 3: Últimos 3 meses com sazonalidade codificada em 12 bits.

A tabela 26 indica as médias dos EPMA's obtidos nas 30 simulações para cada uma das configurações consideradas melhores e tabela 27 indica os valores de p-value para o teste de Shapiro-Wilk:

Tabela 26. Média dos EPMA's para as configurações consideradas melhores para a base de Governador Bento Munhoz da Rocha Netto

Configuração	EPMA
Amostra 1	60.69 %
Amostra 2	64.45 %
Amostra 3	58.89 %

Tabela 27. Valores de p-value para teste de Shapiro-Wilk das configurações consideradas melhores para a base de Governador Bento Munhoz da Rocha Netto

Teste	p-value
Shapiro-Wilk para amostra 1	0.003513
Shapiro-Wilk para amostra 2	1.08E-05
Shapiro-Wilk para amostra 3	4.61E-08

Como os resultados de p-value foram todos menores que 0,05 então a hipótese H_0 de que a distribuição é normal é refutada, e com isso o teste estatístico t-Student não pode ser utilizado, passando assim para o teste de Wilcoxon. Os resultados para os testes de Wilcoxon são apresentados na tabela 28 a seguir:

Tabela 28. Valores de p-value para teste de Wilcoxon das configurações consideradas melhores para a base de Governador Bento Munhoz da Rocha Netto

Teste	p-value
Wilcoxon entre amostras 1 e 2	0.843
Wilcoxon entre amostras 1 e 3	0.7973
Wilcoxon entre amostras 2 e 3	0.9824

Como os resultados de p-value para o teste de Wilcoxon foram todos maiores que 0,05 então pode-se dizer que não existe diferença estatística entre os modelos comparados. Será então considerado como melhor configuração aquela que apresentar menor média de EPMA.

Logo, para a usina de Governador Bento Munhoz da Rocha Netto, o modelo com 3 meses passados com sazonalidade codificada em 12 bits foi considerado como melhor configuração.

4.3 Base de Três Marias

A seguir serão descritos os resultados dos experimentos realizados nos cenários para a usina hidrelétrica de Três Marias.

4.3.1 Cenário 1: Últimos 3, 6 e 12 meses

Neste primeiro cenário, foram utilizadas as configurações com os últimos três, seis e doze meses, sem utilizar a representação da sazonalidade, para realizar a previsão de vazão com um mês de horizonte. As amostras testadas foram as seguintes:

- Amostra 1: Últimos 3 meses.
- Amostra 2: Últimos 6 meses.
- Amostra 3: Últimos 12 meses.

A tabela 29 indica a média dos EPMA's obtidos nas 30 simulações para cada uma das configurações:

Tabela 29. Média dos EPMA's para as configurações do cenário 1 para a base de Três Marias

Configuração	EPMA
Amostra 1	68.47 %
Amostra 2	55.44 %
Amostra 3	54.55 %

A seguir foram realizados testes de Shapiro-Wilk para verificar a normalidade das amostras. Os resultados dos testes são apresentados na tabela 30 a seguir:

Tabela 30. Valores de p-value para teste de Shapiro-Wilk das configurações do cenário para a base de Três Marias

Teste	p-value
Shapiro-Wilk para amostra 1	4.37E-11
Shapiro-Wilk para amostra 2	0.0001431
Shapiro-Wilk para amostra 3	1.77E-06

Como os resultados de p-value foram todos menores que 0,05 (nível de significância adotado) então a hipótese H_0 de que a distribuição é normal é refutada, e com o isso o teste estatístico t-Student não pode ser utilizado, passando assim para o teste de Wilcoxon. Os resultados para os testes de Wilcoxon são apresentados na tabela 31 a seguir:

Tabela 31. Valores de p-value para teste de Wilcoxon das configurações do cenário 1 para a base de Três Marias

Teste	p-value
Wilcoxon entre amostras 1 e 2	0.3738
Wilcoxon entre amostras 1 e 3	0.1727
Wilcoxon entre amostras 2 e 3	0.06992

Como os resultados de p-value para o teste de Wilcoxon foram todos maiores que 0,05 então pode-se dizer que não existe diferença estatística entre os modelos comparados. Sendo assim, para o cenário 1 será considerado como melhor configuração aquela que apresentar menor média de EPMA, neste caso, o modelo que utiliza 12 meses passados.

4.3.2 Cenário 2: Últimos 3, 6 e 12 meses com sazonalidade codificada em seno e cosseno

Neste segundo cenário, foram utilizadas as configurações com os últimos três, seis e doze meses, utilizando a representação da sazonalidade codificada em seno e cosseno para realizar a previsão de vazão com um mês de horizonte. As amostras testadas foram as seguintes:

- Amostra 1: Últimos 3 meses com sazonalidade codificada em seno e cosseno.
- Amostra 2: Últimos 6 meses com sazonalidade codificada em seno e cosseno.
- Amostra 3: Últimos 12 meses com sazonalidade codificada em seno e cosseno.

A tabela 32 indica a média dos EPMAs obtidos nas 30 simulações para cada uma das configurações:

Tabela 32. Média dos EPMA para as configurações do cenário 2 para a base de Três Marias

Configuração	EPMA
Amostra 1	42.26 %
Amostra 2	42.38 %
Amostra 3	50.79 %

A seguir foram realizados testes de Shapiro-Wilk para verificar a normalidade das amostras. Os resultados dos testes são apresentados na tabela 33 a seguir:

Tabela 33. Valores de p-value para teste de Shapiro-Wilk das configurações do cenário 2 para a base de Três Marias

Teste	p-value
Shapiro-Wilk para amostra 1	9.04E-06
Shapiro-Wilk para amostra 2	0.02755
Shapiro-Wilk para amostra 3	4.05E-05

Como os resultados de p-value foram todos menores que 0,05 então a hipótese H_0 de que a distribuição é normal é refutada, e com o isso o teste estatístico t-Student não pode ser utilizado, passando assim para o teste de Wilcoxon. Os resultados para os testes de Wilcoxon são apresentados na tabela 34 a seguir:

Tabela 34. Valores de p-value para teste de Wilcoxon das configurações do cenário 2 para a base de Três Marias

Teste	p-value
Wilcoxon entre amostras 1 e 2	0.2996
Wilcoxon entre amostras 1 e 3	0.002222
Wilcoxon entre amostras 2 e 3	0.01759

Como os resultados de p-value para o teste de Wilcoxon entre as amostras 1 e 2 foram maiores que 0,05 então pode-se dizer que não existe diferença estatística entre os modelos comparados. Sendo assim, para este caso será considerado como melhor configuração aquela que apresentar menor média de EPMA, neste caso será a configuração da amostra 1.

Os valores de p-value entre as amostras de 1 e 3 e entre as amostras 2 e 3 foram menores que 0,05, logo o modelo que apresenta uma mediana mais adequada ao problema é o melhor. Para o primeiro caso será a configuração da amostra 1 e para a segundo caso será a configuração da amostra 2.

Para o cenário 2, foi considerado como melhor configuração o modelo com 3 meses passados com sazonalidade.

4.3.3 Cenário 3: Últimos 3, 6 e 12 meses com sazonalidade codificada em 12 bits

Neste terceiro cenário, foram utilizadas as configurações com os últimos três, seis e doze meses, utilizando a representação da sazonalidade codificada em 12 bits para realizar a previsão de vazão com um mês de horizonte. As amostras testadas foram as seguintes:

- Amostra 1: Últimos 3 meses com sazonalidade codificada em 12 bits.
- Amostra 2: Últimos 6 meses com sazonalidade codificada em 12 bits.

- Amostra 3: Últimos 12 meses com sazonalidade codificada em 12 bits.

A tabela 35 indica a média dos EPMA obtidos nas 30 simulações para cada uma das configurações:

Tabela 35. Média dos EPMA para as configurações do cenário 3 para a base de Três Marias

Configuração	EPMA
Amostra 1	48.95 %
Amostra 2	46.31 %
Amostra 3	40.80 %

A seguir foram realizados testes de Shapiro-Wilk para verificar a normalidade das amostras. Os resultados dos testes são apresentados na tabela 36 a seguir:

Tabela 36. Valores de p-value para teste de Shapiro-Wilk das configurações do cenário 3 para a base de Três Marias

Teste	p-value
Shapiro-Wilk para amostra 1	9.29E-07
Shapiro-Wilk para amostra 2	1.23E-05
Shapiro-Wilk para amostra 3	8.29E-08

Como os resultados de p-value foram todos menores que 0,05 então a hipótese H_0 de que a distribuição é normal é refutada, e com o isso o teste estatístico t-Student não pode ser utilizado, passando assim para o teste de Wilcoxon. Os resultados para os testes de Wilcoxon são apresentados na tabela 37 a seguir:

Tabela 37. Valores de p-value para teste de Wilcoxon das configurações do cenário 1 para a base de Três Marias

Teste	p-value
Wilcoxon entre amostras 1 e 2	0.6865
Wilcoxon entre amostras 1 e 3	0.1823
Wilcoxon entre amostras 2 e 3	0.3738

Como os resultados de p-value para o teste de Wilcoxon foram todos maiores que 0,05 então pode-se dizer que não existe diferença estatística entre os modelos comparados. Sendo assim, para o cenário 3 será considerado como melhor configuração aquela que apresentar menor média de EPMA, neste caso, o modelo que utiliza 12 meses passados com sazonalidade.

4.3.4 Comparativo entre as melhores configurações

Será realizada uma comparação para que seja definida estatisticamente quais das configurações consideradas melhores nos 3 cenários, é a mais adequada para a previsão de vazão da usina de Três Marias. As amostras testadas foram as seguintes:

- Amostra 1: Últimos 12 meses.
- Amostra 2: Últimos 3 meses com sazonalidade codificada em seno e cosseno.
- Amostra 3: Últimos 12 meses com sazonalidade codificada em 12 bits.

A tabela 38 indica as médias dos EPMA obtidos nas 30 simulações para cada uma das configurações consideradas melhores e tabela 39 indica os valores de p-value para o teste de Shapiro-Wilk:

Tabela 38. Média dos EPMA para as configurações consideradas melhores para a base de Três Marias

Configuração	EPMA
Amostra 1	54.55 %
Amostra 2	42.26 %
Amostra 3	40.80 %

Tabela 39. Valores de p-value para teste de Shapiro-Wilk das configurações consideradas melhores para a base de Três Marias

Teste	p-value
Shapiro-Wilk para amostra 1	1.77E-06
Shapiro-Wilk para amostra 2	9.04E-06
Shapiro-Wilk para amostra 3	8.29E-08

Como os resultados de p-value foram todos menores que 0,05 então a hipótese H_0 de que a distribuição é normal é refutada, e com o isso o teste estatístico t-Student não pode ser utilizado, passando assim para o teste de Wilcoxon. Os resultados para os testes de Wilcoxon são apresentados na tabela 40 a seguir:

Tabela 40. Valores de p-value para teste de Wilcoxon das configurações consideradas melhores para a base de Três Marias

Teste	p-value
Wilcoxon entre amostras 1 e 2	0.001795
Wilcoxon entre amostras 1 e 3	4.371e-05
Wilcoxon entre amostras 2 e 3	0.786

Os valores de p-value do teste de Wilcoxon entre as amostras 1 e 2 e entre as amostras 1 e 3 foram menores do que 0,05, com isso a melhor configuração será aquela que apresente uma mediana mais adequada ao problema. Para o primeiro caso, será a configuração da amostra 2. Para o segundo caso, será a configuração da amostra 3.

O teste de Wilcoxon entre a amostra 2 e 3 apresentou p-value maior que 0,05, logo a melhor configuração será aquela com menor média de EPMAs, que neste caso será o modelo da amostra 3.

Para a usina de Três Marias, foi considerada como melhor configuração aquela que utiliza 12 meses passados com sazonalidade codificada em 12 bits.

4.4 Base de Tucuruí

A seguir serão descritos os resultados dos experimentos realizados nos cenários para a usina hidrelétrica de Tucuruí.

4.4.1 Cenário 1: Últimos 3, 6 e 12 meses

Neste primeiro cenário, foram utilizadas as configurações com os últimos três, seis e doze meses, sem utilizar a representação da sazonalidade, para realizar a previsão de vazão com um mês de horizonte. As amostras testadas foram as seguintes:

- Amostra 1: Últimos 3 meses.
- Amostra 2: Últimos 6 meses.
- Amostra 3: Últimos 12 meses.

A tabela 41 indica a média dos EPMAs obtidos nas 30 simulações para cada uma das configurações:

Tabela 41. Média dos EPMAs para as configurações do cenário 1 para a base de Tucuruí

Configuração	EPMA
Amostra 1	44.76 %
Amostra 2	33.82 %
Amostra 3	39.08 %

A seguir foram realizados testes de Shapiro-Wilk para verificar a normalidade das amostras. Os resultados dos testes são apresentados na tabela 42 a seguir:

Tabela 42. Valores de p-value para teste de Shapiro-Wilk das configurações do cenário para a base de Tucuruí

Teste	p-value
Shapiro-Wilk para amostra 1	3.61E-05
Shapiro-Wilk para amostra 2	0.003482
Shapiro-Wilk para amostra 3	1.11E-10

Como os resultados de p-value foram todos menores que 0,05 (nível de significância adotado) então a hipótese H_0 de que a distribuição é normal é refutada, e com o isso o teste estatístico t-Student não pode ser utilizado, passando assim para o teste de Wilcoxon. Os resultados para os testes de Wilcoxon são apresentados na tabela 43 a seguir:

Tabela 43. Valores de p-value para teste de Wilcoxon das configurações do cenário 1 para a base de Tucuruí

Teste	p-value
Wilcoxon entre amostras 1 e 2	0.0001748
Wilcoxon entre amostras 1 e 3	1.43E-06
Wilcoxon entre amostras 2 e 3	0.0017

Como os resultados de p-value para o teste de Wilcoxon foram todos menores que 0,05 então as amostras possuem medianas diferentes. Para o cenário 1 será considerado como melhor configuração aquela que apresentar a mediana mais adequada ao problema, neste caso, o modelo que utiliza 12 meses passados.

4.4.2 Cenário 2: Últimos 3, 6 e 12 meses com sazonalidade codificada em seno e cosseno

Neste segundo cenário, foram utilizadas as configurações com os últimos três, seis e doze meses, utilizando a representação da sazonalidade codificada em seno e cosseno para realizar a previsão de vazão com um mês de horizonte. As amostras testadas foram as seguintes:

- Amostra 1: Últimos 3 meses com sazonalidade codificada em seno e cosseno.
- Amostra 2: Últimos 6 meses com sazonalidade codificada em seno e cosseno.
- Amostra 3: Últimos 12 meses com sazonalidade codificada em seno e cosseno.

A tabela 44 indica a média dos EPMAs obtidos nas 30 simulações para cada uma das configurações:

Tabela 44. Média dos EPMAs para as configurações do cenário 2 para a base de Tucuruí

Configuração	EPMA
Amostra 1	27.34%
Amostra 2	30.26 %
Amostra 3	28.44 %

A seguir foram realizados testes de Shapiro-Wilk para verificar a normalidade das amostras. Os resultados dos testes são apresentados na tabela 45 a seguir:

Tabela 45. Valores de p-value para teste de Shapiro-Wilk das configurações do cenário 2 para a base de Tucuruí

Teste	p-value
Shapiro-Wilk para amostra 1	5.73E-06
Shapiro-Wilk para amostra 2	1.49E-05
Shapiro-Wilk para amostra 3	4.04E-07

Como os resultados de p-value foram todos menores que 0,05 então a hipótese H_0 de que a distribuição é normal é refutada, e com o isso o teste estatístico t-Student não pode ser utilizado, passando assim para o teste de Wilcoxon. Os resultados para os testes de Wilcoxon são apresentados na tabela 46 a seguir:

Tabela 46. Valores de p-value para teste de Wilcoxon das configurações do cenário 2 para a base de Tucuruí

Teste	p-value
Wilcoxon entre amostras 1 e 2	0.04458
Wilcoxon entre amostras 1 e 3	0.3504
Wilcoxon entre amostras 2 e 3	0.2025

Como o resultado de p-value para o teste de Wilcoxon entre as amostras 1 e 2 foi menor que 0,05 então sabe-se que estas amostras possuem medianas diferentes. Sendo assim, para este caso será considerado como melhor configuração aquela que apresentar uma mediana mais adequada ao problema, neste caso será a configuração da amostra 3.

Os valores de p-value entre as amostras 1 e 3 e entre as amostras 2 e 3 foram maiores que 0,05, com isso pode-se dizer que não existe diferença estatística entre os modelos. Será considerada a melhor configuração aquela que apresentou a menor média de EPMA. Para o primeiro caso será considerada melhor a configuração da amostra 1 e para a segundo caso a configuração da amostra 3.

Para o cenário 2, foi considerado como melhor configuração o modelo que utiliza 3 meses passados com sazonalidade.

4.4.3 Cenário 3: Últimos 3, 6 e 12 meses com sazonalidade codificada em 12 bits

Neste terceiro cenário, foram utilizadas as configurações com os últimos três, seis e doze meses, utilizando a representação da sazonalidade codificada em 12 bits para realizar a previsão de vazão com um mês de horizonte. As amostras testadas foram as seguintes:

- Amostra 1: Últimos 3 meses com sazonalidade codificada em 12 bits.

- Amostra 2: Últimos 6 meses com sazonalidade codificada em 12 bits.
- Amostra 3: Últimos 12 meses com sazonalidade codificada em 12 bits.

A tabela 47 indica a média dos EPMA obtidos nas 30 simulações para cada uma das configurações:

Tabela 47. Média dos EPMA para as configurações do cenário 3 para a base de Tucuruí

Configuração	EPMA
Amostra 1	25.34 %
Amostra 2	30.20 %
Amostra 3	34.80 %

A seguir foram realizados testes de Shapiro-Wilk para verificar a normalidade das amostras. Os resultados dos testes são apresentados na tabela 48 a seguir:

Tabela 48. Valores de p-value para teste de Shapiro-Wilk das configurações do cenário 3 para a base de Tucuruí

Teste	p-value
Shapiro-Wilk para amostra 1	1.88E-07
Shapiro-Wilk para amostra 2	5.09E-06
Shapiro-Wilk para amostra 3	0.0002015

Como os resultados de p-value foram todos menores que 0,05 então a hipótese H_0 de que a distribuição é normal é refutada, e com o isso o teste estatístico t-Student não pode ser utilizado, passando assim para o teste de

Wilcoxon. Os resultados para os testes de Wilcoxon são apresentados na tabela 49 a seguir:

Tabela 49. Valores de p-value para teste de Wilcoxon das configurações do cenário 3 para a base de Tucuruí

Teste	p-value
Wilcoxon entre amostras 1 e 2	0.02073
Wilcoxon entre amostras 1 e 3	3.26E-05
Wilcoxon entre amostras 2 e 3	0.06992

Como os resultados de p-value para o teste de Wilcoxon entre as amostras 1 e 2 e entre as amostras 1 e 3 foram menores que 0,05 então pode-se dizer que os modelos comparados não apresentam mesma mediana. Sendo assim, para estes casos será considerado como melhor configuração aquela que apresentar uma mediana mais adequada ao problema. Para ambos os caso a configuração da amostra 1 será considerada a melhor.

Entre as amostras 2 e 3, o p-value foi maior que 0,05, com isso pode-se dizer que não existe diferença estatística entre os modelos. Será considerada a melhor configuração aquela que apresentou a menor média de EPMA, neste caso será a configuração da amostra 2.

Para o cenário 3, será considerada como melhor configuração o modelo que utiliza 3 meses passados com sazonalidade.

4.4.4 Comparativo entre as melhores configurações

Será realizada uma comparação para que seja definida estatisticamente quais das configurações consideradas melhores nos 3 cenários, é a mais adequada para a previsão de vazão da usina de Tucuruí. As amostras testadas foram as seguintes:

- Amostra 1: Últimos 12 meses.

- Amostra 2: Últimos 3 meses com sazonalidade codificada em seno e cosseno.
- Amostra 3: Últimos 3 meses com sazonalidade codificada em 12 bits.

A tabela 50 indica as médias dos EPMA obtidos nas 30 simulações para cada uma das configurações consideradas melhores e tabela 51 indica os valores de p-value para o teste de Shapiro-Wilk:

Tabela 50. Média dos EPMA para as configurações consideradas melhores para a base de Tucuruí

Configuração	EPMA
Amostra 1	39.08 %
Amostra 2	27.24 %
Amostra 3	25.34 %

Tabela 51. Valores de p-value para teste de Shapiro-Wilk das configurações consideradas melhores para a base de Tucuruí

Teste	p-value
Shapiro-Wilk para amostra 1	1.11E-10
Shapiro-Wilk para amostra 2	5.73E-06
Shapiro-Wilk para amostra 3	1.88E-07

Como os resultados de p-value foram todos menores que 0,05 então a hipótese H_0 de que a distribuição é normal é refutada, e com isso o teste estatístico t-Student não pode ser utilizado, passando assim para o teste de Wilcoxon. Os resultados para os testes de Wilcoxon são apresentados na tabela 52 a seguir:

Tabela 52. Valores de p-value para teste de Wilcoxon das configurações consideradas melhores para a base de Tucuruí

Teste	p-value
Wilcoxon entre amostras 1 e 2	0.01487
Wilcoxon entre amostras 1 e 3	9.532e-05
Wilcoxon entre amostras 2 e 3	0.04146

Como os resultados de p-value para o teste de Wilcoxon foram todos menores que 0,05 então as amostras possuem medianas diferentes. Neste caso, será considerado como melhor configuração aquela que apresentar a mediana mais adequada ao problema.

Logo, a melhor configuração para realizar previsões de vazão para a usina de Tucuruí é modelo que utiliza 3 meses passados com sazonalidade codificada em 12 bits.

4.5 Conclusões dos Experimentos

Foi possível otimizar os resultados dos experimentos em todos os cenários através da adição da informação da sazonalidade. Como resultado preliminar, a codificação em 12 bits se apresentou como mais satisfatória uma vez que discretiza mais a informação passada a rede.

As configurações consideradas como melhores para cada usina foram encontradas e listadas a seguir:

- Base de Furnas: configuração utilizando 6 meses passados com informação de sazonalidade codificada em 12 bits.
- Base de Governador Bento Munhoz da Rocha Netto: configuração utilizando 3 meses passados com informação de sazonalidade codificada em 12 bits.

- Base de Três Marias: configuração utilizando 12 meses passados com informação de sazonalidade codificada em 12 bits.
- Base de Tucuruí: configuração utilizando 3 meses passados com informação de sazonalidade codificada em 12 bits.

Capítulo 5

Considerações Finais

5.1 Conclusões

O planejamento energético nacional é de suma importância para um melhor aproveitamento dos recursos hídricos, uma vez que esta é a maior fonte energética do Brasil. Com isso, diversas são as pesquisas que buscam prever com mais fidelidade a vazão para as diversas usinas.

Como objetivo principal, este trabalho realizou diversas investigações a fim de chegar a modelos de redes neurais que melhorassem o desempenho das previsões já realizadas na atualidade. Após todas as simulações chegou-se a configurações otimizadas diferentes para as 4 usinas investigadas, porém constatou-se que em todas elas a utilização da variável de sazonalidade codificada em 12 *bits* apresentou ganhos nos resultados alcançados em proporções diferentes para cada usina.

Estudos continuarão a ser realizados, pois os resultados encontrados não foram melhores do que as redes utilizadas pela ONS. Então, mais simulações serão realizadas testando outras configurações de parâmetros para a rede MLP.

5.2 Trabalhos Futuros

Com bases nos resultados obtidos, pretende-se aprofundar os estudos deste trabalho utilizando outros modelos de redes neurais, como *Reservoir Computing*.

Espera-se aplicar os resultados alcançados em outras bases de dados a fim de avaliar seu desempenho em outros cenários, e, se necessário, analisar outras tendências dos dados a fim de obter melhores resultados a fim de determinar uma previsão dentro do que seja considerável aceitável.

Referências

- [1] ANEEL. Atlas da Energia Elétrica do Brasil. 3. ed. Brasília: [s.n.], 2008.
- [2] ANEEL. Matriz de Energia Elétrica, 2015. Disponível em: <<http://www.aneel.gov.br/aplicacoes/capacidadebrasil/OperacaoCapacidadeBrasil.cfm>>. Acesso em: 15 set 2015.
- [3] BEN. Balanço Energético Nacional. Disponível em: <<https://ben.epe.gov.br/>>. Acesso em: 20 set. 2015.
- [4] BRAGA, A. D. P.; PONCE DE LEON, F. D. C. A.; BERNARDA LUERMIR, T. Redes Neurais Artificiais: Teorias e Aplicações. 2. ed. [S.I.]: LTC, 2000.
- [5] COSTA, F. D. S.; PIÑERO, M. E.; DAMÁZIO, J. M. Modelos de previsão hidrológica aplicados ao planejamento da operação do sistema elétrico brasileiro. Revista Brasileira de Recursos Hídricos, v. 12, p. 21-30, 2007.
- [6] COSTA, F. S. Modelagem estocástica de previsão de vazões mensais: Previvazm. XV Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos , Curitiba, 2003.
- [7] COSTA, F. S.; DAMÁZIO, J. M.; CARVALHO, A. L. Modelo estocástico de previsão de vazões diárias: Previvazh. Seminário Internacional sobre Hidrologia Operativa, Concordia, Argentina, 2000.
- [8] FIORIN, Daniel V. et al. Aplicações de redes neurais e previsões de disponibilidade de recursos energéticos solares. Rev. Bras. Ensino Fís., São Paulo , v. 33, n. 1, p. 01-20, Mar. 2011.
- [9] GUILHON, L. G. F.; ROCHA, V. F. Comparação de métodos de previsão de vazões naturais afluentes a aproveitamentos hídricos. Revista Brasileira de Recursos Hídricos, v. 12, p. 13-20, Julho 2007.
- [10] HAYKIN, S. Redes Neurais: Princípios e Práticas. [S.I.]: Bookman, 2007.
- [11] KOVÁCS, Z. L. Redes Neurais Artificiais: Fundamentos e Aplicações. [S.I.]: Livraria da Física, 2006.
- [12] MACIEIRA, M. E. P.; FALCÃO, D. M.; PENNA, D. D. J. Chain of optimization models for setting the energy dispatch and spot price in the

- brazilian system. IEEE Porto Power Tech Proceedings, Porto, v. 3, n. 6, 2001.
- [13] MCCULLOCH, W.; PITTS, W. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *Bulletin of Mathematical Biophysics*, p. 115-133, 1943.
- [14] ONS. Operador Nacional do Sistema Elétrico. Disponível em: <www.ons.org.br/home>. Acesso em: 20 set 2015.
- [15] SOUZA, W. D. S.; SOUZA, F. D. A. S. Rede Neural Artificial aplicada à previsão de vazão da Bacia Hidrográfica do Rio Piancó. *Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental*, v. 14, n. 2, p. 173-180, 2010.
- [16] VALENÇA SILVA, J. M. Fundamentos de Redes Neurais. [S.I.]: Livro Rápido, 2010.
- [17] JURISTO, N.; MORENO, A. Basics of software engineering experimentation. [S.I.]: Springer Publishing Company, 2010.