

PROCESSAMENTO E FUSÃO DE DADOS PARA INSTRUMENTAÇÃO DE POTENCIAL EÓLICO UTILIZANDO FILTRO DE KALMAN

PRICILA CEREZOLLI¹, VINÍCIUS BERNDSEN PECCIN¹.

1. *Laboratório de Instrumentação e Controle, Departamento de Engenharia de Controle e Automação, Instituto Federal de Santa Catarina
Chapecó, Santa Catarina, Brasil*

E-mails: pricila.cerezolli@gmail.com, vinicius.peccin@ifsc.edu.br

Abstract— The deployment of wind farms requires that a careful analysis about the wind characteristics be done previously. Such study is done through wind assessment towers that have sensors capable of determining the aspects of the wind power in a certain area. The information measured by each sensor are stored in a data acquisition system, and then, they are available for monitoring and verification purposes. Since wind assessment towers are usually placed in the field, the sensors are susceptible to the occurrence of failures caused by different factors, such as lightning. Therefore, it is important that, besides reliable measurements, there must also be appropriate monitoring in order to identify and correct inconsistencies in the operation of the sensors as soon as possible. This project proposes the development of an heuristic algorithm capable of analyzing the volume (quantity) and integrity of the wind speed data, which is measured by a sensor called anemometer. Afterwards, a technique of data fusion called Kalman filter will be applied to anemometers measurements installed at the upper level of a real wind assessment tower for obtaining curves that better represent the wind speed, with less uncertainty. The study was done through developing an algorithm using the python language. Different scenarios were tested to determine the most appropriate initial parameters of the filter to the presented case. As a result, it was possible to notice that despite the accuracy of sensors that are usually used, the implementation of the filter had positive results, having the new estimated curve closer to the less uncertain signal.

Keywords— Kalman Filter, Data Fusion, Wind Power, Wind assessment.

Resumo— A implantação de parques eólicos exige que uma análise criteriosa sobre as características do vento seja realizada previamente. Tal estudo é feito através de torres anemométricas, que possuem sensores capazes de medir os aspectos que determinam o potencial eólico de uma região. As informações mensuradas por cada equipamento são armazenadas em um sistema de aquisição de dados e, posteriormente, são disponibilizados para fins de monitoramento e verificação. Como as torres anemométricas encontram-se instaladas em campo, os sensores estão sujeitos à ocorrência de falhas causadas por diferentes fatores, como por exemplo, descargas atmosféricas. Por isso é importante, que além de medições confiáveis, exista também um monitoramento adequado, para que as inconsistências no funcionamento dos sensores sejam diagnosticadas e solucionadas o mais breve possível. O presente projeto propõe o desenvolvimento de um algoritmo heurístico capaz de analisar o volume (quantidade) e integridade dos dados de velocidade do vento, a qual é medida através de um sensor denominado anemômetro. Posteriormente, uma técnica de fusão de dados denominada Filtro de Kalman será aplicada as medições dos anemômetros instalados no nível superior de uma torre anemométrica real, para obtenção de curvas que representem a velocidade do vento de forma melhorada, ou seja, com menor incerteza. O estudo foi realizado através do desenvolvimento de um algoritmo utilizando a linguagem *python*. Diferentes cenários foram testados para determinar os parâmetros iniciais do filtro mais adequados ao caso apresentado. Como resultado, foi possível notar que apesar da precisão dos sensores geralmente utilizados, a aplicação do filtro trouxe resultados positivos, fazendo com que a nova curva estimada aproximasse do sinal de menor incerteza.

Palavras-chave— Filtro de Kalman, Fusão de Dados, Energia Eólica, Torres Anemométricas.

1 Introdução

O estudo e implantação de fontes renováveis de energia tem crescido significativamente nos últimos anos em função de diversos fatores, como a oferta limitada de combustíveis fósseis (KUSIAK; ZHANG, 2010). A energia eólica é um exemplo de energia alternativa que tem apresentado grande aceitação, devido aos baixos impactos socioambientais relacionados ao seu estudo e implantação quando comparado a outras formas de geração de energia, como as hidroelétricas.

A matéria-prima utilizada para a produção de energia eólica é o vento. Este deve ser estudado criteriosamente para a implantação de parques eólicos já que estatisticamente, um erro de 10% nas medições de vento, por exemplo, representará uma diferença de 33% na previsão de energia gerada (CUSTÓDIO, 2013). A metodologia mais utilizada, e também considerada a mais confiável para a realização do estudo das características do vento é através da instalação de torres anemométricas (CUSTÓDIO, 2013).

Estas torres, devem apresentar equipamentos capazes de coletar e armazenar, pelo menos, os dados de

velocidade e direção do vento, podendo ainda incluir medições de temperatura e umidade do ar no local (CUSTÓDIO, 2013).

A medição da velocidade do vento é realizada com a utilização dos sensores denominados anemômetros. Estes equipamentos são instalados na estrutura metálica da torre em diferentes alturas, e as medições coletadas são armazenados em um sistema de aquisição de dados (SAD) e disponibilizadas para análise, verificação e monitoramento.

De acordo com um levantamento das principais causas de problemas no funcionamento dos sensores, destacam-se as tempestades com a ocorrência de descargas atmosféricas, e danos no cabeamento dos equipamentos ocasionados pela ação de animais, como pássaros. Pode-se citar ainda desgaste e oxidação de componentes, principalmente em torres que estão localizadas próximo ao mar, ou que estão operando há um período maior de tempo, além de práticas inadequadas durante instalações e manutenções.

É importante que comportamentos incoerentes causados em decorrência destes fatores sejam diagnosticados o mais breve possível, para que a perda

de informações seja mínima, já que a ausência de medições de vento, principalmente em estudos feitos em longo prazo, deve ser a menor possível. Contudo, o tempo entre a ocorrência, identificação e substituição de um equipamento com falha, por exemplo, pode levar algum tempo, fazendo com que a perda de dados seja inevitável.

Pensando nisso, e na importância da análise das características do vento para estimativas de potencial eólico confiáveis, e tendo em vista que o estudo do vento é claramente uma das maneiras mais diretas e precisas para reduzir a incerteza da produção de energia eólica (ERNST *et al.*, 2007), o presente trabalho apresenta as seguintes contribuições:

- Propor um algoritmo heurístico que permita a identificação das principais inconsistências dos arquivos de dados e comportamento dos anemômetros;
- Testar a utilização de uma técnica de fusão de dados capaz de estimar novas curvas para a velocidade do vento, com menor incerteza.

Além das contribuições elencadas é importante destacar que os dados do vento utilizados ao longo do presente projeto, consistem em informações provenientes de medições reais efetuadas a partir de sensores de uma torre anemométrica instalada de acordo com os padrões exigidos na NOTA TÉCNICA DEA 10/13 Leilões de Energia: Instruções para as medições anemométricas e climatológicas em parques eólicos, desenvolvida pela EPE (Empresa de Pesquisa Energética) em conjunto com o Ministério de Minas e Energia.

2 Análise de volume e integridade

Antes que a fusão dos dados dos anemômetros seja efetuada é necessário que uma verificação das informações seja realizada, para a identificação de possíveis inconsistências. Ou seja, a lógica desenvolvida deve ser capaz de encontrar as principais anomalias decorrentes do mau funcionamento dos sensores, além da verificação dos intervalos de amostragem.

De maneira geral, as torres anemométricas apresentam um sistema de aquisição de dados capaz de coletar e armazenar as informações medidas pelos sensores, gerando arquivos, os quais são disponibilizados de diferentes formas para análise e verificação.

Para os dados do vento utilizados no presente artigo, os sensores realizam medições a cada segundo integrando-as em intervalos previamente definidos, neste caso específico, em períodos de dez minutos.

O principal aspecto analisado no comportamento dos sensores são os valores de média. Além disso, o volume dos arquivos é avaliado, ou seja, é efetuada uma verificação da quantidade de intervalos estatísticos presentes em um arquivo de dados.

Uma das contribuições propostas ao longo deste trabalho consiste no desenvolvimento de um algoritmo heurístico capaz de identificar as principais inconsistências presentes no comportamento dos anemômetros. Para tanto, um levantamento dos erros mais comuns presentes nos arquivos de dados e na dinâmica dos sensores de velocidade do vento foram realizados. Os seguintes casos foram identificados:

- Caso 1: Número de intervalos estatísticos diferente do esperado, considerando a data inicial e final dividido pelo período de amostragem, a qual pode indicar a ausência de informações, ou linhas repetidas;
- Caso 2: Valores de média de velocidade iguais para um período superior a dez minutos, o que pode indicar um problema na aquisição de dados. Um exemplo dessa problemática pode ser visualizado na Figura 1, onde pode-se notar que os três anemômetros param de operar abruptamente no ponto destacado, apresentando valores de média de velocidade iguais a zero para um período superior a dez minutos;

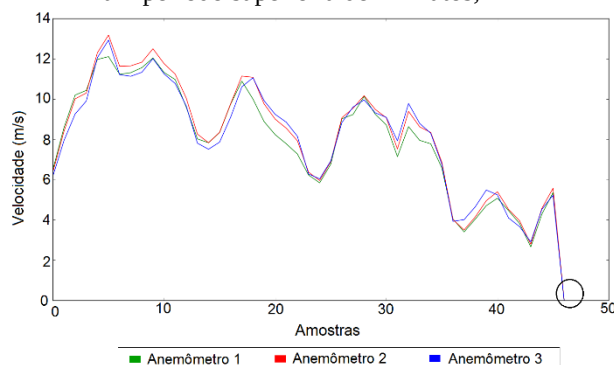


Figura 1. Comportamento real de três anemômetros instalados em uma torre anemométrica, os quais foram danificados no instante indicado no gráfico.

- Caso 3: Valores de velocidade menores ou iguais a 0 m/s, ou ainda, velocidades superiores a 70 m/s. Estas medições podem indicar um provável mau funcionamento do anemômetro.

O pseudocódigo dos algoritmos desenvolvidos para cada um dos casos apresentados, pode ser visualizado na Tabela 1. Nele é possível observar qual a lógica de programação utilizada para a identificação de cada uma das inconsistências.

Tabela 1. Pseudocódigo do algoritmo para análise de volume e integridade dos dados dos anemômetros

Caso 1: $Linhas_esperadas = (data_final - data_inicial) \div período_de_amostragem;$ Se número_de_linhas = linhas_esperadas O intervalo está completo Senão: O intervalo está incompleto
Caso 2: $Velocidade_do_vento_atual = x[k]$ $Velocidade_do_vento_anterior = x[k-1]$ Para cada período de velocidade do vento: Se $(x[k] - x[k-1]) \div período = 0$ //Derivada discreta O sensor pode estar com problemas Senão: O sensor apresenta funcionamento normal
Caso 3: Para velocidade do vento: Se $velocidade_do_vento \geq 70$ ou $velocidade_do_vento \leq 0$: O sensor apresenta funcionamento incoerente Senão: O sensor apresenta funcionamento normal

Para certificar-se do funcionamento do algoritmo desenvolvido, foram efetuadas simulações utilizando diferentes arquivos de medições anemométricas reais. Sabendo-se das inconsistências presentes nos dados alterados manualmente, cada um dos casos anteriores foi testado. Os resultados obtidos foram satisfatórios, já que para cerca de quinze arquivos distintos, o código desenvolvido, esboçado na Tabela 1, pode identificar e apontar cada uma das inconformidades presentes.

3 Fusão de dados

A fusão de dados para o caso da instrumentação é utilizada com a intenção de reduzir significativamente as incertezas relacionadas à medição, através da combinação de informações individuais aumentando a confiabilidade dos resultados medidos (VILLANUEVA, 2009).

A definição da técnica de fusão que será utilizada neste trabalho de pesquisa deve levar em consideração alguns aspectos importantes, tais como, a natureza das medições anemométricas e o resultado esperado após a realização da fusão.

Em relação as características dos dados utilizados, pode-se classificar as informações provenientes dos anemômetros como dados quantitativos de natureza redundante, isto é, eles consistem em medições provenientes de um mesmo modelo de sensor, coletadas a um determinado período de tempo (VILLANUEVA, 2009).

O objetivo da realização da fusão dos dados dos anemômetros é aumentar a qualidade da informação, isto é, espera-se obter novas curvas para a velocidade do vento, melhores do que as provenientes das medições individuais.

Outro fator é a presença de sensores instalados em diferentes alturas e quais deles serão considerados na realização da fusão dos dados. O padrão de instalação comumente implementado pode ser visualizado na Figura 2, sendo possível identificar alguns dos elementos instalados na torre anemométrica e as suas diferentes disposições.

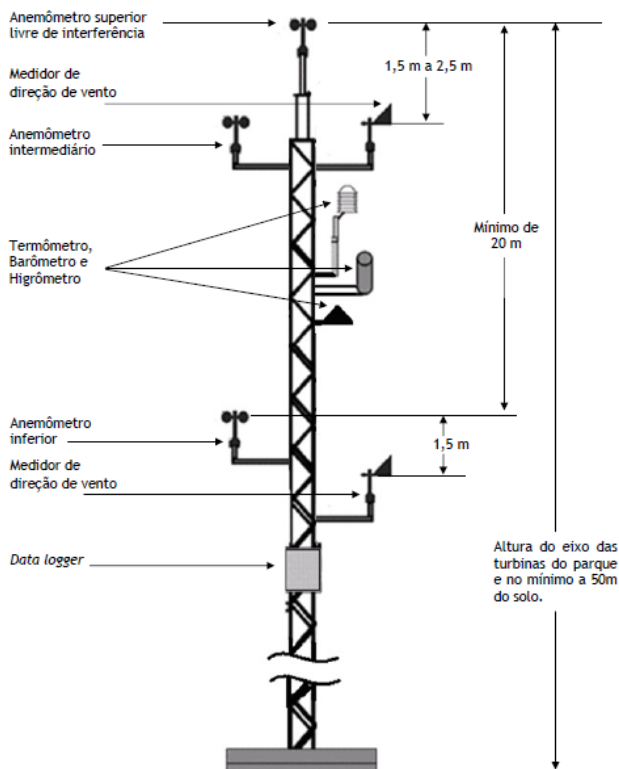


Figura 2. Distribuição dos equipamentos na torre de medição anemométrica, sem escala (“NOTA TÉCNICA DEA 10/13 Leilões de Energia: Instruções para as medições anemométricas e climatológicas em parques eólicos”, 2013).

Para o caso apresentado no presente projeto, definiu-se que os anemômetros utilizados serão os que se encontram mais próximos entre si, ou seja, os sensores de velocidade do vento instalados no nível superior da estação (anemômetro superior e intermediário), pois estes tem maior probabilidade de obterem a mesma medida de velocidade do vento.

Definidas essas características diferentes técnicas de fusão de dados foram avaliadas. Segundo (VILLANUEVA, 2009), alguns dos algoritmos que poderiam ser aplicados são a média ponderada, o filtro de Kalman, a lógica Fuzzy e o princípio de máxima probabilidade. Dentre estes modelos, o filtro de Kalman apresentou destaque, pois acredita-se que esta técnica apresenta um maior número de vantagens para a aplicação proposta.

O filtro de Kalman utiliza, basicamente, um modelo para prever o estado inicial de um processo. Um otimizador ótimo, denominado ganho de Kalman, o qual é uma função do erro da saída do estado estimado e do estado atual do sistema, é aplicado ao estado inicial para obter uma estimativa mais confiável do estado do processo (HAN, 2004).

Segundo (HAN, 2004) o filtro de Kalman pode ser considerado uma técnica objetiva a qual leva em conta a probabilidade para a realização da fusão dos dados.

O algoritmo do filtro de Kalman tem também a capacidade de realizar estimativas tanto do passado, como de estados presentes e futuros. Além disso, ele pode ser utilizado quando a natureza precisa do sistema modelado é desconhecida (BISHOP; WELCH, 2006). Outra característica importante é que a implementação e execução do algoritmo, requer baixos custos computacionais e ele apresenta boas propriedades recursivas (FARAGHER, 2012).

Portanto, conhecendo as principais características dos dados anemométricos e que estes devem ser manipulados com a maior precisão, e exatidão possível, acredita-se que os recursos oferecidos pela utilização do filtro de Kalman são os que melhor se aplicam para a presente proposta.

4 O filtro de Kalman

O filtro de Kalman tem sido utilizado há mais de 50 anos, e continua sendo um dos algoritmos de fusão de dados mais empregados atualmente (FARAGHER, 2012). Consiste, basicamente, em um recurso capaz de estimar o estado de um processo, reduzindo o erro quadrático médio resultante da nova curva gerada (BISHOP; WELCH, 2006).

O modelo do filtro de Kalman admite que o estado de um sistema no tempo atual k é calculado por meio de um estado anterior, no tempo $k-1$, conforme a equação abaixo (FARAGHER, 2012):

$$x_k = Ax_{k-1} + Bu_k + w_k \quad (1)$$

No qual as medições do processo podem ser obtidas a partir de:

$$z_k = Cx_k + v_k \quad (2)$$

Onde:

- x_k é o vetor que representa o estado atual do sistema;

- x_{k-1} é o vetor que representa o estado anterior do sistema;
- A é a matriz de transição de estados;
- B é a matriz do modelo das entradas de controle;
- u_k é o vetor contendo qualquer entrada de controle;
- w_k é o vetor contendo os termos de ruído do processo. Este fator é assumido como sendo obtido a partir de uma distribuição normal de média zero e matriz de covariância Q (FARAGHER, 2012).
- z_k é o vetor que contém as medições do processo;
- C é a matriz de transformação que mapeia o espaço de estados real no espaço de estados observado;
- v_k é o vetor que contém os termos do ruído de medição dos sensores, sendo assumido como um ruído branco gaussiano de média zero e covariância R (FARAGHER, 2012).

As equações para execução do filtro de Kalman apresentadas na sequência constituem a etapa denominada predição:

$$\hat{x}_k^- = A\hat{x}_{k-1} + Bu_k \quad (3)$$

$$P_k^- = AP_{k-1}A^T + Q \quad (4)$$

Onde:

- $\hat{x}_k^-$ é o vetor de estados *à priori* estimado para o sistema;
- $\hat{x}_{k-1}$ é o vetor de estados estimado para o sistema na iteração anterior;
- P_k^- representa a matriz de covariância *à priori* associada ao vetor de estados estimado;
- P_{k-1} é a matriz de covariância associada ao vetor de estados estimado na iteração anterior;
- Q , como já citado anteriormente, representa a matriz de covariância associada ao ruído do processo.

Por fim é apresentado o conjunto de equações responsáveis pela última etapa de execução do filtro, chamada de atualização:

$$K_k = P_k^- C^T (C P_k^- C^T + R)^{-1} \quad (5)$$

$$\hat{x}_k^+ = \hat{x}_k^- + K_k (z_k - C\hat{x}_k^-) \quad (6)$$

$$P_k^+ = (I - K_k C) P_k^- \quad (7)$$

Onde:

- K_k é denominado como o ganho de Kalman;
- $\hat{x}_k^+$ é o vetor de estados estimado *à posteriori*;
- P_k^+ representa a matriz de covariância estimada *à posteriori*;
- I é a matriz identidade;

Ressalta-se que o termo *à priori* é indicado pela utilização do subíndice “-” e o termo *à posteriori* é indicado pela utilização do subíndice “+” (AGUIRRE, 2015).

5 Modelagem do filtro de Kalman

Com a apresentação das equações que compõe o algoritmo do filtro de Kalman e sabendo que o objetivo da modelagem é apenas a realização da fusão dos dados dos anemômetros a partir da utilização de duas observações, uma modelagem específica foi efetuada, desconsiderando-se o modelo do sistema.

A modelagem foi desenvolvida no tempo discreto, e a representação a partir de espaço de estados foi empregada, já que esta técnica permite observar rapidamente quais são os efeitos decorrentes da variação de parâmetros específicos (NISE, 2013).

O sistema apresentado possui apenas um estado, a velocidade do vento. Portanto, o vetor de estados considerado é definido como $x[k]$.

Já que neste caso o modelo do sistema é desconsiderado, a matriz de transição de estados A é assumida com valor igual a um:

$$A = [1] \quad (8)$$

Isso indica que o estado atual do sistema é o mesmo estado anterior.

A matriz B foi definida como:

$$B = [0 \quad 0] \quad (9)$$

Considerou-se o fato de que o sistema não apresenta entradas de controle, tem-se apenas a velocidade do vento, a qual não pode ser controlada.

A matriz C que mapeia o espaço de estados real no espaço de estados observado foi assumida como:

$$C = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (10)$$

Onde levou-se em conta a necessidade da utilização dos valores de mais de um sensor na observação do vetor z_k , e que ambos os anemômetros contribuem igualmente para a estimativa da nova velocidade do vento.

A matriz de covariância R , associada ao ruído da medição, foi considerada como:

$$R = \begin{bmatrix} \delta_1^2 & 0 \\ 0 & \delta_2^2 \end{bmatrix} \quad (11)$$

Onde δ_1 e δ_2 são os valores do desvio padrão presentes nos certificados de calibração dos anemômetros. A matriz de covariância Q associada ao ruído do processo será definida como um fator de sintonização do filtro.

Com isso, as equações de predição e atualização finais são apresentadas na sequência.

Equações de predição

$$\hat{x}_k^- = \hat{x}_{k-1} \quad (12)$$

$$P_k^- = P_{k-1} + Q \quad (13)$$

Equações de atualização

$$K_k = P_k^- [1 \quad 1] \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix} P_k^- [1 \quad 1] + \begin{bmatrix} \delta_1^2 & 0 \\ 0 & \delta_2^2 \end{bmatrix} \bigg)^{-1} \quad (14)$$

$$\hat{x}_k^+ = \hat{x}_k^- + K_k (z_k - \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix} \hat{x}_k^-) \quad (15)$$

$$P_k^+ = (1 - K_k \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix}) P_k^- \quad (16)$$

6 Sintonização do filtro de Kalman

Diferentes testes para a realização da sintonização do filtro de Kalman foram efetuados. O algoritmo para execução do filtro foi elaborado a partir da linguagem de programação *Python*. Além de ser caracterizada como *open source*, esta linguagem também apresenta uma sintaxe clara e precisa, o que a torna mais produtiva contribuindo para a compreensão do código fonte (BORGES, 2009).

Para efetuar a sintonização do filtro é importante que a curva de valores de referência exista, assim será possível verificar o correto funcionamento do algoritmo. Isso significa dizer que é necessário estudar o comportamento da curva estimada em relação ao sinal de referência, quando os sinais observados sofrem alterações de offset e desvio padrão, por exemplo. Para tanto, a partir de um sinal senoidal de referência, outros dois sinais senoidais com ruído branco, que representam as medições do sistema, foram considerados.

A curva de referência foi mantida fixa, e os parâmetros de offset e variância dos sinais observados foram variados assim como os valores dos parâmetros iniciais.

Além da realização da análise gráfica do comportamento da curva estimada, efetuou-se também o cálculo e verificação da raiz do erro quadrático médio, o qual permite uma avaliação da incerteza obtida com a geração da nova curva resultante. O melhor caso pode ser visualizado na Tabela 2 e Figura 3.

Ressalta-se que o vetor que representa o estado atual do sistema ($x_{k(inicial)}$) foi considerado conforme uma média aproximada dos valores de velocidade do vento de um arquivo de medições reais. Os parâmetros do desvio padrão (δ_1 e δ_2) considerados foram também aferições reais, provenientes dos certificados de calibração dos anemômetros. Os parâmetros $P_{k(inicial)}$ e Q foram variados arbitrariamente.

Notou-se, por exemplo, que para valores de Q em um intervalo entre 0,1 e 1 há uma melhora no valor da raiz do erro quadrático médio resultante. Isso indica, que quando o valor de Q é definido dentro deste intervalo, existe uma minimização da incerteza do processo, fazendo com que ocorra uma melhora da nova curva estimada.

Tabela 2. Parâmetros considerados e resultados dos testes de sintonização.

Desvio padrão			$x_{k(inicial)} = 12 \text{ m/s}$
Sinal 1 $\delta_1 = 0,018$	Sinal 2 $\delta_2 = 0,014$		
	$P_{k(inicial)}$	Q	Raiz do erro quadrático médio
Melhor caso	0,25	0,25	0,12 m/s

A partir dos conceitos relacionados ao filtro de Kalman apresentados ao longo do presente artigo, entende-se que este deve aproximar-se dos valores que apresentam a menor incerteza. Observando a Figura 3, pode-se afirmar que a curva estimada se comporta de acordo com as características desejadas, ou seja, ela aproxima-se do sinal com menor desvio padrão (Sinal 2), e apresenta também uma quantidade reduzida de ruídos ao longo do intervalo simulado.

Para demonstrar que a sintonização do filtro está adequada, os mesmos parâmetros atribuídos anterior-

mente foram aplicados, apenas com a alteração do desvio padrão para o mesmo valor ($\delta_1 = 0,014$ e $\delta_2 = 0,014$). Com estas modificações, espera-se que a curva estimada fique sob a curva de referência, sem qualquer *offset*, já que ambos os sinais apresentam o mesmo ruído de medição. Os resultados podem ser visualizados na Figura 4.

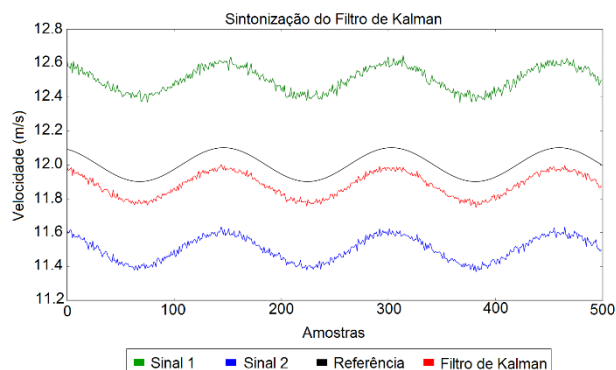


Figura 3. Gráficos resultantes dos testes de sintonização.

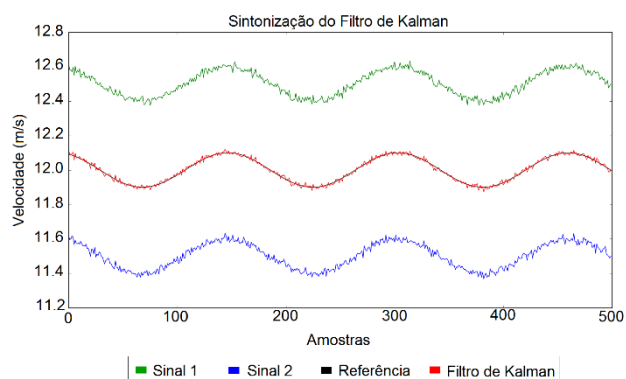


Figura 4. Resultados dos testes de sintonização utilizando os mesmos valores de desvio padrão.

A raiz do erro quadrático médio resultante foi de 0,009 m/s e, como observado, o filtro de Kalman comportou-se conforme o desejado, demonstrando o funcionamento coerente do algoritmo desenvolvido.

7 Resultados

Os mesmos parâmetros atribuídos ao caso anterior, apresentado na Tabela 2, foram aplicados às medições reais do vento provenientes de dois anemômetros da marca *Thies Clima* modelo *First Class*, instalados em uma torre anemométrica. Estes sensores encontram-se dispostos no nível superior da estação anemométrica, à 81,5 m e 80 m, respectivamente.

Na Figura 5 (a) é possível visualizar o comportamento do vento para dois anemômetros em um determinado período de medições, e os resultados obtidos com a fusão dos dados. A aproximação para um dos pontos da Figura 5 (a) pode ser melhor analisado na Figura 5 (b). É possível afirmar que o sinal estimado está situado mais próximo da medição de menor incerteza, ou seja, o anemômetro dois, o qual segundo o certificado de calibração apresenta um desvio padrão de 0,014 m/s, enquanto o anemômetro um apresenta 0,018 m/s.

Sendo assim, por menor que seja a diferença entre o desvio padrão dos dois sensores utilizados, o filtro de Kalman aproxima-se do sinal mais confiável, sempre

buscando a melhor medição, e minimizando a incerteza resultante.

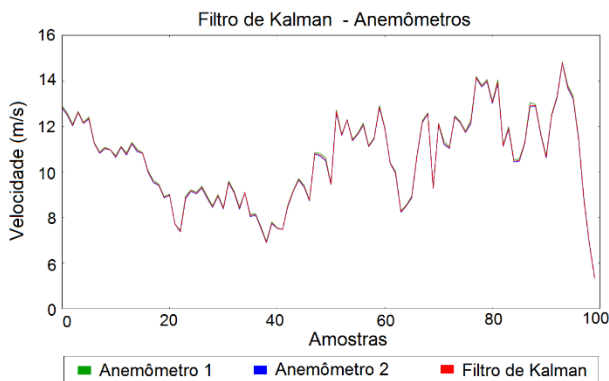


Figura 5 (a). Resultado da fusão dos dados para os anemômetros. O novo sinal estimado pode ser visualizado em vermelho.

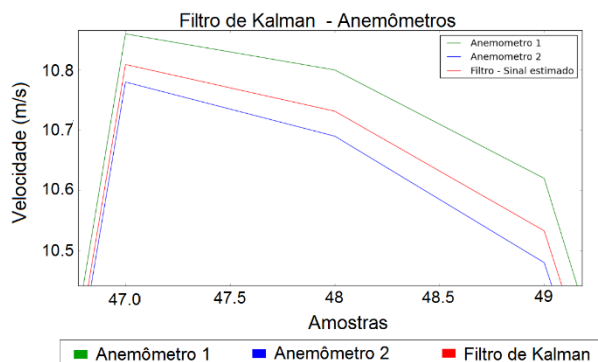


Figura 5 (b). Resultado da fusão dos dados para os anemômetros. Aproximação de um intervalo de dados apresentado na Figura 5 (a) para melhor visualização dos resultados da fusão.

8 Conclusões

Percebeu-se que o filtro de Kalman utilizado como um estimador para curvas de velocidade do vento mostra-se uma alternativa interessante neste campo de estudo e desenvolvimento.

Outro cenário de aplicação onde o filtro poderia ser testado é para os casos em que a falha do equipamento compromete as informações de medição de determinado sensor e os dados, de alguma torre instalada nas proximidades, podem ser utilizados para a estimativa desta curva perdida.

Além disso, a sintonização do filtro de Kalman, para o caso da fusão dos dados dos anemômetros, mostra-se bastante simples, pois para a instalação de torres anemométricas é exigida a calibração dos sensores, e nestes documentos são apresentadas as informações de desvio padrão dos equipamentos.

Em trabalhos futuros o funcionamento do filtro de Kalman para a fusão dos dados pode ser aperfeiçoado com a utilização de um túnel de vento, onde as características de referência sejam conhecidas, permitindo uma melhor sintonização dos parâmetros do sistema.

Pode-se citar ainda a contribuição do algoritmo de análise de volume e integridade. Além de ser utilizado para a verificação dos dados antes da realização da fusão, ele pode ser empregado na análise de dados diários, tornando a verificação do comportamento dos anemômetros mais rápida e precisa do que análise diária manual.

Outro fator relevante é que a aplicação dos algoritmos desenvolvidos, com as devidas adaptações, pode se estender aos anemômetros presentes nos demais níveis da torre e também a outros sensores que são instalados nas estações anemométricas, como *windvanes*, termohigrômetros e barômetros.

Referências Bibliográficas

AGUIRRE, L. A. *Introdução à identificação de sistemas: técnicas lineares e não lineares: teoria e aplicação*. 4. ed. Belo Horizonte: UFMG, 2015.

BISHOP, G.; WELCH, G. *An Introduction to the Kalman Filter*. [S.l.: s.n.]. Disponível em: <https://www.cs.unc.edu/~welch/media/pdf/kalman_intro.pdf>. Acesso em: 22 out. 2015. , 24 jul. 2006

BORGES, L. E. *Python para desenvolvedores*. Rio de Janeiro: Edição do autor, 2009. Disponível em: <<http://www.dominiopublico.gov.br/download/texto/ea000474.pdf>>. Acesso em: 27 out. 2015.

CUSTÓDIO, R. DOS S. *Energia Eólica Para a Produção de Energia Elétrica*. 2. ed. Rio de Janeiro: Synergia: Acta, 2013.

ERNST, B. et al. Predicting the Wind. *IEEE Power and Energy Magazine*, v. 5, n. 6, p. 78–89, nov. 2007.

FARAGHER, R. Understanding the Basis of the Kalman Filter Via a Simple and Intuitive Derivation [Lecture Notes]. *IEEE Signal Processing Magazine*, v. 29, n. 5, p. 128–132, set. 2012.

HAN, L.-R. *A Fuzzy-Kalman Filtering Strategy for State Estimation*. 2004. University of Saskatchewan, Saskatoon, 2004. Disponível em: <<http://ecommons.usask.ca/bitstream/handle/10388/etd-09202004-185618/03thesis.pdf>>. Acesso em: 21 out. 2015.

KUSIAK, A.; ZHANG, Z. Short-Horizon Prediction of Wind Power: A Data-Driven Approach. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, v. 25, n. 4, p. 1112–1122, dez. 2010.

NISE, N. S. *Engenharia de Sistema de Controle*. 6. ed. Rio de Janeiro: LTC, 2013.

NOTA TÉCNICA DEA 10/13 Leilões de Energia: Instruções para as medições anemométricas e climatológicas em parques eólicos. [S.l.: s.n.]. Disponível em: <<http://www.epe.gov.br/leiloes/Documents/Leil%C3%B5es%202013/EPE-DEA-NT-010-2013.pdf>>. Acesso em: 12 out. 2015. , Maio de 2013

VILLANUEVA, J. M. M. *Fusão de Dados das Técnicas de Tempo de Trânsito Utilizando Transdutores Ultrassônicos para Medição de Velocidade do Vento*. 2009. Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2009. Disponível em: <<http://www2.dbd.puc-rio.br/pergamum/tesesabertas/>>. Acesso em: 30 set. 2015.