



UNIVERSIDADE FEDERAL DO MARANHÃO  
CAMPUS UNIVERSITÁRIO DE BALSAS  
CURSO DE BACHARELADO EM ENGENHARIA AMBIENTAL

PAULO HENRIQUE SILVA LOPES

**REDES NEURAIS ARTIFICIAIS DE *KOHONEN* APLICADAS PARA  
PREVISÃO DE VELOCIDADE DO VENTO: ESTUDO DE CASO PARA  
PETROLINA – PE**

BALSAS – MA  
2019



PAULO HENRIQUE SILVA LOPES

**REDES NEURAIAS ARTIFICIAIS DE *KOHONEN* APLICADAS PARA  
PREVISÃO DE VELOCIDADE DO VENTO: ESTUDO DE CASO PARA  
PETROLINA – PE**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao Curso de Bacharelado em Engenharia Ambiental da Universidade Federal do Maranhão Campus Balsas, como requisito parcial para obtenção do grau de Bacharel em Engenharia Ambiental.

**Orientador: Prof<sup>a</sup> Ma. Tatiane  
Carolyne Carneiro.**

Ficha gerada por meio do SIGAA/Biblioteca com dados fornecidos pelo(a) autor(a).  
Núcleo Integrado de Bibliotecas/UFMA

Lopes, Paulo Henrique Silva.

REDES NEURAS ARTIFICIAIS DE KOHONEN APLICADAS PARA  
PREVISÃO DE VELOCIDADE DO VENTO: ESTUDO DE CASO PARA  
PETROLINA PE / Paulo Henrique Silva Lopes. - 2019.

40 f.

Orientador(a): Tatiane Carolyne Carneiro.

Curso de Engenharia Ambiental, Universidade Federal do  
Maranhão, Balsas, 2019.

1. Direção do Vento. 2. Energia Eólica. 3. Rede  
Neural Artificial de Kohonen. 4. Velocidade do Vento. I.  
Carneiro, Tatiane Carolyne. II. Título.

PAULO HENRIQUE SILVA LOPES

**REDES NEURAIS ARTIFICIAIS DE *KOHONEN* APLICADAS PARA  
PREVISÃO DE VELOCIDADE DO VENTO: ESTUDO DE CASO PARA  
PETROLINA – PE**

Trabalho de Conclusão de Curso  
apresentado ao Curso de  
Bacharelado em Engenharia  
Ambiental da Universidade Federal  
do Maranhão Campus Balsas, como  
requisito parcial para obtenção do  
grau de Bacharel em Engenharia  
Ambiental.

Aprovado em 12 de Dezembro de 2019

**Banca Examinadora**

---

Prof<sup>a</sup> Ma. Tatiane Carolyne Carneiro  
Universidade Federal do Maranhão

---

Prof<sup>a</sup> Dr. Raimundo Nonato Diniz Costa Filho  
Universidade Federal do Maranhão

---

Prof<sup>a</sup> Dr. Pedro Bezerra Leite Neto  
Universidade Federal do Maranhão

Aos meus pais Antonio Fernandes  
Lopes e Maria da Conceição e minha  
irmã Marina Rodrigues.

## **AGRADECIMENTOS**

Primeiramente a Deus por sua presença e paciência na minha vida.

Aos meus pais por sempre me apoiarem mesmo de longe e com todas as dificuldades enfrentadas por eles.

Aos meus amigos e parceiros de curso Layla Stragliotto e Hermon Lima pela parceria durante esses anos de curso.

A minha orientadora Prof. MSc. Tatiane Carlyne pelo apoio, e que além de ser uma excelente profissional, é dedicada pra orientar e direcionar para o melhor caminho e melhor qualidade de aprendizado na academia. Além claro, de sua paciência nesses dias de orientação.

*“A palavra certa corta mais  
profundamente que uma faca”  
(Camille – League of Legends)*

## Resumo

A demanda elétrica mundial vem crescendo ao longo dos anos. Devido a isso, matrizes elétricas confiáveis são essenciais ao atendimento a estas demandas. No Brasil as formas de obtenção de energia elétrica são basicamente por fontes renováveis, porém, devido a dependência da fonte hidrelétrica, em tempos de escassez hídrica, a matriz se torna instável. Destaca – se, portanto, as fontes alternativas, como a eólica, na importância em contribuir para a diversificação da matriz elétrica e no aumento da confiabilidade, principalmente considerando que as duas fontes são complementares. A geração de energia por meio dos movimentos de massas de ar tem se mostrado viável nas várias implantações realizadas nos últimos anos no país, devido, principalmente, ao elevado potencial eólico brasileiro, principalmente no litoral do Nordeste. O presente trabalho apresenta uma análise do potencial eólico da cidade de Petrolina (PE) e uma aplicação da técnica dos Mapas Auto Organizáveis de *Kohonen* (SOM) para previsão de velocidade do vento na localidade. Foram utilizados dados de velocidade do vento da cidade de Petrolina – PE, do período de janeiro de 2005 a dezembro de 2010 (4 anos). Com o objetivo de avaliar o desempenho do sistema de previsão foram aplicados os seguintes medidores de desempenho: a) coeficiente de correlação –  $r$ ; b) erro médio quadrático – RMSE; e c) viés relativo – VR. Por fim, a RNA – SOM obteve bons resultados nas simulações feitas mesmo com algumas limitações de dados.

**Palavras chaves:** Energia Eólica, Rede Neural Artificial de *Kohonen*, Velocidade do vento, Direção do vento.

## **Abstract**

The world electrical demand has been growing over the years. Because of this, reliable electrical matrices are essential to meeting these demands. In Brazil the ways of obtaining electricity are basically from renewable sources, however, due to the dependence on the hydroelectric source, in times of water scarcity, the matrix becomes very unstable. Alternative sources, such as wind, stand out in the importance of contributing to the diversification of the electrical matrix and the increase of reliability, especially considering that the two sources are complementary. Power generation through air mass movements has been shown to be viable in the various deployments carried out in recent years in the country, mainly due to the high Brazilian wind potential, mainly in the Northeast coast. The present work presents an analysis of the wind potential of the city of Petrolina (PE) and an application of the Kohonen Self-Organizing Maps (SOM) technique to forecast wind speed in the locality. We used velocity data of the sale of the city of Petrolina - PE, from January 2007 to December 2010 (4 years). In order to evaluate the prediction system performance, the following performance meters were applied: a) correlation coefficient -  $r$ ; b) mean square error - RMSE; and c) relative bias - VR. Finally, RNA - SOM obtained good results in the simulations made even with some data limitations.

**Keywords:** Wind Energy, Kohonen Artificial Neural Network, Wind Speed, Wind direction.

## Lista de Ilustração

Figura 1 - Matriz elétrica mundial 2016. ....	6
Figura 2 - Matriz elétrica Brasileira 2017. ....	7
Figura 3 - Potencial Eólico Brasileiro - Por Regiões. ....	9
Figura 4 - Representação de uma rosa dos ventos a estimação da direção do vento. ....	10
Figura 5 - Localização do Município de Petrolina – PE. ....	12
Figura 6 - Estrutura de um neurônio RNA. ....	13
Figura 7 - Distâncias entre neurônios de um modelo SOM para determinação da vizinhança. ....	14
Figura 8 - Modelo a ser implementado. ....	15
Figura 9 - Estrutura do modelo SOM e exemplo com um neurônio vencedor e seus vizinhos. ....	16
Figura 10 - Superfície representando a variação da velocidade do vento durante o ano de 2010 e durante as horas do dia da cidade de Petrolina – PE. ....	18
Figura 11 - Representação da direção e intensidade de vento na cidade de Petrolina – PE. ....	20
Figura 12 - Superfície representando a variação da direção do vento diária da cidade de Petrolina - PE. ....	20
Figura 13 - Dia característico com o Melhor e o Pior mês do ano de 2010. ....	21
Figura 14 - Janela de dados previstos e observados das velocidades do vento (a cada uma hora) na cidade de Petrolina para 4 atrasos no tempo. ....	22
Figura 15 - Janela de dados previstos e observados das velocidades do vento (a cada uma hora) na cidade de Petrolina para 6 atrasos no tempo. ....	22
Figura 16 - Janela de dados previstos e observados das velocidades do vento na cidade (a cada uma hora) de Petrolina para 8 atrasos no tempo. ....	23

## Lista de Tabelas

Tabela 1 - Empreendimentos de geração de energia elétrica em operação – 02/10/2019. ....	2
Tabela 2 - Empreendimentos de geração de energia elétrica em operação – 25/08/2014. ....	3
Tabela 3 - Estimativas do potencial eólico mundial. ....	8
Tabela 4 - Parâmetros estatísticos dos dados de velocidade de vento (m/s) de Petrolina – PE .....	18
Tabela 5 - Parâmetros estatísticos dos dados de velocidade do vento. ....	19
Tabela 6 - Correlação, viés relativo e RMSE entre as velocidades calculadas e observadas. ....	23

## Sumário

1	Introdução .....	2
1.1	Justificativa .....	4
1.2	Objetivo geral .....	5
1.3	Objetivos específicos.....	5
2	Fundamentação teórica .....	6
2.1	Cenário Elétrico do Brasil e do Mundo .....	6
2.2	Cenário Eólico Mundial.....	7
2.3	Cenário Eólico Brasileiro .....	9
2.4	Caracterização do Potencial Eólico de Localidades .....	9
2.4.1	Histogramas de Frequências.....	10
2.4.2	Gráficos e Estatística Descritiva .....	10
2.5	Redes Neurais de Kohonen .....	11
3	Materiais e Métodos.....	12
3.1	Área de estudo .....	12
3.2	Aquisição dos dados .....	12
3.3	Modelo a ser implementado .....	13
3.4	Indicadores de desempenho .....	16
4	Resultados e Discussão.....	18
4.1	Caracterização do Potencial Eólico .....	18
4.1.1	Comportamento Anual, Mensal e Diário.....	18
4.1.2	Comportamento da Direção do Vento .....	19
4.1.3	Dia Característico.....	21
4.2	Modelos RNA-SOM para Previsão de Velocidade do Vento .....	21
5	Considerações finais.....	24
	Referencias.....	26

## 1 Introdução

Energia é algo essencial para o desenvolvimento social e econômico das sociedades modernas. Usamos a eletricidade para quase todas as tarefas diárias e manutenção dos equipamentos que utilizamos (GOLDEMBERG, 1998). No Brasil, as demandas por energia tiveram a sua expansão, principalmente, no final do século XX, devido em sua grande parte pela chegada de grandes indústrias, urbanização acelerada dos centros urbanos e estruturação de transporte rodoviário (TOLMASQUIM, 2007).

Além disso, na época, o recém lançado plano real que fez com que o poder aquisitivo da população aumentasse e com isso as linhas de crédito para a compra de eletrodomésticos também crescesse (PIRES *et. al.*, 2001). A partir dos anos 2000, essa demanda de energia triplicou e acompanhou assim a aumento populacional que chegou na faixa de 170 milhões de pessoas no país (TOLMASQUIM, 2007) e a 210,9 milhões no ano de 2019 (IBGE, 2019).

O Brasil hoje possui um total de 8.050 empreendimentos na área energética em operação, sendo eles: pequenas centrais hidrelétricas (PCH's), usinas hidrelétricas (UHE's), usinas termelétricas (UTE's), e as fontes alternativas eólica (EOL's) e solar (UFV's), totalizando assim 167.162.778 kW de potência instalada conforme a Tabela 1 (BIG - ANEEL, 2019).

*Tabela 1 - Empreendimentos de geração de energia elétrica em operação – 02/10/2019.*

Fonte de Geração Elétrica	Quantidade	Potência Outorgada (kW)	Potência Fiscalizada (kW)	%
CGH Central Geradora Hidrelétrica	713	744.410	744.224	0,45
EOL Central Geradora Eólica	618	15.163.989	15.145.093	9,06
PCH Pequena Central Hidrelétrica	425	5.277.049	5.232.466	3,13
UFV Central Geradora Solar Fotovoltaica	3.052	2.267.679	2.267.554	1,36
UHE Usina Hidrelétrica	217	102.932.608	100.834.417	60,32
UTE Usina Termelétrica	3.022	42.492.255	40.948.974	24,5
UTN Usina Termonuclear	2	1.990.000	1.990.000	1,19
<b>Total</b>	<b>8.050</b>	<b>170.868.040</b>	<b>167.162.778</b>	<b>100</b>

*Fonte: Banco de Informação de Geração, BIG – www.aneel.gov.br (2019)*

Comparando o mesmo quadro com o produzido por Doroche (2014), quando eram apenas 3.345 empreendimentos para a geração de energia no país no ano, se observa um aumento de 141% na oferta de geração de energia no Brasil em 2019 (Tabela 2).

*Tabela 2 - Empreendimentos de geração de energia elétrica em operação – 25/08/2014.*

Fonte de Geração Elétrica	Quantidade	Potência Outorgada (kW)	Potência Fiscalizada (kW)	%
<b>CGH</b> Central Geradora Hidrelétrica	469	288.349	289.578	0,22
<b>EOL</b> Central Geradora Eólica	178	3.847.529	3.781.633	2,89
<b>PCH</b> Pequena Central Hidrelétrica	468	4.721.834	4.685.536	3,58
<b>UFV</b> Central Geradora Solar Fotovoltaica	164	16.287	12.287	0,01
<b>UHE</b> Usina Hidrelétrica	197	86.625.945	82.644.738	63,17
<b>UTE</b> Usina Termelétrica	1.867	37.430.627	40.948.974	28,61
<b>UTN</b> Usina Termonuclear	2	1.990.000	1.990.000	1,52
<b>Total</b>	<b>3.345</b>	<b>136.820.233</b>	<b>130.834.399</b>	100

*Fonte: Adaptado de Doroche, 2014.*

Pode-se observar que a eletricidade produzida a partir de fonte renováveis (eólica e solar) obteve aumentos significativos em apenas 5 anos (440 e 2.888, respectivamente). Além das fontes renováveis, observa-se um crescimento das fontes de energia por meio de termoeletricas (1.155 a mais), além de novas 20 hidroelétricas o que mostra que o Brasil, diferente de outros países desenvolvidos ou em desenvolvimento, tem a sua energia proveniente em sua maioria de fonte renováveis.

Neste cenário, com o aumento no risco de déficit de energia, o governo brasileiro tem investido na expansão e diversificação de sua matriz elétrica, incorporando fontes alternativas como: a) a energia eólica; b) solar; e c) biomassa, buscando contribuir para a elevação da confiabilidade do sistema e diversificar a matriz com outras fontes de geração renovável de energia.

Diante de um cenário em que o uso de combustíveis fósseis tem intensificado as mudanças climáticas, faz-se necessária mais pesquisas visando o aumento do uso e confiabilidade das fontes renováveis de energia e a descentralização na geração de energia elétrica (ORTIZ & KAMPEL, 2011). No Brasil, apesar de sua matriz ter, em sua maioria, produção de energia a partir de

hidroelétricas, as sazonalidades de certas regiões fazem com que em determinadas épocas do ano a quantidade de água nos reservatórios diminua, encarecendo assim a energia produzida a partir desse recurso.

Dessa forma, buscar fontes alternativas que venham a diversificar a matriz elétrica nacional se faz necessário. Falando especificamente da energia eólica, o seu potencial no Brasil é elevado, principalmente nas regiões costeiras do nordeste, sudeste e sul. Diversas áreas do Brasil têm despertado o interesse de representantes e fabricantes de produtos relacionados à energia eólica, isso se deve a qualidade dos ventos e sazonalidade bem definida. Estudos tem sido realizado, tais como o trabalho de (Amarante *et al*, 2001) e, por meio deles, o potencial brasileiro fez com que o Brasil tenha sido o pioneiro na entrada desse tipo de produção na América do Sul (ALVES, 2010).

Com isso, o estudo de técnicas para a estimação confiável da energia a ser proveniente das massas de ar, se faz necessário para um melhor aproveitamento desse recurso, podendo o mesmo ser obtido com o uso de técnicas computacionais para a previsão do vento, tais como o uso de Redes Neurais Artificiais.

O objetivo geral deste trabalho é utilizar a técnica de Redes Neurais Artificiais de Kohonen para previsão de velocidade do vento em Petrolina - PE.

### **1.1 Justificativa**

Para avaliar o potencial eólico disponível em uma região é necessária a modelagem da estocasticidade dos ventos, analisando as séries históricas de velocidade do vento, identificando padrões de sazonalidade e prevendo o comportamento do recurso eólico a partir de técnicas estatísticas.

Técnicas eficientes para a previsão de velocidade do vento são importantes em diferentes aspectos: para avaliar a potencialidade de diferentes regiões; para auxiliar nas tomadas de decisão relacionadas a futuras instalações eolioelétricas; auxiliar na operação/manutenção de parques eólicos já implantados; entre outras.

Muitos esforços têm sido devotados para desenvolver bons métodos de previsão de velocidade do vento. As abordagens encontradas na literatura incluem métodos físicos, métodos estatísticos, modelos híbridos (físicos/estatísticos), e métodos baseados em técnicas de inteligência artificial

(Costa et al., 2008; Lei et al., 2009; Morales et al., 2010; Fadare, 2010). Nos modelos baseados em Redes Neurais Artificiais, as Redes Neurais do tipo MLP (Multi Layer Perceptrons) (Alexiadis, 1998), RBF (Radial Basis Function) (Wiemken et al., 1994), Redes Neurais Recorrentes (Kariniotakis et al., 1996, More e Deo, 2003) e as Redes Neurais de Kohonen (Farias et. al., 2013) têm sido usadas para esse fim.

## **1.2 Objetivo geral**

Comprovar, por meio de estudo de caso, a viabilidade da utilização da técnica de Redes Neurais Artificiais de *Kohonen* para previsão de velocidade do vento em Petrolina – PE.

## **1.3 Objetivos específicos**

- Realizar uma caracterização do potencial eólico da cidade de Petrolina (PE);
- Utilizar uma Rede Neural Artificial com aprendizado não supervisionado para previsão de dados de velocidade do vento na localidade;
- Usar os seguintes testes de desempenho para avaliar a qualidade da previsão desenvolvida: a) coeficiente de correlação –  $r$ ; b) erro médio quadrático – RMSE; e c) viés relativo – VR.

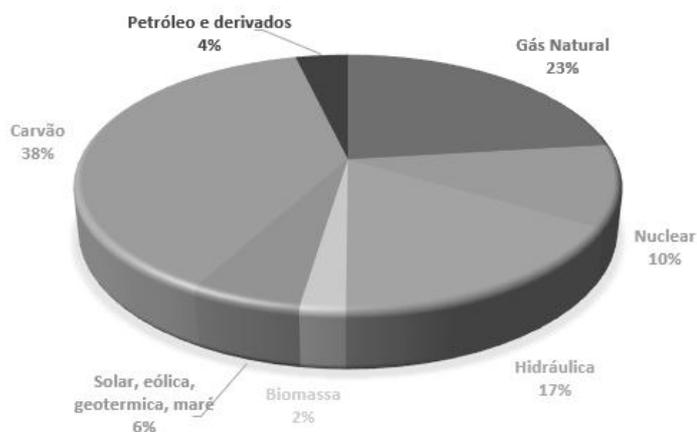
## 2 Fundamentação teórica

### 2.1 Cenário Elétrico do Brasil e do Mundo

A demanda por energia na sociedade moderna, tem aumentado ano após ano e esse crescimento é dado desde o início da revolução industrial com o desenvolvimento de indústrias, cidades e países para melhor atender aos desejos da sociedade em que ela está inserida. Dessa maneira, encontrar formas de geração e distribuição de energia economicamente viáveis e de confiabilidade aceitável, proporcionando desenvolvimento econômico e social tem se tornado objeto de estudo para que essa necessidade seja suprida (PEREIRA *et al.*, 2006).

A matriz elétrica é formada por todas as fontes de energia necessárias para a geração de energia elétrica de um país, estado ou cidade. A Figura 1 mostra que a dependência mundial de combustíveis fósseis ainda é grande, mas pode-se perceber um aumento na participação das fontes renováveis.

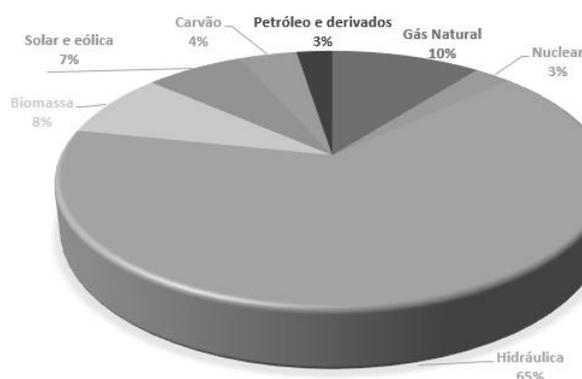
Figura 1 - Matriz elétrica mundial 2016.



Fonte: IEA, 2018.

Quando voltamos a nossa atenção para a matriz elétrica nacional, a realidade é outra, pois, mais de 80% da energia gerada é produzida por meio de fontes renováveis, como é apresentado na Figura 2.

Figura 2 - Matriz elétrica Brasileira 2017.



Fonte: BEN, 2018.

Correspondendo em sua maioria por hidroelétricas (65%) a matriz elétrica nacional é diversificada, mas mesmo assim, apresenta limitações como:

- a) construção de grandes reservatórios;
- b) degradação do meio ambiente por conta de inundação e linhas de transmissão;
- c) regiões com maior potencial hídrico distante dos grandes centros de consumo;
- d) custo ambiental cada vez maior (MARRANGHELLO, 2004); e
- e) limitações na produção de energia nos períodos de estiagem.

O uso de mais de 50% da fonte hidroelétrica na matriz elétrica brasileira pode resultar em períodos de escassez, considerando que diversas regiões do Brasil apresentam uma sazonalidade bem definida, com fortes chuvas no primeiro semestre do ano e períodos mais secos no segundo semestre.

A energia eólica se torna bastante viável, pois além de ser renovável, tem o seu maior potencial nos períodos onde há baixa pluviometria, podendo assim suprir os déficits das hidroelétricas.

## 2.2 Cenário Eólico Mundial

A energia a partir de turbinas eólicas tem pequena participação na matriz elétrica mundial, correspondente a somente 6% somados juntos com a energia solar, geotérmica e por meio das marés. Ao longo dos últimos anos esse tipo de obtenção de energia tem se desenvolvido principalmente em países europeus

pois eles não possuem a mesma quantidade de vento disponível que o Brasil possui.

Aliado a isso, os problemas ambientais associados as mudanças climáticas têm levado os países a buscarem implantar em suas matrizes formas mais limpas de obtenção de energia. O aumento na produção mundial de energia por meio de fontes renováveis vem promovendo um desenvolvimento econômico e social desses países cada vez mais voltado para a melhor definição de desenvolvimento sustentável.

Essas formas de obtenção de energia vêm se desenvolvendo nos últimos 30 anos, provocado principalmente pela crise mundial de petróleo, aliado a isso, conhecimentos de aeronáutica e melhor desenvolvimento de materiais, fizeram com que essa forma e obtenção energética fosse economicamente viável em alguns casos.

Programas de incentivo a pesquisa e produção de energia eólica também contribuíram para que esse recurso fosse melhor explorado. Exemplo disso é o programa NFFO (*Non Fossil Fuel Obligation*), método usado pelo governo inglês para desenvolvimento e introdução na sua matriz energética e elétrica da energia proveniente dos ventos e de biomassa, respectivamente (GOLDEMBERG, 1998).

O potencial eólico bruto mundial é estimado em 500.000 TWh por ano. Mas, por conta de restrições, apenas 53.000 TWh (cerca de 10%) são considerados como aproveitáveis (Tabela 3). Ainda assim, esse potencial corresponde a cerca de quatro vezes o consumo mundial de eletricidade (ANEEL, 2003).

*Tabela 3 - Estimativas do potencial eólico mundial.*

Região	Potencial (TWh/ano)	
	Bruto	Líquido
África	109.000	10.600
Austrália	30.000	3.000
América do Norte	139.000	14.000
América Latina	54.000	5.400
Europa Ocidental	31.400	4.800
Europa Ocidental & ex-URSS	106.000	10.600
Ásia (excluindo ex-URSS)	32.000	4.900
Mundo**	498.400	53.000

Fonte: Adaptado de ANEEL (2003).

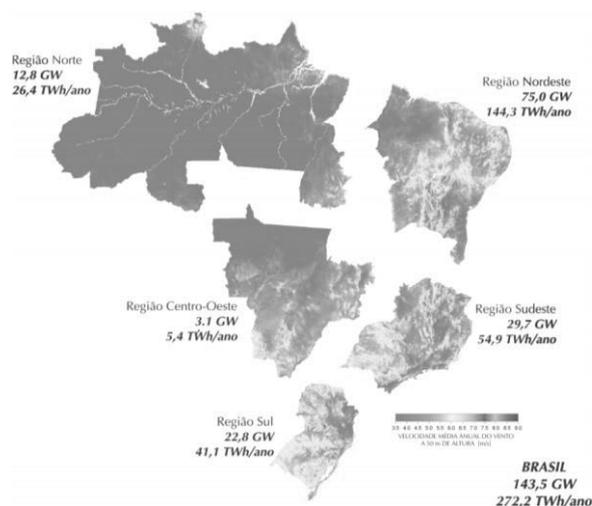
### 2.3 Cenário Eólico Brasileiro

Atualmente, o Brasil possui o maior número de parques eólicos na América Latina com um aumento na oferta de energia por essa fonte, em 2018 com relação a 2017, de 14,4%, o que demonstra uma evolução com relação aos seus primórdios aqui no Brasil. A primeira usina eólica foi instalada no país em 1991 com uma capacidade de geração de 75 kW, anos mais tarde em 2001, foi lançado o primeiro atlas de potencial eólico nacional feito pela CRESESB – Centro de Referência para as Energias solar e eólica Sergio de S. Brito, essa publicação veio para servir de auxílio para tomadores de decisão sobre os melhores locais de implantação de empreendimentos para a geração de energia eólica (Amarante *et al*, 2001).

O potencial eólico bruto do Brasil é de 143,5 GW, fazendo assim com que a energia eólica seja uma importante fonte para incrementar a matriz elétrica, reduzir a dependência da fonte hídrica e contribuir para a sua diversificação.

O Nordeste possui o maior potencial elétrico por meio dos ventos (75 GW) seguidos da região Sul (22,76 GW) e região Sudeste (19,74 GW) (Amarante *et al*, 2001). Conforme se mostra na Figura 3.

Figura 3 - Potencial Eólico Brasileiro - Por Regiões.



Fonte: Amarante *et al*, 2001.

### 2.4 Caracterização do Potencial Eólico de Localidades

Atualmente, o estudo do regime de ventos é de grande interesse científico a nível mundial em virtude da necessidade de um melhor aproveitamento do potencial eólico das localidades. Na avaliação do potencial de uma região, a

análise da velocidade do vento é de fundamental importância, determinando a atratividade de um projeto eólico.

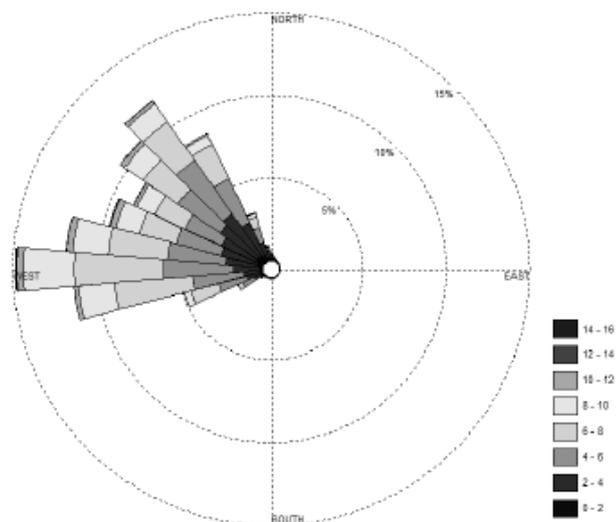
Tendo por base o processamento e análise dos dados de direção e velocidades do vento podemos analisar diversos aspectos:

- Análise dos parâmetros estatísticos das séries;
- Comportamento Diário, Semestral e Anual;
- Direção predominante do vento;
- Frequência de ocorrência dos dados de velocidade e direção do vento;
- Intensidade;
- Variabilidade.

### 2.4.1 Histogramas de Frequências

Para se ter um bom entendimento e com isso um bom aproveitamento dos dados a que são apresentados para assim se ter uma noção do comportamento do vento em determinada região, é importante que, além de captar as velocidades médias, se tenha ideia também da direção predominante do mesmo. A Figura 4 mostra um exemplo genérico de uma representação dos dados de velocidade e direção do vento em um diagrama de rosa dos ventos.

Figura 4 - Representação de uma rosa dos ventos a estimação da direção do vento.



Fonte: Carneiro (2014).

### 2.4.2 Gráficos e Estatística Descritiva

Os dados de velocidade e direção depois de obtidos, foram tratados, corrigidos e organizados em tabelas por meio do programa computacional

**Microsoft Excel e Matlab** para melhor interpretação e após isso foram aplicadas técnicas de estatísticas por meio das etapas que se seguem:

- Levantamento de gráficos e histogramas - Dia característico, médias diárias, mensais e anuais para os anos analisados.
- Gráficos em três dimensões com os dados obtidos de médias de velocidade e direção do vento, para o melhor entendimento do comportamento diário e anual do mesmo.
- Parâmetros estatísticos (desvio padrão, mediana, média aritmética, valor máximo, valor mínimo, variância) que foram armazenados para análise dos dados diários, mensais e anuais.

## **2.5 Redes Neurais de Kohonen**

As redes neurais artificiais têm sido usadas em diversas áreas das ciências para a análise exploratória dos variados e complexos dados relacionados a natureza, o emprego desse tipo de conhecimento serve para uma previsão bem próxima da realidade apresentada pelos dados utilizados no treinamento da mesma (GONÇALVES *et al*, 1996).

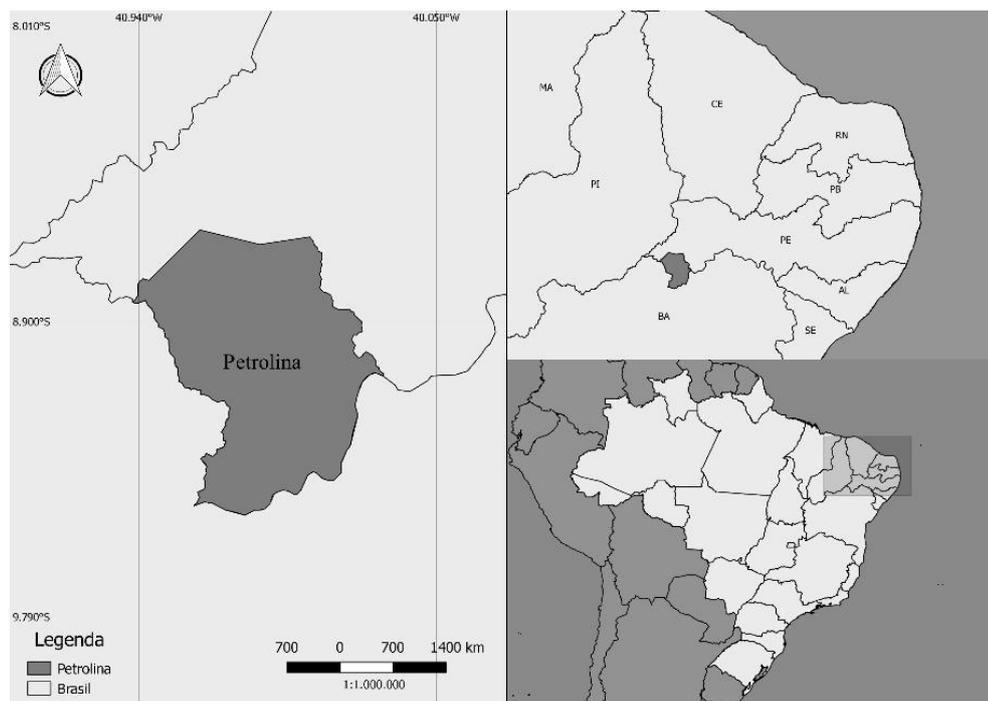
O mapa auto organizável de *Kohonen* ou rede neural de *Kohonen* consiste em um modelo de rede neural competitiva, conhecida também por Redes SOM, e consiste em  $n$  camadas de neurônios conectados por pesos que são conectados em si desde a camada de contribuição (entrada de dados) por um vetor padrão e possui uma camada de produção (saída dos resultados). Durante a fase de aprendizado da rede baseado nos dados apresentados, cada peso é ajustado e se modifica, por distância euclidiana, para diminuir ainda mais a diferença que ocorre entre os pesos (saída) e contribuição (entrada). Com o passar do tempo, as taxas de aprendizado tendem a diminuir e assim chegarem em valores ótimos para a rede (FRANCISCO *et al*, 2004).

### 3 Materiais e Métodos

#### 3.1 Área de estudo

Esta pesquisa foi aplicada à estação anemométrica localizada no município de Petrolina - PE. A cidade está localizada na região Nordeste do Brasil, conforme a Figura 5.

Figura 5 - Localização do Município de Petrolina – PE.



Fonte: Autor, 2019.

Petrolina é um município brasileiro pertencente ao Estado de Pernambuco, Região Nordeste do País. Distante 712 km a oeste da capital Recife. Possui uma extensão territorial de 4.561,872 km<sup>2</sup>, estando 244,8 km<sup>2</sup> em perímetro urbano e os 4.317,072 km<sup>2</sup> restantes integrando a zona rural. Segundo dados do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística, o IBGE, em 2014 sua população foi estimada em 326.017 habitantes. É o quinto maior município do Estado e o segundo do interior pernambucano, atrás apenas de Caruaru.

#### 3.2 Aquisição dos dados

Os dados anemométricos referentes ao município de Petrolina – PE foram obtidos da base de dados Sistema de Organização Nacional de Dados Ambientais (SONDA). Esse sistema parte de um projeto do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE) para implementação de infraestrutura física e de

recursos humanos destinada a levantar e melhorar a base de dados dos recursos de energia solar e eólica no Brasil (<http://sonda.ccst.inpe.br/>). Os dados de vento são medidos a cada 10 minutos durante o período de janeiro/2005 a dezembro/2010.

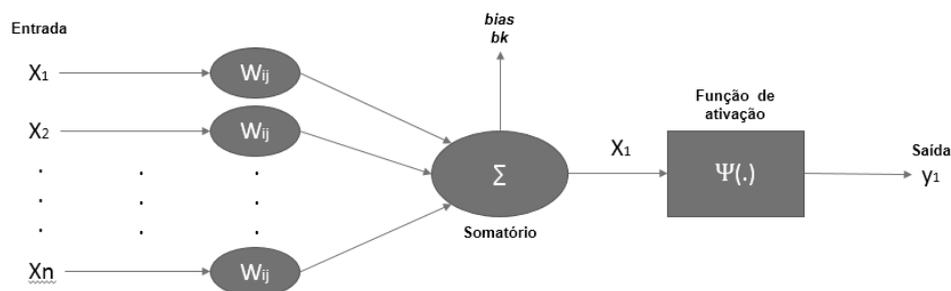
### 3.3 Modelo a ser implementado

Os mapas auto organizáveis de *Kohonen* tem como objetivo principal o agrupamento de vetores com características parecidas em uma mesma classe (neurônio vencedor) ou em classes semelhantes (neurônios vizinhos). (HAYKIN, 1994).

Como exemplificado anteriormente, as redes neurais SOM contêm uma camada de entrada em multidimensão e uma camada de saída que normalmente é unidimensional ou bidimensional.

Na última camada (saída) (Figura 6) que também é conhecida como camada competitiva, os neurônios concorrem entre si até que um deles seja considerado o vencedor, assim, o vencedor é o que está mais próximo, medição realizada por meio do cálculo da Distância Euclidiana, para um determinado vetor do eixo de entrada  $\mathbf{x}$ . A força dessas conexões é medida por pesos  $w_{ij}$  entre os neurônios de entrada  $j$  e os neurônios da camada de saída  $i$ .

Figura 6 - Estrutura de um neurônio RNA.



Fonte: Autor, 2019

Durante o treinamento do modelo SOM, distancias  $D_{ji}$  euclidianas são calculadas entre os vetores de entrada e com isso os pesos são ligados a cada um dos neurônios de saída. Conforme mostrada na equação 1.

$$DI_i = \sqrt{\sum_{j=1}^J (x_j - w_{ij})^2} : \text{Para } i = 1,2,3,\dots, M \quad 1$$

Onde:

$x_j$ : j-ésimo componente do vetor  $x$  de entrada;

$J$ : dimensão do vetor  $x$  de entrada;

$M$ : número total de neurônios de camada de saída;

O neurônio de saída  $i$  que tem a menor distância euclidiana em relação ao vetor de entrada vai ser considerado o vencedor. Pesos conectados a esse neurônio  $i^*$  e neurônios dentro de um raio  $V_i^*$  são atualizados segundo a lei proposta por Kohonen (equação 2).

$$W_{ij}(n) = W_{ij}(n - 1) + \alpha \cdot [x_j(n) - W_{ij}(n - 1)] \quad 2$$

Para  $i \in V_i^*$  e  $j=1, 2, \dots, J$

Onde:

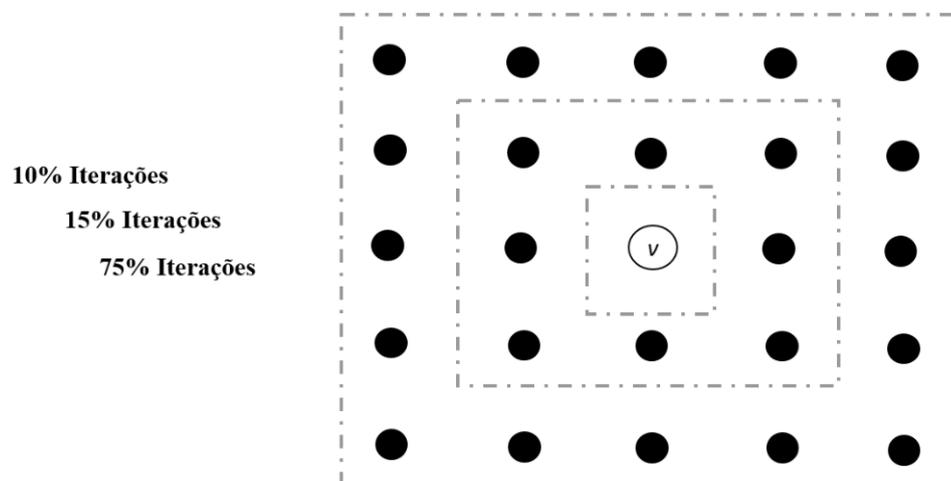
$\alpha$ : taxa de aprendizagem (0.25)

$n$ : índice que representa a sequência de apresentação das amostras a rede

A regra de *Kohonen* tem a função de forçar os pesos do neurônio vencedor e de seus vizinhos para se deslocarem ao vetor de entrada que é apresentado a rede e fazendo assim, que em cada interação a distância euclidiana se torne cada vez menor.

A Figura 7 mostra com as distâncias desses neurônios são obtidos a fim de determinar a vizinhança.

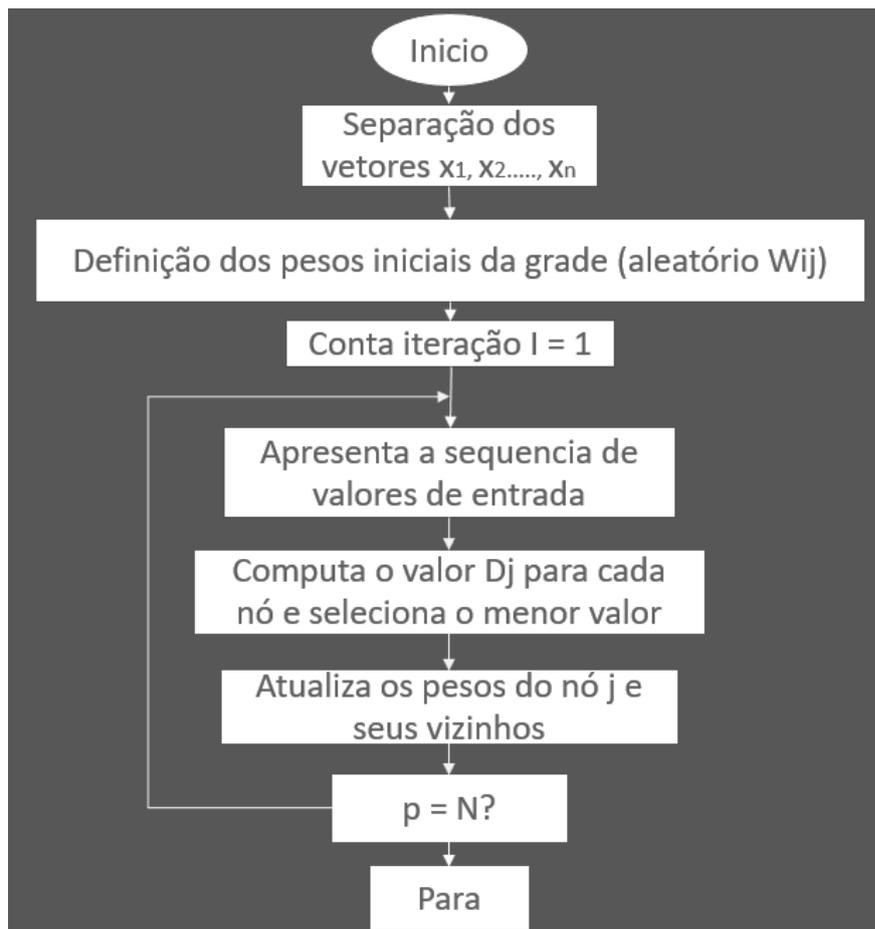
Figura 7 - Distâncias entre neurônios de um modelo SOM para determinação da vizinhança.



O treinamento ocorrerá em 2 fases:

1º fase: ordenação e ajustes: (60% dos dados) para iteração e a vizinhança inicial é definida com um raio de distância definida e que será ajustada de maneira que descreve um valor inicial. Nessa fase também ocorrerá o peso do neurônio vencedor e se modificando de acordo com o espaço de entrada mantendo a ordenação inicial bem definida. Como é mostrado na Figura 8.

Figura 8 - Modelo a ser implementado.



Fonte: Autor, 2019

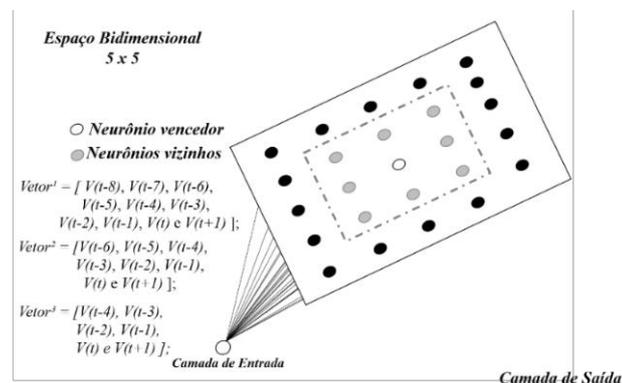
2º fase: Após treinada a rede se utilizará do restante dos dados (40% dos dados) para previsão observando alguns fatores (FARIAS et al., 2013).

- Calcular as distâncias Euclidianas entre os vetores de entrada e pesos ligados ao neurônio de saída desconsiderando o elemento  $j$  a ser previsto. Isto pode ser feito através da inclusão de uma variável booleana  $m_j$ , conforme mostrado na Equação 1. A variável  $m_j$  é usada para incluir ( $m_j = 1$ ) ou excluir ( $m_j = 0$ ) a contribuição de um dado elemento  $j$  do vetor de entrada no calculo das distâncias Euclidianas;

- Determinar o neurônio vencedor com base na menor distância Euclidiana;
- Usar o peso do neurônio vencedor ligado ao elemento ausente  $j$  do vetor de entrada como a previsão.
- Neste estudo a RNA-SOM apresenta seus vetores da camada de entrada com 6, 8 e 10 neurônios representando os valores medidos de velocidade do vento (m/s) em:
  - a) #SOM3(8):  $V(t-8), V(t-7), V(t-6), V(t-5), V(t-4), V(t-3), V(t-2), V(t-1), V(t)$  e  $V(t+1)$ ;
  - b) #SOM2(6):  $V(t-6), V(t-5), V(t-4), V(t-3), V(t-2), V(t-1), V(t)$  e  $V(t+1)$ ;
  - e
  - c) #SOM1(4)  $V(t-4), V(t-3), V(t-2), V(t-1), V(t)$  e  $V(t+1)$ .

A Figura 9 apresenta a estrutura da rede que será usada no trabalho com um exemplo de neurônio vencedor com seus vizinhos.

Figura 9 - Estrutura do modelo SOM e exemplo com um neurônio vencedor e seus vizinhos.



Fonte: Autor, 2019.

O treinamento do modelo proposto será feito em modo sequencial, para que com isso, possa se garantir um aprendizado consistente, o conjunto de dados será apresentado à rede neural SOM 1200 vezes.

### 3.4 Indicadores de desempenho

Realizado o treinamento, a RNA é testada e os resultados estimados, no treinamento e no teste, são avaliados com o auxílio de seguintes testes estatísticos: a) coeficiente de correlação ( $r$ ); b) erro médio quadrático (RMSE) e c) viés relativo (VR), definido nas Equações 3, 4 e 5.

$$r = \frac{\sum_i^N (X_i - X_{med}) \cdot \sum_i^N (Y_i - Y_{med})}{\sqrt{\sum_i^N (X_i - X_{med})^2 \cdot \sum_i^N (Y_i - Y_{med})^2}} \quad 3$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (X_i - Y_i)^2}{N}} \quad 4$$

$$VR = \frac{X_{med} - Y_{med}}{Y_{med}} \quad 5$$

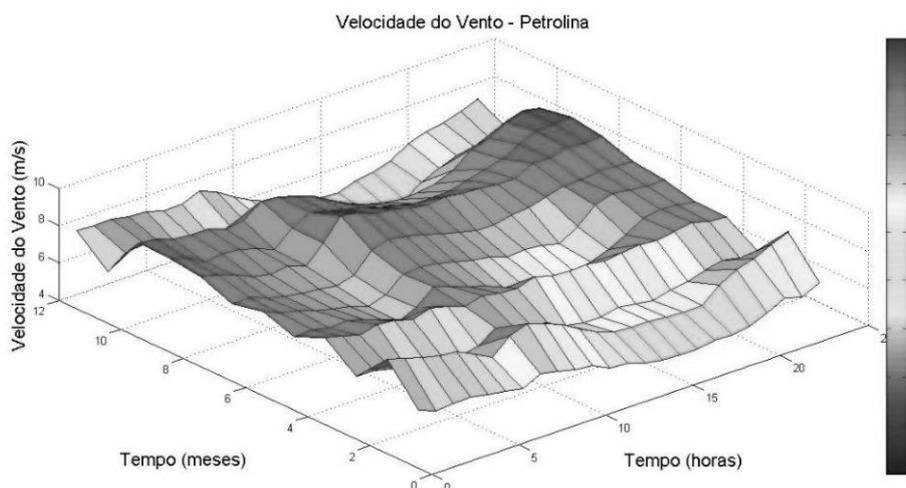
Onde  $X_{med}$  é o valor médio do conjunto de dados observados,  $Y_i$  é o valor previsto,  $Y_{med}$  é o valor médio do conjunto de dados previstos e  $N$  é o número total de dados previstos.

## 4 Resultados e Discussão

### 4.1 Caracterização do Potencial Eólico

#### 4.1.1 Comportamento Anual, Mensal e Diário

Figura 10 - Superfície representando a variação da velocidade do vento durante o ano de 2010 e durante as horas do dia da cidade de Petrolina – PE.



Fonte: Autor, 2019.

A Figura 10 indica que durante todo o ano a variação média das velocidades de vento tende a se manter constante, com as melhores médias sendo do período de abril a outubro com junho tendo o melhor resultado do período (3,95 m/s) e agosto tendo o pior resultado do período (3,74 m/s). Além disso, os máximos e mínimos valores tendem a seguir uma uniformidade durante todo o ano. O que auxilia muito na hora da escolha do local de implantação da nova estação eólica.

A Tabela 4 mostra os valores estatísticos para cada mês do ano de 2010 para a cidade de Petrolina.

Tabela 4 - Parâmetros estatísticos dos dados de velocidade de vento (m/s) de Petrolina – PE

	Jan	Fev	Mar	Abr	Mai	Jun	Jul	Ago	Set	Out	Nov	Dez
Média	3,76	3,72	3,35	3,83	3,95	3,77	3,95	3,86	3,74	3,77	3,02	4,03
Máximo	7,00	6,99	6,98	6,98	7,00	7,00	7,00	7,00	7,00	7,00	7,00	6,98
Mínimo	0,02	0,00	0,03	0,00	0,00	0,00	0,00	0,01	0,01	0,03	0,02	0,03
Mediana	4,03	4,34	3,50	4,20	4,45	4,43	4,71	4,84	4,87	4,47	4,46	3,46
Desvio Padrão	0,30	0,38	0,28	0,22	0,24	0,49	0,33	0,30	0,39	0,37	0,29	0,22
Variância	1,13	2,01	0,93	0,60	0,67	2,19	1,80	1,58	2,91	2,41	1,33	0,49

Fonte: Autor, 2019.

A Tabela 5 ilustra um resumo dos principais parâmetros estatísticos obtidos com os dados de velocidade do vento para a localidade, dessa forma, esse resumo considera três períodos de análise, que são:

- a) Dados do primeiro semestre (1° SMT)
- b) Dados do Segundo semestre (2° SMT)
- c) Dados Anual (2010)

*Tabela 5 - Parâmetros estatísticos dos dados de velocidade do vento.*

	1 SMT	2 SMT.	Anual
Média	4,69	5,97	4,40
Máxima	12,67	12,79	12,67
Mínima	0,0006	0,036	0,036
Mediana	5,92	4,60	4,39
Desvio Padrão	0,19	0,24	0,14
Variância	0,32	0,64	0,22

*Fonte: Autor, 2019.*

Com base na análise da Tabela 4 pôde-se perceber que não há uma grande variação nas velocidades de vento durante o ano, como podemos ver nos valores médios de cada semestre e ano. As velocidades encontradas durante o segundo semestre são ligeiramente mais altas o que se pode explicar pelo fato de que nesse período, os índices pluviométricos serem menores. Além disso, a velocidade média semestral de 5,97 m/s, e a variância indicam que as velocidades tendem a ficar em torno do valor médio, sem grandes disparidades no geral. Assim, velocidades próximas ou acima de 6 m/s já configuram como uma condicionante favorável para a implantação e operação de uma usina eólica (MACEIRA et al., 2011).

#### **4.1.2 Comportamento da Direção do Vento**

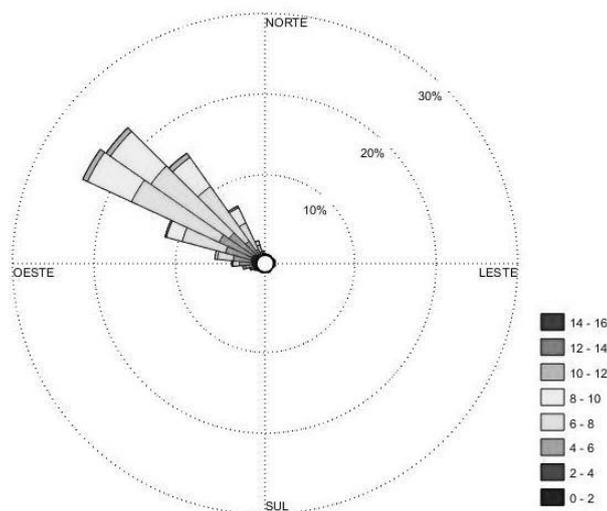
Outro fator importante para a estação de aerogeradores, é sem dúvidas a direção predominante dos ventos, isso se faz necessário pois muitos dos modelos de turbinas eólica, possuem sistema fixo. E saber a direção predominante de onde o vento sopra é necessário para que elas sejam instaladas de uma maneira que possa se tirar o máximo proveito dos ventos da região (Carvalho, 2003).

Quando se estuda a determinação da direção predominante dos ventos, é de comum uso os dados de direção serem plotados em uma rosa dos ventos

que se divide em 4 quadrantes para se ter uma melhor noção de para onde há uma maior convergência dos ventos durante o período (Carvalho, 2003).

Para a melhor visualização da direção do vento, foi construído um histograma que posteriormente foi inserido na rosa dos ventos e que é representado na Figura 11.

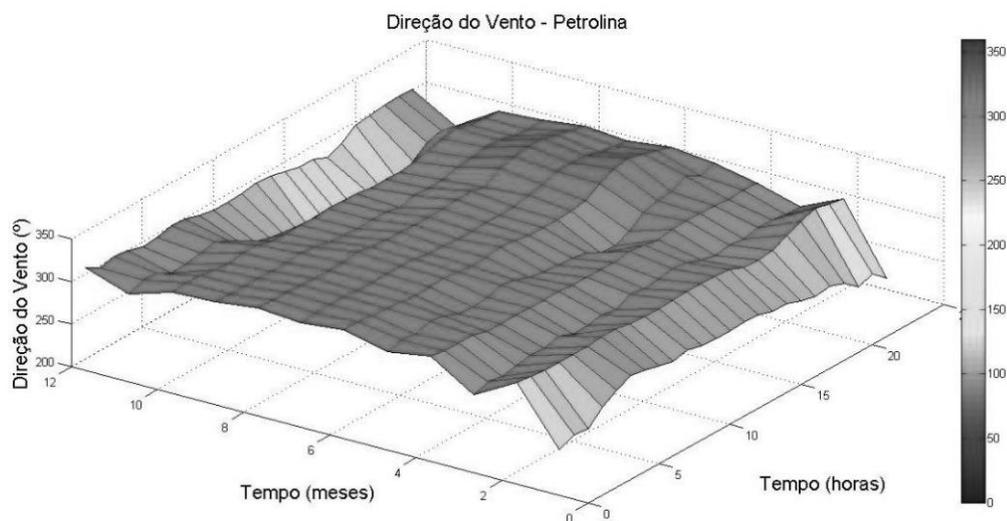
Figura 11 - Representação da direção e intensidade de vento na cidade de Petrolina – PE.



Fonte: Autor, 2019.

Como demonstrado na Figura 12, Petrolina tem uma direção predominante durante o ano que é a direção noroeste, com médias de velocidades em sua maioria de 6 a 7 m/s e uma certa uniformidade durante todo como se mostra na superfície apresentada.

Figura 12 - Superfície representando a variação da direção do vento diária da cidade de Petrolina - PE.

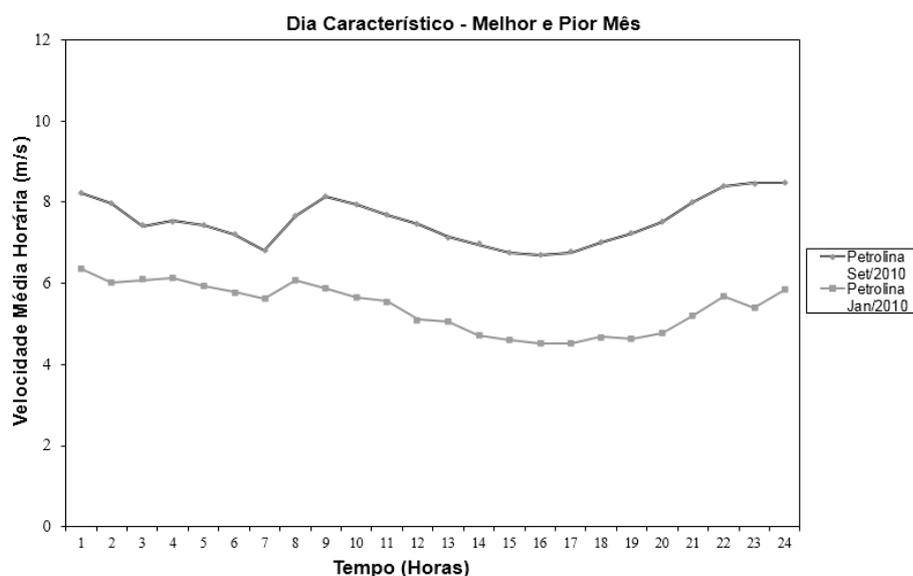


Fonte: Autor, 2019.

### 4.1.3 Dia Característico

A Figura 13 mostra o dia característico nos meses de melhor e pior média de velocidades do vento para o local. Através do dia característico com médias de velocidades horárias, se pode observar como é o comportamento da velocidade do vento ao longo do dia. Nos meses de mais e menos velocidades do vento no local.

Figura 13 - Dia característico com o Melhor e o Pior mês do ano de 2010.



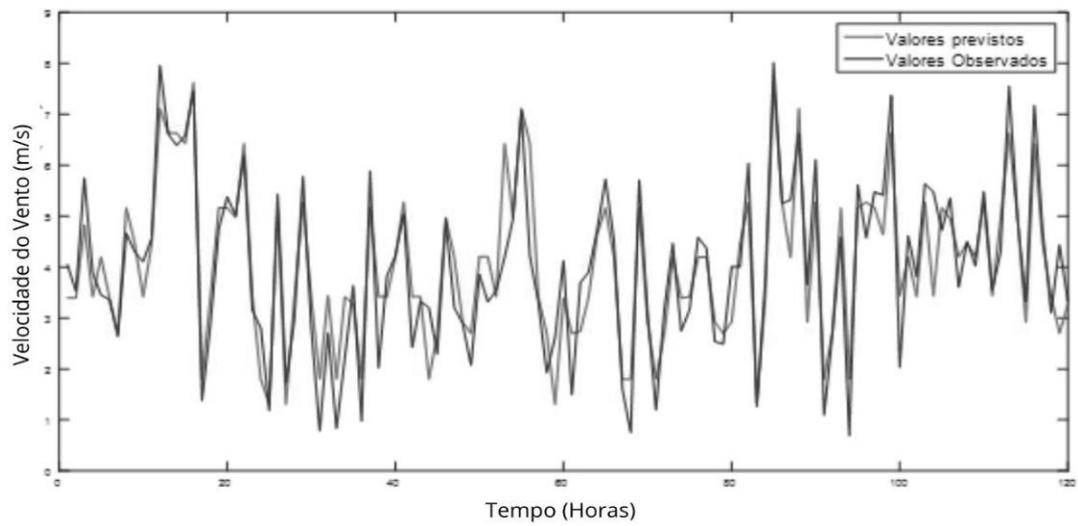
Fonte: Autor, 2019.

Observa-se que, a velocidade de vento não apresenta alterações significativas durante os meses, mas com médias diferentes nos meses de setembro (melhor mês) e janeiro (pior mês). Destaca-se que mesmo no mês com as médias de velocidade do vento mais baixas os valores ficam em torno de 6 m/s. Além disso, as maiores velocidades do vento tendem a aparecerem entre as 20:00 h e 3:00 h da manhã, com picos rápidos próximos das 8:00 h.

## 4.2 Modelos RNA-SOM para Previsão de Velocidade do Vento

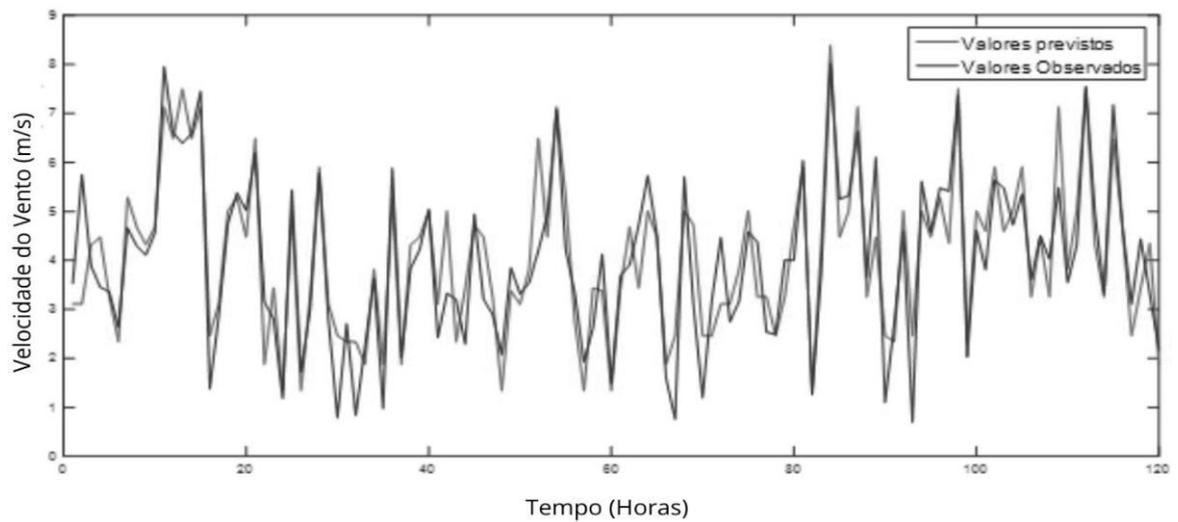
As Figuras 14 a 16 mostram um comparativo entre as velocidades do vento observadas e previstas obtidas com os modelos de Rede Neural Artificial – Mapas Organizáveis de *Kohonen* (RNA-SOM) para os três atrasos de tempos (4, 6 e 8), para a localidade. Vale notar que estes gráficos mostram os resultados do período de teste, para uma série de dados totalmente independente daquelas utilizadas para treinamento do modelo.

Figura 14 - Janela de dados previstos e observados das velocidades do vento (a cada uma hora) na cidade de Petrolina para 4 atrasos no tempo.



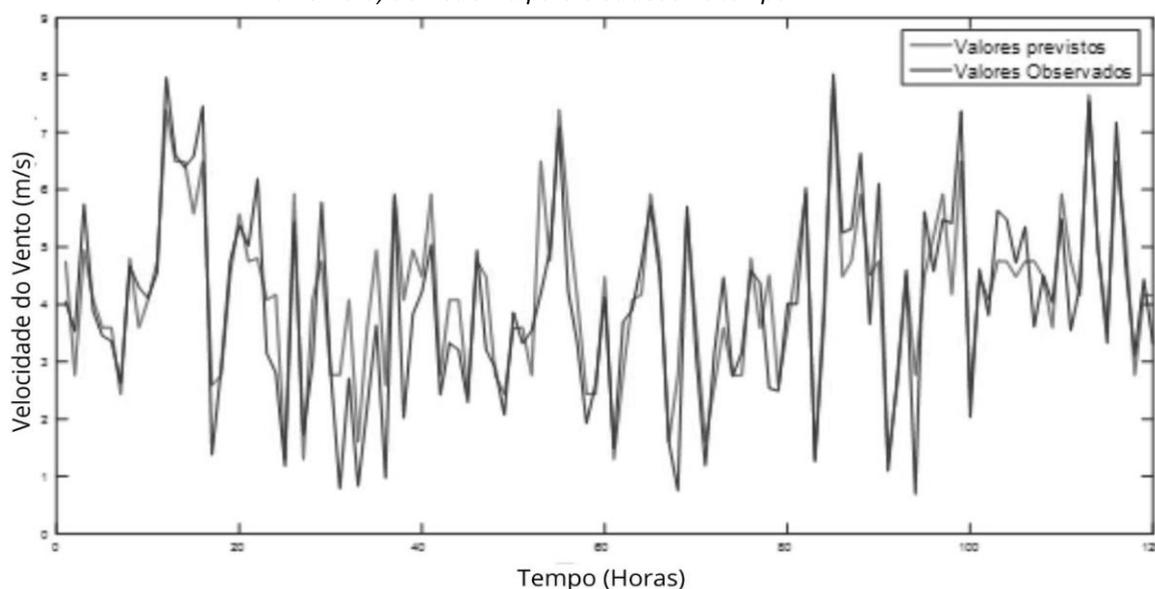
Fonte: Autor, 2019.

Figura 15 - Janela de dados previstos e observados das velocidades do vento (a cada uma hora) na cidade de Petrolina para 6 atrasos no tempo.



Fonte: Autor, 2019.

Figura 16 - Janela de dados previstos e observados das velocidades do vento na cidade (a cada uma hora) de Petrolina para 8 atrasos no tempo.



Fonte: Autor, 2019.

As RNA-SOM obtiveram bons desempenho nas três simulações, no entanto, a simulação que utilizou menos atrasos no tempo foi a que obteve os resultados mais positivos indicando que o incremento de mais dados atrasados no tempo nem sempre indicará previsões com boa precisão. Considerando a arquitetura da rede e forma de realização das previsões, melhorias no desempenho do modelo poderiam ser obtidas se utilizássemos séries históricas de outros dados meteorológicos, tais como, dados de temperatura e direção.

Os resultados obtidos nas três simulações da rede RNA-SOM, assim como o seu desempenho, foram avaliados por meio dos índices de correlação ( $r$ ), viés relativo (VR) e RMSE. Os dados obtidos pela rede aplicada estão apresentados na Tabela 6.

Tabela 6 - Correlação, viés relativo e RMSE entre as velocidades calculadas e observadas.

LOCALIDADE	TESTE		
	R	VR	RMSE
#SOM1 (4)	0,9365	-7.5183e-04	0,06997
#SOM2 (6)	0,8864	0,0075	0,07559
#SOM3 (8)	0,8670	0,0153	0,08526

Fonte: Autor, 2019.

Analisando o desempenho das redes implementadas, a rede #SOM1(4) obteve um desempenho superior as outras simulações. Pode-se observar por meio dos testes estatísticos que a RNA-SOM obteve melhor desempenho quanto menos atrasada no tempo for. Assim, pode-se entender que o incremento de variáveis atrasadas no tempo, para este tipo de rede neural, reduz a precisão do modelo.

Considerando o aprendizado que a rede RNA-SOM utiliza o aprendizado não supervisionado, justifica-se que o incremento no número de exemplos no treinamento da rede, ou seja, um aumento na extensão da série de dados pode nos permitir uma melhoria no desempenho das RNA-SOM, considerando o seu desempenho em trabalhos como o Hsu, *et al.*, 2002 e o Farias *et. al.*, 2013. Esse incremento na série de dados também pode contribuir para que a RNA-MLP melhore a sua limitação em coincidir os valores de “picos” ou máximos.

## **5 Considerações finais**

Com o crescente desenvolvimento e a cada dia mais a necessidade dos centros urbanos e industrias de se usar a energia para os seus funcionamentos, faz-se necessário a cada dia mais a geração e otimização da energia elétrica para o mesmo. No brasil, apesar da energia elétrica ser quase em sua maior de origem renovável. As fontes hidroelétricas são que geram grandes quantidades de impactos ambientais e que nem sempre são confiáveis para a geração durante todo o ano, como se comprova na crise que ocorreu no país no ano de 2015/16 com racionamento de águas em cidades da região sudeste Por isso, o incentivo de pesquisa e novas tecnologias como o PROINFA se fazem necessários para isso.

O presente trabalho teve a intenção de comprovar a viabilidade das fontes de energia eólica na cidade de Petrolina e foi feito a análise do potencial eólico local com o uso de dados de velocidades de vento e direção fornecidos pelo SONDA além de uma análise de uma rede neural não supervisionada para a previsão de velocidades do vento para o mesmo.

Com essa análise pode-se observar que a cidade de Petrolina tem o potencial necessário para a geração de energia elétrica meio de fontes eólicas por possuir medias de velocidade favoráveis (próximos de 6 m/s durante o

segundo semestre) e direção (predominantemente noroeste) o que geraria uma facilidade na alocação de aerogeradores na região.

Quanto ao método RNA – SOM nas três simulações feitas, todas tiveram bons resultados mesmo com a “pouca” quantidade de dados fornecidos para a rede para que a mesma pudesse aprender de uma maneira mais confiável o comportamento do vento no local ou com o incremento de outras fontes externas a velocidade do vento com a temperatura e direção.

Portanto, mesmo com a quantidade limitada de dados (5 anos) a Rede Neural teve uma curva de aprendizado favorável, e que se mostra promissora quanto a sua utilização em relação a outros tipos de redes neurais. Além disso, a cidade de Petrolina também se mostra promissora quanto a sua utilização para a implantação de estações eólicas para a obtenção de energia elétrica como é mostrado pelos testes estatísticos, gráficos de superfície e direção predominante.

## Referencias

**Agência Nacional de Energia elétrica.** Disponível em: <<https://www.aneel.gov.br/proinfa>>. Acesso em: 24 de novembro de 2019.

**Agência Nacional de Energia elétrica.** Disponível em: <<http://www.aneel.gov.br>>. Acesso em: 10 de outubro de 2019.

ALEXIADIS, MC et al. **Previsão de curto prazo da velocidade do vento e energia elétrica relacionada.** *Energeia Solar*, v. 63, n. 1, p. 61-68, 1998.

ALVES, Jose Jakson Amancio. Análise regional da energia eólica no Brasil. **Revista Brasileira de Gestão e Desenvolvimento Regional**, v. 6, n. 1, 2010.

AMARANTE, Odilon A. et al. Atlas do potencial eólico brasileiro. In: **Atlas do potencial eólico brasileiro.** Ministério de Minas e Energia Eletrobras, 2001.

**Associação Brasileira de Energia Eólica.** Disponível em: <<http://abeeolica.org.br>>. Acesso em: 24 de novembro de 2019.

Banco de Informações de Geração, BIG. Disponível em: <<http://www2.aneel.gov.br/aplicacoes/capacidadebrasil/capacidadebrasil.cfm>>. Acesso em: 10 de outubro de 2019.

CARNEIRO, T. C. **Caracterização de Potencial Eólico para Fins de Geração Eolielétrica: Estudo de Caso para Maracanaú (CE), Parnaíba (PI) e Petrolina (PE).** Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica), Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, 2014.

CARVALHO, P.C.M. **Geração Eólica.** 146p. 1ª edição, Fortaleza – CE, Editora Imprensa Universitária, 2003.

CIDADES - IBGE. instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. Disponível em: <<https://cidades.ibge.gov.br/brasil/pe/petrolina/panorama>>. Acesso em: 15 de março de 2019.

COSTA, R. C. Modelos Preditivos de Velocidade de Vento para Sistemas Eólicos Baseados em Redes Neurais Artificiais. **Trabalho de Conclusão de Curso.** Universidade Federal da Paraíba, 2016.

DOROCHE, Marcos Roberto; ANSCHAU, Cleusa Teresinha. Oferta de Energia Elétrica no Brasil. **Revista Tecnológica**, v. 2, n. 1, p. 402-414, 2015.

Empresa de Pesquisa Energética (Brasil). **Balanco Energético Nacional 2018: Ano base 2017** / Empresa de Pesquisa Energética. – Rio de Janeiro: EPE, 2018.

Farias, C. A. S.; Santos C. A. G.; Lourenço, A. M. G.; Carneiro, T. C. **Kohonen Neural Networks for Rainfall-runoff Modeling: Case Study of Piancó River Basin**, Journal of Urban and Environmental Engineering, v.7, n.1, p.176-182, 2013.

FRANCISCO, C. A. C.; **Rede de Kohonen: Uma ferramenta no estudo das relações tróficas entre espécies de peixes**. Unpublished M. Sc. Dissertation, Universidade Federal do Paraná, Curitiba, 126p, 2004.

GOLDEMBERG, José. **Energia e desenvolvimento**. Estudos Avançados, v. 12, n. 33, p. 7-15, 1998.

GONÇALVES, Márcio L.; ANDRADE NETTO, M. L.; ZULLO JÚNIOR, J. **Um sistema neural modular para classificação de imagens utilizando mapas de Kohonen**. SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, v. 8, p. 845-849, 1996.

HAYKIN, Simon. **Neurais networks: a comprehensive foundation**. Prentice Hall PTR, 1994.

HSU, Chih-Wei; LIN, Chih-Jen. A comparison of methods for multiclass support vector machines. IEEE transactions on Neural Networks, v. 13, n. 2, p. 415-425, 2002.

INPE - Sistema de organização Nacional de Dados Ambientais. Disponível em: <<http://sonda.ccst.inpe.br/>> Acesso em: 13 de março de 2019.

KARINIOTAKIS, G. N.; STAVRAKAKIS, G. S.; NOGARET, E. F. Wind power forecasting using advanced neural networks models. IEEE transactions on Energy conversion, v. 11, n. 4, p. 762-767, 1996.

LAGE, E. S.; PROCESSI, Lucas Duarte. **Panorama do setor de energia eólica**. 2013.

Maceira, M. E. P., Penna, D. D. J., Pessanha, J. F. M., Melo, A. C. G., 2011. **Modelagem estatística de ventos para utilização nos modelos de planejamento e operação**. Florianópolis – Santa Catarina. XXI SNTPEE – Seminário Nacional de Produção e Transmissão de Energia Elétrica.

MARRANGHELLO, M. e Consul, R. A. **Uso da Energia Eólica no Estado do Rio Grande do Sul**. Revista do Centro de Tecnologia da Ulbra. Rio Grande do Sul: ULBRA, vol. 5, nº1, 2004.

MORALES, Juan M.; MINGUEZ, Roberto; CONEJO, Antonio J. **A methodology to generate statistically dependent wind speed scenarios**. Applied Energy, v. 87, n. 3, p. 843-855, 2010.

MORE, Anurag; DEO, M. C. **Forecasting wind with neural networks**. Marine structures, v. 16, n. 1, p. 35-49, 2003.

OLIVEIRA, J. B. de. **Sistemas inteligentes e wavelets para previsão de vento e geração eólica**. 2008. Dissertação de Mestrado. Universidade Federal de Pernambuco.

ORTIZ, G. P.; KAMPEL, M. **Potencial de energia eólica offshore na margem do Brasil**. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. V simpósio Brasileiro de Oceanografia, Santos, 2011.

PAGLIOSA, A. L.; **Obtenção das funções de pertinência de um sistema neurofuzzy modificado pela rede de Kohonen**. 2003.

PEREIRA, Enio Bueno et al. Atlas brasileiro de energia solar. São José dos Campos: Inpe, 2006.

PIRES, J. C. L.; GOSTKORZEWICZ, J.; GIAMBIAGI, F.; **O cenário macroeconômico e as condições de oferta de energia elétrica no Brasil**. 2001.

**Projeção da população do Brasil e das Unidades da Federação**. IBGE - Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. Disponível em: <<https://www.ibge.gov.br/apps/populacao/projecao/>>. Acesso em: 09 de dezembro de 2019.

RODRIGUES, Guilherme Camargo. **Utilização de Redes Neurais para Previsão de Ventos no Horizonte de 24 Horas**. Programa de Pós-Graduação em Engenharia–UFRJ. Rio de Janeiro, 2007.

SCHMIDT, C. A. J.; LIMA, M. A.; **A demanda por energia elétrica no Brasil**. Revista brasileira de economia, v. 58, n. 1, p. 68-98, 2004.

TOLMASQUIM, M. T.; GUERREIRO, A.; GORINI, R.; Matriz energética brasileira: uma prospectiva. **Novos estudos CEBRAP**, n. 79, p. 47-69, 2007.

VON ZUBEN, F. J. **Rede Neural de Kohonen e Aprendizado Não-Supervisionado**. Notas de Aula do Curso IA353, 1º semestre de, 2005.

WIEMKEN, E. et al. Power characteristics of PV ensembles: experiences from the combined power production of 100 grid connected PV systems distributed over the area of Germany. Solar energy, v. 70, n. 6, p. 513-518, 2001.

**World Energy Balances**. Disponível em: <<https://www.iea.org/data-and-statistics>>. Acesso em: 13 de março de 2019.