

TALHER ESTABILIZADOR

Lucas Yuji Toma¹

yuji.toma@gmail.com

Faculdade de Tecnologia de São Paulo

Carlos Rezende de Menezes

crmenezes@fatecsp.br

Faculdade de Tecnologia de São Paulo

1. Introdução

A Doença de Parkinson (DP), Tremor Essencial e o Parkinsonismo podem apresentar um sintoma em comum, o tremor de uma ou ambas as mãos, prejudicando a independência do paciente. Conforme a Biblioteca Virtual em Saúde a DP é a segunda patologia degenerativa mais comum do sistema nervoso central após a doença de Alzheimer [1].

De acordo com o World Health Organization, em 2019 uma estimativa apontou mais de 8,5 milhões de indivíduos com a DP, um aumento de 81% em relação ao ano de 2000 [2].

Tendo em vista os dados apresentados, está sendo desenvolvido um Talher Estabilizador de Tremores (TET) de baixo custo e fácil manuseio com o intuito de melhorar a qualidade de vida destes pacientes.

Para um Sistema de Controle (SC) ser capaz de localizar a melhor posição possível da empunhadura através da leitura do sensor foi realizado um estudo com o Filtro de Kalman (FK), apresentando a possibilidade de sua aplicação no tratamento dos dados no SC do TET que é justificado por aplicações relevantes tais como: a fusão sensorial, o rastreamento de posição e a velocidade de veículos. Sua aplicação mais famosa foi no sistema de navegação do Projeto Apollo da NASA, proporcionando estimativas mais precisas da posição das naves espaciais [3].

2. Metodologia

Os sensores podem apresentar erros em sua leitura que degradam o sinal durante seu processamento devido a fatores diversos, por exemplo: imperfeições em sua construção, variação brusca do ambiente, dentre outros.

Utilizando o FK como proposta para mitigar os ruídos foi conduzido dois experimentos:

- O primeiro foi calculado utilizando as equações da literatura que aborda o FK [4], com as equações (1) e (2) para a etapa de predição e as equações (3), (4) e (5) na etapa de Correção.

Aplicando as equações citadas anteriormente no editor de código Visual Studio Code, com o algoritmo redigido na linguagem de programação Python, teve suas resultantes plotadas na Framework Matplotlib (Figura 01);

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

$$P_k^- = AP_{k-1}A^T + q \quad (2)$$

$$K_k = P_k^- H^T (HP_k^- H^T + r)^{-1} \quad (3)$$

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k(z_k - H\hat{x}_k^-) \quad (4)$$

$$P_k = (1 - K_k H)P_k^- \quad (5)$$

- O segundo experimento foi realizado no ambiente de desenvolvimento integrado Arduino IDE utilizando uma Framework do FK, com o código compilado e executado na placa de prototipagem eletrônica Arduino Uno, conectado ao módulo MPU-6050 com os resultados visualizados no Plotter Serial (PS) (Figura 02). Antes da implementação de fato da Framework do FK realizou-se uma observação do ruído do sensor em estado de repouso durante 2 segundos no Plotter Serial para seleção dos cinco maiores picos para o cálculo da variância deste sensor utilizando a equação (6); estipulou-se também uma posição inicial angular $\theta = 0^\circ$. Com estes dois parâmetros estabelecidos foi passado como argumento para as funções de inicialização da Framework do FK no Arduino IDE seguindo os passos de montagem e escrita do algoritmo citados anteriormente para geração do resultado.

$$s^2 = \frac{\sum (x_i - \bar{x})^2}{n-1}$$

(6)

A lista de materiais utilizados no experimento 2 pode ser visualizado na Tabela 01.

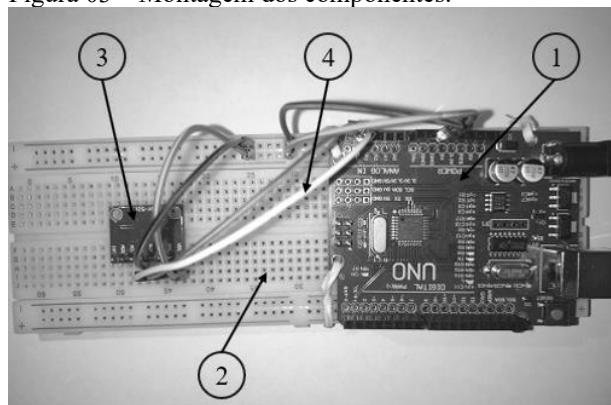
Tabela 01 – Lista de materiais principais.

Designação	Componentes	Quant.
1	Arduíno Uno	1
2	Protoboard	1
3	MPU-6050	1
4	Jumpers	6

Fonte: Toma, Lucas (2024).

Todos os Componentes foram fixados sobre o Protoboard simulando a empunhadura, a fim de facilitar o manuseio para ensaio e correção posicional do sensor (Figura 03).

Figura 03 – Montagem dos componentes.



Fonte: Toma, Lucas (2024).

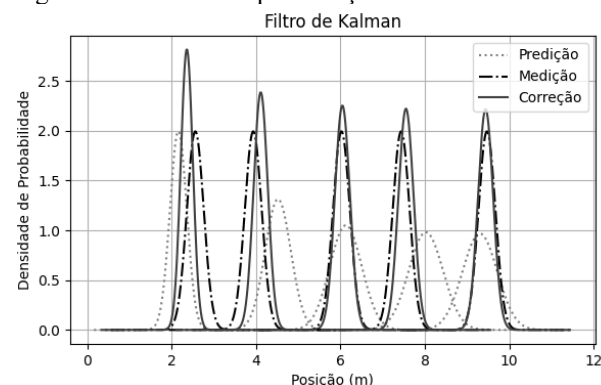
3. Resultados e Discussões

Parâmetros iniciais para a inicialização do primeiro experimento foram adotados seguindo Datasheets e posteriormente parâmetros empíricos que melhor se adequavam para o estudo e visualização da Distribuição Normal (DN) do FK, em particular, os valores resultantes da Medição são provenientes de variáveis geradas aleatoriamente utilizando como argumentos da função a velocidade inicial, a variação de tempo e a incerteza do sensor provocando propositalmente uma diferença do valor que deveria ser medido pelo sensor.

A Figura 01 é composta por três principais grupos de gaussianas, sendo elas: a DN a priori (Predição, linha pontilhado), a DN da Medição (linha traço ponto) e a DN a posteriori (Correção, linha sólido). Vale ressaltar que a DN da Medição possui praticamente o mesmo nível de ruído, mas com uma leitura incerta. A DN a priori nos retorna um valor estipulado do estado decorrente do estado anterior. Já a DN a posteriori é obtida

através da DN a priori, DN da Medição e do ganho de Kalman, ocorrendo a eliminação dos ruídos, justamente porque o valor de retorno é uma gaussiana de menor incerteza, apresentando o melhor estado possível do objeto.

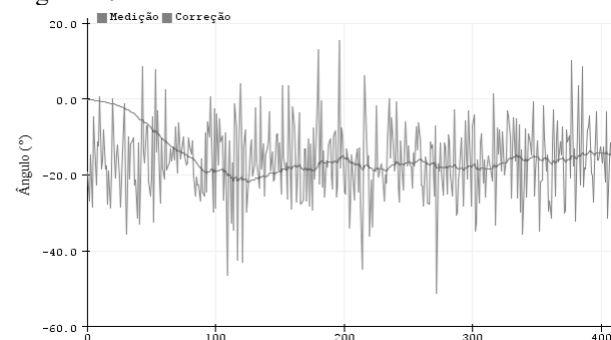
Figura 01 – Representação da DN do FK.



Fonte: Toma, Lucas (2024).

Na Figura 02 podemos observar dois traçados diferentes, um proveniente do sensor com picos e vales acentuados com a primeira leitura próxima dos -20° , e o outro traçado se refere aos dados corrigidos pelo FK com sua primeira leitura exatamente em 0° que foi o argumento utilizado na função da Framework do FK. É possível notar que na inicialização do programa no Arduino Uno apresentou um determinado tempo para que os valores calculados pelo FK na Correção venham a se convergir com os valores lidos pelo sensor (Medição), ainda se nota que após a convergência de ambos traçados, o FK consegue mitigar os ruídos provenientes do sensor seja em choques ou no estado de repouso, como por exemplo, os picos acentuados procedentes de pancadas na bancada de ensaio sem a alteração angular expressiva da empunhadura.

Figura 02 – Resultado do FK visualizado no PS.



Fonte: Toma, Lucas (2024).

4. Conclusões

O FK consegue filtrar com eficácia o ruído excessivo medido pelo sensor sem perder sua precisão, dando a possibilidade de quantificar os

tremores oriundos do paciente evitando uma interpretação dos dados equivocada para o SC, se demonstrando como um recurso importante para o desenvolvimento do TET. Experimentos envolvendo a integração de motores, outros métodos para o SC e testes em campo estão em estudo em conjunto com o desenvolvimento do TET.

Referências

[1] 11/4 – Dia Mundial de Conscientização da Doença de Parkinson: avançar, melhorar, educar, colaborar. Biblioteca Virtual em Saúde. Disponível em: [11/4 – Dia Mundial de Conscientização da Doença de Parkinson: avançar, melhorar, educar, colaborar! | Biblioteca Virtual em Saúde MS \(saude.gov.br\)](https://www.saude.gov.br/114).

[2] PARKINSON DISEASE. World Health Organization, 2023. Disponível em: [Parkinson disease \(who.int\)](https://www.who.int/disease).

[3] GREWAY, M. S.; ANDREWS, A. P.; Applications of Kalman Filtering in Aerospace 1960 to the Present. DOI 10.1109/MCS.2010.936465.

[4] FILTRO DE KALMAN. PUC-Rio, Certificação Digital N° 0310405/CA.

Agradecimentos

Ao CNPq pela bolsa de Iniciação Científica e ao Laboratório de Projetos Especiais da Fatec-SP pela disponibilidade dos materiais.

¹ Aluno de IC com bolsa CNPq.