

USO DA ANÁLISE DE AGRUPAMENTOS NA AVALIAÇÃO DE AEROGERADORES DE PEQUENO PORTE PARA CERTIFICAÇÃO NO PROGRAMA BRASILEIRO DE ETIQUETAGEM

PERICLES ANDRE DE ASSIS AZEVEDO¹, MAURO CARLOS LOPES SOUZA², JOSÉ FRANCISCO MOREIRA PESSANHA³, JÚLIO ROBERTO SANTOS BICALHO¹, LUIZ ARTUR PECORELLI PERES⁴

¹ Centro Federal de Educação Tecnológica - CEFET/ RJ

² Departamento de Processos Metalúrgicos - Centro Universitário Estadual da Zona Oeste - UEZO

³ Instituto de Matemática e Estatística - UERJ

⁴ Progr. Pós-Grad. em Eng. Mecânica - PPG-EM/UERJ

RESUMO:

O Brasil é um mercado promissor e pouco explorado, no uso de aerogeradores de pequeno porte. A aprovação da Resolução Normativa nº 482/2012 aumentou o interesse dos consumidores rurais e residenciais na sua utilização. Assim, há a necessidade de classificar esses produtos quanto a sua eficiência energética, a fim de resguardar a qualidade desses equipamentos ao consumidor. Neste trabalho é proposta uma metodologia para a criação de um ciclo de teste baseado nos perfis típicos do comportamento diário da velocidade do vento. Esses perfis serão reproduzidos, com auxílio de túnel de vento, onde os aerogeradores de até 1 kW serão testados, em laboratório, para certificação de acordo com sua eficiência.

Palavras chave: Aerogeradores de pequeno porte, eficiência energética, análise de agrupamentos, etiquetagem.

ABSTRACT:

Brazil is a promising and little explored market, concerning the use of small wind turbines. The approval of Normative Resolution No. 482/2012 increases the interest of consumers in rural and residential use. Thus, the necessity of classify these products as their energy efficiency in order to safeguard the quality of the equipment to the customer. This paper proposes a methodology for creating a test cycle based on the typical profiles of the daily behavior of the wind speed. These profiles will be played with the aid of a wind tunnel, where up to 1 kW wind turbines will be tested in the laboratory for certification according to their efficiency.

Keywords: Small wind turbines, energy efficiency, cluster analysis, labeling.

1. INTRODUÇÃO

O Brasil possui um grande potencial eólico ainda pouco explorado, principalmente quando se trata de aerogeradores de pequeno porte para uso em localidades rurais afastadas, uso urbano e residencial, tornando-o um mercado extremamente promissor para este produto (ALÉ et al, 2009). A norma IEC-61400-2 classifica como aerogeradores de pequeno porte (AEPP) aqueles que apresentam rotores com área de varredura menor que 200 m² e potência nominal de até 50kW (WWEA, 2012). Contudo, o limite superior para a potência nominal dos AEPP varia de 15 kW

a 100 kW dependendo do país (WWEA, 2012). O mercado de aerogeradores, de pequeno porte, apresenta uma elevada taxa de crescimento. Atualmente, há mais de 50 fabricantes deste tipo de produto, com amplo portfólio contemplando 125 modelos (ALÉ et al., 2009). Segundo a WWEA (2012), ao final de 2009 já haviam sido instalados 521.102 AEPP em todo o mundo, dos quais 60.000 instalados naquele ano corresponderam a um faturamento de 215 milhões de dólares em vendas. O total de AEPP instalados atingiu 656.084 unidades em 2010, um crescimento de 26% em relação a 2009. A falta de incentivos governamentais e o

desconhecimento por parte da população são os fatores principais no retardo do crescimento de vendas de AEPP no país. Contudo, este quadro pode ser alterado, pois, recentemente, a Agência Nacional de Energia Elétrica - ANEEL aprovou a Resolução Normativa nº 482/2012, que estabelece as condições gerais para acesso de micro e minigeração aos sistemas de distribuição, criando também o sistema de compensação que permite ao consumidor receber créditos pela geração excedente.

A microgeração distribuída, seja em locais afastados, seja no uso urbano com redes inteligentes (smart grid), atende a uma série de problemas ambientais e de fornecimento de energia. A certificação dos AEPP em programas de classificação e etiquetagem surge para garantir a qualidade do produto, melhor rendimento e segurança, além de dificultar a penetração do mercado por equipamentos de baixa qualidade, pois fornece parâmetros de escolha para o consumidor. Para avaliar aerogeradores de pequeno porte e classificá-los em um programa de certificação, o rendimento e a eficiência energética se tornam o foco.

Os programas de certificação normalmente têm como objetivos:

- Prover informações úteis que influenciem a decisão de compra dos consumidores, que podem levar em consideração outros atributos, além do preço, no momento da aquisição dos produtos.
- Estimular a competitividade da indústria, através da indução do processo de melhoria contínua promovida pela escolha consciente dos consumidores.
- Incentivar a inovação e a evolução tecnológica dos produtos e funcionar como instrumento para redução do consumo de energia
- Contribuir para o efetivo cumprimento da Lei de Eficiência Energética, que incentiva o uso Racional de Energia.

A certificação é uma forma de evidenciar o atendimento a requisitos mínimos de qualidade e desempenho (em alguns casos, adicionalmente, também de segurança), estabelecidos em normas e regulamentos técnicos. A Etiqueta Nacional de Conservação de Energia (ENCE) classifica os equipamentos, veículos e edifícios em faixas coloridas, em geral de "A" (mais eficiente) a "E" (menos eficiente), e fornece outras informações relevantes. A etiqueta usada em produtos certificados é ilustrada na figura 1.

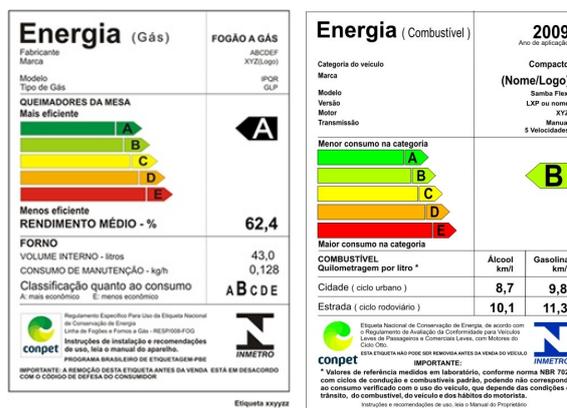


Figura 1 – Etiquetas de Classificação Usadas no Programa Brasileiro de Etiquetagem Fonte: INMETRO

O presente artigo propõe a criação de um ciclo de testes (ou ciclo de ventos) baseado nos perfis típicos do comportamento diário da velocidade do vento (GÓMEZ-MUÑOZ, 2002) de uma determinada localidade. Os perfis diários de vento podem ser usados para testar os aerogeradores de até 1 kW, em laboratório, com auxílio de um túnel de vento, segundo a metodologia de Villar Alé et al., (2008), a fim de determinar seu rendimento e permitir a certificação do equipamento. Inicialmente, a partir de medições de velocidade do vento, no período de um ano e com resolução temporal de 10 minutos, são obtidos 365 perfis diários que descrevem o comportamento da velocidade média horária ao longo de um dia. Na sequência, os perfis diários são agrupados por semelhança visando formar grupos denominados clusters, onde cada grupo abrange um conjunto de perfis

diários (curvas) semelhantes. O perfil médio de cada cluster é descrito em patamares para permitir sua simulação em túnel de vento. Para formar os agrupamentos, a identificação dos perfis típicos e a representação destes em patamares propõe-se uma aplicação sequencial de três métodos de análise de agrupamentos: Rede Neural Auto-Organizável (CARVALHO et al., 1998), método de Ward (JOHNSON et al., 1998) e K-Means (JOHNSON et al., 1998), todos executados no ambiente R (R CORE TEAM, 2010).

Para ilustrar a aplicação da metodologia proposta foram considerados os registros de velocidade de vento do Sistema de Organização Nacional de Dados Ambientais - SONDA, um projeto do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), coordenado pelo Centro de Previsão do Tempo e Estudos Climáticos (MARTINS et al., 2007). Em particular foram consideradas as medições disponibilizadas para estação eólica localizada no município de Natal na região litorânea do Rio Grande do Norte (58 m de altitude, a 5° 50' 12" de latitude sul e 35° 12' 23" de longitude oeste). A estação é equipada com torre contendo sensores capazes de medir a velocidade e direção do vento a uma altura de 10 metros, a partir da superfície.

2. METODOLOGIA

A metodologia desenvolvida por Villar Alé et al., (2008) utiliza um sistema composto de um aerogerador, um banco de baterias, um banco de cargas resistivas e um controlador de carga e tensão das baterias conforme especificado na norma IEC-61400-12-1. Para levantar a curva de potência do aerogerador se utiliza um túnel de vento cujo fluxo de ar incide sobre a turbina. A velocidade é medida com um anemômetro de copos posicionado entre o bocal de saída do túnel e o aerogerador (Figura 2). Um sistema microcontrolado conectado ao inversor de frequência do túnel permite realizar os testes numa faixa de velocidade de 2,5 m/s

a 15 m/s no plano do aerogerador.

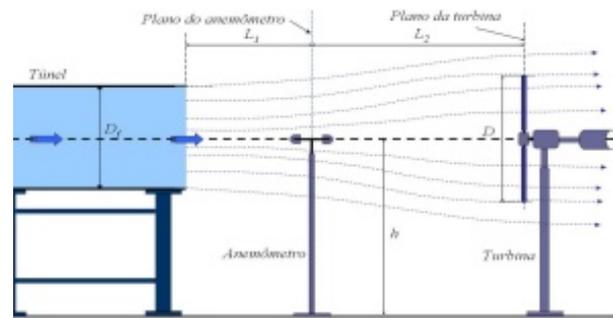


Figura 2 – Esquema do escoamento idealizado sobre o aerogerador
Fonte: Alé et al., (2009)

Na execução do procedimento monitoram-se a velocidade, a temperatura, a umidade relativa do ar, a pressão atmosférica, a tensão do banco de baterias, a rotação e a potência. O processo permite levantar a curva de potência de um AEPP em menos de três horas. Esta metodologia foi desenvolvida para avaliar a curva de potência mecânica do rotor em laboratório, como ilustrado na figura 3.

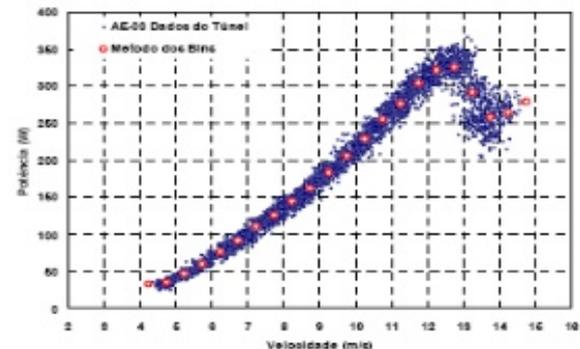


Figura 3 – Curvas de Potência de AEPP, obtidas em laboratório com túnel de vento. Fonte: Alé et al., (2009)

Como complemento a essa metodologia, instala-se o wattímetro na saída do aerogerador e mede-se a potência elétrica gerada pelo conjunto durante a simulação do ciclo de teste (perfil de vento em patamares) reproduzido pelo túnel de vento. O perfil em patamares deve estar o mais próximo possível do perfil real obtido, pois, o túnel de vento irá simular essas condições. Pequenas modificações são necessárias para permitir a realização do teste em laboratório e no menor tempo possível. Esse processo é similar ao que acontece

com os veículos automotores quando são testados em ciclos que simulam rotas reais de ruas urbanas e estradas, a fim de se obter o rendimento, eficiência e consumo do motor. O cálculo do rendimento, cujo resultado é um valor adimensional, é efetuado por:

$$(1)$$

onde P_p é a potência elétrica produzida pelo aerogerador, durante a simulação do ciclo de teste e P_e é a potência fornecida pelo ciclo (potência de entrada).

Os ciclos de testes (ciclos de vento) são obtidos por meio da combinação de três métodos de análise de agrupamentos. Inicialmente, uma série histórica dos registros de velocidade do vento com, pelo menos, um ano de medição é segmentada em um conjunto de 365 perfis diários de velocidade de vento, onde esses perfis são organizados pela rede Self organizing Map – SOM (CARVALHO et al., 1998), uma rede neural artificial com treinamento não supervisionado, em um mapa topologicamente ordenado. O mapa resultante contém m agrupamentos, cujas médias determinam um conjunto de m perfis típicos. Em seguida, o método de classificação hierárquica de Ward (JOHNSON, 1998) é aplicado com a finalidade de agrupar os m perfis típicos em n grupos ($n < m$), de forma a serem obtidos apenas n perfis que descrevem os perfis diários contidos no conjunto de 365 perfis diários analisados. Na última etapa, o algoritmo K-Means (JOHNSON, 1998) é utilizado para obter uma versão dos n perfis diários típicos discretizada em p patamares.

2.1 Técnicas de Análise de Agrupamentos

A análise de agrupamentos (cluster analysis) abrange um conjunto de métodos que têm por objetivo particionar um conjunto de n objetos (perfis diários de vento) em um número k ($k < n$) de grupos ou clusters, tal que os objetos em

um mesmo grupo sejam semelhantes entre si, mas diferentes dos objetos classificados nos demais grupos. Os clusters devem exibir elevada homogeneidade interna (pequena variabilidade dentro de cada grupo) e elevada heterogeneidade externa (grande separação entre os grupos). Destaca-se que esses métodos já são largamente utilizados pelas distribuidoras de energia elétrica, para traçar perfis típicos da demanda de clientes e redes (PESSANHA et al., 2002), uma informação fundamental no cálculo das tarifas.

2.1.1 Mapa de Kohonen (Rede SOM)

A rede Self Organizing Map – SOM é uma rede neural artificial utilizada para classificar vetores de entrada, caracterizados por n atributos, em c clusters. A figura 4 mostra uma arquitetura típica de uma rede SOM que consiste em uma camada de entrada com n neurônios e uma camada de saída com c neurônios. Cada neurônio da camada de saída representa um cluster e está conectado a todos os neurônios da camada de entrada através de sinapses com pesos w .

Quando um vetor de entrada p é apresentado, a rede SOM classifica o vetor de entrada no cluster mais parecido com p , de tal forma que, para uma dada entrada, somente o neurônio com o maior valor de saída se torna ativo (neurônio vencedor), assumindo o nível lógico um, enquanto os demais assumem o nível lógico zero.

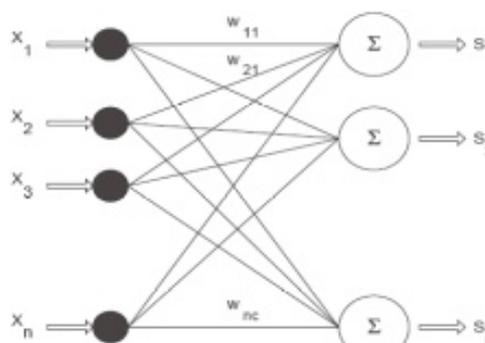


FIGURA 2 – Rede de Kohonen

Figura 4 – Rede de Kohonen

saída do m -ésimo neurônio, sm , pode ser expressa como:

(2)

onde $w_{i,m}$ denota o peso sináptico do i -ésimo elemento do vetor de entrada, x_i , no m -ésimo neurônio de saída. A resposta do m -ésimo neurônio da camada de saída mede a similaridade do vetor de entrada com os pesos associados ao neurônio.

Inicialmente, os pesos $w_{i,m}$ são escolhidos aleatoriamente e durante a fase de treinamento, os pesos são ajustados de tal forma que vetores de entrada similares ativem sempre o mesmo neurônio de saída, ou seja, pertençam ao mesmo cluster. Durante o treinamento a rede SOM aumenta a semelhança do nó escolhido e de seus vizinhos. Desta forma, a rede SOM constrói um mapa topológico onde os neurônios topologicamente próximos respondem de forma semelhante a padrões de entrada semelhantes.

A seguir tem-se o algoritmo de treinamento da rede SOM:

1. Iniciar os pesos (w_{ij}) e os parâmetros da rede SOM: taxa de aprendizado η e vizinhança $\Lambda(t)$. O peso w_{ij} é o da conexão entre o i -ésimo elemento do padrão de entrada (x_i) e o neurônio j .

2. Para cada padrão de treinamento x :

2.1 Identificar o neurônio vencedor (máximo sm).

2.2 Atualizar os pesos do neurônio vencedor e de seus vizinhos.

Se o neurônio j for o vencedor, vizinhança do neurônio vencedor no instante de tempo t , usar:

(3)

Caso contrário, usar:

(4)

2.3 Se o número de ciclos de treinamento for múltiplo de n , reduzir a taxa de aprendizado η e a área de vizinhança $\Lambda(t)$.

3. Repetir o passo 2 até que o mapa não mude ou até um número máximo de iterações.

2.1.2 Método de Ward

O método de Ward (JOHNSON, 1998) forma grupos de modo atingir sempre a maior homogeneidade entre os objetos que compõe cada grupo. Isto equivale a buscar a mínima soma dos quadrados dos desvios entre os objetos de cada grupo e seu respectivo centróide (WITHIN SUM SQUARE - WSS). No método de Ward, os grupos são formados em etapas.

Dado um conjunto de n objetos a serem agrupados, no princípio, têm-se n clusters; ou seja, um grupo para cada objeto na base de dados. Neste estágio inicial o erro interno é nulo em todos os clusters, pois o centróide de cada grupo é o próprio objeto nele contido. Portanto, inicialmente, a WSS, em cada cluster, é nula. Na etapa subsequente, cada possibilidade de aglutinação entre dois grupos é verificada e a possibilidade escolhida é aquela que causa o menor aumento da WSS.

O método de Ward baseia-se em uma matriz simétrica de ordem n , onde o elemento ij guarda a distância entre o cluster i e o cluster j . Inicialmente, as distâncias correspondem aos quadrados das distâncias euclidianas entre os próprios objetos, pois cada cluster tem apenas um elemento. Os clusters mais próximos são os mais semelhantes e, portanto, são os primeiros a serem agrupados. À medida que os clusters vão sendo agrupados, a ordem da matriz de distâncias diminui e as distâncias são recalculadas com base na equação:

(5)

onde p_i e p_j denotam as quantidades de objetos nos clusters i e j , respectivamente e $d^2(c_i, c_j)$ representa o quadrado da distância euclidiana

entre os centróides dos agrupamentos i e j .

A sequência das agregações é ilustrada no dendrograma da figura 5, um gráfico útil na avaliação do número de agrupamentos em um conjunto de dados. Na figura 5, o cruzamento da linha tracejada com o dendrograma marca os pontos de análise dos ramos que abrangem os elementos classificados em um mesmo cluster. O dendrograma oferece soluções para diferentes níveis de agregação dos objetos. Por exemplo, dois grandes ramos ou agrupamentos emergem do dendrograma da figura 5, indicando que eles são bem distintos, pois, segmentos verticais longos expressam o grau de dissimilaridade entre os agrupamentos. Quanto maior o comprimento destes segmentos verticais, mais distintos são os ramos que convergem para um mesmo ponto no dendrograma, ou seja, mais distintos são os clusters agrupados em uma etapa do processo aglomerativo.

Inicialmente, são agrupados os clusters mais semelhantes, portanto, na base do dendrograma os segmentos verticais são curtos. À medida que o processo de aglomeração se desenvolve, clusters cada vez mais distintos são agrupados e os segmentos verticais tornam-se cada vez mais longos. Logo, uma boa estratégia para a definição do nível de agregação, ou seja, do número de agrupamentos, consiste em posicionar a reta tracejada na região em que os segmentos começam a ficar mais longos e, desta forma, evita-se a fusão de clusters distintos em um mesmo agrupamento.

2.1.3 K-Means

Trata-se de um dos mais conhecidos métodos de cluster analysis (JOHNSON, 1998). Por meio do K-Means é possível classificar um conjunto de n objetos em k classes, $C_j, j=1, k$, de tal forma que os centros de cada classe, $c_j, j=1, k$, minimizem a soma dos quadrados dentro dos grupos (WSS):

(6)

onde $\|x_i - c_j\|^2$ denota o quadrado da distância euclidiana entre o objeto x_i e c_j , o centro de gravidade da classe C_j onde o objeto foi alocado. Dado que o objetivo é classificar os n objetos em k clusters, tal que a heterogeneidade interna dos clusters seja mínima, o método busca identificar os k centróides $c_j, j=1, k$, que minimizem a WSS. Computacionalmente o K-Means pode ser implementado segundo o algoritmo a seguir:

Passo 1 - Especificar um conjunto de k centróides iniciais $c_j, j=1, K$ (escolhidos ou gerados aleatoriamente com base na amostra).

Passo 2 - Percorrer a lista de objetos, calcular o quadrado da distância de cada objeto em relação ao centróide de cada cluster e alocar cada objeto ao cluster cujo centróide é o mais próximo.

Passo 3 - Calcular a soma dos quadrados dentro dos agrupamentos (WSS). Parar se o valor da função objetivo estiver abaixo de uma tolerância ou se a melhoria em relação ao valor da interação anterior for desprezível.

Passo 4 - Atualizar os centróides calculando a média dos objetos em cada cluster e voltar ao passo 2.

3. RESULTADOS E DISCUSSÃO

Para ilustrar a aplicação da metodologia proposta foram considerados os registros anemométricos disponibilizados pelo projeto SONDA para Natal – RN. A base de dados

anemométricos analisada contém registros de velocidade do vento com resolução temporal de 10 minutos a uma altura de 10 m. Os dados referem-se ao período compreendido entre 1 de janeiro de 2011 e 31 de dezembro do mesmo ano, formando um quantitativo de 365 perfis diários que são reagrupados por similaridade em 25 clusters por meio da rede SOM como pode ser visto na figura 6, onde cada “caixa” (cluster) mostra um grupo de perfis diários agrupados por serem semelhantes em forma. Nota-se que cada cluster possui perfis que são semelhantes entre si, porém diferentes de outros clusters.

Esta metodologia de tratamento de dados, utilizando um algoritmo de rede neural, se mostra adequada à determinação de perfis típicos diários de vento de uma determinada região, pois, permite uma ótima visualização dos dados analisados e mostra com clareza os perfis encontrados em um conjunto de medições, exibindo as ocorrências raras, ocasionais e pontuais que podem ocorrer durante um ano inteiro.

Na sequência, os 25 perfis são agrupados pelo método de Ward formando superclusters, conforme exibido na figura 7b. A quantidade de superclusters é previamente estabelecida podendo ser alterada para uma melhor otimização dos resultados.

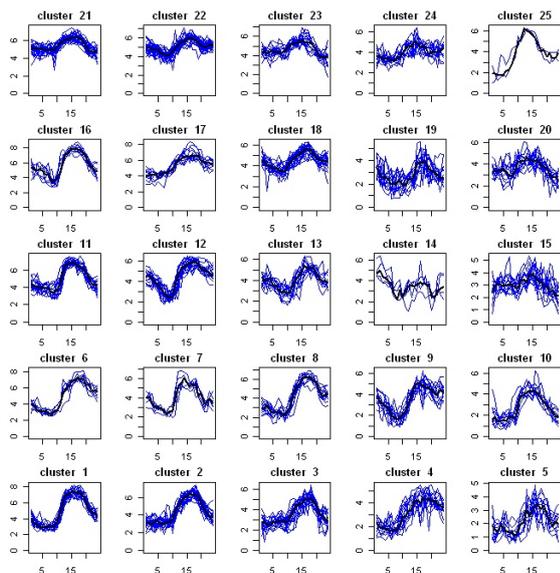
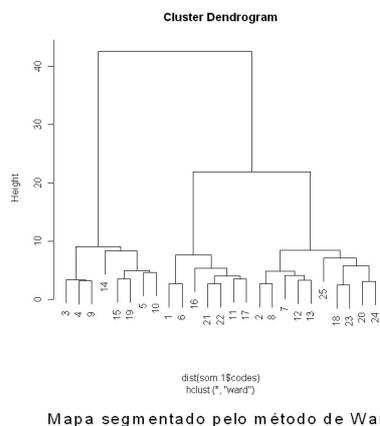
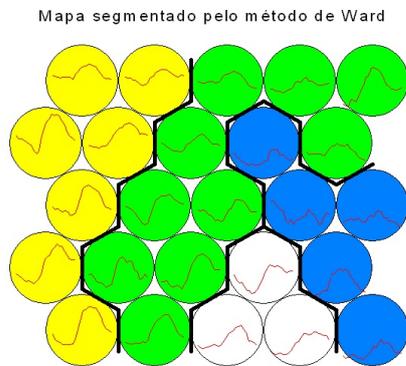


Figura 6 - Mapa de Kohonen 5x5 para as medições feitas a 10 m em Natal - RN

O dendrograma (figura 7a) descreve a seqüência das agregações e as dissimilaridades entre os agrupamentos (comprimentos dos segmentos verticais) e, portanto, é a ferramenta utilizada para este fim. Por exemplo, no dendrograma na figura 7a, são observados os agrupamentos: (3, 4 e 9), (5, 10, 14, 15 e 19), (1, 6, 11, 16, 17, 21 e 22), e (2, 7, 8, 12, 13, 18, 20, 23, 24 e 25), identificados nas cores branca, azul, amarela e verde respectivamente no mapa ilustrado na Figura 7b. A enumeração dos clusters ocorre como no mapa gerado pela rede SOM, conforme mostrado na figura 6.



(a)



(b)

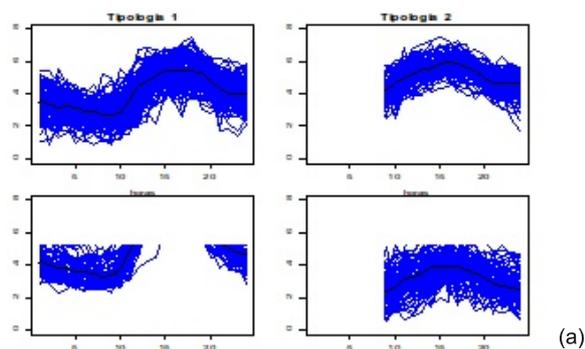
Figura 7 - Agregação de 25 neurônios em cinco superclusters por meio do método Ward. (a) Dendrograma (b) Mapa de Kohonen como a identificação dos superclusters.

Por meio do método de Ward, os 25 perfis da velocidade do vento, identificados pela rede SOM, foram reagrupados em 4 superclusters, cujos perfis médios diários podem ser visualizados na figura 8a. Em cada cluster, no eixo das ordenadas encontram-se os valores de velocidade do vento medidos em m/s e no eixo das abscissas encontram-se as horas do dia. As curvas em linha fina, na cor azul, são os

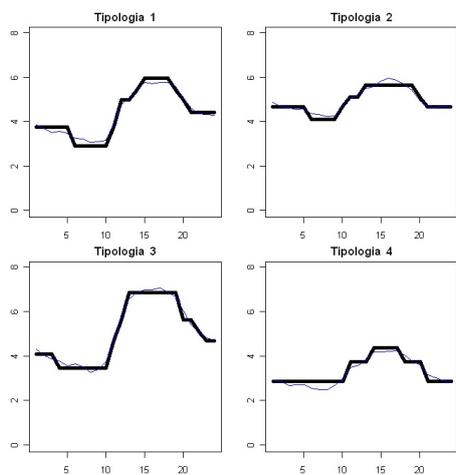
perfis agrupados por serem semelhantes e a curva, em preto, é o perfil médio do grupo.

Os perfis médios, mostrados na figura 8b são descritos em cinco patamares de velocidade de vento identificados pelo algoritmo K-Means, para adequá-los para simulação destas condições em laboratório, com auxílio de um túnel de vento, com o objetivo de se medir o rendimento dos aerogeradores de pequeno porte.

A aplicação da metodologia proposta obteve um conjunto de quatro perfis horários típicos discretizado em cinco estados de vento que caracterizam o comportamento da velocidade do vento a 10 m, em Natal/RN. Com o ciclo e as velocidades pré-estabelecidos, após a adequação dos resultados, determina-se a potência máxima contida no ciclo de vento. Mede-se a energia elétrica produzida pelo conjunto aerogerador ao reproduzir o ciclo em túnel de vento e determina-se seu rendimento elétrico.



(a)



(b)

Figura 8 – Perfis horários da velocidade do vento e ciclos de vento a 10 m em Natal – RN. (a) Perfis Médios Diários (b) Ciclos de Vento Diários

4. CONCLUSÃO

Os resultados mostram que a metodologia proposta é adequada para realizar testes de AEPP de uso urbano em laboratório, com auxílio de túnel de vento, pois simula as condições reais de trabalho do equipamento, tornando mais adequada a medição do rendimento, com a possibilidade de verificar a capacidade de geração do aparelho em horários de grande consumo. Também permite que pesquisadores, fabricantes e entidades governamentais criem seus próprios ciclos de teste baseados em medições reais, servindo como ferramenta para o aprimoramento e avaliação do aerogerador.

Outra forma de uso deste trabalho, devido a simplicidade na medição do rendimento que fornece um valor adimensional como resultado, é a certificação dos aerogeradores de pequeno porte por Programas de Certificação, como o Programa Brasileiro de Etiquetagem (PBE), garantindo a visibilidade do produto e a qualidade do equipamento perante o consumidor, pois este processo garante a possibilidade de verificar se o mesmo atende aos requisitos mínimos de segurança, confiabilidade e qualidade.

Esta metodologia também pode ser usada para estudos de viabilidade na instalação de usinas eólicas de grande porte, permitindo verificar a capacidade de geração da usina em horários de pico.

5. REFERÊNCIAS

ALÉ, J. A. V., SIMIONI, G. C., Avaliação do Desempenho e Aerogeradores em Túnel de Vento. PUC-RS, FENG, CE-Eólica, Porto Alegre, 2008.

ALÉ, J. A. V., SIMIONI, G. C., Procedimentos Laboratoriais para Ensaios de Aerogeradores. PUC-RS, FENG, CE-Eólica, Porto Alegre. V Congresso Brasileiro de Metrologia, Salvador, Brasil, 2009.

ALÉ, J. A. V., SIMIONI, G. C., CHAGAS FILHO, J. G. A., Procedures Laboratory For Small Wind Turbines Testing. European Wind Energy Conference & Exhibition, Warsaw, Poland, April 2010.

CARVALHO, A. C. P. L. F., BRAGA, A. P., LUDEMIR, T. B., Fundamentos de Redes Neurais Artificiais, 11^a Escola de Computação, Rio de Janeiro, julho, 1998.

GOMEZ-MUÑOZ, V. M., PORTA-GANDARA, M. A. Local Wind Patterns for Modeling Renewable Energy Systems By Means of Clusters Analysis Techniques, Renewable Energy, V. 25, Issue 2, pp. 171-182, February, 2002.

JOHNSON, R. A., WICHERN, D. W., Applied Multivariate Statistical Analysis, Prentice-Hall, 4th ed, 1998.

MARTINS, F.R., GUARNIERI, R.A., CHAGAS, R.C., MANTELLI NETO, S.L., PEREIRA, E.B., ANDRADE, E., THOMAZ, C., Projeto Sonda – Rede Nacional de Estações para Coleta de Dados Meteorológicos Aplicados ao Setor de Energia, I Congresso Brasileiro de Energia Solar, Fortaleza, Abril, 2007.

PESSANHA, J. F., VELASQUEZ, R. M. G., Técnicas de Cluster Analysis na Construção de Tipologias de Curva de Carga. XV

Seminário Nacional de Distribuição de Energia Elétrica, Salvador, 2002.

R Development Core Team (2013). R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. ISBN 3-900051-07-0, URL <http://www.R-project.org/>.

World Wind Energy Association - Small Wind World Report 2012. Disponível em: <http://wwindea.org>.