

PROTÓTIPO PARA CAPTAÇÃO E PROCESSAMENTO DE SINAIS ELETROMIOGRÁFICOS E DE MOVIMENTO

Prototype for the Acquisition and Processing of Electromyographic and Movement Signals

Kaleb A. Mileib ^{1*}, Guilherme M. S. De Carvalho ¹, e Matheus Romão ¹

¹ Universidade Federal de São João del Rei, Ouro Branco, Brasil

*Autor correspondente: kalebaquinomileib@gmail.com

RESUMO

Este trabalho relata a criação de um protótipo de um sistema que capta e processa sinais eletromiográficos e de movimento, descrevendo a obtenção dos sinais dos sensores AD8232 e MPU 6050, escolhidos pela sua eficácia nesta tarefa. O sistema conta com dois sensores MPU 6050 e um EMG ligados a um Arduino UNO, que juntos a um único programa consegue ler cada sinal separadamente e processar os dados obtidos por meio da média móvel e filtro de Kalman, permitindo assim, uma interpretação mais avançada dos valores obtidos. A pesquisa destaca a importância da filtragem de sinais, comprovando a eficácia do filtro de Kalman e da média móvel na melhoria da qualidade dos dados para aplicações em instrumentação biomédica e saúde, com potencial para futuras integrações em robótica.

Palavras-chave: AD8232, Arduino UNO, Eletromiografia, filtro de Kalman, MPU 6050, processamento de sinais.

ABSTRACT

This paper aims to create a prototype system that captures and processes electromyographic (EMG) and motion signals, utilizing the sensors AD8232 and MPU 6050, chosen for their effectiveness in this task. This prototype consists in two motion sensors and one EMG sensor connected to an Arduino UNO. A single program reads each signal and processes them separately, therefore allowing a further interpretation of the given values. The research highlights the importance of signal filtering, demonstrating the effectiveness of the Kalman filter and moving average in improving data quality for applications in biomedical instrumentation and healthcare, with potential for future integrations in robotics.

Keywords: Electromyography; AD8232, MPU 6050; Arduino UNO; signal processing; data interpretation; Kalman filter.

1. Introdução

A instrumentação biomédica desempenha um papel crucial ao medir e monitorar parâmetros fisiológicos, permitindo diagnósticos precoces, acompanhamento de patologias e pesquisas qualitativas e quantitativas em sistemas biológicos [1], [2]. A combinação de sensores eletromiográficos (EMG), que captam atividade elétrica muscular, e acelerômetros que registram movimentos corporais, proporciona uma abordagem integrada para análise de movimentos e controle motor [3], [4].

Para viabilizar o uso destes sensores em aplicações biomédicas, é necessário o uso de técnicas de processamentos de sinais que possibilitem a extração da informação de interesse [5], [6].

Neste contexto, a aplicação de técnicas de filtragem, como o filtro de média móvel e de Kalman [7], emergem como recursos importantes para melhorar a precisão e a confiabilidade das medições. Isso possibilita uma redução dos níveis de ruído presentes nos sinais mioelétricos e de aceleração [8], contribuindo significativamente para a compreensão dos padrões de atividade muscular e dos movimentos corporais, respectivamente. Além disso, a integração desses sensores em um protótipo permite explorar novas fronteiras no desenvolvimento de tecnologias para saúde e reabilitação, facilitando tanto a análise clínica quanto a investigação científica em contextos de intervenção terapêutica e biomecânica [9], [10].

Desta forma, a implementação de um sistema de captação e processamento de sinais, que combina sensores EMG e acelerômetros com técnicas de filtragem avançadas, resulta em uma solução mais eficaz para análise de padrões de atividade muscular e movimentos corporais, o que pode contribuir para diagnósticos mais precisos e aprimoramento de dispositivos de reabilitação e controle motor.

Este estudo tem como objetivo principal o desenvolvimento de um sistema microprocessado que possibilite a captação e o processamento de sinais provenientes de um sensor eletromiográfico e dois acelerômetros. Por meio deste sistema busca-se explorar o potencial de dispositivos combinados e também avançar em soluções práticas e eficazes para o monitoramento e diagnóstico de condições físicas e neurológicas [11], [12]. Ao integrar técnicas de processamento de sinais baseadas em filtros e aplicar conhecimentos avançados das engenharias biomédica, mecânica e mecatrônica, é possível também chegar a

resultados e novos trabalhos na área de próteses e manipuladores controláveis. Dessa forma, desenvolver este protótipo representa um passo significativo no entendimento das condições motoras e a integração de sistemas homem-máquina, promovendo a saúde e reabilitação através de análises mais detalhadas e personalizadas.

2. Metodologia

A pesquisa dos materiais do protótipo começou visando a praticidade na obtenção dos sinais, e a possibilidade de manipulá-los. Decidiu-se utilizar o sensor eletrocardiográfico AD8232 [13] e o sensor MPU 6050 [14] por serem as opções mais viáveis dentro do mercado. O microcontrolador escolhido foi a placa Arduino Uno [15], por ser também de fácil obtenção e manipulação por meio de uma linguagem de programação simples.

2.1. Montagem do sensor AD8232

O AD8232 é um bloco integrado de condicionamento de sinal projetado para a captação da atividade elétrica do coração (ECG), dos músculos (EMG) e cerebral (EEG). O sensor extrai, amplifica e filtra sinais de biopotenciais, que por sua natureza apresenta uma baixa relação sinal/ruído. O dispositivo inclui um filtro passa-alta de dois pólos para remover artefatos de movimento e potenciais de meia-célula do eletrodo, além de um filtro passa-baixa de três polos para eliminar ruídos adicionais. No entanto, observaram limitações significativas para sinais de EEG, especialmente em relação ao ganho disponível [16].

O AD8232 também integra um amplificador para derivação de linha, melhorando a eliminação de interferências. Possui uma função de restauração rápida que ajusta automaticamente a frequência de corte do filtro para melhorar a estabilidade do sinal após mudanças abruptas, como a desconexão dos eletrodos. Disponível em invólucros compactos de 4 mm × 4 mm, com 20 pinos, seus modelos da classe A operam na faixa de temperatura de 0°C a 70°C, enquanto os modelos da classe W são especificados para operar na faixa automotiva de -40 °C a +105°C, adequando-se a diversas condições. A conexão do sensor ao Arduino foi realizada conforme ilustrado na Figura 1.

Os pinos “3.3V” e “GND” da placa AD8232, que servem para energizar o circuito, foram ligados aos pinos que recebem a mesma denominação no Arduino.

Os pinos “LO-” e “LO+”, ligados, respectivamente, aos pinos 11 e 10 do Arduino, dizem respeito ao recurso “Leads Off”, que sinaliza uma eventual desconexão dos eletrodos. O pino “Output” é responsável por fornecer o sinal de EMG filtrado e amplificado e foi conectado à entrada analógica “A0” do Arduino.

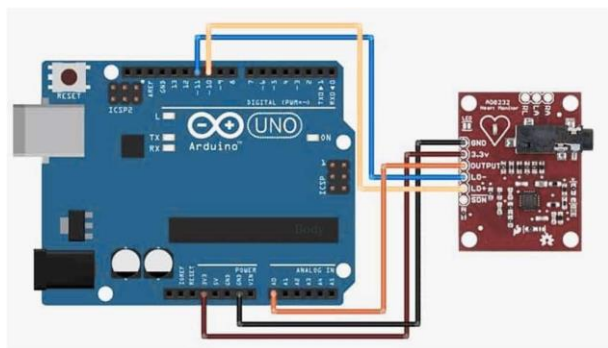


Figura 1. Ligações do sensor AD8232 com a placa Arduino Uno.

2.2. Montagem do sensor MPU6050

O MPU 6050 é um sensor de Unidade de Medida Inercial (Inertial Measurement Unit - IMU) que permite o rastreamento e leitura com seis graus de liberdade, divididos em três eixos com a tecnologia de sistemas microeletromecânicos (MEMS) não coplanares e perpendiculares entre si para um acelerômetro (X, Y e Z) e três para um giroscópio [17]. Além disso, incorpora um Processador de Movimento Digital (Digital Motion Processor™, DMP) em sua estrutura.

Este componente está equipado com três conversores Analógico-Digital (ADCs) de 16 bits para o acelerômetro e outros três para o giroscópio. A comunicação com a placa Arduino Uno ocorre através do protocolo serial síncrono I²C, também chamado de TWI (Two Wire Interface), utiliza os pinos SDA, para dados, e SCL, para o clock, permitindo transmitir e receber informações, mas apenas um sentido por vez é suportado.

Seus valores de aceleração medem a orientação da placa, partindo do efeito piezoelétrico [18]. Quanto ao seu giroscópio, seguindo o mesmo princípio, porém com uma aplicação diferente, que permite ler dados como a velocidade angular. Essa variação do ângulo no tempo responde à intensidade do movimento de giro em torno do eixo analisado, enquanto a aceleração mede um valor estático em relação à posição do sensor.

Para conectá-lo ao Arduino, os pinos VDD, GND, SCL e SDA do MPU 6050 foram respectivamente

ligados aos pinos 5V, GND, A5 e A4 do Arduino, conforme ilustrado na Figura 2.

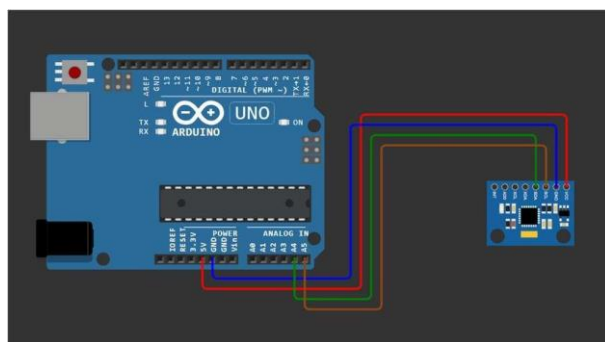


Figura 2. Ligações do sensor MPU6050 com a placa Arduino Uno.

Devido à sua ampla capacidade de captação, o MPU 6050 oferece quatro faixas de variação dos sinais: $\pm 250^\circ/\text{s}$, $\pm 500^\circ/\text{s}$, $\pm 1000^\circ/\text{s}$ e $\pm 2000^\circ/\text{s}$ para o giroscópio, e $\pm 2\text{g}$, $\pm 4\text{g}$, $\pm 8\text{g}$ e $\pm 16\text{g}$ para o acelerômetro. Optou-se por calibrar o sensor para $\pm 250^\circ/\text{s}$ e $\pm 2\text{g}$, considerando a limitada necessidade inicial de movimentos complexos no contexto do estudo. Este sensor permite a obtenção de valores distintos para cada eixo, facilitando a manipulação individual de cada dado conforme sua aplicação específica.

A manipulação dos dados foi realizada através da interface de programação do Arduino IDE, que utiliza a linguagem de alto nível C++ [19]. O software também dispõe de várias bibliotecas para auxiliar na programação, destacando-se neste trabalho as bibliotecas Wire, que facilita a comunicação com dispositivos I²C, e SimpleKalmanFilter, que realiza a filtragem de Kalman para modelos unidimensionais.

2.3. Desenvolvimento do algoritmo de captação e processamento de sinais EMG (AD8232)

A leitura e processamento dos dados de EMG pelo software é efetuada por meio de uma conversão Analógico- Digital (conversor A/D) do próprio Arduino que envia os dados pela comunicação serial da máquina, podendo mostrar os dados em forma de gráficos ou dados sequenciais, facilmente customizáveis pelo usuário.

O sinal de eletromiografia (EMG) é notoriamente desafiador devido à sua alta susceptibilidade a ruídos elétricos externos, como interferências de dispositivos eletrônicos e redes elétricas, além das influências de movimentos corporais

sutis e variações na impedância de contato dos eletrodos. Essas dificuldades abrangem desde a presença de ruídos e artefatos de movimento [20] até a complexidade dos algoritmos necessários para decodificar simultaneamente múltiplos graus de liberdade [21].

Esses fatores contribuem para flutuações rápidas e irregulares no registro do sinal, comprometendo a precisão na análise da atividade muscular específica durante contrações e movimentos. Adicionalmente, a idade e condição da pele do paciente podem afetar significativamente a qualidade do contato dos eletrodos, influenciando diretamente na fidelidade dos dados captados. Destaca-se que a eletromiografia, apesar de ser a melhor medida disponível para a ativação muscular, apresenta imperfeições devido ao filtro passa-baixa induzido pelos tecidos moles e pela pele nos eletrodos de superfície. Além disso, são necessárias aproximações na dinâmica de ativação e desativação muscular durante o processamento do sinal EMG [22].

Para melhorar a relação sinal/ruído foram utilizadas técnicas de processamento de sinais baseadas em filtragem. O desenvolvimento do algoritmo foi conduzido através de um processo meticuloso e estratégico, visando melhorar a qualidade e a confiabilidade das informações obtidas a partir das medições elétricas dos músculos. Inicialmente, os dados brutos captados foram submetidos à técnica de média móvel (janela de $N=5$ amostras), que visa a redução de flutuações e ruídos ao calcular a média das amostras em uma janela temporal [3]. Este método de filtragem é essencial para eliminar variações de curto prazo que podem surgir devido a interferências externas ou movimentos leves, proporcionando uma representação mais estável e coerente das atividades musculares ao longo do tempo.

Em seguida os dados foram submetidos ao filtro de Kalman. Este filtro é conhecido por sua capacidade de realizar uma filtragem ótima, combinando informações históricas de medições anteriores com um modelo dinâmico do sistema. Essa abordagem permite que o filtro de Kalman estime de forma precisa o estado atual do sinal, mesmo em presença de ruídos e perturbações que em algumas situações não são eliminadas pela média móvel. Além disso, ele também preserva características importantes e responde de maneira adaptativa às mudanças nas condições do ambiente ou no comportamento muscular

[23].

A utilização dessas técnicas de filtragem representa uma prática padrão em estudos de eletromiografia, especialmente em contextos onde a precisão e a consistência dos dados são cruciais para análises detalhadas e interpretações clínicas. Além de melhorar a qualidade geral dos registros eletromiográficos, essas abordagens ajudam a mitigar artefatos indesejados, permitindo uma investigação mais precisa e abrangente das atividades elétricas dos músculos. Isso é particularmente relevante em áreas como a reabilitação neuromuscular, onde a monitorização precisa da atividade muscular pode informar estratégias terapêuticas personalizadas e monitorar o progresso dos pacientes ao longo do tempo.

Após a aplicação do processo de filtragem foi estabelecido um limite específico para distinguir com precisão entre eventos de movimento e períodos de inatividade. Este método de filtragem e detecção de movimento visa melhorar a capacidade de discernir entre mudanças significativas no ambiente e variações normais que não são de interesse. Este limite funciona como um ponto de corte: sempre que o valor escolhido ultrapassa esse limite predefinido, é interpretado como um sinal de movimento confirmado. O emprego de detectores de limiar pode ser apropriado para determinados tipos de gestos, nos quais há uma distinta variação nos sinais captados, facilitando assim a classificação dos movimentos [24].

Após a determinação de um limiar apropriado, foi desenvolvido um código que possibilita a obtenção de um feedback claro sobre o estado de ativação ou inativação do músculo. Esse algoritmo permite identificar de maneira precisa e direta se o músculo está ativado ou desativado, contribuindo assim para uma monitorização eficiente.

2.4. Desenvolvimento do algoritmo de captação e processamento de sinais inerciais (MPU6050)

Para os dados do MPU 6050, foram determinadas seis variáveis: AcX , AcY , AcZ , GyX , GyY e GyZ . As três primeiras correspondem, respectivamente, à leitura dos eixos x , y e z de localização, conforme a configuração de fábrica do acelerômetro. As três últimas representam a orientação do giroscópio em torno dos eixos mencionados anteriormente. Seguindo as instruções de calibração do sensor fornecidas pelo datasheet do fabricante, o

acelerômetro foi configurado para uma escala de $\pm 2g$, representando a direção dos eixos nos sentidos positivo e negativo. Por exemplo, quando a placa está com seu eixo x direcionado para cima, conforme a indicação da seta impressa na placa do sensor, o monitor serial do Arduino exibe um valor de $+2g$. O giroscópio, por sua vez, foi calibrado na escala de $\pm 250^\circ/s$, indicando ângulos de $+250^\circ$ quando girado no sentido positivo da seta (regra da mão direita). Todos os valores são linearmente equivalentes para movimentos em sentidos opostos.

Também no programa do Arduino, foram utilizados métodos matemáticos para o processamento dos sinais, realizando as operações de média móvel, filtragem de Kalman e a conversão dos valores dos acelerômetros para ângulos. Essa conversão utiliza ângulos de Rolagem, Arfagem, e Guinada (Roll, Pitch e Yaw), muito importantes no âmbito da aeronáutica e dos estudos sobre estabilização e controle de drones (Figura 3). Em prol de maior segurança nas medidas, a previsão dos valores de ângulos estimadas pelo filtro de Kalman é fortemente recomendada, sendo uma forma de criar um sistema melhor que a filtragem nativa de outros sensores IMU/GPS [25].

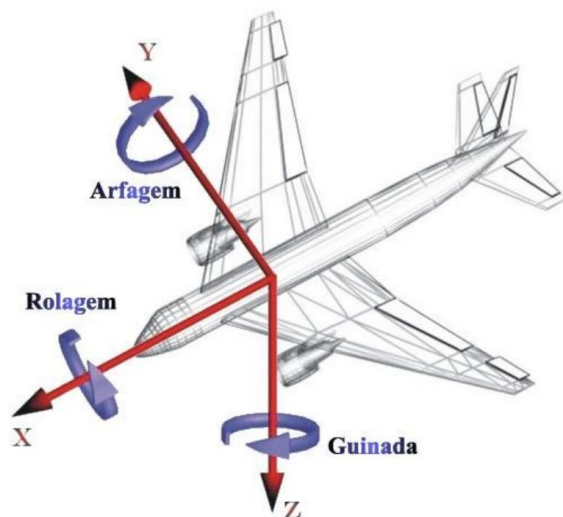


Figura 3. Representação dos ângulos de inclinação Roll, Pitch e Yaw em uma aeronave [26].

Com base nos três valores do acelerômetro, o cálculo espacial dos ângulos é dado conforme mostrado nas equações 1 e 2, onde θ é o ângulo de rolagem (roll); φ o ângulo de arfagem (pitch); AcX , AcY e AcZ , representam as medidas de aceleração fornecidas pelo sensor em relação aos eixos x, y e z, respectivamente:

$$\theta = \arctan\left(\frac{AcX}{\sqrt{AcY^2 + AcZ^2}}\right) \quad (2.1)$$

$$\varphi = \arctan\left(\frac{AcY}{\sqrt{AcX^2 + AcZ^2}}\right) \quad (2.2)$$

É notável observar que o cálculo do ângulo de guinada (yaw) do acelerômetro envolve um referencial externo ao acelerômetro, como o uso de um giroscópio, magnetômetro, quatérnios ou até mesmo uma variação do valor no tempo. Dessa forma, torna-se necessário cálculos mais complexos, porém, com uma gama de aplicações maior [18]. Neste trabalho o ângulo de guinada não foi utilizado.

2.5. Eletrodos

Os eletrodos invasivos são projetados para penetrar no tecido biológico, como fios ou agulhas, permitindo a captação direta de sinais elétricos internos do corpo. Isso os torna ideais para estudos que exigem alta precisão na análise de atividades elétricas específicas, como potenciais de ação de unidades motoras ou atividade cerebral detalhada. No entanto, seu uso pode ser desconfortável para o paciente devido à necessidade de inserção no tecido, além de requerer procedimentos rigorosos de esterilização para evitar riscos associados à invasão. Por outro lado, os eletrodos não invasivos são posicionados externamente sobre a pele ou em proximidade com a área de interesse. Eles são comumente utilizados em técnicas como ECG, EMG e EEG, captando sinais elétricos superficiais sem a necessidade de penetração no corpo.

Embora ofereçam uma abordagem menos intrusiva e mais confortável para o paciente, os eletrodos não invasivos podem captar sinais com menor relação sinal/ruído em comparação com os invasivos. Na captação de EMG, os eletrodos não invasivos, como os de superfície, são mais comuns em aplicações clínicas, captando sinais de todo um músculo com menor amplitude e frequência, requerendo gel condutor e limpeza adequada para manutenção da eficiência [27]. De um modo geral, estes eletrodos são do tipo Ag/AgCl (prata e cloreto de prata).

Os sinais eletromiográficos utilizados neste trabalho são provenientes da captação de dois eletrodos posicionados na região dorsal da mão, enquanto um eletrodo referencial foi colocado em proximidade ao cotovelo. Esta disposição estratégica dos eletrodos é crucial para capturar e registrar precisamente as

atividades elétricas musculares da área estudada. Ao posicionar os eletrodos na parte posterior da mão, é possível obter leituras detalhadas e distintas das respostas eletrofisiológicas daquela região em particular. Por sua vez, o eletrodo referencial, posicionado na região ulnar, próximo ao cotovelo, desempenha um papel fundamental como ponto de referência neutro, ajudando a estabilizar e contextualizar as medições obtidas pelos eletrodos ativos na mão. Essa configuração (Figura 4) não apenas garante a precisão das leituras, mas também permite uma interpretação mais confiável e significativa dos dados coletados, sendo essencial em estudos que demandam alta acuidade na análise de sinais bioelétricos.



Figura 4. Posicionamento dos eletrodos para registro da EMG.

3. Resultados

A integração de todos os três sensores em um sistema ligado ao Arduino Uno foi feita conforme mostra a Figura 5.

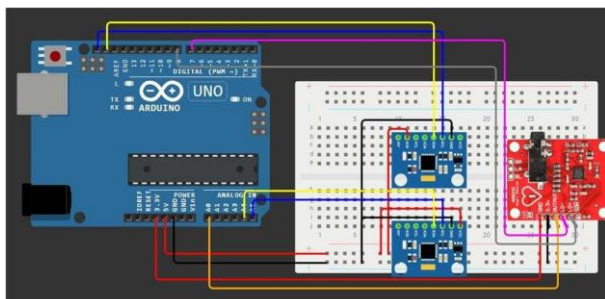


Figura 5. Montagem de todos os sensores no Arduino Uno.

É importante destacar que os dois MPU 6050 são ligados em paralelo (compartilham os mesmos pinos). Os fios azuis e amarelos, embora estejam conectados em lugares distintos no Arduino, acessam

os mesmos pinos do microcontrolador. A seleção de qual sensor será lido é feita no código fonte.

A seguir (Figura 6) é apresentado um trecho do código desenvolvido, onde são invocadas as funções de leitura do sensor AD8232 e dos eixos do MPU 6050. Em ambos, funções naturais do software são utilizadas, apenas com adição de recursos das bibliotecas Wire e SimpleKalmanFilter já citadas.

```
void loop() {
  if (millis() - lastChangeTime > 80) { // Alterado para 80 milissegundos
    sensorState = (sensorState + 1) % 14; // Alterado para 14 estados
    lastChangeTime = millis();
    Serial.println(20000);
  }
  if (sensorState < 7) {
    switch (sensorState) {
      case 0:
        GetMpuValueAcX(MPU1);
        break;
      case 1:
        GetMpuValueAcY(MPU1);
        break;
      case 2:
        GetMpuValueAcZ(MPU1);
        break;
      case 3:
        GetMpuValueGyX(MPU1);
        break;
      case 4:
        GetMpuValueGyY(MPU1);
        break;
      case 5:
        GetMpuValueGyZ(MPU1);
        break;
      case 6:
        GetMpuValueAcX(MPU2);
        break;
    }
    Serial.println("");
  }
}
```

Figura 6. Trecho do código-fonte implementado.

3.1. Processamento dos sinais de EMG

A Figura 7 apresenta um registro de aproximadamente três segundos de um sinal EMG sem a utilização de quaisquer filtros.

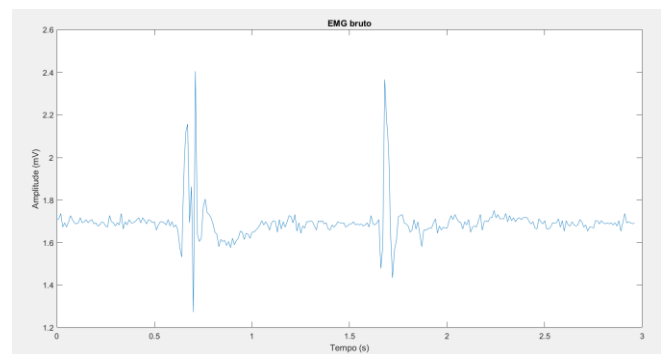


Figura 7. Registro de um sinal de EMG sem filtro.

A Figura 8 apresenta a sobreposição de um registro de três segundos de um sinal de EMG bruto (azul) processado pela média móvel (preto) e pelo filtro de Kalman (vermelho). É possível notar que o filtro de média móvel causa um atraso no sinal em função do tamanho da janela temporal utilizada para o cálculo da média. Além disso, é possível observar que a média

móvel também resulta na supressão das componentes de mais alta frequência.

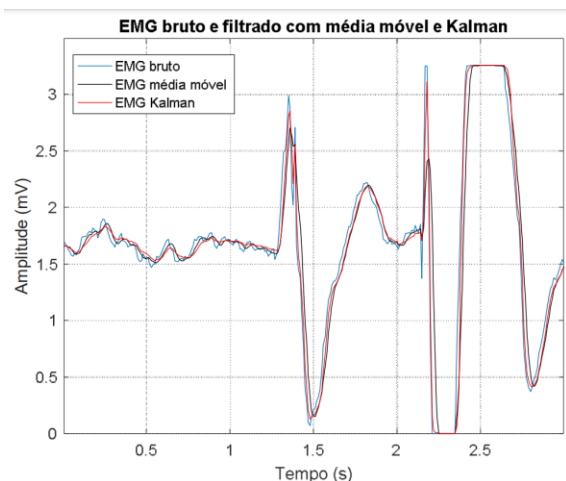


Figura 8. Sinal de EMG bruto (azul) e processado pela média móvel (preto) e filtro de Kalman (vermelho), em uma leitura de três segundos.

A Figura 9 ilustra um evento de detecção de atividade muscular por meio do monitoramento de um limiar. Neste caso, o limiar foi estabelecido em 1,75 mV (verde). O sinal em azul representa o registro de EMG sem filtro, em vermelho, o mesmo sinal após a aplicação do filtro de média móvel e, em preto, o sinal com o filtro de Kalman. A figura 10 mostra a interface de monitoramento, informando os estados de ativação do músculo em função da amplitude do sinal em relação ao limiar. Neste caso, o monitoramento se deu no sinal resultante da aplicação do filtro de média móvel.

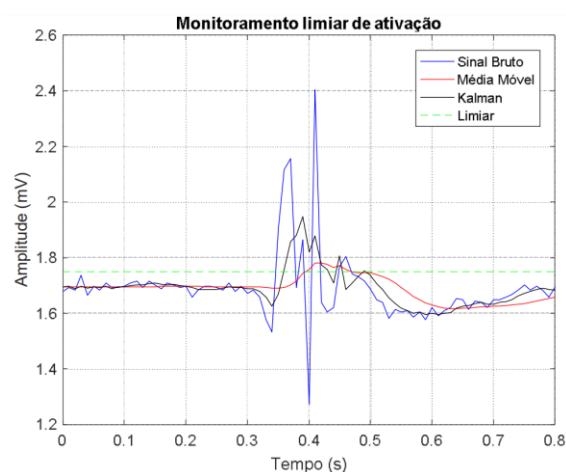


Figura 9. Sinal EMG bruto (azul), com filtro média móvel (vermelho), com o filtro de Kalman (preto) para monitoramento do limiar de ativação muscular (verde).

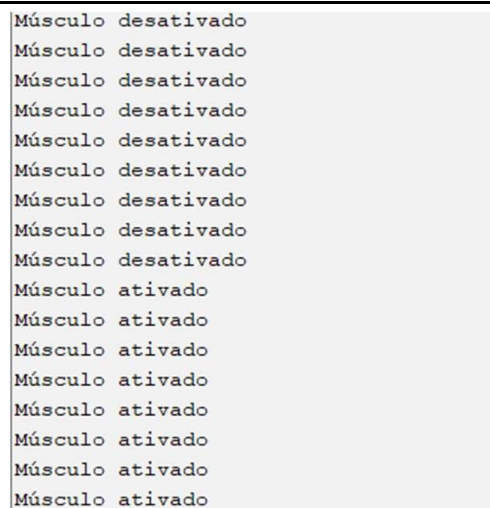


Figura 10. Interface de monitoramento do limiar de ativação muscular.

3.2. Processamento dos sinais do acelerômetro do MPU 6050

Tendo em vista a eficiência do filtro de Kalman na geração dos resultados para os sinais de EMG, foi adotado um procedimento semelhante para o MPU6050.

A figura 11 apresenta os registros dos três eixos do acelerômetro (AcX, AcY e AcZ). Esses valores são brutos e sem qualquer filtragem, podendo-se perceber uma dificuldade de estabilização dos valores e a interferência de pequenos ruídos e impactos no MPU6050. Percebe-se que os valores variam de $+2g$ a $-2g$, como definido pela calibração dos acelerômetros.

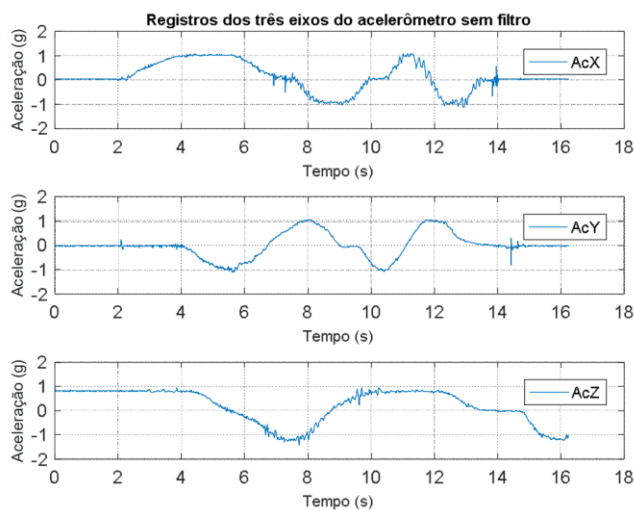


Figura 11. Valores dos sinais do acelerômetro, para os três eixos, durante 16 segundos. De cima para baixo são apresentados os sinais dos eixos X, Y, e Z.

A Figura 12 apresenta aplicação da média móvel no sinal do eixo X do acelerômetro.

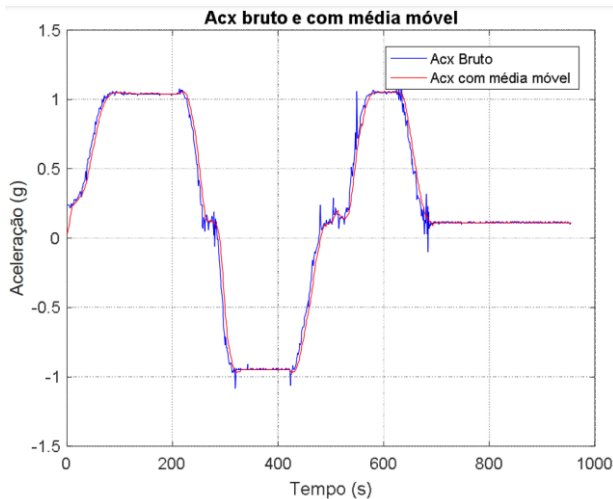


Figura 12. Média móvel aplicada ao sinal do eixo X do acelerômetro. O gráfico azul representa o valor de AcX sem filtragem e o vermelho, sua média móvel.

A Figura 13 mostra um registro do eixo z do acelerômetro (AcZ) sem o uso de filtros (azul) e sua versão após o uso do filtro de Kalman (vermelho). A vantagem deste filtro na leitura dos dados do acelerômetro é a rapidez na reação às mudanças de movimento e ainda assim, promovendo a redução do ruído.

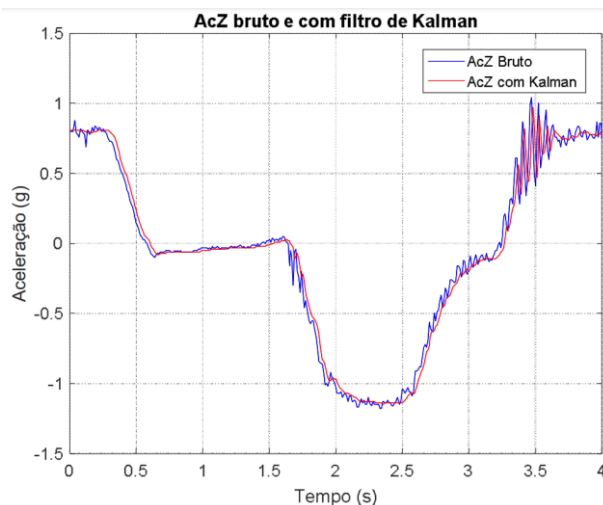


Figura 13. AcZ sem filtro (azul), e sua versão após o filtro de Kalman (vermelho).

A Figura 14 exibe um teste da interface para a exibição dos valores de leitura dos sinais AcX e AcY processados pelo filtro de Kalman. Neste teste o

acelerômetro foi girado em torno apenas do eixo x (sentido negativo), em aproximadamente 45 graus.



Figura 14. Demonstração dos ângulos ao inclinar o sensor MPU6050 em 45 graus no sentido negativo do vetor de posição x (ângulo de arfagem, roll).

3.3. Processamento dos sinais do giroscópio do MPU 6050

A figura 15 apresenta os registros dos três eixos do giroscópio (GyX, GyY e GyZ) sem a utilização de quaisquer filtros. De forma análoga ao acelerômetro, é possível observar oscilações de alta frequência resultantes da instabilidade ao manipular o sensor para a realização dos registros. Nota-se também que em alguns instantes, houve uma saturação da resposta do sensor para os três eixos. Isso também se deve à manobra realizada para a aquisição dos sinais. Nota-se que os valores do giroscópio variam conforme o ajuste inicial, indo de +250°/s a -250°/s.

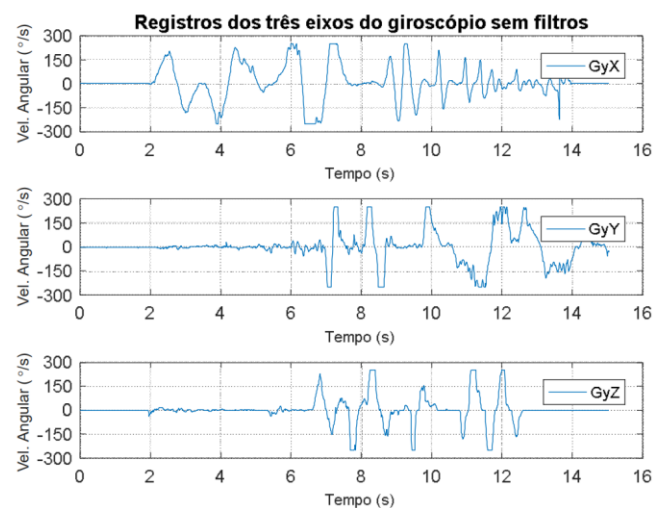


Figura 15. Valores dos sinais do giroscópio, para os três eixos, durante 15 segundos. De cima para baixo são apresentados os sinais dos eixos x, y, e z.

A figura 16 apresenta um exemplo de registro do sinal GyY sem filtro sobreposto à sua versão após a

utilização da média móvel e do filtro de Kalman.

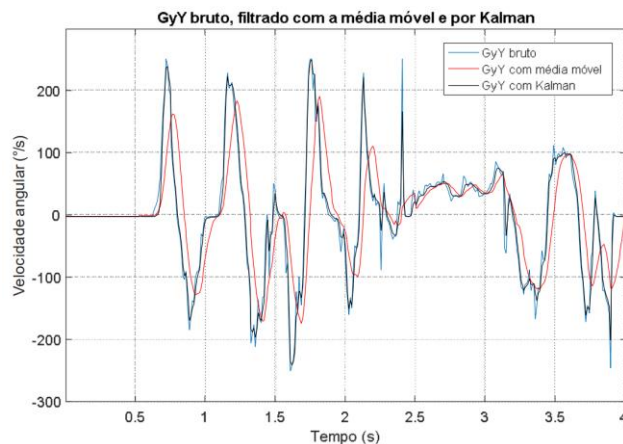


Figura 16. GyY bruto (azul), com filtro média móvel (vermelho) e, na cor preta, o mesmo sinal com o filtro de Kalman.

Novamente, é possível observar que o filtro de média móvel causa um atraso no sinal e promove uma maior atenuação das oscilações em alta frequência. Já o filtro de Kalman não causa atrasos significativos, além de não suprimir todas as oscilações de alta frequência.

4. Conclusões

Os resultados desta pesquisa evidenciam a importância da filtragem no processamento de sinais. A implementação dessas abordagens proporcionou uma melhoria substancial na qualidade e interpretação dos dados captados pelos sensores de eletromiografia e acelerômetros, fundamentais para aplicações em instrumentação biomédica, saúde e reabilitação.

A redução de interferências, ruídos e leituras indesejadas foi extremamente eficaz com o filtro de Kalman. O sinal filtrado possui um atraso pouco relevante, demonstrando a viabilidade de utilizar um filtro de Kalman para operações com sensores inerciais, como acelerômetros e giroscópios, que precisam de um pouco mais de precisão em seus resultados. Contudo, a implementação do filtro de Kalman apresenta uma complexidade elevada sobretudo na definição das variáveis de estado e das matrizes de covariância que compõem o modelo deste filtro.

A média móvel por sua vez é um filtro de fácil implementação e que proporciona uma boa redução dos níveis de ruído presentes nos sinais, sobretudo dos sensores utilizados neste trabalho. Contudo, o atraso gerado e a atenuação de frequências médias precisam

ser levados em consideração antes de se optar por usar este filtro, para evitar perda de informação que pode ser relevante dentro do contexto abordado.

Adicionalmente, os gráficos de feedback desenvolvidos durante este estudo desempenharam um papel crucial ao oferecer uma representação visual clara e detalhada dos dados processados pelos sensores de eletromiografia e acelerômetros.

Com base nos resultados promissores alcançados, planeja-se dar continuidade a este projeto focando na aplicação prática dos sinais processados em um manipulador robótico. Este próximo passo visa integrar os dados filtrados e interpretados com o controle e monitoramento de um manipulador, explorando a utilização dessas informações para otimização de movimentos e interações físicas. A integração dos sinais processados com um manipulador robótico permitirá não apenas validar os resultados obtidos em ambientes virtuais, mas também criar novas oportunidades de pesquisa e desenvolvimento em automação e controle robótico. Além disso, com o protótipo implementado será possível desenvolver novas pesquisas visando o aprimoramento da compreensão e uso de diferentes técnicas de processamento de sinais.

Portanto, pode-se afirmar que o desenvolvimento deste protótipo para a captação e processamento de sinais foi eficaz naquilo que foi proposto, conseguindo inclusive realizar uma filtragem por meio do método de Kalman.

Referências

- [1] CARDOSO, A. S. V. Instrumentação e Metodologias de Medição de Biopotenciais. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) - Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, 2010.
- [2] SINGH, M. Introduction to biomedical instrumentation. PHI Learning Pvt. Ltd., 2014.
- [3] FERREIRA, A. DE SÁ; GUIMARÃES, F. S.; SILVA, J. G. Aspectos metodológicos da eletromiografia de superfície: considerações sobre os sinais e processamentos para estudo da função neuromuscular. Revista Brasileira de Ciências do Esporte, Campinas, v. 31, n. 2, p. 11-30, jan. 2010.
- [4] QUAGLIARELLA L., SASANELLI N., CAVONE G., LANZOLLA A. M. L., Biomedical Signal Analysis by a Low-cost Accelerometer Measurement System, IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference 2006 Proceedings, Sorrento, Italy, 2006.
- [5] CHOWDHURY, R.H., REAZ, M.B.I., ALI, M.A.B.M., BAKAR, A.A.A.; CHELLAPPAN, K., CHANG, T.G. Surface Electromyography Signal Processing and Classification Techniques.

Sensors, Basel, Switzerland, v. 13, p. 12431-12466, 2013.

[6] ROMANO, C., SCHENA, E., FORMICA, D., MASSARONI, C. Comparison between Chest-Worn Accelerometer and Gyroscope Performance for Heart Rate and Respiratory Rate Monitoring. *Biosensors*, v. 12, p. 834, 2022.

[7] BISHOP, G., WELCH, G. An introduction to the kalman filter. *Proc of SIGGRAPH*, Course, 8(27599-23175), p. 41, 2001.

[8] BOYER, M., BOUYER, L., ROY, J.-S., CAMPEAU-LECOURS, A. Reducing Noise, Artifacts and Interference in Single-Channel EMG Signals: A Review. *Sensors*, Basel, Switzerland, v.23, p.2927, 2023.

[9] ZHAO, S., LIU, J., GONG, Z., LEI, Y., OUYANG, X., CHAN, C.C., RUAN, S. Wearable Physiological Monitoring System Based on Electrocardiography and Electromyography for Upper Limb Rehabilitation Training. *Sensors*, Basel, Switzerland, v. 20, p. 4861, 2020.

[10] LI, D.; ZHANG, L.; HU, T.; MA, J.; LI, X.; ZHANG, X.; KIM, H. The Cross-Sectional and Longitudinal Associations Between Adherence to 24-Hour Movement Behavior Guidelines and Bone Health in Young Children. *Healthcare*, Basel, Switzerland, v. 12, p. 2173, 2024.

[11] PALUMBO, A., VIZZA, P., CALABRESE, B., IELPO, N. Biopotential Signal Monitoring Systems in Rehabilitation: A Review. *Sensors*, Basel, Switzerland, v. 21, p. 7172, 2021.

[12] ILEŞAN, R.R., CORDOŞ, C.-G., MIHĂILĂ, L.-I., FLEŞAR, R., POPESCU, A.-S., PERJU-DUMBRAVĂ, L., FARAGÓ, P. Proof of Concept in Artificial-Intelligence-Based Wearable Gait Monitoring for Parkinson's Disease Management Optimization. *Biosensors*, Basel, Switzerland, v. 12, p. 189, 2022.

[13] ANALOG DEVICES. AD8232: Single-Lead, Heart Rate Monitor Front End. Disponível em: <<https://www.analog.com/en/products/ad8232.html>> Acesso em: 29 jul. 2024.

[14] TDK InvenSense. MPU6050: Six-Axis (Gyro + Accelerometer) MEMS MotionTracking™ Device. Disponível em: <<https://invensense.tdk.com/products/motion-tracking/6-axis/mpu-6050/>>. Acesso em: 29 jul. 2024.

[15] ARDUINO. Arduino Uno Rev3. Disponível em: <<https://store.arduino.cc/products/arduino-uno-rev3>>. Acesso em: 29 jul. 2024.

[16] MENDES JUNIOR J. J. A., CAMPOS D. P., BIASSIO, L. C., PASSOS P.C., JÚNIOR P.B., LAZZARETTI A.E., KRUEGER E. AD8232 to Biopotentials Sensors: OpenSource Project and Benchmark. *Electronics*. 2023.

[17] LLAMAS, L. Determinar la orientación con arduino y el IMU MPU-6050. 2021. Disponível em <https://www.luisllamas.es/arduino-orientacion-imu-mpu6050/>. Acesso em 27 de junho de 2024.

[18] BEZERRA NETO, H. P. Uso do Arduino para monitoramento de ângulos em plataformas de petróleo para fins didáticos. *Diversitas*

Journal. Santana do Ipanema/AL, v. 8, n. 2, 15p, 2023.

[19] SCHILDT, H. C++: The Complete Reference. 4.ed. New York: McGraw-Hill, 2003.

[20] ROLAND, T. Motion artifact suppression for insulated EMG to control myoelectric prostheses. *Sensors*, v. 20, p. 1031, 2020.

[21] SARASOLA-SANZ, A.; LÓPEZ-LARRAZ, E.; IRASTORZA-LANDA, N.; ROSSI, G.; FIGUEIREDO, T.; MCINTYRE, J.; RAMOS-MURGUIALDAY, A. Real-Time Control of a Multi-Degree-of-Freedom Mirror Myoelectric Interface During Functional Task Training. *Frontiers in Neuroscience*, v. 16, artigo 764936, 2022.

[22] FERNANDEZ, M. F. A. Virtual Muscle Model of the Arm for EMG-Driven Control of Prostheses. Master's thesis, Massachusetts Institute of Technology, maio, 2022.

[23] LI Z., O'DOHERTY J.E., HANSON T.L., LEBEDEV M.A., HENRIQUEZ C.S., NICOLELIS M.A.L. Unscented Kalman Filter for Brain-Machine Interfaces. *PLoS ONE*, v. 4, n. 7, 2009.

[24] BARBOSA, R. R. C. Classificação de Movimentos de mão para prótese robótica utilizando sinais mio-elétricos. Brasília: Universidade Federal de Brasília, 2021.

[25] GUPTA, N.; HAUSER, R. Kalman Filtering with Equality and Inequality State Constraints. Oxford University Computing Laboratory, Numerical Analysis Group, Wolfson Building, Parks Road, Oxford, U.K., 2007.

[26] ARAÚJO, MÁRCIO RODRIGO VIEIRA DE. Projeto, simulação e controle de veículo aéreo não tripulado tail-sitter. 2007. 156 f. Dissertação (Mestrado em Sistemas Mecatrônicos)-Universidade de Brasília, Brasília, 2007.

[27] ORTOLAN, R. L. Estudo e avaliação de técnicas de processamento do sinal mioelétrico para controle de sistemas de reabilitação. Universidade de São Paulo. São Paulo. 2002.