UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO

CENTRO DE TECNOLOGIA E GEOCIÊNCIAS

DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA MECÂNICA

PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA MECÂNICA

LUCAS CABRAL FERNANDES

PREVISÃO DE POTÊNCIA EÓLICA DE CURTÍSSIMO PRAZO BASEADA NA ANÁLISE ESPECTRAL E DECOMPOSIÇÃO DA SÉRIE TEMPORAL

Recife

2018

LUCAS CABRAL FERNANDES

PREVISÃO DE POTÊNCIA EÓLICA DE CURTÍSSIMO PRAZO BASEADA NA ANÁLISE ESPECTRAL E DECOMPOSIÇÃO DA SÉRIE TEMPORAL

Trabalho apresentado ao Programa de Pós-graduação em Engenharia Mecânica do Departamento de Engenharia Mecânica da Universidade Federal de Pernambuco como requisito parcial para a obtenção do grau de Mestre em Engenharia Mecânica.

Área de concentração: Processos e Sistemas Térmicos.

Orientador: Prof. Dr. Alex Maurício Araújo.
Coorientador: Prof. Dr. Alexandre Carlos Araújo da Costa.

Recife
2018

Catalogação na fonte
Bibliotecária Margareth Malta, CRB-4 / 1198

F363p Fernandes, Lucas Cabral.
Previsão de potência eólica de curtíssimo prazo baseada na análise espectral e decomposição da série temporal / Lucas Cabral Fernandes. - 2018.
53 folhas, figs., tabs.

Orientador: Prof. Dr. Alex Maurício Araújo.
Coorientador: Prof. Dr. Alexandre Carlos Araújo da Costa.

Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal de Pernambuco. CTG. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica, 2018.
Inclui Referências e Apêndice.

1. Engenharia Mecânica. 2. Energia eólica. 3. Previsão. 4. Redes neurais artificiais. 5. Análise espectral. 6. Decomposição. I. Araújo, Alex Maurício. (Orientador). II. Costa, Alexandre Carlos Araújo da. (Coorientador). III. Título.

UFPE

621 CDD (22. ed.) BCTG/2018-430

LUCAS CABRAL FERNANDES

PREVISÃO DE POTÊNCIA EÓLICA DE CURTÍSSIMO PRAZO BASEADA NA ANÁLISE ESPECTRAL E DECOMPOSIÇÃO

Dissetação apresentada ao Programa de Pós-graduação em Engenharia Mecânica do Departamento de Engenharia Mecânica da Universidade Federal de Pernambuco como requisito parcial para a obtenção do título de Mestre em Engenharia Mecânica.

Aprovada em: 31/08/2018.

BANCA EXAMINADORA

_____

Prof. Dr. ALEX MAURÍCIO ARAÚJO (Orientador)
Universidade Federal de Pernambuco

_____

Prof. Dr. ALEXANDRE CARLOS ARAÚJO DA COSTA (Coorientador)
Universidade Federal de Pernambuco

_____

Profª Drª OLGA DE CASTRO VILELA (Examinadora Externa)
Universidade Federal de Pernambuco

_____

Profª Drª DÓRIS REGINA VELEDA (Examinadora Externa)
Universidade Federal de Pernambuco

AGRADECIMENTOS

Gostaria de expressar minha gratidão a tudo e todos que contribuíram para a realização deste trabalho de Mestrado. Agradeço especialmente aos meus pais Regina e Gilberto, à minha irmã Isabela e à Gabriela Sobral, que sempre acreditaram, incentivaram e tornaram todo o caminho mais prazeroso.

Agradeço aos amigos que o mestrado me proporcionou, Jullya Clemente, Renan Siqueira, Pedro Alves, Gabriel Dantas, Valentin Perruci, Janis Galindo e Leonardo Aquino, sempre disponíveis a ajudar e que tornaram o dia a dia no CER muito mais agradável.

Agradeço aos meus orientadores, Alex Araújo e Alexandre Costa, pela oportunidade e por todo o suporte.

Agradeço também à Rede Nacional de Ensino e Pesquisa (RNP) pelo apoio no âmbito do projeto High Performance Computing for Energy (HPC4E, https://hpc4e.eu/the-project/work-plan/wp4) e ao Centro de Tecnologia do Gás e Energias Renováveis (CTGAS-ER/PETROBRAS) pelo apoio no âmbito do projeto Aprimoramento de Aerogerador de 2 MW para Adequação às Condições Eólicas Brasileiras (Programa de P&D Tecnológico do Setor de Energia Elétrica da Agência Nacional de Energia Elétrica - ANEEL).

RESUMO

A importância de uma previsão com qualidade ganhou visibilidade devido aos benefícios que traz ao planejamento, manutenção e operação do setor elétrico como um todo. Com vistas a explorar o comportamento periódico do vento, e por consequência da potência gerada, este trabalho busca desenvolver uma metodologia para previsão de potência baseada em análise espectral e na decomposição do sinal. No caso da análise espectral foi utilizada a transformada rápida de Fourier como meio de identificação de componentes. Para a decomposição aplicou-se um método aditivo, que se resume em subtrações sucessivas de médias móveis, no qual tais médias são tomadas em intervalos correspondentes aos períodos identificados através da análise espectral. O processo de decomposição é repetido para cada uma das componentes, encontrando, então, subcomponentes do sinal original. Para cada subcomponente é treinada uma rede neural. Uma outra rede é ajustada para realizar a recomposição da previsão final. A metodologia foi desenvolvida de forma que sua aplicação seja objetiva, ou seja, sem a necessidade de alterações subjetivas caso o método seja aplicado à diferentes séries temporais, garantindo generalidade. A metodologia proposta foi aplicada a cinco estudos de caso e se provou consistente tendo alcançado os objetivos de superar os métodos de referência. Em relação à persistência os resultados da metodologia desenvolvida chegaram a uma melhora de até 45%. Portanto a metodologia proposta alcançou os resultados almejados, justificando o gasto computacional mais elevado que a realização da dupla decomposição implica.

Palavras-chave: Energia eólica. Previsão. Redes neurais artificiais. Análise espectral. Decomposição.

ABSTRACT

The importance of high quality forecasting gained visibility due to the benefits it assures to the planning, maintenance and operation of the electrical sector. Towards to exploring wind's, and therefore wind power, periodical behaviour this work aims to develop a wind power forecasting methodology based on spectral analysis and signal decomposition. For the spectral analysis the fast Fourier transform algorithm was used as a mean to identify the components within the original time series. For the decomposition an additive method was applied, which resumes in sucessive subtractions of moving averages from the original signal, those averages are taken regarding the intervals correspondent to the period identified with the spectral analysis. The process is then repeated to each one of the components, finding the subcomponets of the signal. For each subcomponent a neural network is trained to forecast its behavior. The recomposition of the signal is done by another neural network which produces the final forecast. The methodology was developed in a objective way, so it does not needs further subjective alterations when applied to different time series, assuring generality. The methodology was then applied in five different cases proving to be consistent and reaching the objectives to overcomes the reference methods, namely the persistence and a neural network adjusted for the original time series withouth the double decomposition. Regarding the persistence the proposed methodology results achieved improvements until 45%. Therefore the proposed methodology achieved the desired results, justifying the high computational cost of the double decomposition.

Keywords: Wind energy. Forecast. Artificial neural networks. Spectral analysis. Decomposition.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Potência Gerada versus Tempo..... 14
Figura 2 - Potência gerada versus Tempo, mostrando anomalias na série..... 16
Figura 3 - Esquema de um neurônio artificial..... 19
Figura 4 - Exemplo de Diagrama de Taylor..... 23
Figura 5 - Melhora sobre a Persistência (IOP) 24
Figura 6 - Estrutura do modelo VMD-PSR-GAWNN (WANG, 2017) 27
Figura 7 - Resultado da FFT..... 29
Figura 8 - Resultado da função “envelope” 30
Figura 9 - Fluxograma da metodologia proposta..... 32
Figura 10 - Processo de Decomposição (primeira média)..... 34
Figura 11 - Processo de Decomposição (segunda média) 35
Figura 12 - Diagrama de Taylor resultado de apenas uma decomposição..... 36
Figura 13 - Melhora sobre a persistência para apenas uma decomposição..... 36
Figura 14 - Localização dos Grupos de Aerogeradores..... 39
Figura 15 - Diagrama de Taylor para G1..... 41
Figura 16 - Melhora sobre a Persistência para G1..... 41
Figura 17 - Diagrama de Taylor para G2..... 42
Figura 18 - Melhora sobre a Persistência para G2..... 42
Figura 19 - Autocorrelação para a série de G1..... 43
Figura 20 - Autocorrelação para a série de G2..... 44

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Relação entre tamanho da série e o número de amostras..... 31
Tabela 2 - Informações do Treinamento e Decomposição das Séries de Potência 40

LISTA DE ABREVIAÇÕES

ARIMA	*Auto Regressive Integrated Moving Average*
DTFT	*Discrete Time Fourier Transform*
EMD	*Empirical Mode Decomposition*
FFT	*Fast Fourier Transform*
GAWNN	*Genetic Algorithm Wavelet Neural Network*
GM	*Grey Model*
IEEE	*Institute of Electrical and Electronic Engineers*
IOP	*Improvement Over Persistence*
LM	*Levenberg-Marquadt*
LS-SVM	*Least-Squares Support Vector Machine*
MSE	*Mean Square Error*
NAN	*Not a Number*
NNWT	*Neural Network Wavelet Transform*
PSR	*Phase Space Reconstruction*
RMSD	*Root Mean Square Deviation*
RNA	*Rede Neural Artificial*
STD	*Standard Deviation*
SVM	*Support Vector Machine*
TS	*Time-Step*
VMD	*Variational Mode Decomposition*

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO 11

2 OBJETIVOS GERAIS E ESPECÍFICOS 13

3 CONCEITOS PRELIMINARES 14

3.1 Séries Temporais 14

3.2 Previsão 16

3.3 Redes Neurais 18

3.4 Transformada Rápida de Fourier 20

3.5 Envelope 20

3.6 Métodos de Avaliação 21

3.6.1 Coeficiente de Correlação 21

3.6.2 Desvio Padrão 21

3.6.3 Raiz do Desvio Quadrático Médio 22

3.6.4 Diagrama de Taylor 23

3.6.5 Gráfico da Melhora sobre a Persistência 24

4 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA 25

5 METODOLOGIA 29

5.1 Decomposição 33

5.2 Treinamento das Redes Neurais 38

6 RESULTADOS E DISCUSSÕES 39

7 CONCLUSÕES E SUGESTÕES 45

REFERÊNCIAS 47

APÊNDICE A – RESULTADOS PARA G3, G10 E G12 51

1 INTRODUÇÃO

Com a crescente implantação da energia eólica na matriz energética brasileira (GONÇALVES et. al, 2018) a importância da previsão se torna cada vez maior, uma vez que pode auxiliar a aumentar a confiabilidade do sistema, otimizar o despacho, auxiliar no controle das máquinas e fornecer informações que podem ser utilizadas no mercado de energia elétrica (FOLEY et al., 2012; COSTA et al., 2008; UMMELS et al., 2007).

Com relação a otimização do despacho, uma previsão de qualidade permite a minimização tanto da utilização de combustíveis fósseis, influenciando diretamente na tarifa de energia elétrica, quanto na utilização dos recursos hídricos represados, permitindo a manutenção de uma reserva de energia potencial para regulação e contingências. Além disso outras formas de armazenamento de energia são beneficiadas com a otimização do despacho (APPINO et al., 2018; KARINIOTAKIS; STRAVRAKAKIS; NOGARET, 1996).

No controle do aerogerador informações acerca do comportamento futuro do vento em curtíssimo prazo, principalmente com relação a velocidade e direção, podem ser extremamente úteis. De modo a se antecipar e assim otimizar a geração de potência ou até mesmo interrompê-la no caso de velocidades perigosas ao funcionamento da máquina. A previsão de longo prazo ainda pode servir como informação para o planejamento das manutenções periódicas, expansão dos parques eólicos e para o controle da parte ativa e reativa da potência gerada (VENAYAGAMOORTHY; ROHRIG; ERLICH, 2012).

Sobre o mercado de energia elétrica é importante frisar que por ser um mercado onde é possível especular acerca do preço futuro da energia elétrica informações sobre a disponibilidade desse insumo são cruciais para a maximização de rentabilidade no setor (JÓNSSON; PINSON; MADSEN, 2010).

No ramo da energia eólica a previsão pode ser realizada para diversas variáveis (velocidade do vento, direção do vento, potência gerada). O presente trabalho tem como objetivo a previsão de potência gerada por um grupo de geradores eólicos, foram utilizados métodos de pré-processamento de sinal de modo a decompor a série original de potência utilizada para a calibração do modelo de previsão. A decomposição é baseada em análise espectral utilizando a Transformada Rápida de Fourier (*Fast Fourier Transform* - FFT) que permite identificar quais as frequências dominantes dos vários sinais que compõem o sinal original (BERGLAND, 1969).

A previsão foi realizada através de redes neurais artificiais (RNAs), ferramentas computacionais que simulam o aprendizado do cérebro humano (HAYKIN, 1999). Em sua

utilização são apresentados um conjunto de variáveis regressoras e um conjunto de alvos, de modo que “pesos sinápticos” sejam ajustados da melhor forma para que com determinadas variáveis regressoras (entradas) sejam atingidos determinados alvos (previsões).

A metodologia foi desenvolvida de forma que sua aplicação seja objetiva, ou seja, sem a necessidade de alterações subjetivas caso o método seja aplicado à diferentes séries temporais, garantindo generalidade. Tal maneira de implementar o método proposto permite a aplicação em uma quantidades massivas de dados.

O presente trabalho busca fundamentar e testar a metodologia proposta. No capítulo 2 são apresentados os objetivos gerais e específicos da dissertação. O capítulo 3 contém uma série de conceitos importantes para a melhor compreensão da metodologia desenvolvida. Já no capítulo 4 é apresentada a fundamentação bibliográfica, justificando várias das escolhas tomadas no trabalho. O capítulo 5 detalha a metodologia e seus processos, como a decomposição e o treinamento das redes. Os resultados da aplicação da metodologia são apresentados e discutidos no capítulo 6. Por fim, no capítulo 7, é feita a conclusão da dissertação com propostas para trabalhos futuros.

2 OBJETIVOS GERAIS E ESPECÍFICOS

O objetivo do presente trabalho é verificar como o comportamento periódico da potência gerada em centrais eólicas pode ser identificado e utilizado de modo a obter uma previsão com maior acurácia. Dessa forma busca-se desenvolver uma metodologia que englobe a decomposição, a previsão e a reconstrução do sinal.

Mais especificamente objetiva-se que o modelo proposto alcance resultados melhores que os modelos de referência escolhidos, a persistência e uma rede neural especializada para a série original. As metodologias foram aplicadas a grupos de aerogeradores submetidos a diferentes regimes de vento, de modo a verificar a consistência e generalidade da metodologia proposta. Assim, poderá ser justificado o esforço computacional necessário para seu emprego.

3 CONCEITOS PRELIMINARES

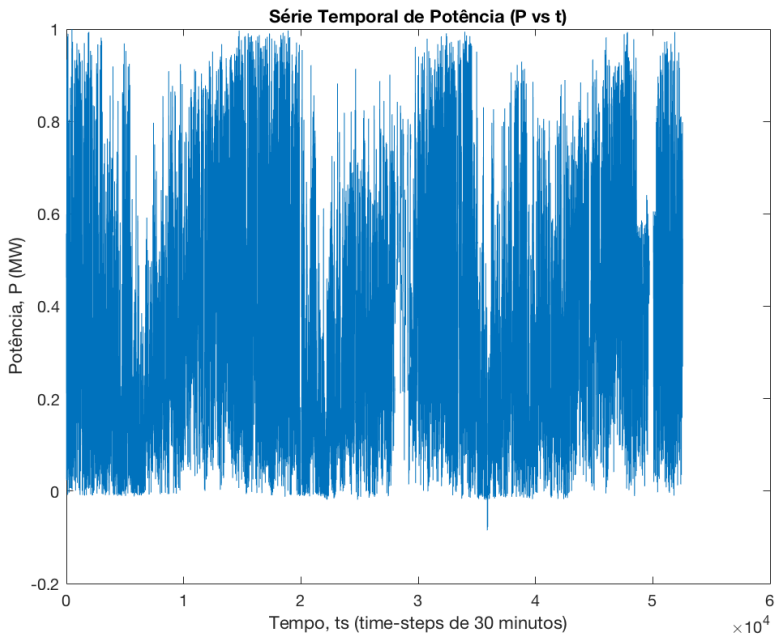
Neste capítulo serão apresentados alguns conceitos básicos, importantes para a melhor compreensão deste trabalho.

3.1 Séries Temporais

O objeto de estudo deste trabalho são séries temporais, mais especificamente desenvolver um método que possa prever o comportamento de uma série (neste caso, a potência gerada de um grupo de aerogeradores) utilizando suas características periódicas para tentar aumentar a qualidade dessa previsão.

Basicamente uma série temporal é um acúmulo de observações sequenciais no tempo, um exemplo de série temporal é apresentado na figura 1. Podem ser divididas entre séries contínuas e discretas. No caso das séries contínuas as observações são medidas continuamente no tempo. Enquanto que nas séries discretas as amostras são tomadas em intervalos iguais de tempo, tal amostragem pode ser feita de maneira que pouca ou até mesmo nenhuma informação seja perdida, desde que o intervalo de tempo entre as amostras sejam pequenos o suficiente (CHATFIELD, 2000; ALLEN, 1977).

Figura 1 - Potência Gerada versus Tempo



Fonte: O Autor.

Na prática a maioria das séries temporais são do tipo discretas igualmente espaçadas no tempo, esse também é o caso das séries utilizadas nesta dissertação. O estudo de séries temporais pode se justificar por diversos motivos, sendo os principais os seguintes: descrição – descrever os dados com métodos gráficos e informações estatísticas; modelagem – encontrar modelos estatísticos que consigam descrever a geração de dados de uma variável; previsão – estimar valores futuros da série com base em seu comportamento no passado; e para obter informações sobre o comportamento da série que possibilitem controlar de maneira mais eficiente processos que envolvem a variável estudada (CHATFIELD, 2000).

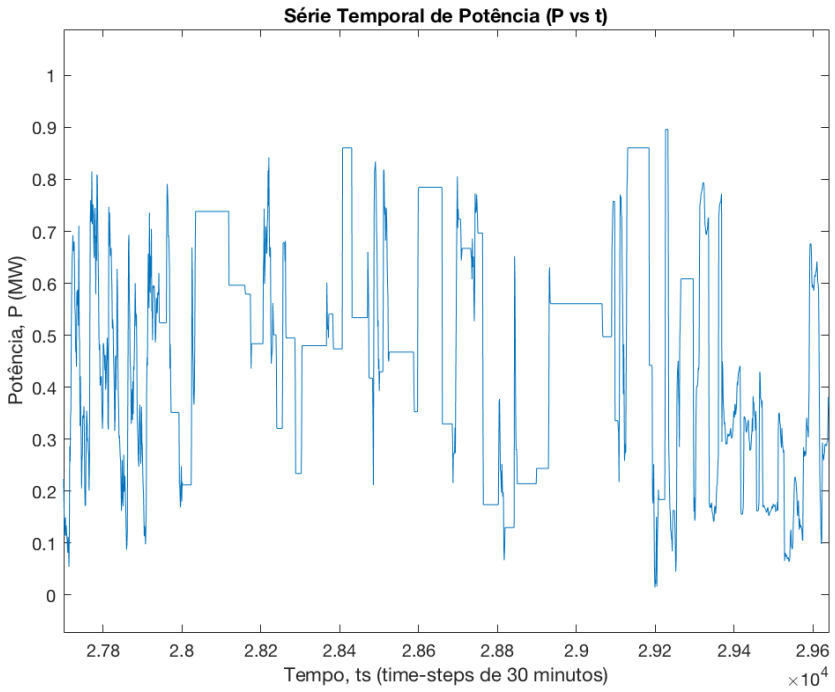
De modo a ter uma ideia preliminar do comportamento da série temporal uma ferramenta muito importante é a análise gráfica da mesma, o que é obtido plotando a variável de interesse pelo tempo. Através dessa análise é possível perceber se existem lacunas, anomalias, *outliers* (observações que se encontram fora do padrão de distribuição das demais (MOORE e McCABE, 1999)), sendo possível também verificar a possibilidade de comportamentos periódicos e tendências.

Além da análise gráfica, alguns indicadores estatísticos podem fornecer informações relevantes para uma melhor compreensão da série. Por exemplo, a autocorrelação mostra a correlação entre valores sucessivos da mesma série temporal, o que é um bom indicador da previsibilidade da série, quanto mais elevada a autocorrelação mais previsível é a série (PEGION et al., 2017). Também são estatísticos muito utilizados o desvio padrão, a média e a variância do sinal.

Tratando de séries temporais oriundas de medições é bastante comum que ocorram erros. Como dito anteriormente a análise gráfica é um método simples para verificar a existência de erros e outras anomalias. A presença de valores que não condizem com o comportamento da variável estudada impacta negativamente nos resultados obtidos, dessa forma são criadas rotinas computacionais que identificam e, na maioria das vezes, removem essas informações da série deixando um *NAN* (*Not a Number* – dado não numérico) onde deveria estar o valor da observação (MORAES, 2015). É necessário atenção na utilização de uma série com *NANs*, porém muitas das funções dos softwares atuais possuem recursos que permitem usar tais séries indistintamente daquelas com todas a observações originais. Na figura 2 é possível perceber como tais anomalias alteram a série temporal, é fácil verificar a ocorrência de diversos patamares, nos quais a potência se mantém por algum tempo em um valor constante, evento que tem uma probabilidade mínima de ocorrência no caso de aerogeradores. Em tal situação, o mais provável é que, por falha do sensor ou do dispositivo de aquisição de dados, foram repetidas observações anteriores para evitar lacunas na série temporal, ou seja tais

valores não representam o verdadeiro comportamento da variável de interesse naquele dado instante.

Figura 2 - Potência gerada versus Tempo, mostrando anomalias na série



Fonte: O Autor.

3.2 Previsão

Como salientado no tópico anterior a previsão é um dos motivos de se estudar séries temporais. A previsão deveria ser uma parte essencial do planejamento, uma vez que permite um maior controle do processo a ser monitorado, alcançando uma melhoria de eficiência. Os métodos de previsão podem ser classificados em três tipos (CHATFIELD, 2000):

a) Previsões Intuitivas – baseadas primordialmente na intuição, no julgamento subjetivo, sendo aprimorada com a experiência;
b) Métodos Univariáveis – são os métodos nos quais apenas uma variável é utilizada, seus valores passados e presentes;
c) Métodos Multivariáveis – utiliza além da série temporal que se quer prever outras variáveis correlacionadas que podem melhorar a qualidade da previsão.

Na prática a intuição e a experiência podem ser utilizados em conjunto com os outros métodos de modo a aumentar a acurácia da previsão, mas é necessário cuidado pois um julgamento tendencioso ou mal-estruturado podem acarretar no efeito contrário (ARMSTRONG; COLLOPY, 1998).

Além dessa classificação, previsões podem ser caracterizadas pelo horizonte de previsão que se deseja prever, ou seja, quanto tempo à frente do instante atual se deseja ter a informação sobre o valor da variável. A divisão mais usual é a que segue (COSTA, 2005):

a) Curtíssimo Prazo (*Very Short-Term*) – nesse caso o horizonte pode variar de alguns minutos até poucas horas. A série está registrada em passos que podem estar em intervalos de segundos até minutos;
b) Curto Prazo (*Short-Term*) – para o curto-prazo o horizonte está na ordem de dias, e as observações da série temporal são tomadas em minutos ou horas;
c) Longo Prazo (*Long-Term*) – previsões com horizontes que podem chegar na ordem de anos, os passos são tomados em meses ou anos.

No caso de algumas séries o método mais simples de previsão, a persistência, consegue resultados difíceis de serem superados com métodos mais complexos e onerosos computacionalmente (CHATFIELD, 2000). A persistência consiste na repetição das observações como previsão, é um método largamente utilizado como modelo de referência no ramo da previsão eólica (COSTA, 2005). As séries de velocidade de vento e de potência gerada em grupos de aerogeradores (caso da presente dissertação) estão contidas nesse conjunto que têm bons resultados com a simples persistência, por isso tal método será um dos utilizados como referência para comparação. Outra característica para previsão de séries que envolvem fenômenos naturais (ex. velocidade do vento) é o fato de que o comportamento futuro da série não é influenciado pelas previsões. Tal fato que não acontece nas previsões no setor econômico, onde a indicação de altas ou diminuições de preços influencia o comportamento do mercado e por conseguinte deve ser considerado para a maior acurácia das previsões. Porém, considerando que se pode regular a energia produzida por um grupo de aerogeradores através do controle da máquina, o comportamento da série de potência gerada pode ser influenciado pelas previsões tanto da própria potência, quanto pela carga geral a ser suprida.

3.3 Redes Neurais

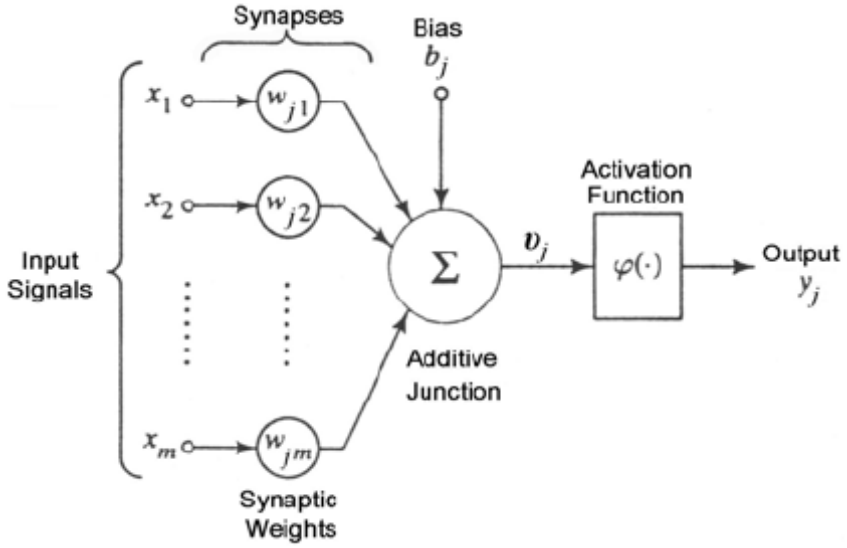
Como instrumento para realizar as previsões foi escolhido o método das redes neurais artificiais, que nada mais é que uma tentativa matemática de replicar o aprendizado do cérebro. Inclusive sua terminologia é fortemente baseada no sistema nervoso, sendo a rede neural artificial formada por neurônios conectados por ligações sinápticas. Como no aprendizado humano, as redes neurais aprendem, ou são treinadas, através de conjuntos entrada/saída apresentados repetidamente. Nesse processo os pesos sinápticos das ligações entre os neurônios são ajustados de tal modo que quando apresentadas entradas em um certo padrão sejam obtidas as saídas desejadas, conforme foram apresentadas no treinamento (HAYKIN, 1999).

O neurônio é a unidade fundamental de uma rede neural, sua estrutura é composta por três elementos básicos (HAYKIN, 1999):

1. Um conjunto de sinapses, elos que conectam os diversos neurônios, sendo cada sinapse caracterizada por um peso próprio. De forma que um sinal de entrada x_j quando passa pela sinapse j, em direção ao neurônio k, é multiplicado pelo peso dessa mesma sinapse w_{kj} (Equação 1 e Figura 3);
2. Um somador que reúne todas as entradas de um mesmo neurônio, já ponderadas pelos pesos das sinapses que se conectam a ele (Equação 1 e Figura 3);
3. Função de Ativação (φ) – também chamada de função restritiva, pois restringe a amplitude de saída de um neurônio (Equação 2 e Figura 3).

Além desses três componentes básicos é comum também a presença de um viés (*bias*) aplicado externamente b_j, cuja função é aumentar ou diminuir a entrada líquida da função de ativação (Equação 2 e Figura 3).

Figura 3 - Esquema de um neurônio artificial



Fonte: HAYKIN (1999)

$$v_j = \sum_{k=1}^{m} w_{jk} x_k \tag{1}$$

$$y_j = \varphi(v_j + b_j) \tag{2}$$

A disposição dos neurônios e suas conexões é denominada Arquitetura da Rede Neural. Existem infinitas possibilidades e na literatura não existe um consenso sobre qual arquitetura é mais indicada para cada tipo de problema (LI; SHI, 2010). Dessa forma, no presente estudo, foram realizados diversos testes, com diferentes arquiteturas de modo que através dessas tentativas sucessivas foi encontrada a arquitetura que melhor se adequou para os casos utilizados neste trabalho. A arquitetura final escolhida foi uma rede neural com três variáveis regressoras (entradas da rede) sendo elas os valores da potência gerada no instante atual e nos dois anteriores (t, $t-1$ e $t-2$), a rede conta com apenas uma camada oculta contendo seis neurônios e foi utilizado o método Levenberg-Marquadt de treinamento (MORÉ, 1977). Não foram utilizadas variáveis exógenas, ou seja, utilizou-se apenas dados de potência para se prever a potência.

3.4 Transformada Rápida de Fourier

A Transformada de Fourier (*FT – Fourier Transform*) é um método consolidado para a obtenção do espectro de frequências de um sinal, tanto para uma forma de onda contínua quanto para ondas discretas utilizadas em computação, nesse caso é utilizada sua versão discreta (*DFT – Discrete Fourier Transform*). A FT se baseia na transformação de um sinal real para uma base exponencial complexa, equação 3, o resultado obtido pode ser representado no domínio da frequência.

$$X(f) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) e^{-i2\pi f t}\, dt \tag{3}$$

A Transformada Rápida de Fourier (*FFT – Fast Fourier Transform*) é uma forma de calcular a versão discreta da transformada, equação 4. O algoritmo recebe este nome uma vez que é mais rápido computacionalmente que o cálculo tradicional da DFT, basicamente devido a considerável diminuição do número de operações que são realizadas (BERGLAND, 1969).

$$X_n(f) = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} x_n(k) e^{-\left(\frac{i2\pi jk}{N}\right)} \tag{4}$$

Dessa forma a FFT foi escolhida para obter o espectro de frequências da série temporal de potência que se deseja prever. Tal informação é parte fundamental para a metodologia proposta, de modo que é através do espectro de potência que se pode encontrar as frequências das componentes que formam o sinal, identificando seu período e possibilitando o processo de decomposição.

3.5 Envelope

Envelopes são curvas envoltórias para um determinado sinal, podem envolver o sinal pela parte superior ou pela parte inferior. No caso desta dissertação o envelope foi a solução para encontrar os picos mais significativos do espectro de potência após a transformada de Fourier do sinal, ou seja, foi o método utilizado para selecionar apenas os picos mais importantes do espectro e assim utilizar essa informação para a posterior decomposição (seção 5.2). Dessa forma o envelope superior do espectro de potência foi construído a partir

da interpolação do tipo spline a partir de máximos locais. A interpolação funciona como um filtro passa baixa, dessa forma suavizando o comportamento de alta frequência do sinal (YANG, 2017). O número de amostras sobre o qual se aplica a interpolação define o quão bem ajustado será o envelope, ou seja, o número de amostras define a sensibilidade do filtro passa baixa.

3.6 Métodos de Avaliação

Nesta seção serão apresentados os métodos de avaliação utilizados para analisar as saídas dos modelos.

3.6.1 Coeficiente de Correlação

O coeficiente de correlação para séries temporais é um número entre -1 e +1 que indica a direção e o grau de associação linear entre essas duas séries. O módulo do coeficiente de correlação indica o quão associadas essas séries estão, sendo a associação máxima a unidade, enquanto que o sinal indica se é uma relação direta (quando o valor de uma série aumenta o da outra também aumenta) ou inversa (quando o valor de uma série aumenta o da outra diminui). Uma vez que neste trabalho o objetivo é prever o comportamento de uma variável, é desejado que a correlação entre a previsão e a observação seja a mais próxima possível da unidade com sinal positivo.

Obtém-se o coeficiente de correlação (ρ) através da equação 5:

$$\rho = \frac{\sum_{i=1}^{n}(x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(x_i - \bar{x})^2} \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^{n}(x_i - \bar{x})^2}} \tag{5}$$

onde x_i e y_i são os valores observacionais medidos de cada série temporal, e $\bar{x}$ e $\bar{y}$, respectivamente, são as médias aritméticas.

3.6.2 Desvio Padrão

O desvio padrão, equação 6, é um estatístico que indica o grau de dispersão dos valores de uma série temporal em torno da média desta mesma série. Logo, no caso da

previsão o objetivo é que a saída do modelo exiba uma variabilidade próxima da série original. A comparação entre os dois valores pode ser realizada através da razão entre eles (*standard deviation ratio*), de modo que quanto mais próxima da unidade melhor o resultado.

$$std = \sqrt{\frac{1}{n} \cdot \sum_{i=1}^{n} (x_i - \bar{x})^2} \quad (6)$$

O desvio padrão pode ser corrigido, de modo que se force a saída do modelo a ter o desvio padrão da série de entrada. Para tal correção é realizado o seguinte procedimento:

1 – Calcular a média e o desvio padrão da série de calibração;

2 – Calcular a média e o desvio padrão da saída do modelo, quando o mesmo é aplicado sobre a série de calibração;

3 – Para todo resultado subtrair a média do modelo e somar a média da série de calibração;

4 – Para todo resultado dividir pelo desvio padrão do modelo e multiplicar pelo desvio padrão da série de calibração.

3.6.3 Raiz do Desvio Quadrático Médio

A métrica de erro escolhida como parâmetro de exatidão foi a raiz quadrada do erro quadrático médio ou RMSD (*Root Mean Square Deviation*), em sua versão centrada na média, ou seja dos valores das observações e das previsões são subtraídos seus respectivos valores médios. Sua fórmula pode ser verificada na equação 7.

$$RMSD = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{N} [(x_{Pi} - \bar{x}_P) - (x_{Oi} - \bar{x}_O)]^2}{N}} \quad (7)$$

Onde,

x_{Pi} é o valor previsto

x_{Oi} é o valor observado

$\bar{x}_P$ é o valor médio das previsões

$\bar{x}_O$ é o valor médio das observações

N é o tamanho da amostra (número de observações)

3.6.4 Diagrama de Taylor

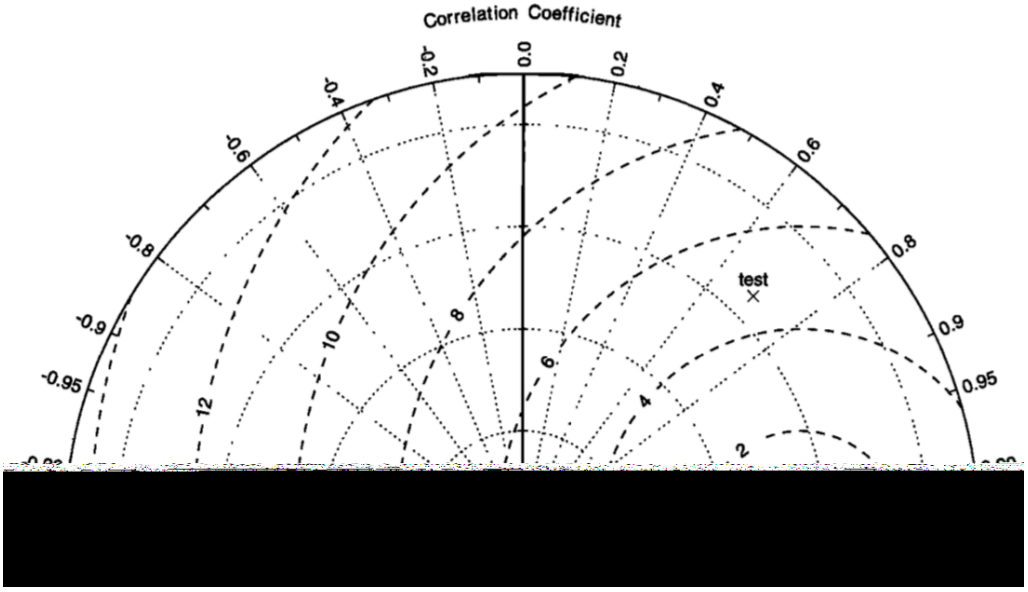
O diagrama de Taylor (TAYLOR, 2001) é um técnica gráfica de comparação de modelos. Sua estrutura reúne os estatísticos elencados anteriormente em um único gráfico, possibilitando uma ideia geral da saída do modelo e sua aproximação das observações.

Seu fundamento matemático é a lei dos cossenos, como pode ser visto na equação 8, que serve como uma versão alternativa para a equação 7 ($E' = RMSD$).

$$E'^2 = \sigma_r^2 + \sigma_t^2 + 2\sigma_r\sigma_t\rho \qquad (8)$$

Onde E' é a raiz quadrada do desvio médio quadrático, σ_r e σ_t são os desvios padrão das obervações e do modelo, respectivamente, e ρ é o coeficiente de correlação entre o modelo e a observação. Dessa forma é calculado um ponto em um quadrante que pode ser comparado graficamente com o ponto referente à observação, como pode ser observado na figura 4 (os semicírculos centrados na referência se referem a E').

Figura 4 - Exemplo de Diagrama de Taylor



Fonte: Taylor (2001)

3.6.5 Gráfico da Melhora sobre a Persistência

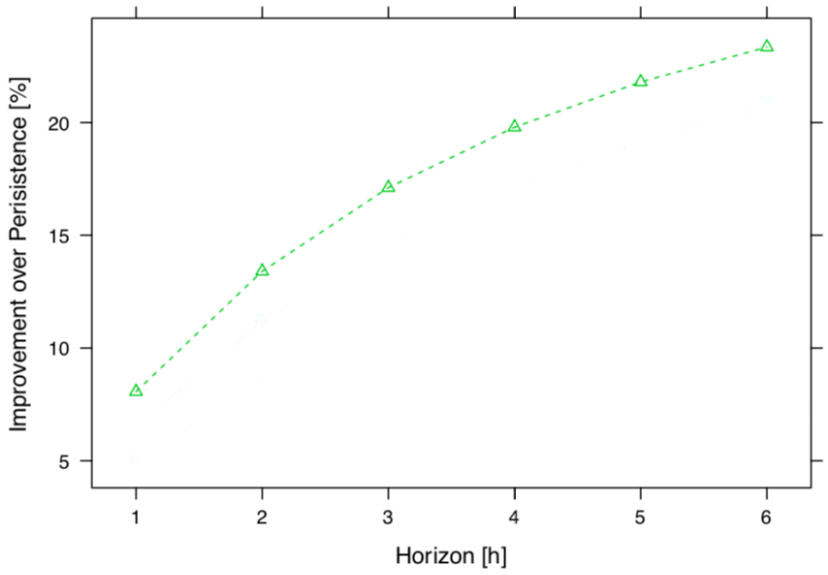
O gráfico da melhora sobre a persistência (IOP – Improvement over Persistence) é uma maneira de analisar como ocorre a melhora, ou piora, do modelo proposto sobre a persistência ao longo dos horizontes de previsão. Tratando-se de abordagens estatísticas baseadas em redes neurais a expectativa é que a melhora aumente conforme o horizonte de previsão se torna maior até um certo limite a partir do qual haverá pouco ou nenhum aumento da melhora.

O parâmetro considerado é a diferença percentual entre o erro da persistência e o erro do modelo proposto, como pode ser verificado na equação 9. Pode ser utilizada a métrica de erro que for considerada mais conveniente, para o caso desta dissertação foi utilizado o RMSD. Na figura 5 um exemplo de um gráfico da melhora sobre a persistência (BROWELL; DREW; PHIPPOPOULOS, 2017).

$$IOP = \frac{e_{per} - e_{modelo}}{e_{per}} \times 100\% \qquad (9)$$

Onde, e_{per} é o erro da persistência e e_{modelo} é o erro do modelo que está sendo comparado com a persitência.

Figura 5 - Melhora sobre a Persistência (IOP)



Fonte: Adaptado de BROWELL; DREW; PHIPPOPOULOS (2017)

4 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

A importância de se preocupar e os desafios que surgem com os impactos da crescente penetração da energia eólica na matriz energética foram evidenciados por Holttinen. Tais impactos envolvem os estudos que devem ser realizados na malha elétrica, as previsões de carga e de geração das diversas fontes, a redução dos erros dessas previsões e os custos envolvidos com tais processos (HOLTTINEN et al., 2010).

Através dos anos diversos métodos de previsão foram desenvolvidos, eles são usualmente classificados em métodos dinâmicos ou métodos estatísticos (baseados em séries temporais). Historicamente os métodos estatísticos têm melhor performance para previsões de curtíssimo prazo quando comparados com os métodos dinâmicos (LEI et al., 2009; FOLEY et. al 2012; TASCIKARAOGLU, 2014). Enquanto que para horizontes maiores modelos dinâmicos costumam superar os estatísticos (GIEBEL, 2003; COSTA, 2008). Portanto, uma vez que o intuito deste estudo é realizar previsões em intervalos de trinta minutos com um horizonte de um passo à frente até 6 horas à frente (12 passos), será adotado um método estatístico.

Na literatura especializada comparações entre os diversos métodos estatísticos de previsão foram realizadas de modo a verificar quais metodologias se adequam melhor a cada caso. Sfetsos (2000) concluiu que modelos não-lineares (redes neurais de lógica difusa) são melhores opções em comparação com modelos lineares (autoregressivos). Costa (2005) depois de comparar modelos autoregressivos, modelos de lógica difusa e modelos baseados em redes neurais verificou que os modelos não-lineares mais uma vez superaram os lineares, sendo a lógica difusa apenas um pouco superior às redes neurais. Mohandes et. al (2004) introduziram o Support Vector Machine (SVM) como método de previsão, obtendo menores valores de erro quadrático médio quando comparado com uma abordagem baseada em RNAs. Mesmo com o advento de outros métodos as RNAs ainda têm sido amplamente utilizadas, especialmente devido a sua capacidade de aprender através da experiência e a facilidade de implementação (LEI, 2009; TASCIKARAOGLU, 2014; SHAO, 2018; NOURANI, 2018). Dessa forma, levando em conta o que foi reportado e a gama de ferramentas computacionais desenvolvidas para redes neurais, na presente dissertação foi utilizado um método estatístico baseado em redes neurais para previsão de curtíssimo-prazo de potência gerada por centrais eólicas.

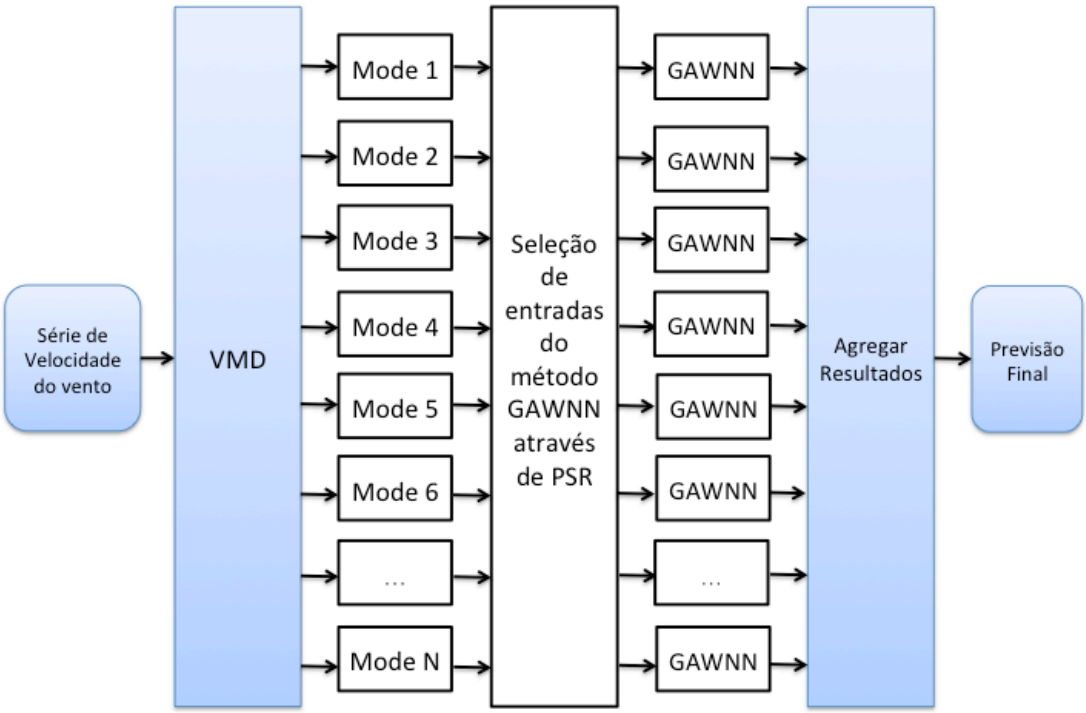
Na previsão de potência diversos pesquisadores trabalharam a série temporal de potência como um sinal que pode ser decomposto em diferentes componentes com

características particulares e desse modo melhorar a previsão do sinal. Catalão et al. (2010) propuseram uma combinação de redes neurais com a transformada de wavelet (*wavelet transform* - WT) para previsão de curto-prazo de potência em Portugal. A abordagem consiste em decompor o sinal original com a transformada de wavelet, realizar a previsão com redes neurais e reconstruir o sinal com a transformada de wavelets inversa, a metodologia foi chamada de NNWT (*Neural Network Wavelet Transform*) e obteve melhores resultados que a persistência, o método ARIMA (*Auto Regressive Integrated Moving Average*) e uma rede neural simples. An et al. (2011) também utilizaram a decomposição baseada na transformada de wavelet, porém associada com a teoria do caos e GM(1,1) (modelo de Grey de primeira ordem e uma variável) aplicado no parque eólico Dongtai no leste da China, o resultado foi uma previsão com maior acurácia que a previsão direta por uma rede neural simples, o único modelo usado como comparação nesse trabalho. Hong et al. (2013) documentaram uma abordagem baseada em decomposição da série temporal de potência, dessa vez utilizando o *Empirical Mode Decomoposition* (EMD), a metodologia foi testada tanto para velocidade de vento quanto para potência gerada pelo parque, em quase todos os testes houve melhora com relação aos modelos de referência, que nesse caso foram uma rede neural simples, o método ARIMA e a persistência. De Giorgi et al. (2014) compararam métodos de previsão de potência baseados em decomposição de wavelet em associação ao Least-Squares Support Vector Machine (LS-SVM) com modelos híbridos baseados em RNAs, alcançando melhores resultados com a abordagem baseada na decomposição e LS-SVM.

Artigos mais recentes mostram que metodologias baseadas na decomposição da série temporal continuam sendo exploradas. Wang et al. (2017) utilizaram a *Variational Mode Decomposition* (VMD) (DRAGOIRETSKIY; ZOSSO, 2014), um método de processamento de sinais adaptado para decompor um sinal em conjuntos de sub-sinais (*modes*) com características próprias e limitados em bandas, e da Reconstrução Fase-Espacial (*Phase space reconstruction - PSR*), proposta por Takens (1981) como um método para reconstruir a fase-espacial em uma série temporal caótica em conjunto com a utilização de redes neurais com transformada de wavelet otimizadas por algoritmo genético. Um diagrama de blocos dessa metodologia é apresentado na figura 6, no qual *GAWNN* é a sigla utilizada para a técnica que associa a transformada de wavelet, redes neurais e algoritmo genético – *Genetic Algorithm Wavelet Neural Network*. Foram feitos dois estudos de caso prevendo até seis horizontes à frente e em todas as vezes que a metodologia foi aplicada ela superou os modelos de referência, que foram a persistência e algumas variações simplificadas da metodologia proposta por Wang et al. (2017). Mao et al. (2018) também apresentaram um método baseado

no conceito de caos e decomposição de wavelet, chegando à conclusão que a decomposição baseada na transformada de wavelet melhora a performance da previsão caótica. Outros artigos recentes também reportaram o uso de decomposição de wavelet e VMD para a melhoria da previsão (NIU, 2018; NAIK, 2018).

Figura 6 - Estrutura do modelo VMD-PSR-GAWNN (WANG, 2017)



Fonte: Adaptada de Wang et al. (2017)

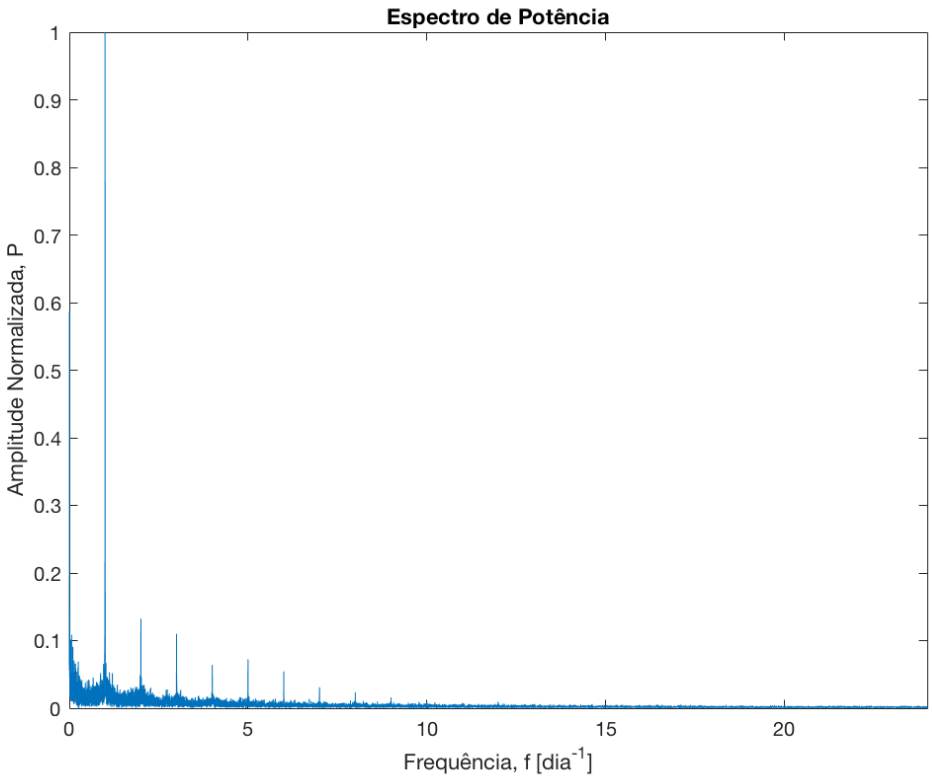
Como visto as metodologias que exploram a decomposição da série temporal original obtiveram bons resultados, na grande maioria das vezes superando não só a persistência, como também outros modelos de referência. Dessa forma, esta dissertação segue a ideia de que decompondo a série original em componentes a previsão poderá ser mais precisa. Entretanto, no lugar dos métodos citados há pouco, foi escolhida a Transformada de Fourier como ferramenta para identificar as componentes. A FT é largamente utilizada para a identificação de frequências em diversos tipos de sinais, inclusive para dados meteorológicos como séries de velocidade de vento (ALAM, 2014). Ainda assim, como verificado nesta revisão, a FT não foi aplicada de forma relevante para melhoria da previsão de potência. Buscando suprir essa lacuna o presente propõe uma metodologia que usa a FT para identificação das frequências mais relevantes do sinal e utiliza um método aditivo, baseado em subtrações de médias móveis, que de posse da informação das frequências identificadas realiza decomposição propriamente dita. A previsão, como já justificado, será realizada por

redes neurais, bem como a recomposição do sinal, fornecendo como produto final a previsão do sinal original.

5 METODOLOGIA

Analisando a série temporal da potência gerada por um grupo de aerogeradores e conhecendo as características do regime dos ventos é possível verificar que parte de seu comportamento é periódico (HERNANDEZ-ESCOBEDO et al., 2010). De fato, analisando o espectro de frequências da série original, figura 7, é fácil identificar picos bem definidos representando as frequências predominantes na série, dessa forma, sendo um sinal periódico com mais de uma frequência bem definida, a série original pode ser decomposta em componentes com características próprias (período, amplitude, fase). A premissa que motiva este trabalho é que prevendo cada componente separadamente e depois recompondo-as em uma resposta única obtém-se uma melhor previsão do que utilizando simplesmente a série temporal bruta.

Figura 7 - Resultado da FFT



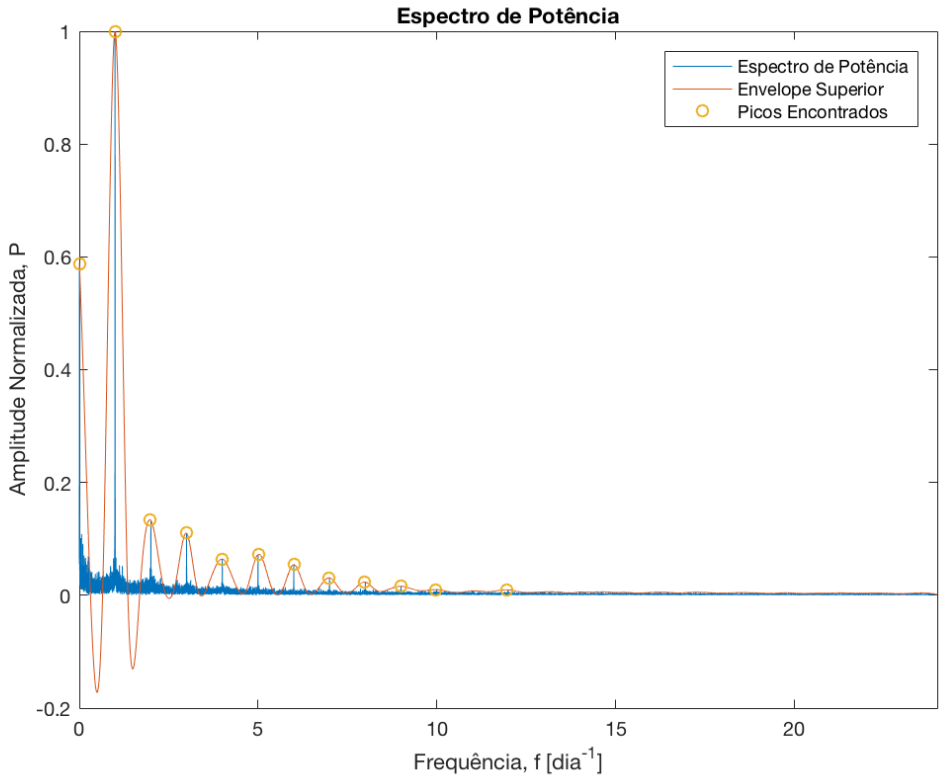
Fonte: O Autor.

Utilizou-se a Transformada Rápida de Fourier para identificar as componentes. Este é um método eficaz e que requer pouco esforço computacional para o cálculo da Transformada Discreta de Fourier (DFT) de uma série temporal (CHOCHRAN et al., 1967). A DFT é

extremamente útil para obtenção do espectro de potência de um sinal. De posse de tal espectro são identificadas as frequências que contribuem de forma mais significativa na formação do sinal.

Devido às características do espectro de potência, a identificação se deu com base na criação de uma curva que envolve o sinal, chamada envelope, facilitando a detecção automática dos picos de frequência, de modo a não incluir um número muito elevado, conforme pode ser verificado na figura 8. A detecção automática é importante pois torna possível o tratamento massivo de dados, uma vez que não necessita de um operador para sua seleção, bem como abre portas para a possível implementação de parâmetros adaptativos, ou seja, que são recalibrados automaticamente ao longo da operação.

Figura 8 - Resultado da função “envelope”



Fonte: O Autor.

Empiricamente, através de diversos testes foi identificada uma relação entre o tamanho da série temporal que se deseja decompor e o número de amostras tomadas para a interpolação. A escolha correta do número de amostras para o cálculo permite fornecer um ajuste à curva de forma que uma quantidade de componentes (picos no espectro de frequência) entre 10 e 15 sejam reconhecidas, quantidade verificada na prática como

suficiente para que a metodologia proposta seja eficiente. Abaixo desse número o resultado não é satisfatório e acima o tempo de processamento torna-se impraticável.

De modo a automatizar a escolha de número de amostras, de forma que independente da série de entrada a quantidade de componentes identificadas estaria dentro do desejado (10 e 15 componentes) um procedimento foi implementado, que basicamente estabelece o número de amostras conforme o tamanho da série, como é mostrado na tabela 1.

Tabela 1 - Relação entre tamanho da série e o número de amostras

Tamanho da Série	Número de Amostras
Menor que 9000	50
9000 < t < 12000	100
12000 < x < 18000	150
Maior que 18000	300

Fonte: O Autor.

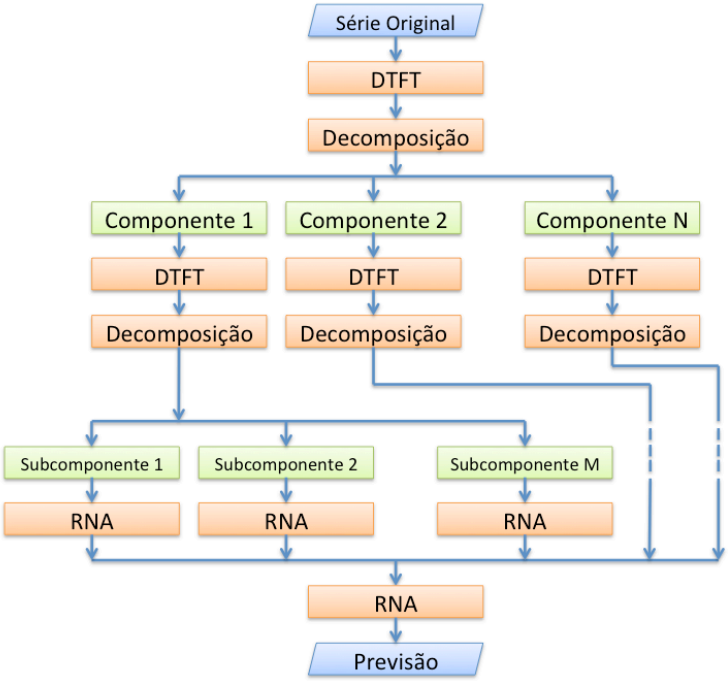
Uma vez identificadas as frequências que contribuem mais para o sinal é necessário utilizar essa informação para se obter a série temporal da componente relativa a essa frequência. Nesse intuito uma abordagem de decomposição aditiva foi adotada, baseada na subtração sucessiva de médias móveis do sinal bruto, de modo que a janela sobre qual a média é avaliada corresponde ao período $T = {}^{1}/_{f}$, onde f é a frequência identificada através do método envelope em conjunto com a FFT.

Após realizada a primeira decomposição cada componente obtida é submetida ao mesmo processo que a série original (análise espectral para identificação de componentes e decomposição).

A segunda etapa de decomposição é seguida pelo treinamento de redes neurais. Uma rede é treinada para prever o comportamento de cada uma das subcomponentes. Como afirmado na seção 3.3 encontrar a melhor arquitetura de rede neural para uma finalidade específica é um trabalho que demanda muitos testes e variações de parâmetros, após realizar tais testes foi verificado que uma rede simples obtinha resultados satisfatórios (CLEMENTE, 2018), assim a rede escolhida é formada por apenas uma camada oculta com seis neurônios e utilizando o algoritmo de treinamento de Levenberg-Marquadt, como entrada são fornecidas três variáveis regressoras a observação no instante atual (t) e as duas anteriores ($t-1$ e $t-2$).

A fase final da metodologia proposta é o treinamento da rede neural responsável pela recomposição, essa rede recebe como variáveis regressoras as saídas (previsões) de todas as redes neurais de cada subcomponente, dessa forma o número exato de variáveis regressoras muda de acordo com o número de subcomponentes obtidas na decomposição da série original. A figura 9 apresenta um fluxograma da metodologia aqui descrita.

Figura 9 - Fluxograma da metodologia proposta



Fonte: O Autor.

5.1 Decomposição

Para a decomposição foi escolhido um método aditivo, o qual se baseia na subtração sucessiva das médias móveis do sinal a ser decomposto. Cada uma das frequências identificadas através da análise espectral dará origem a uma das componentes. Tais componentes são formadas pelas médias calculadas sobre a série temporal no intervalo do período correspondente ($T = {}^{1}/_{f}$). A cada média calculada a série original é subtraída desse valor. O cálculo das médias e a posterior subtração se dá da menor para a maior frequência, quando a média referente à maior frequência é calculada a janela sobre a qual a média é tomada move-se um time-step, dessa forma o processo é repetido até que o fim da série temporal é alcançado.

Do processo de decomposição são obtidas m componentes $(c_1, c_2, \dots, c_m)$ com n elementos, sendo n o tamanho da série original que está sendo decomposta.

$$c_1 = \{c_{1,1}, c_{1,2}, c_{1,3}, \dots, c_{1,n}\}$$
$$c_2 = \{c_{2,1}, c_{2,2}, c_{2,3}, \dots, c_{2,n}\}$$
$$\vdots$$
$$c_m = \{c_{m,1}, c_{m,2}, c_{m.3}, \dots, c_{m,n}\}$$

Como dito anteriormente cada elemento de uma componente, $c_{i,j}$, é obtido a partir do cálculo da média tomada sobre uma janela de tamanho igual ao período referente à frequência. Apenas a componente relativa ao maior período é calculada diretamente sobre a série original, nas demais a série original é subtraída das componentes calculadas anteriormente. Na equação 10 o somatório no interior dos parênteses é exatamente a soma das médias anteriores, a serem subtraídas, perceba que quando do cálculo de algum elemento da componente $i = 1$ o somatório é nulo uma vez que parte de $j = 1$ a $j = 0$.

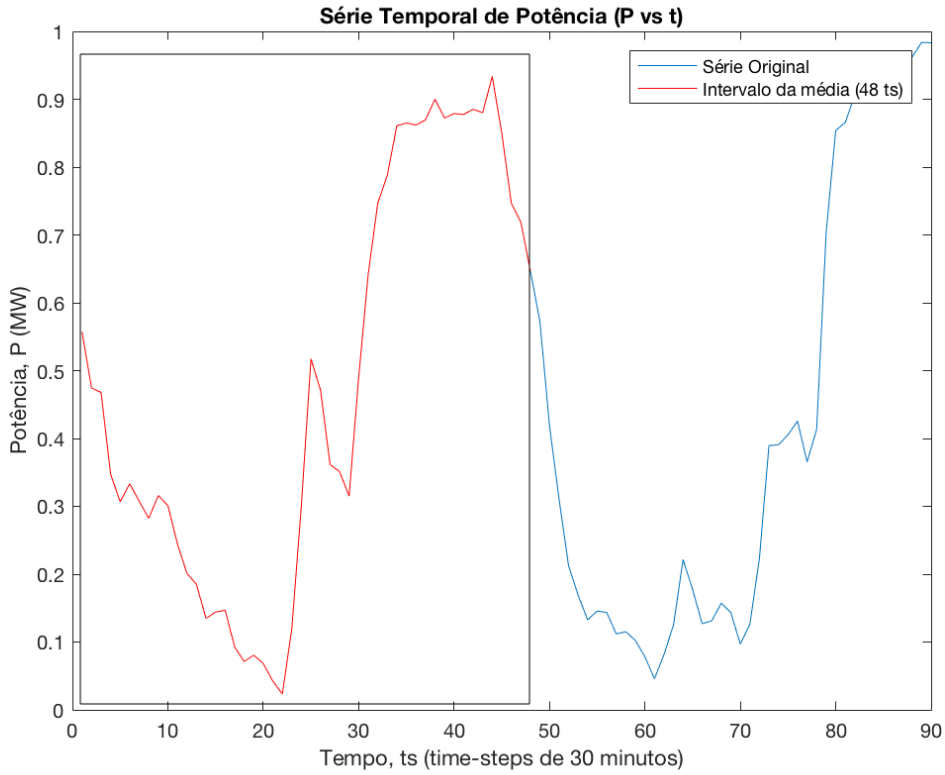
$$c_{i,j} = \frac{1}{T_i} \sum_{k=j}^{T_i+j-1} \left(O_k - \sum_{l=1}^{i-1} c_{l,j} \right) \tag{10}$$

Onde T_i é um dos períodos presente no vetor $T = [T_1, T_2, \ldots, T_m]$, que armazena os períodos referentes às m componentes, de modo que $T_1 > T_2 > \ldots > T_m$. E O_k é a k-ésima observação da série original.

De modo a facilitar o entendimento do processo de decomposição, um exemplo é apresentado. Considere que os períodos encontrados através da análise espectral foram $T_1 = 48\,ts$ e $T_2 = 24\,ts$, com ts abreviando time-step, temos assim $T = [48, 24]$. Dessa forma a primeira média a ser calculada, referente à menor frequência (maior período), será tomada da primeira até a quadragésima oitava (48^a) observação, como delineado pelo retângulo na figura 10 e demonstrado na equação 11.

$$c_{1,1} = \frac{1}{48}\sum_{k=1}^{48} O_k \tag{11}$$

Figura 10 - Processo de Decomposição (primeira média)



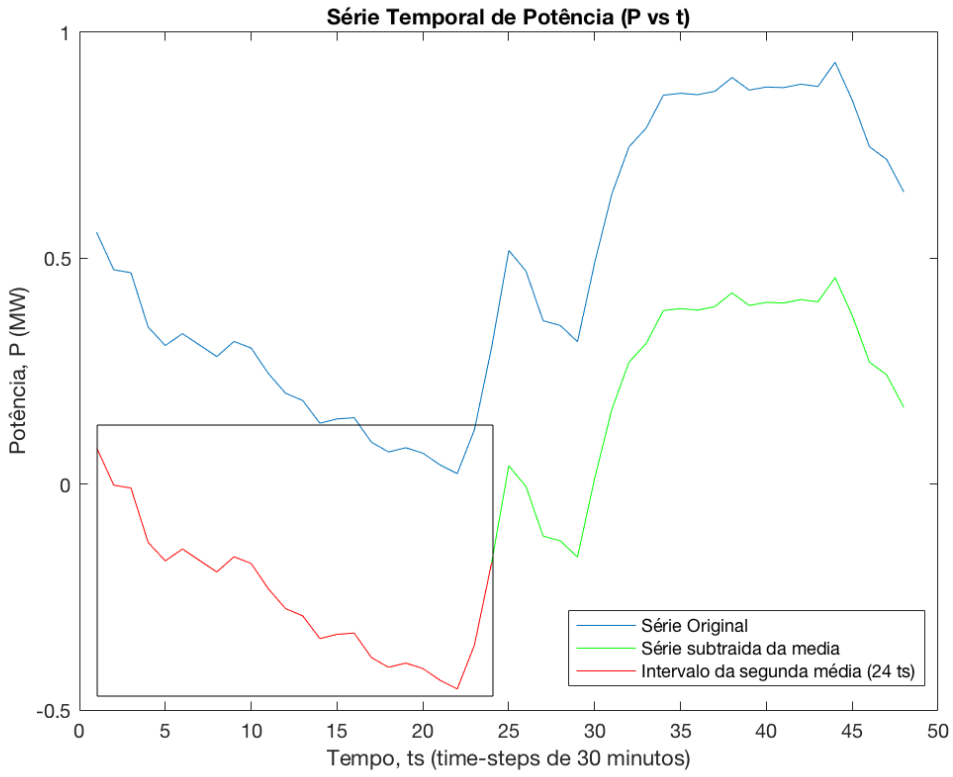
Fonte: O Autor.

A média calculada é o primeiro elemento da componente referente ao período de 48 time-steps.

Da série original (azul) é então subtraída o valor de $c_{1,1}$, obtendo-se a série em verde na figura 11. Da série em verde é calculada a próxima média, primeiro elemento da segunda componente, $c_{2,1}$, equação 12.

$$c_{2,1} = \frac{1}{24}\sum_{k=1}^{24}(O_k - c_{1,1}) \tag{12}$$

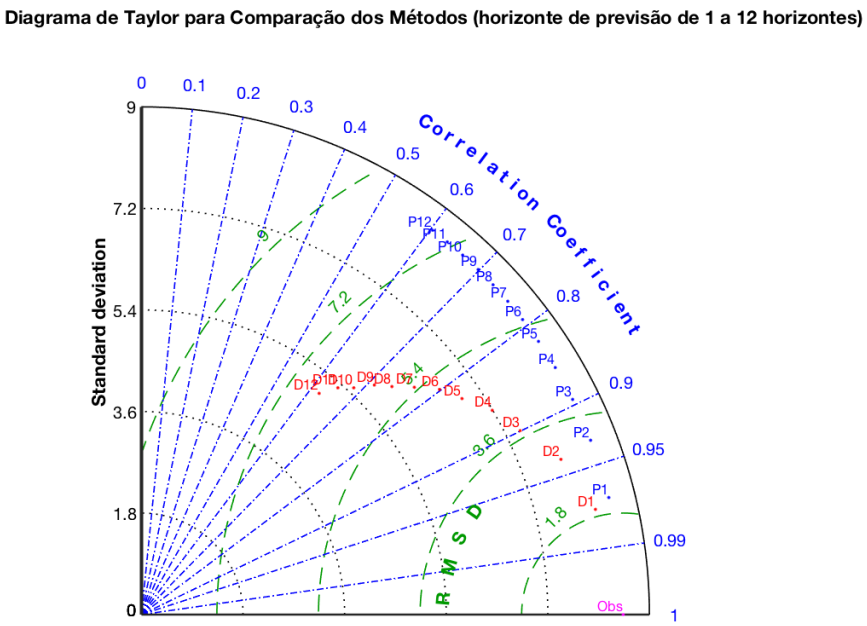
Figura 11 - Processo de Decomposição (segunda média)



Fonte: O Autor.

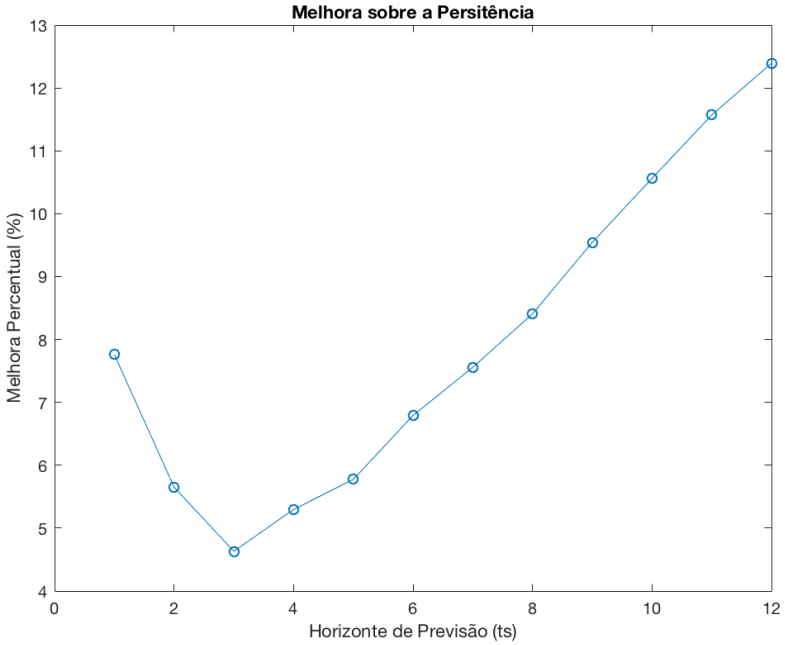
Conforme já abordado a intenção do presente trabalho é a de explorar as características periódicas das séries temporais de potência para melhorar os resultados das previsões, a priori o intuito era a realização de apenas uma decomposição. Dessa forma foram feitos os primeiros testes. Os resultados não apresentaram nem a consistência nem a melhora esperada, como é possível verificar no diagrama de Taylor na figura 12, onde em vermelho estão os resultados de apenas uma decomposição e em azul os resultados da persistência, ambos de 1 a 12 horizontes à frente, e no gráfico da melhora sobre a persistência na figura 13.

Figura 12 - Diagrama de Taylor resultado de apenas uma decomposição



Fonte : O Autor.

Figura 13 - Melhora sobre a persistência para apenas uma decomposição



Fonte: O Autor.

Uma vez que todo o algoritmo de identificação das frequências e da decomposição já estavam desenvolvidos, aliado ao fato de que esta forma de decomposição por médias móveis gera uma série que ainda pode ser decomposta (pois não se trata de uma senóide com apenas

um componente de frequência) vislumbrou-se a possibilidade de aplicar novamente a metodologia de decomposição. Dessa forma, conforme descrito na seção 5.1, a decomposição foi realizada duas vezes, de modo que para cada uma das componentes obtidas na primeira decomposição todo o processo foi repetido, a começar pela identificação das frequências. Com a realização da segunda decomposição foram verificados resultados consideravelmente superiores e consistentes pois se mantinham quando aplicados a outras séries (capítulo 6 e Apêndice A).

5.2 Treinamento das Redes Neurais

Após as duas decomposições, dependendo de cada série temporal um número de componentes e subcomponentes serão encontradas. Para cada uma das subcomponentes é treinada uma rede neural, para que a mesma se especialize no seu comportamento. O treinamento começa com a separação do conjunto de calibração e validação a partir da série completa, no presente estudo a divisão foi feita de tal modo que dois terços da série era destinada para a calibração do modelo e um terço era utilizado para a validação do mesmo, esta divisão é chamada de método *Holdout* (KOHAVI, 1995). O conjunto de calibração é o que será utilizado para o treinamento e o de validação é o que servirá para avaliar o desempenho do modelo após o treinamento da rede. É extremamente importante que o conjunto de calibração e validação sejam disjuntos, dessa forma quando da avaliação do modelo ele não estará sendo aplicado sobre dados que colaboraram para a definição de seus parâmetros.

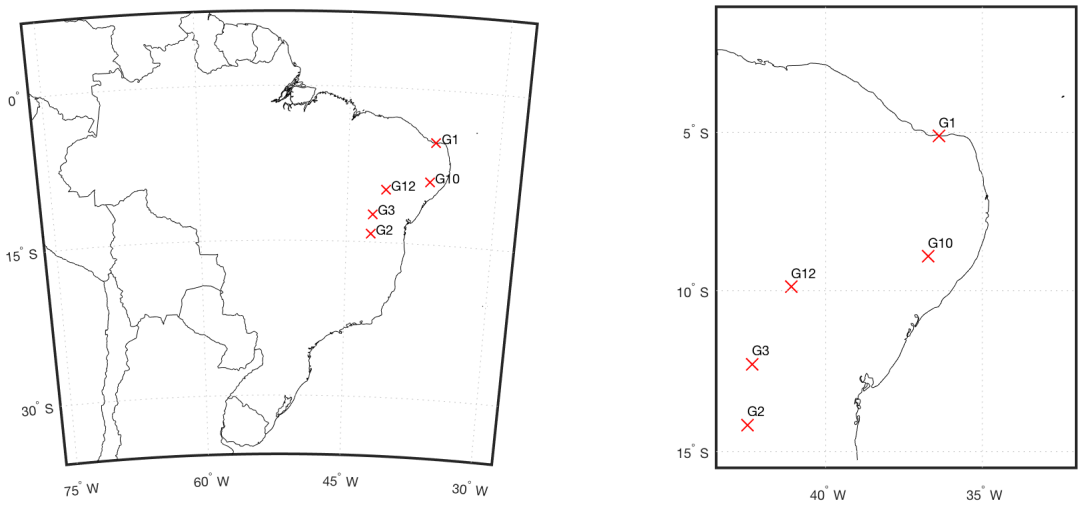
Uma vez que o intuito deste trabalho é explorar o comportamento periódico da potência gerada é essencial que o período selecionado para a calibração tenha pelo menos um ano. Não ter ao menos um ano de dados implica que o modelo de previsão vai ser utilizado sobre um período que não compôs o treinamento da rede neural, ou seja, a rede será requisitada em matéria estranha à que foi especializada.

Como descrito em capítulo anterior o método de treinamento escolhido foi o Levenberg-Marquardt, além disso foram utilizadas 100 (cem) inicializações e o número máximo de 100 (cem) épocas. Sendo inicializações o número de vezes que o processo de treinamento é realizado, iniciando cada uma dessas vezes com parâmetros aleatórios para os pesos sinápticos e para o viés. Ao fim de todas as inicializações é escolhida a que produziu um menor erro médio quadrático (*mean squared error - MSE*). Como época entende-se a apresentação de todo o conjunto de calibração para a rede, de modo que sejam ajustados os parâmetros. No caso deste trabalho os pesos são atualizados até 100 vezes. Vale salientar que o número máximo de épocas é para cada uma das inicializações.

6 RESULTADOS E DISCUSSÕES

A metodologia proposta foi então aplicada em diversos grupos de aerogeradores localizados no território brasileiro, figura 14:

Figura 14 - Localização dos Grupos de Aerogeradores



Fonte: O Autor

G1 – localizada no litoral norte do Rio Grande do Norte;
G2 – localizada no interior da Bahia;
G3 – localizada no interior da Bahia (apêndice A);
G10 – localizada no interior de Pernambuco (apêndice A);
G12 – localizada no interior da Bahia (apêndice A);

Neste capítulo são comparados resultados entre G1 e G2, os outros grupos de aerogeradores aos quais a metodologia foi aplicada (G3, G10 e G12) apresentaram resultados muito semelhantes aos de G1 e são exibidos no apêndice A. Os dados foram fornecidos pelo ONS (Operador Nacional do Sistema) no âmbito do projeto High Performance Computing for Energy (http://hpc4e.eu).

Na metodologia proposta, devido à quantidade de redes treinadas, o tempo de treinamento é consideravelmente maior do que o treinamento de apenas uma rede global, independente do grupo de aerogeradores sobre o qual a metodologia está sendo aplicada. Ainda assim, o tempo de treinamento pode variar bastante de acordo com o quantidade de dados disponíveis e o número de componentes encontrados no processo de análise espectral. Na tabela 2 é possível

verificar a diferença no tempo de treinamento quando a metodologia foi aplicada em G1 e em G2, em ambas foram treinadas redes de 1 até 12 horizontes à frente. Analisando a tabela 2 é possível verificar que o tamanho da série é um fator muito importante, uma vez que mesmo com mais redes treinadas para G2 o tempo total despendido para a aplicação da metodologia foi menor que para G1.

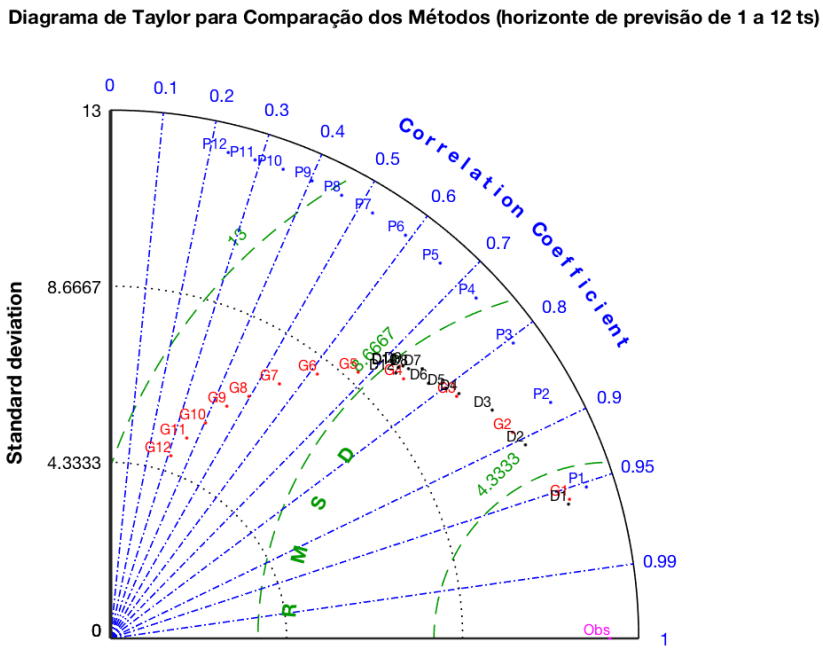
Tabela 2 - Informações do Treinamento e Decomposição das Séries de Potência

	Tamanho da Série (observações)	Tempo (horas)	Número de Redes	Número de Componentes	Número de Subcomponentes	Quantidade de NaNs
G1	52549	09:48:00	1464	10	122	3016
G2	33877	07:47:00	1632	11	136	902

Fonte: O Autor.

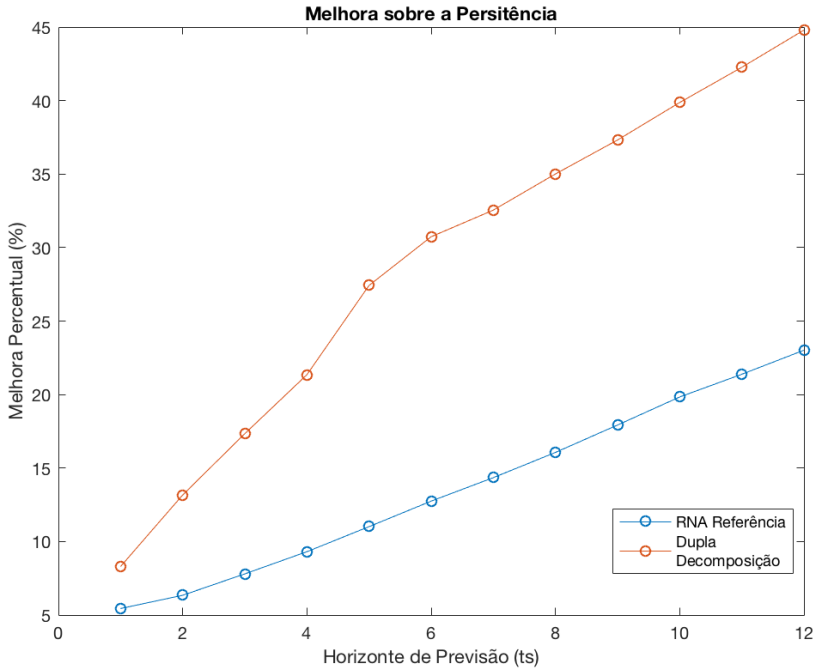
Para todos os grupos foi elaborado um diagrama de Taylor, figuras 15 e 17, um método gráfico que, como explicado no capítulo anterior, permite visualizar a proximidade da saída de um modelo e a observação englobando três estatísticos para tal. Nos diagramas de Taylor apresentados (Figuras 15, 17) a persistência está representada pela letra P em azul, a rede neural de referência é representada pela letra G na cor vermelha e a metodologia proposta é reconhecida pela letra D na cor preta. Para todos os casos também foi elaborado um gráfico da melhora sobre a persistência, figuras 16 e 18, possibilitando verificar a dimensão da piora ou melhora com relação ao modelo de referência nos horizontes testados.

Figura 15 - Diagrama de Taylor para G1



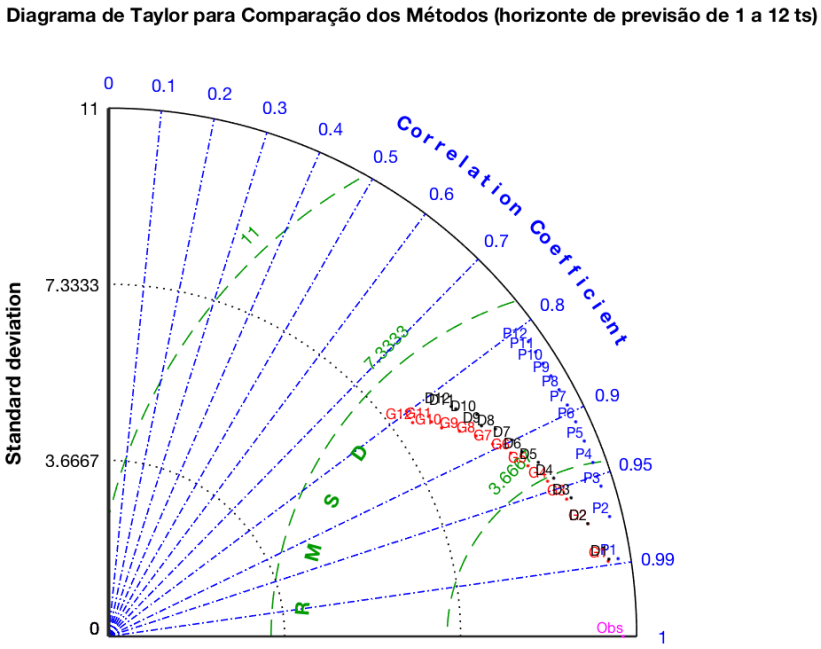
Fonte: O Autor.

Figura 16 - Melhora sobre a Persistência para G1



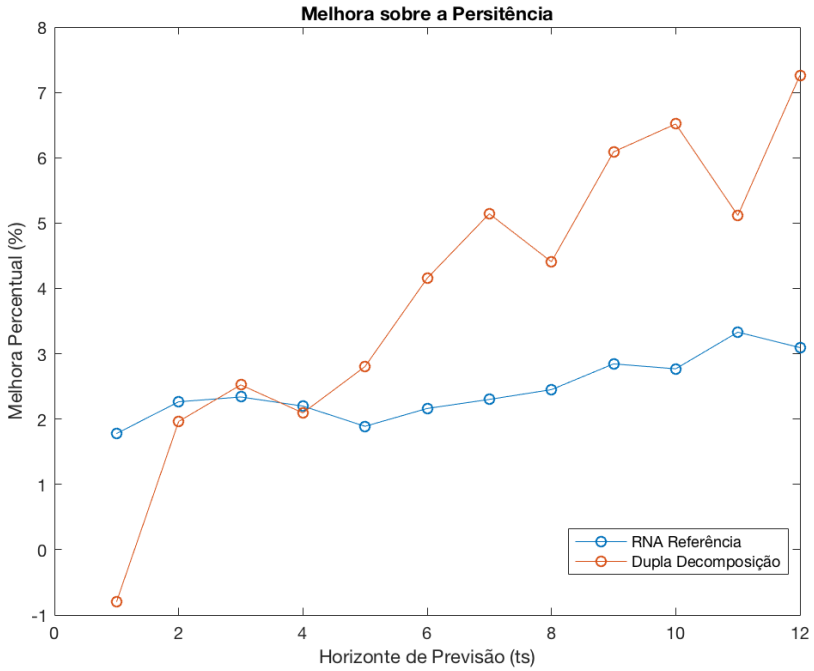
Fonte: O Autor.

Figura 17 - Diagrama de Taylor para G2



Fonte: O Autor.

Figura 18 - Melhora sobre a Persistência para G2

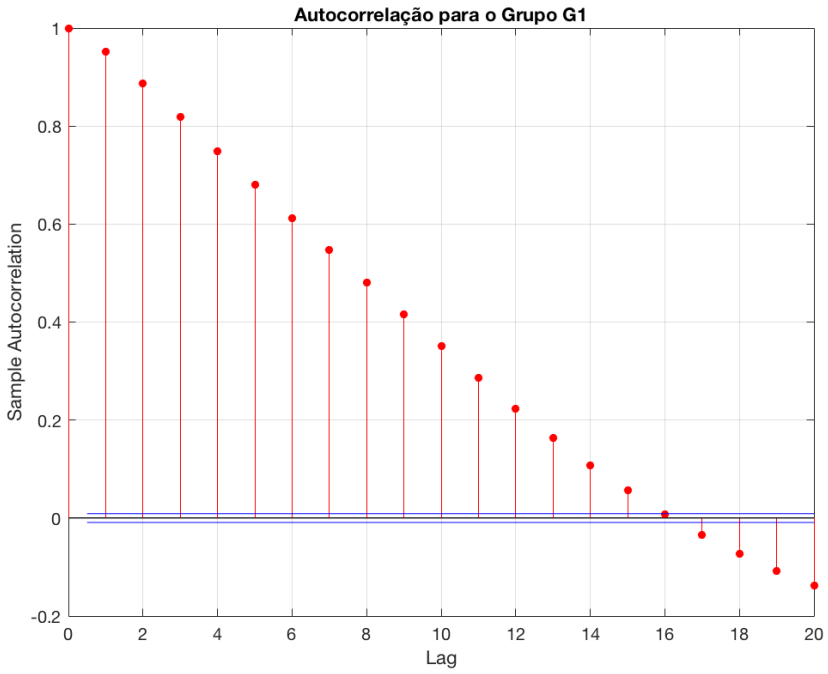


Fonte: O Autor.

Como pode ser verificado os resultados obtidos foram excelentes para G1, porém em G2 a melhora não foi expressiva. Nos diagramas de Taylor (figuras 15 e 17), é possível

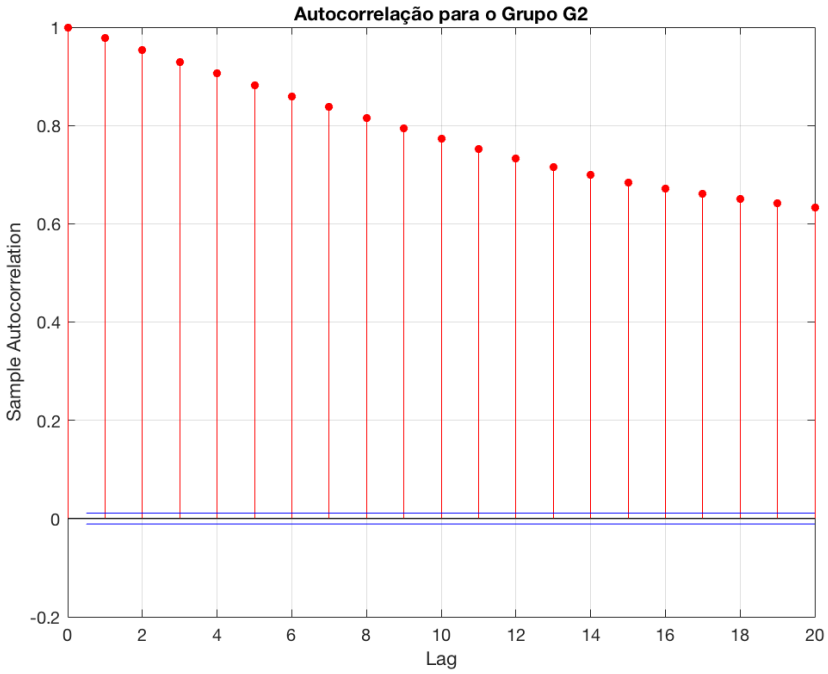
verificar uma grande diferença no comportamento das saídas da metodologia proposta entre G1 e G2, para G2 o coeficiente de correlação e o RMSD diminuem de forma semelhante aos modelos de referência, fato que não acontece com G1. Após investigar os motivos verificou-se que tal fato pode ser explicado pela autocorrelação bastante elevada dessa série, o que mostra que a mesma já é bastante previsível utilizando a persistência, dessa forma aplicando a metodologia desenvolvida os resultados não foram tão positivos como nas outras localidades. Nas figuras 19 e 20 é possível comparar os gráficos da autocorrelação das séries de G1 e G2, pode ser constatado que a autocorrelação para G2 é mais elevada desde o *lag* de 1 e isso permanece até o final do gráfico, englobando o *lag* de 12 que é o ultimo horizonte de previsão utilizado neste trabalho.

Figura 19 - Autocorrelação para a série de G1



Fonte: O Autor.

Figura 20 - Autocorrelação para a série de G2



Fonte: O Autor.

Interpretando os resultados verificou-se que a melhora, principalmente nos horizontes mais distantes, é devida à decomposição que foi realizada. Uma vez que o método de decomposição escolhido garante que a componente que contribui mais na amplitude do sinal será a de menor frequência, ou seja a que a média móvel é calculada com uma quantidade maior de dados. Como cada média é avaliada mudando apenas um valor do conjuntos dos dados sobre os quais a mesma é calculada o comportamento da componente que mais contribui para o sinal será mais suave e dessa forma mais previsível. Sabendo que a série temporal de potência do vento é um sinal bastante persistente isso assegura que os valores previstos vão se manter mais próximos dessa média calculada, que representa a maior parcela da previsão. Essa persistência natural do sinal também explica a pequena melhora para os horizontes mais curtos, uma vez que as autocorrelações nesses horizontes são bastante elevadas, de modo que a utilização da metodologia desenvolvida não gera grandes modificações.

7 CONCLUSÕES E SUGESTÕES

A partir dos resultados obtidos foi possível verificar que a dupla decomposição da série original oferece resultados sólidos, principalmente nos horizontes de previsão mais à frente, demonstrando nesses uma grande melhora sobre a persistência, chegando a 45%, e também sobre a rede global de referência.

Tal resultado se dá devido a decomposição realizada que define a maior importância do sinal para as menores frequências. Dessa forma é reduzido o erro, especialmente em horizontes maiores, uma vez que a base do sinal é prevista com grande acurácia pois é a componente com comportamento mais previsível.

Dessa forma os objetivos geral e específico foram alcançados, uma vez que a metodologia proposta se mostrou funcional e uma vez que os resultados dos modelos de referência foram superados.

A implementação objetiva, alcançada devido à automatização de processos, como a identificação dos picos com o método do envelope, permite que a metodologia seja aplicada a um número massivo de séries temporais diferentes sem a necessidade de alterações subjetivas. Além disso, a objetividade da metodologia proposta abre portas para a implementação de parâmetros adaptativos, ou seja, que se atualizam ao decorrer da operação.

Visando pesquisas futuras foram elencados os seguintes caminhos possíveis:

1. Como a metodologia desenvolvida tem ênfase no processamento da série temporal, métodos de previsão mais sofisticados, como redes neurais recorrentes, métodos de realimentação do erro, entre outros, poderiam ser utilizados;

2. Com as componentes obtidas é possível identificar as características de cada uma delas e utilizar redes configuradas especialmente com foco em suas respectivas necessidades, de modo a otimizar a utilização de recursos computacionais, utilizando redes mais complexas nas componentes menos previsíveis e redes extremamente simples ou até mesmo a persistência nas componentes mais bem comportadas. Já foram realizados testes preliminares para esta abordagem e os resultados mostram que de fato há a possibilidade de diminuir consideravelmente o tempo de processamento em troca de uma perda pequena de acurácia;

3. Também é possível a aplicação de outros métodos de decomposição para verificar se os resultados se mantém, além de inverter a ordem que a decomposição foi feita no presente estudo, começando pela maior frequência em vez da menor;

4. A inclusão de variáveis exógenas pode também surtir efeitos no resultado da previsão, informações como direção do vento e temperatura podem então ser estudadas de modo a compor o modelo e dessa forma obter resultados superiores.

REFERÊNCIAS

ALAM, M.M., REHMAN, S., Al-HADHRAMI L.M., MEYER, J.P. Extraction of the inherent nature of wind speed using wavelets and FFT. *Energy for Sustainable Development*, v. 22, p. 34–47, 2014.

ALLEN, J. B. Short Term Spectral Analysis, Synthesis, and Modification by Discrete Fourier Transform. *IEEE Trasactions on Acoustics, Speech, and Singal Processing.* V. 25, n. 3, 1977.

AN, X., JIANG, D., LIU, C., ZHAO, M. Wind farm power prediction based on wavelet decomposition and chaotic time series. *Expert Systems with Applications*, v. 38, p.11280-11285, 2011.

APPINO, R. R., ORDIANO, J. A. G., MIKUT, R., FAULWASSER, T., HAGENMEYER, V. On the use of probabilistic forecasts in scheduling of renewable energy sources coupled to storages. *Applied Energy*, v. 210, p. 1207-1218, 2018.

ARMSTRONG, J. S., COLLOPY, F. Integration of statistical methods and judgment for time series forecasting: Principles from empirical research. *Forecasting with Judgment,* John Willey & Sons, p. 269-293, 1998.

BERGLAND, G. D. A guided tour of the fast fourier transform. *IEEE Spectrum*, v. 6, n. 7, p. 41-52, 1969.

BROWELL, J., DREW, D. R., PHILIPOPPOULOS, K. Improved Very-short-term Spatio-temporal Wind Forecasting usign Atmospheric Classification. *Wind Energy*, 2018.

CATALÃO, J. P. S., POUSINHO, H. M. I., MENDES, V. M. F. Short-Term Wind Power Forecasting in Portugal by Neural Networks and Wavelet Transform. *Renewable Energy*, v. 36, n. 4, p. 1245-1251, 2011.

CHATFIELD, C. *Time-Series Forecasting.* Londres: Chapman & Hall/CRC, 2000.

CLEMENTE, J. *Previsão de Rampas em Séries Temporais de Potência de Saída de Centrais Eólicas.* 2018. Dissertação (Mestrado em Engenhria) – Programa de Pós-Graduação em Tecnologias Energéticas e Nucleares, Universidade Federal de Pernambuco, Recife.

COCHRAN, W. T., COOLEY, J. W., FAVIN, D. L., HELMS, H. D., KAENEL, R. A., LANG, W. W., MALING, G. C., NELSON, D. E., RADER, C. M., WELCH, P. D. What is the Fast Fourier Transform?. *IEEE Transactions on Audio and Electroacoustics*, v. 15, n. 2., p. 45-55, 1967

COSTA, A. *Mathematical/Statistical and Physical/Meteorological Models for Short-term Prediction of Wind Farms Output*. 2005. Tese (Doutorado em Engenhria) - Escuela Técnica Superior de Ingenieros Industriales, Univesidad de Madrid, Madrid.

COSTA, A., CRESPO, A., NAVARRO, J., LIZCANO, G., MADSEN, H., FEITOSA, E. A review on the young history of the wind power short-term prediction. *Renewable & Sustainable Energy Reviews*, v. 12, p. 1725-1744, 2008.

De GIORGI, M., CAMPILONGO, S., FICARELLA A., CONGEDO, P. Comparison Between Wind Power Prediction Models Based on Wavelet Decomposition with Least-Squares Support Vector Machine (LS-SVM) and Artificial Neural Network (ANN). *Energies*, v. 7, p. 5251–72, 2014.

DRAGOMIRETSKIY, K., ZOSSO, D. Variational Mode Decomposition. *IEEE Transactions on Singal Processing*, v. 33, n. 9, p. 531-544, 2014.

FOLEY, A. M., LEAHY, P. G., MARVUGLIA, A., McKeogh, A. J. Current methods and advances in forecastin of wind power generation. *Renewable Energy*, v. 37, n. 1, p. 1-8, 2012.

GIEBEL, G. The state-of-the-art in short-term prediction of wind power: A literature overview. *ANEMOS*. plus, 2011.

GONÇALVES, A. R., COSTA, R. S., PEREIRA, E. B., MARTINS, F. R. Cenário de Expansão da Geração Solar e Eólica na Matriz Elétrica Brasileira. In: Congresso Brasileiro de Energia Solar. 7. 2018. Gramado.

HAYKIN, S. *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*. 2. ed. Prentice Hall, 1999.

HERNANDEZ-ESCOBEDO, Q., MANZANO-AGUGLIARO, F., GAZQUEZ-PARRA, J. A., ZAPATA-SIERRA, A. Is the wind a periodical phenomenon? The case of Mexico. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, v. 15, p. 721-728, 2011.

HOLTTINEN, H., MEIBOM, P., OTRHS, A., LANGE, B., O'MALLEY, M., TANDE, J. O., ESTANQUEIRO, A., GOMEZ, E., SÖDER, L., STRBAC, G., SMITH, J. C., HULLE, F. Van. Impacts of large amounts of wind power on design and operation of power systems, results of IEA collaboration. *Wind Energy*, v. 14, p. 179-192, 2010.

HONG, Y., YU, T., LIU, C. Hour-Ahead Wind Speed and Power Foreecasting Using Empirical Mode Decomposition. *Energies*, v. 6, p. 6137-6152, 2013.

JÓNSSON, T., PINSON, P., MADSEN, H. On the market impact of wind energy forecasts. *Energy Economics*, v. 32, p. 313-320, 2010.

KARINIOTAKIS, G. N., STRAVRAKAKIS, G. S., NOGARET. E. F. Wind Power Forecasting Using Advanced Neural Network Models. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, v. 11. n. 4, p. 762-767, 1996.

KOHAVI, R. A Study of Cross-Validation and Bootstrap for Accuracy Estimation and Model Selection. *International Joint Conference on Artificial Intelligence*, 1995.

LEI, M., SHIYAN, L., CHUANWEN, J., HONGLING, L., YAN, Z. A review on the forecasting of wind speed and generated power. *Renewable & Sustainable Energy Reviews*, v. 13, p. 915-920, 2009.

LI, G., SHI, J. On comparing three artificial neural networks for wind speed forecasting. *Applied Energy,* v.87, p. 2313-2320, 2010.

MOORE, D. S. and McCABE, G. P. *Introduction to the Practice of Statistics*, 3rd ed. New York: W. H. Freeman, 1999

MORAES, C. *Procedimento Objetivo para a Garantia da Qualidade de Dados Observacionais de Vento em Superfície no Litoral do Rio Grande do Norte*. 2015. Dissertação (Mestrado em Engenhria) – Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica, Centro de Tecnologia e Geociências, Universidade Federal de Pernambuco, Recife.

MORÉ, J. J. The Levenberg-Marquadt Algorithm: Implementation and Theory. In: Conference on Numerical Analysis, University of Dundee, Scotland, 1977.

NAIK, J., DASH, S., DASH, P. K., BISOI, R. Short term wind power forecasting using hybrid variational mode decomposition and multi-kernel regularized pseudo inverse neural network. *Renewable Energy*, v. 118, p. 180–212, 2018.

NIU, D., PU, D., DAI, S. Ultra-Short-Term Wind-Power Forecasting Based on the Weighted Random Forest Optimized by the Niche Immune Lion Algorithm. *Energies*, v. 11, p. 1098, 2018.

NOURANI, E. N., KAZEMZADEH, R. A novel hybrid technique for prediction of electric power generation in wind farms based on WIPSO, neural network and wavelet transform. *Energy*, v. 149, p. 662–74, 2018.

PEGION, K., DELSOLE, T., BECKER, E., CICERONE, T. Assessing the fidelity of predictability estimates. *Climate Dynamics*, 2017.

SFETSOS, A. A comparison of various forecasting techniques applied to mean hourly wind speed time series. *Renewable Energy*, v. 21, n. 1, p. 23-35, 2000.

SHAO, H., DENG, X., JIANG, Y. A novel deep learning approach for short-term wind power forecasting based on infinite feature selection and recurrent neural network. *Journal of Renewable Sustainable Energy* 2018;10:043303.

TAKENS, F. Detecting strange attractors in turbulence. *Springer Berlin Heidelberg*, p. 366-381, 1981.

TASCIKARAOGLU, A.; UZUNOGLU, M. A review of combined approaches for prediction of short-term wind speed and power. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2014, vol. 34, p. 243-254.

TAYLOR, K. E. Summarizing multiple aspects of model performance in a single diagram. *Journal of Geophysical Research*, v. 106,. N. D7, p. 7183-7192, 2001.

UMMELS, B. C., GIBESCU, M., PELGRUM, E., KLING, W. L., BRAND, A. Impacts of Wind Power on Thermal Generation Unit Commitment and Dispatch. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, v. 22, n. 1, p. 44-51, 2007.

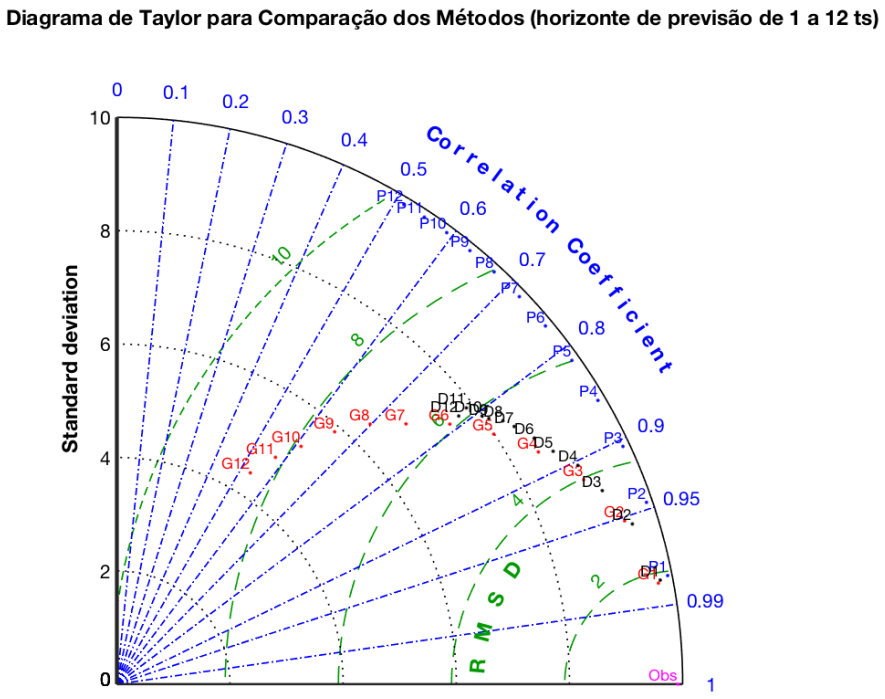
VENAYAGAMOORTHY, G. K, ROHRIG, K., ERLICH, I. One Step Ahead: Short-Term Wind Power Forecasting and Intelligent Predictive Control Based on Data Analytics. *IEEE Power & Energy Magazine*, v. 10, n. 5, p. 70-78, 2012.

WANG, D., LUO, H., GRUNDER, O., LIN, Y. Multi-step ahead wind speed forecastin using an improved neural network combining variational mode decomposition and phase space reconstruction. *Renewable Energy*, v. 113, p. 1345-1358, 2017.

YANG, Y. A Signal Theoretic Approach for Envelope Analysis of Real-Valued Signals. *IEEE Access*, v.5, p. 5623–30, 2017.

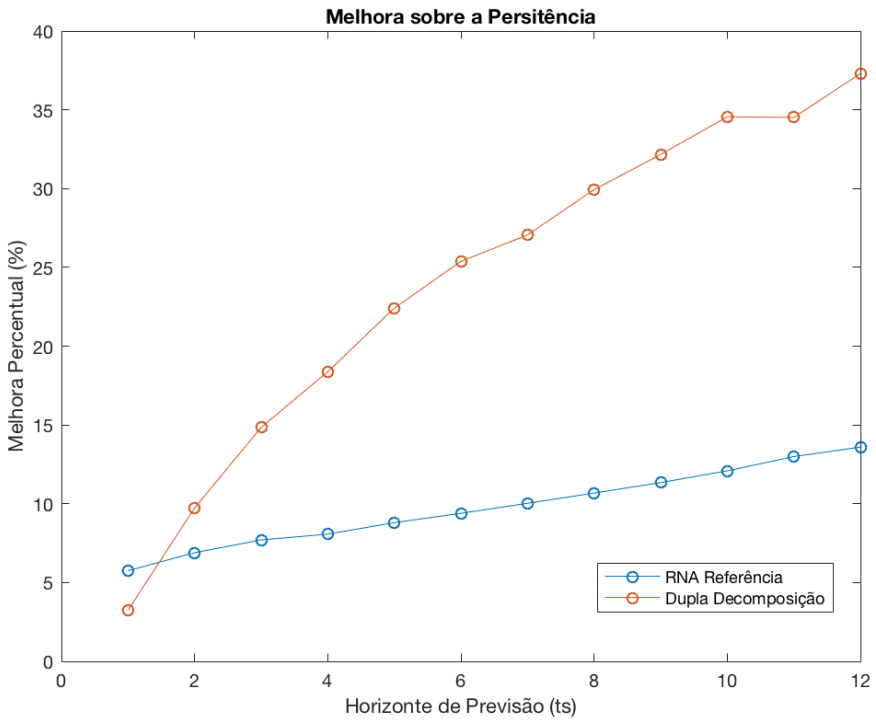
APÊNDICE A – RESULTADOS PARA G3, G10 E G12

Figura 21 - Diagrama de Taylor para G3



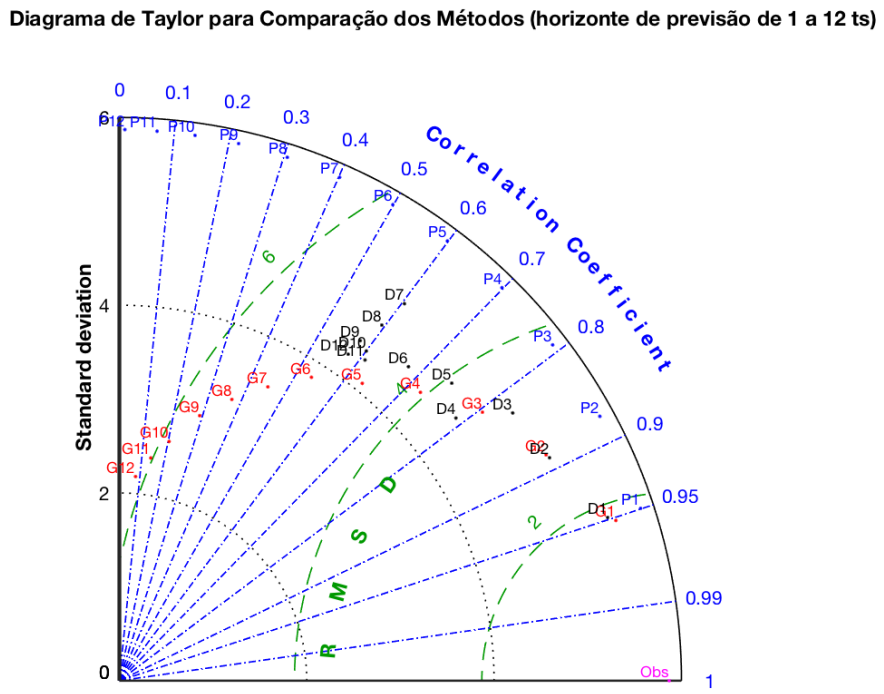
Fonte: O Autor.

Figura 22 - Melhora sobre a Persistência para G3



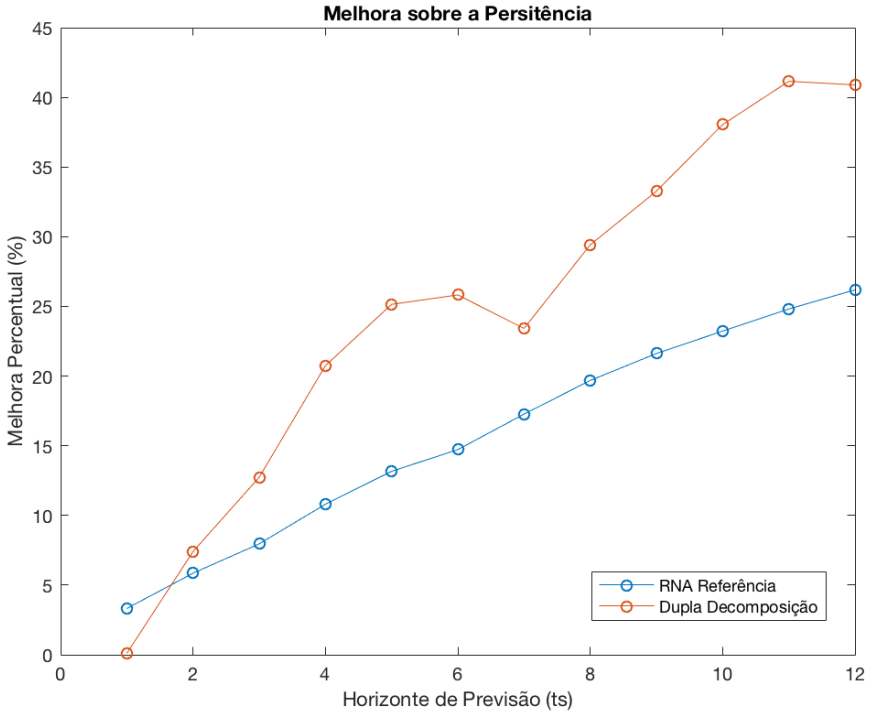
Fonte: O Autor.

Figura 23 - Diagrama de Taylor para G10



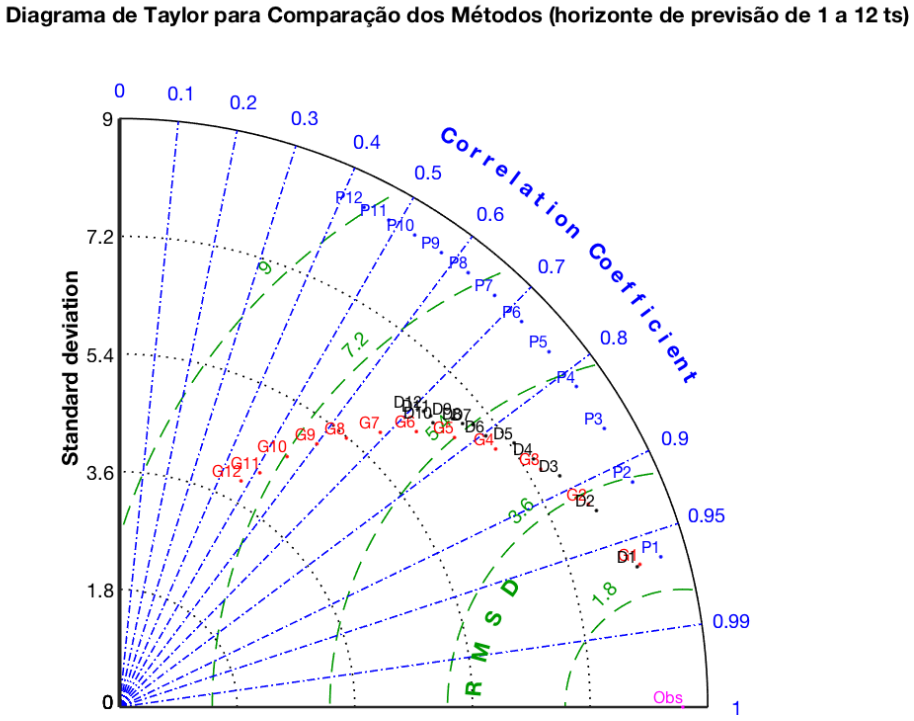
Fonte: O Autor.

Figura 24 - Melhora sobre a Persistência para G10



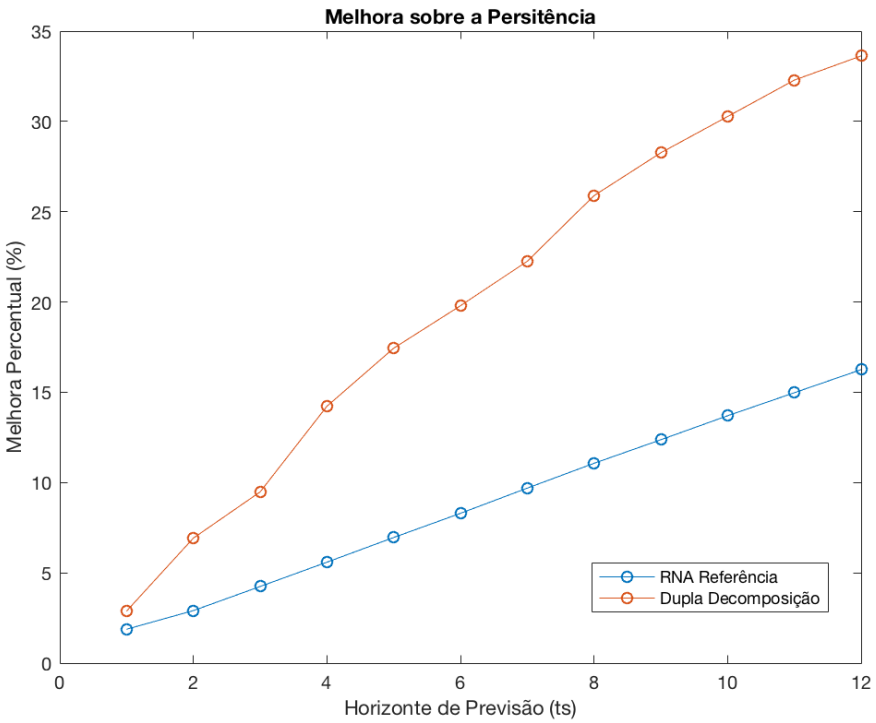
Fonte: O Autor.

Figura 25 - Diagrama de Taylor para G12



Fonte: O Autor.

Figura 26 - Melhora sobre a Persistência para G12



Fonte: O Autor.