



XXX Congresso Nacional de Estudantes de Engenharia Mecânica
19 a 23 de agosto de 2024, Uberaba, Minas Gerais, Brasil

INTEGRAÇÃO NUMÉRICA DE SINAIS NO DOMÍNIO DO TEMPO PARA DIAGNÓSTICO DE FALHAS EM MÁQUINAS ROTATIVAS

Vinicius Pereira Pedro, d201910385@uftm.edu.br¹
Allan Gonzales Heck, d201910395@uftm.edu.br¹
Ricardo Humberto de Oliveira Filho, ricardo.humberto@ufu.br²
Israel Jorge Cárdenas Nunez, israel.nunez@uftm.edu.br¹

¹Departamento de Engenharia Mecânica - Universidade Federal do Triângulo Mineiro - UFTM, Av. Randolpho Borges Júnior, 1400 - Univerdecidade, Uberaba - MG.

²Faculdade de Engenharia Mecânica - Universidade Federal de Uberlândia - UFU, Av. João Naves de Ávila, 2121 - Santa Mônica, Uberlândia - MG.

Resumo. Com o crescente avanço tecnológico e a necessidade de manter a competitividade no mercado industrial, torna-se importante garantir a confiabilidade e a disponibilidade dos ativos da empresa. Por isso, a identificação precoce e a prevenção de falhas em máquinas rotativas são aspectos importantes para o aumento do desempenho operacional e a redução de custos de manutenção. Dentre os métodos existentes, a manutenção preditiva se destaca como uma abordagem bastante eficaz, que se concentra em monitorar detalhadamente o desempenho dos equipamentos, identificando com precisão possíveis falhas com base em condição e histórico inicial. No entanto, um dos desafios enfrentados pelos métodos de manutenção é a aquisição, condicionamento e análise dos sinais de vibração necessários para o diagnóstico de falhas. Dito isto, este trabalho tem como objetivo apresentar um estudo da integração numérica de sinais de aceleração no domínio do tempo, aplicar uma metodologia de integração nestes sinais e obter os respectivos sinais de velocidade e deslocamento no domínio do tempo e da frequência. Por fim, os resultados obtidos mostraram que a metodologia de integração numérica aplicada em sinais de vibração de máquinas rotativas, descrita neste trabalho, é funcional e satisfatória, podendo ser aplicada no mercado industrial.

Palavras chave: Análise de sinais, Integração Numérica, Sinais de aceleração, Prevenção de falhas, Manutenção preditiva.

Abstract. With the increasing technological advancement and the need to maintain competitiveness in the industrial market, ensuring the reliability and availability of company assets becomes important. Therefore, early identification and prevention of failures in rotating machinery are important aspects for improving operational performance and reducing maintenance costs. Among the existing methods, predictive maintenance stands out as a highly effective approach, which focuses on monitoring equipment performance in detail, accurately identifying potential failures based on initial condition and history. However, one of the challenges faced by maintenance methods is the acquisition, conditioning, and analysis of the vibration signals necessary for fault diagnosis. With that said, this work aims to present a study of the numerical integration of acceleration signals in the time domain, apply a methodology of integration to these signals, and obtain the respective velocity and displacement signals in the time and frequency domains. Finally, the results obtained showed that the numerical integration methodology applied to vibration signals of rotating machinery, described in this work, is functional and satisfactory, and can be applied in the industrial market.

Keywords: Signal analysis, Numerical integration, Acceleration signals, Fault prevention, Predictive maintenance.

1. INTRODUÇÃO

Máquinas rotativas desempenham um papel importante na indústria, sendo essenciais para uma variedade de processos de produção. Sua presença é amplamente difundida em setores como manufatura, geração de energia, petroquímica e muitos outros, representando uma parte fundamental da infraestrutura industrial. Com o crescente avanço tecnológico e a necessidade de manter a competitividade no mercado industrial, torna-se importante garantir a operação confiável destas máquinas. Por isso, a identificação precoce e a prevenção de falhas nessas máquinas são aspectos importantes para o aumento do desempenho operacional e a redução de custos de manutenção (Lei *et al.*, 2013).

Dentre os diversos métodos de manutenção existentes, a manutenção preditiva se destaca como uma abordagem bastante eficaz. Esta estratégia se baseia na tentativa de prever o estado futuro de um equipamento ou sistema por meio de uma instrumentação específica e a respectiva análise dos dados coletados ao longo do tempo. Ao verificar e analisar

os dados coletados da máquina, a manutenção preditiva permite identificar potenciais falhas antes que ocorram (Baldissarelli e Fabro, 2019; Marques e Brito, 2019).

A busca por métodos mais eficientes e cada vez mais automatizados para o auxílio da detecção de falhas já é uma realidade, especialmente com a aplicação de inteligência artificial (IA) na manutenção preditiva (Brito *et al.*, 2022). No entanto, um dos desafios enfrentados pelos métodos de manutenção, tanto tradicionais quanto modernos, é a aquisição, condicionamento e análise dos sinais de vibração necessários para o diagnóstico de falhas.

Por meio de sensores estrategicamente posicionados, como acelerômetros, sensores de velocidade e sensores de deslocamento, é possível monitorar continuamente as vibrações geradas durante o funcionamento das máquinas. Esses sinais fornecem informações importantes sobre o estado de saúde dos equipamentos, permitindo a detecção precoce de anomalias que possam indicar a presença de falhas iminentes.

Em certas faixas de frequência de monitoramento, é necessário o uso de sinais de deslocamento ou velocidade. Contudo, a instalação direta deste tipo de sensores dentro das máquinas pode ser inviável, devido à complexidade estrutural ou outras restrições do equipamento. Nesses casos, uma alternativa viável é a utilização de acelerômetros, que podem ser montados externamente em locais estratégicos, como na carcaça, nos suportes de rolamentos e nas caixas de engrenagens das máquinas.

A medição e análise de sinais de aceleração são essenciais em diversas aplicações, abrangendo desde a detecção de vibrações em máquinas até a monitorização de movimentos em dispositivos portáteis. Para converter os sinais de aceleração em sinais de velocidade ou deslocamento, é comum empregar técnicas de integração numérica digital dos sinais de aceleração adquiridos.

A integração de sinais pode enfrentar diversos desafios que afetam a precisão dos resultados, com por exemplo:

- a) Erros de tendência: Variações sistemáticas nos dados ao longo do tempo que podem distorcer a integração e comprometer a precisão dos resultados;
- b) Sensibilidade ao ruído: A presença de ruído nos sinais de aceleração pode introduzir distorções adicionais durante a integração, resultando em resultados menos confiáveis;
- c) Erros de *offset*: Desvios nos valores de medição do acelerômetro, podem levar a imprecisões na integração e afetar a precisão dos resultados;
- d) Erros de *drift*: Mudanças graduais nos valores de medição ao longo do tempo, podem acumular-se durante a integração e distorcer os resultados finais.

Para diminuir esses problemas, é importante considerar uma série de cuidados durante o processo de aquisição, condicionamento e análise dos dados. Diante dessas considerações, o objetivo deste trabalho é apresentar um estudo da integração numérica de sinais de aceleração no domínio do tempo, aplicar uma metodologia de integração nestes sinais e obter os respectivos sinais de velocidade e deslocamento no domínio do tempo e da frequência. Os sinais de aceleração utilizados foram obtidos das vibrações mecânicas de uma máquina rotativa instrumentada com um acelerômetro devidamente calibrado. Foi utilizado um sistema de aquisição e análise de dados implementado no *software Python*. Além disso, foram aplicadas técnicas de filtragem para reduzir ruídos indesejados, bem como métodos para corrigir erros de tendência e *offset* durante o processo de integração.

2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Uma das questões importantes no estudo da dinâmica dos sistemas físicos é o problema das vibrações mecânicas. Sistemas mecânicos, quando sujeitos a excitações perturbadoras podem gerar ruídos indesejados, ocasionar desconforto aos usuários e ter o tempo de vida severamente diminuído (Lei *et al.*, 2013).

Em ambientes industriais, onde máquinas rotativas são muito utilizadas, o problema das vibrações mecânicas se torna uma preocupação significativa. Essas máquinas estão sujeitas a uma variedade de fontes de excitação, incluindo desgastes, desalinhamentos, folgas mecânicas e defeitos estruturais. Como resultado, elas podem gerar níveis elevados de vibração que, se não forem controlados adequadamente, podem levar a uma série de problemas operacionais e de segurança.

Para lidar com essa questão, a análise das vibrações em máquinas rotativas é conduzida conforme normas estabelecidas, como a ISO 10816-3:2009. Essas normas definem os parâmetros específicos para a identificação e análise de sinais de vibração, comumente expressos em termos de deslocamento, velocidade e aceleração.

- Sinais de deslocamento: Medidos em micrômetros (μm), são recomendados para medições em máquinas com *frequências de defeito* em baixas frequências de rotação, geralmente abaixo de 10 Hz.
- Sinais de velocidade: Medidos em milímetros por segundo (mm/s), são comumente escolhidos para máquinas com *frequências de defeito* entre 10 Hz e 1000 Hz.
- Sinais de aceleração: Medidos em metros por segundo ao quadrado (m/s^2), é o parâmetro que melhor representa os componentes de alta frequência, sendo recomendada sua aplicação no monitoramento de rolamentos, engrenagens, pulsação de pressão em compressores rotativos e demais equipamentos com *frequência de defeito* entre 1.000 Hz e 10.000 Hz.

Esses parâmetros e normas desempenham um papel fundamental na identificação precoce de problemas de vibração e na implementação de medidas preventivas e corretivas eficazes para garantir o funcionamento seguro e eficiente de máquinas e equipamentos industriais.

2.1. Análise de sinais em máquinas rotativas

Na análise de sinais em máquinas, a distinção entre sinais determinísticos e não determinísticos desempenha um papel importante (Bendat, 2010). Sinais determinísticos, como componentes harmônicos gerados por partes móveis com padrões de vibração regulares, podem indicar problemas como desalinhamento ou desgaste de engrenagens. Por outro lado, sinais não determinísticos, como ruídos causados por defeitos em rolamentos ou variações de carga, requerem técnicas estatísticas para identificar padrões ocultos que possam indicar possíveis falhas. A análise combinada desses sinais oferece uma compreensão abrangente do estado das máquinas rotativas, permitindo uma abordagem dinâmica para a manutenção e aumentando a confiabilidade e eficiência operacional.

Na análise de sinais de vibração, a obtenção dos dados inicialmente ocorre no domínio do tempo, onde os sinais são registrados a partir da amplitude em função do tempo. Esses sinais são adquiridos por meio de transdutores, como acelerômetros, sensores de velocidade, sensores de deslocamento, entre outros, que convertem a vibração mecânica em sinais elétricos proporcionais à amplitude da vibração da máquina (Mobley, 2002). No domínio do tempo, os sinais de vibração fornecem informações sobre a amplitude das vibrações nos pontos de medição da máquina.

Para uma análise mais detalhada das características das vibrações, é comum empregar técnicas como a Transformada Rápida de Fourier (*Fast Fourier Transform - FFT*), Eq. (1), para transformar os sinais do domínio do tempo para o domínio da frequência (Mobley, 1999).

$$X(\omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) e^{-i\omega t} dt \quad (1)$$

Onde $x(t)$ é uma função real no tempo e $X(\omega)$ é uma função complexa da frequência.

Essa transformação possibilita a decomposição do sinal de vibração em suas componentes de frequências fundamentais. Ao aplicar a *FFT* nos sinais de vibração temporal, obtém-se um espectro de frequência que mostra a distribuição das diferentes frequências presentes no sinal, juntamente com suas respectivas amplitudes, fornecendo informações do comportamento dinâmico do sistema. Isso proporciona uma representação mais clara das frequências predominantes e suas contribuições relativas para a vibração total (Scheffer e Girdhar, 2004). A Figura 1 representa a mudança de um sinal no domínio do tempo para o domínio da frequência.

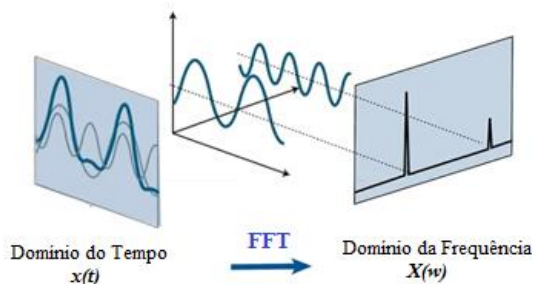


Figura 1. Representação do sinal de vibração no domínio de tempo e frequência

Na análise de falhas em máquinas rotativas, a amplitude do sinal no domínio do tempo é o parâmetro que descreve a *severidade de vibração*. Segundo Cavalcante e Jesus (2011), existem diversas formas de quantificar o valor da vibração, destacando-se técnicas de medição que levam em consideração as amplitudes das oscilações: zero-a-pico e pico-a-pico; os níveis de vibração em função do tempo: valor médio, e o nível de energia de vibração: valor quadrático médio (valor eficaz ou RMS).

Segundo Ferro (2021), para efetuar a análise da condição da máquina, é necessário aderir critérios para classificação da *severidade de vibração*, o que auxilia a estipular os limites de operação do equipamento e avaliar sua condição atual. Normalmente esta análise é feita no domínio da frequência que é fundamental para identificar padrões de vibração característicos de diferentes tipos de problemas mecânicos, tais como desbalanceamento, desalinhamento, folgas, falhas em rolamentos, entre outros. Cada equipamento possui um espectro de frequência padrão que representa as condições de funcionamento em que está operando a máquina. Desta forma, quando um equipamento inicia seu processo de falha, o sinal de vibração apresenta variações na frequência e amplitude, sendo possível identificá-la e tomar as medidas corretivas necessárias para evitar danos graves ou falhas catastróficas na máquina.

3. METODOLOGIA

Diante do exposto, será apresentada uma metodologia experimental para integração de sinais temporais de aceleração obtidos em uma bancada experimental utilizada para análise e pesquisa de detecção de falhas em máquinas rotativas.

3.1. Aquisição de dados do sinal experimental

Para obter o sinal de vibração experimental, foi utilizado uma bancada de testes (Fig. 2 e Fig. 3) do Laboratório de Vibrações e Acústica do Instituto de Ciências Tecnológicas e Exatas - ICTE da UFTM. A bancada experimental é composta por:

1. Motor elétrico *WEG 220/380V* de 0,5 cv com 4 Polos, blindado, trifásico e controlado por um inversor de frequência *WEG 220V CFW300*;
2. Acoplamento do eixo e motor elétrico;
3. Dois mancais de rolamento radial *MKP15-01* de diâmetro externo de 32 mm e diâmetro interno de 15 mm, 9 elementos rolantes de 4,8 mm e ângulo de contato de 0°;
4. Eixo de aço de 300 mm de comprimento e diâmetro de 15 mm;
5. Volante de inércia (disco) de 150 mm;
6. Placa de aquisição de dados da *National Instruments® NI USB-6259*;
7. Acelerômetro *PCB Piezotronics®* com cabos do tipo coaxial de baixo nível de ruído *BNC/BNC*;
8. Condicionador de sinais analógico *PCB - Piezotronics®*.

Durante o experimento, a velocidade de rotação do eixo foi definida em torno de 1020 rpm (17,5 Hz) com tempo de aquisição de 20 segundos por cada amostra. O acelerômetro foi fixado, com cera sintética, no sentido radial no rolamento mais distante do rotor. Cabe ressaltar que, antes de iniciar a aquisição de dados, foram aguardados 10 minutos para a estabilização da rotação do rotor.

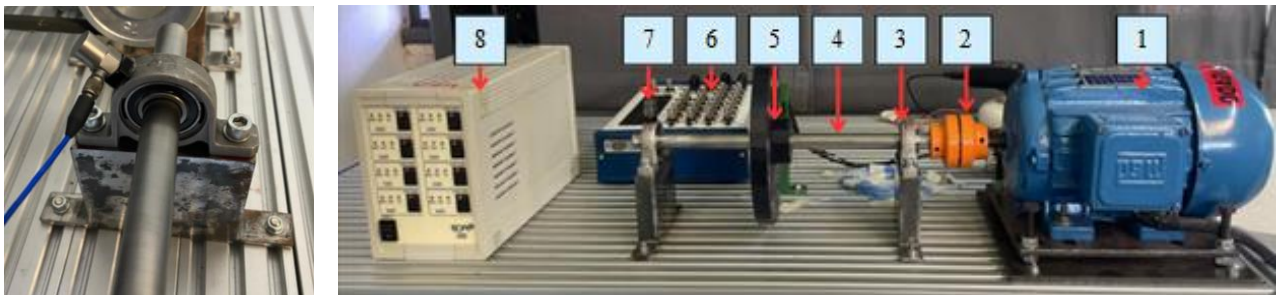


Figura 2. Imagem da bancada experimental

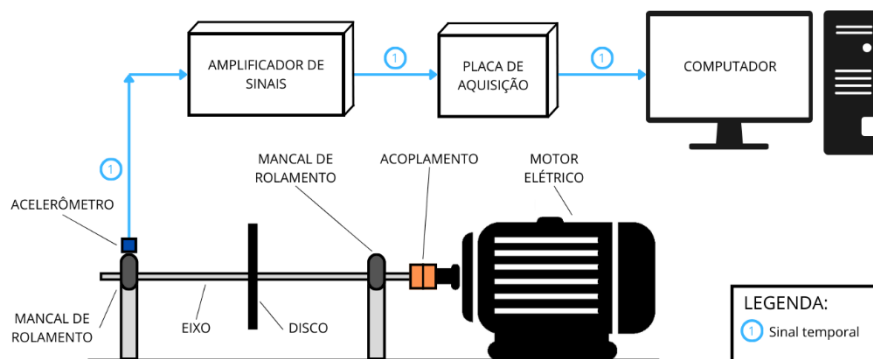


Figura 3. Desenho esquemático da bancada experimental

3.2. Análise de sinais e processo de integração numérica

Para a aquisição dos sinais temporais de aceleração, foi desenvolvido um *software* em linguagem *Python*, onde os dados experimentais são processados para obter gráficos de aceleração no domínio do tempo e no domínio da frequência. O processamento dos dados inicia-se a partir da importação do sinal adquirido em formato de texto (TXT). Com isso, o sinal é multiplicado pelo fator de sensibilidade do acelerômetro, transformando os dados de tensão (Volts) para aceleração

(m/s^2). Em sequência, são calculados os parâmetros de aquisição: número total de pontos (N), frequência de aquisição (fs) e tempo total de aquisição (T). Ao sinal temporal de aceleração são aplicadas as técnicas de processamento de sinais, neste caso, filtro passa-alta *Butterworth* e janelamento *Hanning*, a fim de reduzir ruídos e melhorar a qualidade do sinal analisado. Posteriormente o sinal de aceleração é transformado para domínio da frequência utilizando a *FFT*, de modo que possam ser identificados os espectros provenientes do sistema e extraídas as características dinâmicas da máquina.

A Figura 4 mostra o sinal de aceleração adquirido na bancada experimental de testes e seu respectivo espectro de frequência. O sinal foi coletado pelo acelerômetro fixado no mancal a uma frequência de amostragem de 16384 Hz por 10 segundos. Antes de qualquer análise, o valor médio do sinal de aceleração foi subtraído deste mesmo sinal como o objetivo de eliminar o nível DC da componente de corrente contínua. O sinal de velocidade é obtido integrando uma vez o sinal de aceleração e o sinal de deslocamento integrando duas vezes.

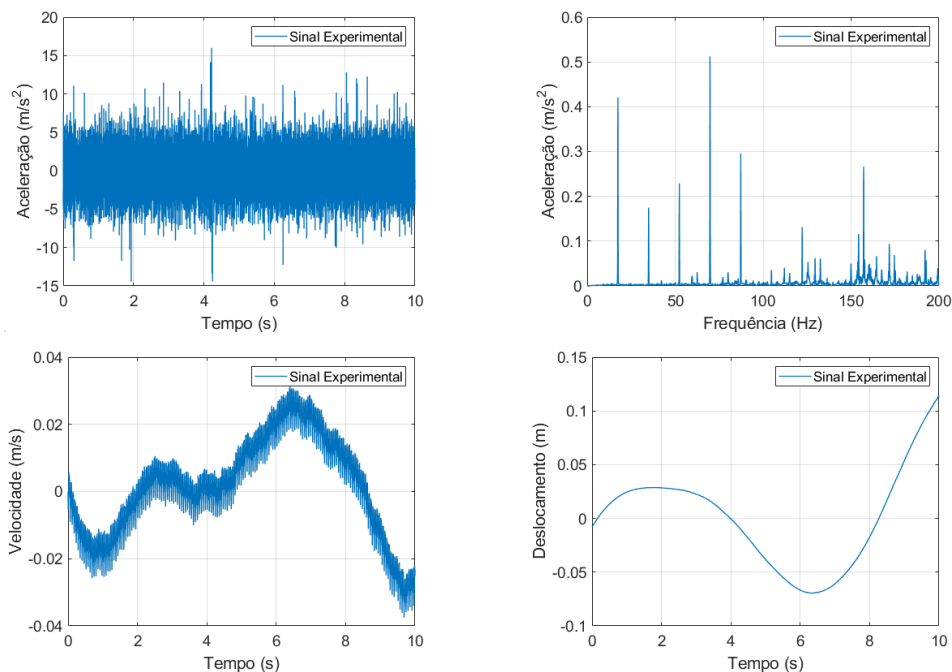


Figura 4. Sinal temporal da velocidade e deslocamento resultante da integração do sinal temporal de aceleração

Embora o termo de tendência não seja claramente visível no sinal de aceleração, após uma integração, a tendência é acumulada, causando uma grande flutuação nos dados de velocidade. No entanto, a forma de onda de deslocamento adquirida a partir da integração dupla é amplamente distorcida pela tendência e as informações do sinal são perdidas pelo erro acumulado.

Uma metodologia frequentemente empregada para remover os termos de tendência após o processo de integração do sinal temporal é a aplicação de filtros passa-alta (FPA) e removedores de tendência (*Trends*). No presente estudo, ambas as ferramentas foram testadas, incluindo suas respectivas variações. Inicialmente, foram testados métodos de remoção de tendência sem a aplicação de filtros, porém os resultados obtidos não foram satisfatórios, mantendo o comportamento temporal dos sinais conforme ilustrado na Figura 4. Em seguida foram testados filtros passa-alta com diferentes frequências de corte e sem removedores de tendência.

A Figura 5 mostra os históricos de velocidade no tempo integrados a partir do sinal de aceleração, nos quais foram utilizados filtros passa-alta com frequências de corte de 0Hz, 1Hz, 3Hz e 6Hz. Observa-se que quanto mais termos de baixa frequência são removidos, mais termos de tendência são eliminados, e a forma de onda se aproxima mais de um sinal tradicional de vibração. O método de filtragem do sinal temporal após processo de integração é apresentado como uma técnica eficaz para eliminar termos de tendência nos sinais de aceleração, contribuindo para a obtenção de dados de velocidade ou deslocamento mais precisos e confiáveis durante o processo de diagnóstico de falhas em máquinas rotativas.

No entanto, mesmo após a aplicação de um filtro passa-alta com uma frequência de corte de 6Hz, ainda é possível observar, na Fig. 5, que a tendência persiste nos sinais de velocidade ao longo dos experimentos. Este comportamento não desaparece, mesmo com o aumento da frequência de corte do filtro.

É importante ressaltar que aumentar significativamente a frequência de corte do filtro pode resultar na perda de informações importantes sobre o comportamento dinâmico da máquina em baixas frequências. Por esse motivo, optou-se por combinar removedores de tendência com filtros passa-alta. Observou-se que, dessa forma, o termo de tendência desaparece, proporcionando resultados satisfatórios na análise dos sinais.

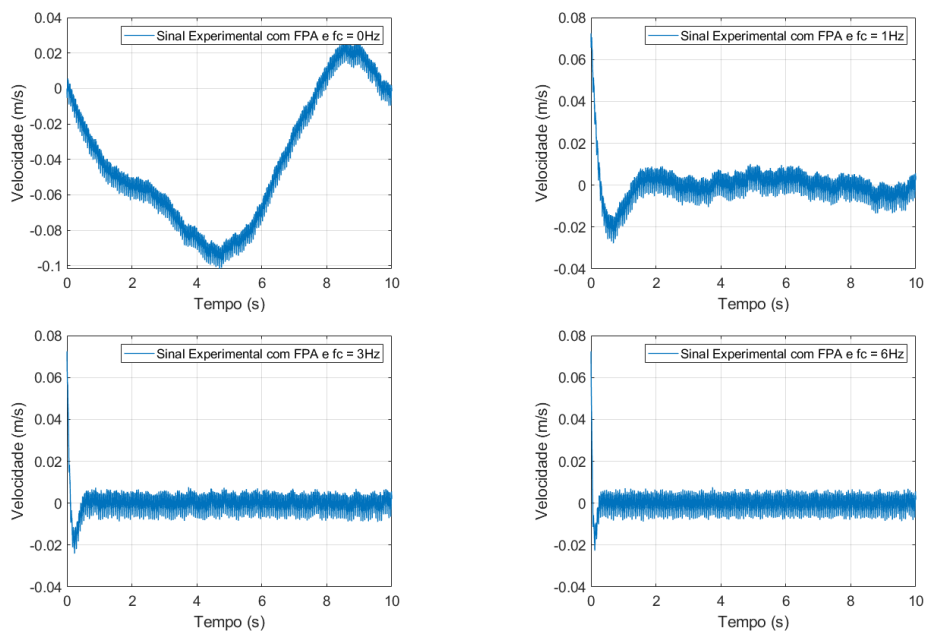


Figura 5. Sinais de velocidade obtidos a partir do processo de integração utilizando filtros passa-alta com frequências de corte de 0Hz, 1Hz, 3Hz e 6Hz

A Figura 6, mostra os espectros de frequência da velocidade com filtro passa-alta e frequência de corte de 6Hz (à esquerda) e o espectro de frequência da velocidade com filtro passa-alta e removedor de tendência com frequência de corte de 6Hz (à direita). Essa figura ilustra a comparação entre os resultados obtidos somente com aplicação do filtro e com aplicação do filtro e removedor de tendência onde se observa o comportamento das diferentes quantidades de componentes de baixa frequência dos sinais de velocidade.

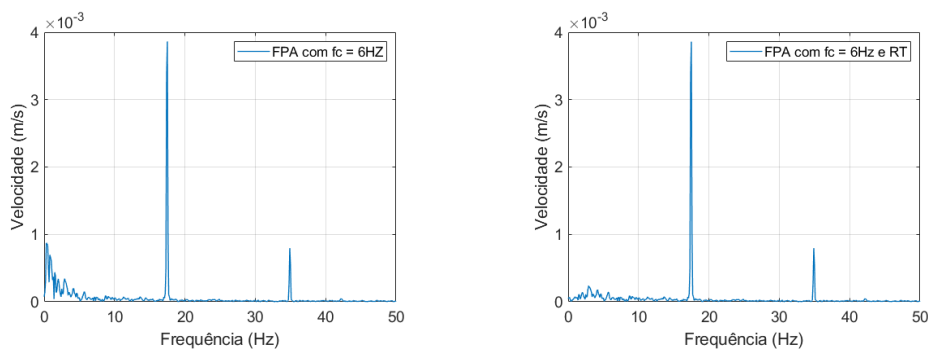


Figura 6. Espectro do sinal de velocidade com filtro passa-alta e frequência de corte de 6Hz. À esquerda, sem removedor de tendência; à direita, com removedor de tendência

A análise dos espectros de frequência é importante para avaliar o impacto da remoção de componentes de baixa frequência na eliminação dos termos de tendência dos sinais. A Figura 6 destaca que, ao remover uma quantidade significativa de componentes de baixa frequência (até 6Hz), uma parte considerável do termo de tendência pode ser eliminada. No entanto, é observado que ao tentar eliminar completamente o termo de tendência usando filtros acima de 6Hz, uma quantidade excessiva de informações da dinâmica do sistema pode ser perdida.

4. RESULTADOS

Após as análises realizadas na sessão 3.2, foi desenvolvido um *software* de integração de sinais temporais em linguagem *Python*, onde os dados experimentais foram processados para obtenção do sinal temporal de velocidade e deslocamento com seus respectivos espectros de frequência. O sinal temporal de aceleração é integrado utilizando o método de integração numérica dos Trapézios; em seguida, é aplicado um filtro passa-alta. Posteriormente é aplicado a técnica de remoção de tendências, que consiste em ajustar um polinômio de baixa ordem aos dados do sinal utilizando o método dos mínimos quadrados e subtraí-lo do sinal integrado. A Tabela 1 mostra as etapas do processo de integração, com suas descrições e o respectivo código utilizado.

Tabela 1. Algoritmo do processo de integração numérica

ETAPA	DESCRIÇÃO	CODIGO PYTHON
Importação dos dados do sinal temporal	<p>Código: integrador.py</p> <ul style="list-style-type: none"> - Bibliotecas <i>Python</i>; - Função filtro passa-alta - FPA; - Função de integração: Método dos Trapézios; - Função que calcula a <i>FFT</i> dos sinais; - Função para remover tendências; - Importação dos dados em formato TXT; - Sensibilidade do sensor $1/(10.24e-3)$ [(m/s²)/V]; - Definição do vetor de tempo (s); - Ganho do amplificador do acelerômetro = 10; - Sinal temporal de aceleração, SA. 	<pre>import pandas as pd; import numpy as np; import matplotlib.pyplot as plt from cod_filtro_butterworth import filtro_butterworth; from cod_integ_trapezio import integ_trapezio from cod_process_sinais_c import process_sinais from cod_trend_remove import trend_remove sinal_a = np.loadtxt('dados.txt') sensib = 1/(10.24e-3); t = sinal_a[:, 0]; # Sinal do tempo (s) ganho = 10; #[1, 10 ou 100] SA = sinal_a[:, 1]*sensib/ganho; # Sinal de aceleração em (m/s²)</pre>
Obtenção dos parâmetros de aquisição do sinal temporal	<ul style="list-style-type: none"> - N° total de pontos, N = 327880; - N° de amostras, N_amostras = 1; - Freq. de amostragem, fs = 16384 [Hz]; - Tempo total da aquisição, T = 20 [s]; - N° de pontos por amostra, n = 327880. 	<pre>N = len(t); N_amostras = 1; dt = t[8] - t[7]; fs = 1 / dt; T = N*dt; n = N/N_amostras;</pre>
Aplicação das técnicas de processamento no sinal temporal	<ul style="list-style-type: none"> - <i>FFT</i> do sinal de aceleração; - Integração do sinal temp. de aceleração; - Aplica filtro passa-alta <i>Butterworth</i> no sinal integrado da velocidade com fc = 6Hz; - Aplica remoção de tendência de grau 2; - Sinal temporal de velocidade (m/s); - <i>FFT</i> do sinal de velocidade; - Integração do sinal temp. de velocidade; - Aplica filtro e remoção de tendência; - Sinal temporal de deslocamento (m); - <i>FFT</i> do sinal de deslocamento. 	<pre>f, sinal_fft_a, N = process_sinais(SA, n, fs); sinal_integ_v = integ_trapezio (SA, t); ordem = 2; fc = 6; SVF = filtro_butterworth (ordem,fc,fs,sinal_integ_v) grau = 2; SV = trend_remove (t, grau, SVF) f2, sinal_fft_v, N2 = process_sinais(SV, n, fs) sinal_integ_d = integ_trapezio (SV,t) SDF = filtro_butterworth (ordem,fc,fs,sinal_integ_d) SD = trend_remove (t, grau, SDF) f2, sinal_fft_d, N2 = process_sinais(SD, n, fs)</pre>
Gráficos	<ul style="list-style-type: none"> - Gráficos de aceleração no domínio do tempo (SA) e no domínio da frequência (sinal_fft_a); - Obs.: Análogo para plotar os sinais de velocidade (SV e sinal_fft_v) e deslocamento (SD e sinal_fft_d). 	<pre>plt.figure() plt.plot(t,SA); plt.xlim([0,10]) plt.xlabel('Tempo (s)'); plt.ylabel('Aceleração (m/s²)') plt.figure() plt.plot(f,sinal_fft_a); plt.xlim([0,200]) plt.xlabel('Frequência (Hz)'); plt.ylabel('Aceleração (m/s²)')</pre>
Funções utilizadas pelo código		
Função Processamento no sinal temporal e cálculo da <i>FFT</i>	<p>Função: cod_process_sinais_c.py</p> <ul style="list-style-type: none"> - Utilize indentação adequada: A indentação correta é essencial em <i>Python</i>, pois define a estrutura das funções e blocos do código; - Aplica janela <i>Hanning</i> no sinal; - Cria faixa de frequência normalizada; - Calcula a <i>FFT</i>; - Retorna a faixa de frequência normalizada, <i>FFT</i> do sinal e número de pontos do sinal amostrado. 	<pre>import numpy as np; from scipy.signal import hann from cod_filtro_butterworth import filtro_butterworth def process_sinais(sinal, N_pontos, fs): H = hann(N_pontos); x = sinal; N = len(x); k = np.arange(N); T = N / fs; freq = k / T cutOff = int(np.ceil(N / 2)); freq = freq[:cutOff]; fft_aux = np.fft.fft(x[:N_pontos]* H).astype(complex); fft_x = 1 / (N_pontos / 2) * fft_aux; fft_x = np.abs(2 * np.transpose(fft_x)); fft_x = fft_x[:len(freq)]; return freq, fft_x, N</pre>
Função Integração do sinal temporal	<p>Função: cod_integ_trapezio.py</p> <ul style="list-style-type: none"> - Integração Método dos Trapézios; - Retorna sinal integrado. 	<pre>import numpy as np def integ_trapezio (sinal,t): dt = t[2]-t[1]; N = len(t); Y = np.zeros(N) for i in range(1, N): Y[i] = Y[i-1] + dt/2 * (sinal[i-1] + sinal[i]) return Y</pre>
Função Filtro passa-alta – FPA	<p>Função: cod_filtro_butterworth.py</p> <ul style="list-style-type: none"> - Filtro passa-alta – FPA; - <i>Butterworth</i>, fc = 6 [Hz]. 	<pre>from scipy.signal import butter, filtfilt def filtro_butterworth(ordem,fc,fs,sinal): wn = (2 * fc) / fs # Frequência normalizada b, a = butter(ordem, wn, btype='high', analog=False, output='ba') sinal_filtrado = filtfilt(b, a, sinal) return sinal_filtrado</pre>
Função Remoção de tendência	<p>Função: cod_trend_remove.py</p> <ul style="list-style-type: none"> - Função para remoção de tendência do sinal. 	<pre>import numpy as np def trend_remove (t, grau, sinal): coeficientes = np.polyfit(t, sinal, grau) trend = np.polyval(coeficientes, t) sinal_sem_trend = sinal - trend return sinal_sem_trend</pre>

Na Figura 7, são apresentados os resultados obtidos do processo de integração numérica do sinal de aceleração de acordo com o *software* da Tab. 1. É possível observar os sinais de velocidade e deslocamento tanto no domínio do tempo quanto no domínio da frequência devidamente condicionados e sem tendências do sinal.

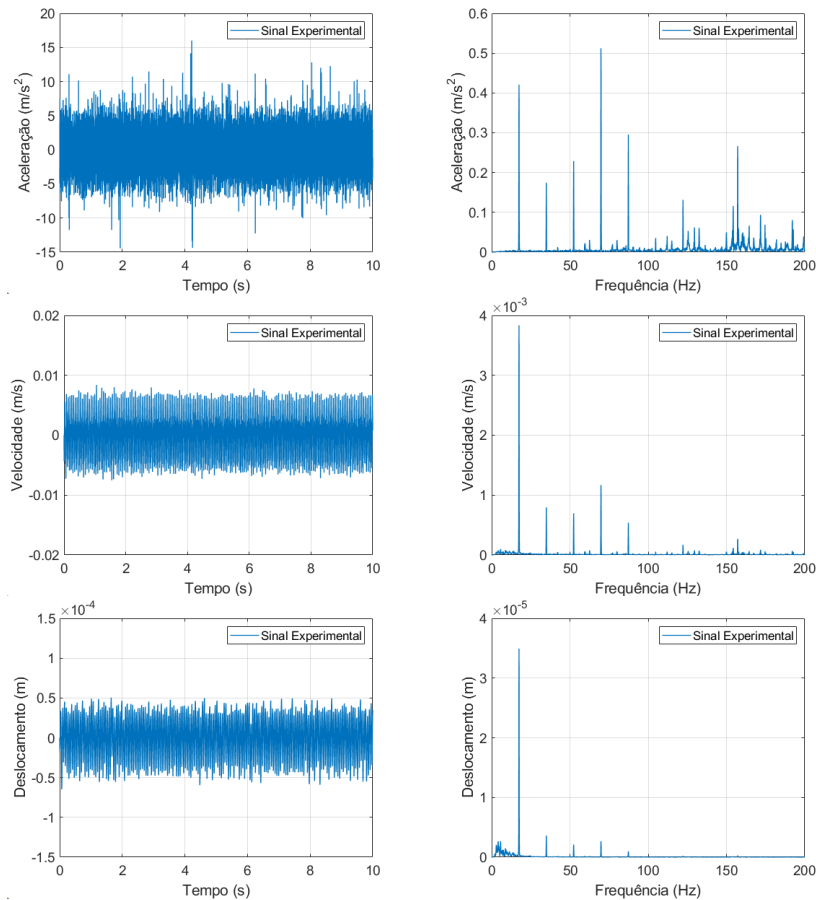


Figura 7. Sinal temporal e espectro de frequência da aceleração, velocidade e deslocamento obtidos do algoritmo do processo de integração numérica

5. CONCLUSÃO

Este trabalho apresentou um estudo de integração numérica de sinais de aceleração no domínio do tempo, adquirido de uma máquina rotativa, aplicou uma metodologia de integração nestes sinais e obteve os respectivos sinais de velocidade e deslocamento no domínio do tempo e da frequência.

O histórico dos sinais de velocidade, obtidos da integração do sinal de aceleração usando filtros passa-alta com frequências de corte de 0Hz, 1Hz, 3Hz e 6Hz, demonstrou que quanto mais termos de baixa frequência são removidos, mais termos de tendência são eliminados. Consequentemente, a forma de onda se aproxima mais de um padrão tradicional de vibração. No entanto, ao tentar eliminar completamente o termo de tendência utilizando filtros com frequências de corte acima de 6Hz, há o risco de perder uma quantidade excessiva de informações sobre a dinâmica do sistema.

Foi constatado que a utilização conjunta de filtros passa-alta e removedores de tendência tem um impacto significativo na extração da tendência dos dados de velocidade e deslocamento obtidos do sinal de aceleração. Além disso, a opção pela integração numérica no domínio do tempo permitiu observar a capacidade de acumulação de tendência durante o processo de integração.

Após seguir a metodologia proposta, com base nos resultados obtidos, ilustrados pela Fig. 7, observa-se que os sinais integrados de velocidade e deslocamento se mostraram tratados e sem tendências, possibilitando analisar as condições dinâmicas da máquina e diagnosticá-la.

Com isso, pode-se concluir que a metodologia de integração numérica aplicado em sinais de vibração de máquinas rotativas, descrita neste trabalho, é funcional e satisfatória. Este estudo ressalta a importância de escolher métodos adequados para eliminar os termos de tendência nos sinais de aceleração temporal, a fim de evitar distorções nos dados de velocidade e deslocamento resultantes de processos da integração numérica.

6. AGRADECIMENTOS

O presente trabalho foi realizado com apoio da Universidade Federal do Triângulo Mineiro - UFTM.

7. REFERÊNCIAS

- Baldissarelli, L., e Fabro, E., 2019. “Manutenção Preditiva na indústria 4.0”. *Scientia cum industria*, 7(2), 12-22.
- Bendat, J. S., and Piersol, A. G., 2010. “Random data analysis and measurement procedures”. *Measurement Science and Technology*, 11(12), 1825-1826.
- Brito, L. C., Susto, G. A., Brito, J. N., and Duarte, M. A., 2022. “An explainable artificial intelligence approach for unsupervised fault detection and diagnosis in rotating machinery”. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 163, 108105.
- Cavalcante, P. F., e Jesus, S. S., 2011. “Utilização de bancadas de ensaio para estudo do comportamento dinâmico de máquinas rotativas-vibrações mecânicas”. *HOLOS*, 3, 18-40.
- Ferro, E. M., 2021. “Bancada de Ensaio para Detecção de Falhas de Desbalanceamento, Desalinhamento e Folga Mecânica”. *Engenharia Mecânica*, dezembro, 2021. Disponível em: <http://repositorio.satc.edu.br/handle/satc/734>. Acesso em: 14 de fevereiro de 2024.
- Lei, Y., Lin, J., He, Z., and Zuo, M. J., 2013. “A review on empirical mode decomposition in fault diagnosis of rotating machinery”. *Mechanical systems and signal processing*, 35(1-2), 108-126.
- Marques, A. C., e Brito, J. N., 2019. “Importância da manutenção preditiva para diminuir o custo em manutenção e aumentar a vida útil dos equipamentos”. *Brazilian Journal of Development*, 5(7), 8913-8923.
- Mobley, R. K., 2002. "An introduction to predictive maintenance", 2 ed., Boston: *Elsevier Science*, 454 p.
- Mobley, R. K., 1999. "Vibrations fundamentals, Boston: Butterworth-Heinemann", 295 p.
- Scheffer, C, and Girdhar, P., 2004. "Practical machinery vibration analysis and predictive maintenance", *Boston: Elsevier*, 255 p.

8. RESPONSABILIDADE PELAS INFORMAÇÕES

Os autores são os únicos responsáveis pelas informações incluídas neste trabalho.