



FUSÃO SENSORIAL DE UM FILTRO DE KALMAN ESTENDIDO E UNIDADE INERCIAL DE MEDIDA EMBARCADOS EM ROBÔS F-180

IGOR PARDO MAURELL¹; RÔMULO THIAGO SILVA DA ROSA²; LUCAS CAETANO MEIRELES PEREIRA²; PAULO JEFFERSON DIAS DE OLIVEIRA EVALD²; JUSOAN LANG MÓR²; PAULO LILLES DREWS JUNIOR³

¹Universidade Federal do Rio Grande - FURG – igorpardo97@gmail.com

²Universidade Federal do Rio Grande - FURG –

(romulothiago, caetano02117, paulo.evald.jusoan66@gmail.com)

³Universidade Federal do Rio Grande - FURG – dudopel@gmail.com

1. INTRODUÇÃO

Atualmente o meio de pesquisa na área de sistemas robóticos autônomos realiza competições de diferentes modalidades e categorias dentro da robótica, Inteligência Artificial (IA) e Sistemas Embarcados. Tais competições tem como finalidade de incentivar o desenvolvimento de novas ideias e fomentar o envolvimento de estudantes nessas áreas. Dentro dessas competições existe uma categoria conhecida como *Small Size League* (F-180) que visa a construção de um time de 6 robôs autônomos com rodas de no máximo 180 mm de diâmetro, para enfrentar um outra equipe em um jogo semelhante ao futebol tradicional.

Nessa categoria, os robôs são identificados dentro do campo por um sistema de visão global e comandados remotamente por um Sistema Inteligente. Esse sistema de IA situado em um computador remoto é responsável por coordenar as ações dos robôs, garantindo que eles executem as ações de acordo com as estratégias implementadas em uma árvore de decisão. Para que o sistema de IA possa determinar qual é a estratégia mais adequada para uma determinada situação e como as ações deve ser executadas pelos robôs, é primordialmente necessário a obtenção da posição de cada robô.

A posição de um robô, assim como sua orientação, pode ser obtida através de uma câmera posicionada com vista superior ao campo, porém tal informação contém erros relacionados ao desvio padrão da lente, altura da câmera e um tempo de atraso associado à transmissão. Também, pode ser utilizado uma unidade de medição inercial (UMI), na qual apresenta *drift*, *bias*, desalinhamento de eixos (MAURELL; ROSA, 2016). Além disso, a informação de posição e orientação pode ser obtida através de sensor de efeito *Hall*, acoplado aos motores do robô, porém tal informação é suscetível a ruídos de variação de sensibilidade devido variação de temperatura, *offset ôhmico*, ruído *Johnson*, etc (RAMSDEN, 2011). Por outro lado, o modelo matemático do robô não considera as incertezas inerentes ao processo de movimento do robô e aquisição da posição de forma visual, tais como: derrapamento de roda, diferença entre os raios de roda, integração numérica, *delay* de aquisição de câmera, dinâmica dos motores, entre outras.

Uma forma de reduzir os ruídos e estimar algumas grandezas modeladas, pode-se utilizar um Filtro de *Kalman* (KALMAN, 1960). Esse filtro trabalha na pressuposição que os dados de observação são provenientes de informação ruidosa e o modelo matemático apresenta incertezas. Tal algoritmo pondera as informações dos sensores e do modelo matemático a fim de obter a estimação dos estados com o mínimo erro quadrático médio. Porém o mínimo erro



quadrático médio somente é atendido quando o modelo é linear, acometido por um ruído gaussiano não relacionado e devidamente modelado.

Devido ao modelo matemático utilizado ser não linear, conforme será mostrado na próxima seção, torna-se necessário realizar a linearização do modelo utilizando o Filtro de *Kalman* Estendido, o qual utiliza a primeira aproximação de *Taylor* para realizar a linearização do modelo.

Tendo em vista tal contexto, o presente trabalho visa a implementação de um Filtro de *Kalman* Estendido, à ser embarcado em um robô da categoria F-180 da equipe FURGBOL. O filtro utilizara dados de posição linear, velocidade linear, aceleração linear, posição angular e velocidade angular proveniente de sensores de Efeito *Hall* acoplados aos motores, UMI acoplada ao corpo do robô e câmera com vista superior do campo.

2. METODOLOGIA

Os estados de *Kalman* considerados $x \in \mathbb{R}^8$ consistem de posição e orientação do robô no plano, e suas devidas derivadas, como $x = [p \ v \ a \ \psi \ \omega]^T$. Onde p é o vetor de posição linear do centro de massa do robô relacionada ao sistema de coordenadas global $\{W\} \in \mathbb{R}^2$, v e a são o vetor de velocidade e aceleração linear, respectivamente, ambos relacionados ao sistema de coordenadas local $\{B\} \in \mathbb{R}^2$, ψ é a orientação do robô, relacionada ao eixo z do sistema de coordenadas $\{W\}$, e ω é a velocidade angular, relacionada ao sistema de coordenadas local $\{B\}$, tal sistema de coordenadas está acoplado ao centro de massa do robô, enquanto $\{W\}$ tem sua origem no canto esquerdo inferior do campo.

É considerado que o sistema de coordenadas $\{B\}$ está acoplado ao robô com origem no centro de massa do robô, enquanto o sistema de coordenadas $\{W\}$ é acoplada ao campo, fixo, com origem na extremidade inferior-direita do campo. Além disso, o sistema de coordenadas da UMI coincide com o centro de massa do robô e o eixo z do sistema de coordenadas $\{B\}$ é paralelo ao eixo z do sistema de coordenadas $\{W\}$.

A UMI utilizada é a MPU9250 no qual, após o tratamento com o algoritmo de *Attitude and heading reference system* (AHRS) de Madgwick (MADGWICK, 2010) fornecerá o seguinte vetor $[a_{x,y}^{AHRS} \ \omega^{AHRS} \ \psi^{AHRS}]$, onde $a^{AHRS} \in \mathbb{R}^2$ representa o vetor aceleração em m/s^2 relacionado ao sistema de coordenadas local $\{B\}$, $\omega^{AHRS} \in \mathbb{R}^1$ a velocidade angular no entorno do eixo z fornecida pela UMI em $^\circ/s$ relacionado ao sistema de coordenadas local $\{B\}$ e $\psi^{AHRS} \in \mathbb{R}^3$ é a orientação do robô em $^\circ$ relacionado ao sistema de coordenadas global $\{W\}$.

O sistema de visão da câmera fornece posição linear e orientação $[x \ y \ \psi]^c$, ambos relacionados ao sistema de coordenadas global $\{W\}$. Enquanto os sensores de efeito *Hall* acoplado aos motores fornecem velocidade angular da roda $\omega^{wr} = [\omega^{wr1} \ \omega^{wr2} \ \omega^{wr3} \ \omega^{wr4}]$, onde ω^{wri} representa a velocidade angular da i -ésima roda. Tal velocidade angular de roda é convertida em velocidade linear v^w e angular ω^w do robô através das seguintes equações.



$$v_{x,y}^w = \begin{bmatrix} \cos \alpha_1 & -\cos \alpha_2 & \cos \alpha_2 & \cos \alpha_1 \\ \sin \alpha_1 & -\sin \alpha_2 & -\sin \alpha_2 & \sin \alpha_1 \end{bmatrix} \omega^{wr} R^w \quad (1)$$

onde R^w é o raio da roda, R^{robo} é o raio do robô, α_1 é o ângulo de ataque 1 e α_2 é o ângulo de ataque 2 das rodas.

O vetor de observação $z \in \mathbb{R}^8$ é composto por $z = [[x, y]^c \ v_{x,y}^w a^{AHRS} \ \psi_r \ \omega_r]^T$. Onde ψ_r é a posição angular resultante e é expresso pela média ponderada de ψ^c e ψ^{AHRS} (AGUIRRE, 2004), e ω_r é a velocidade angular expressa pela média ponderada de ω^w e ω_z^{AHRS} como apresentado a seguir.

$$\psi_r = \frac{\sigma_{AHRS}^2 \times \psi^c + \sigma_c^2 \times \psi^{AHRS}}{\sigma_c^2 + \sigma_{AHRS}^2} \quad (2)$$

$$\sigma_r^\psi = \left(\frac{1}{\sigma_c^2} + \frac{1}{\sigma_{AHRS}^2} \right)^{-1} \quad (3)$$

$$\omega_r = \frac{\sigma_{AHRS}^2 \times \omega_{roda} + \sigma_w^2 \times \omega^{AHRS}}{\sigma_w^2 + \sigma_{AHRS}^2} \quad (4)$$

$$\sigma_r^\omega = \left(\frac{1}{\sigma_w^2} + \frac{1}{\sigma_{AHRS}^2} \right)^{-1} \quad (5)$$

A função de transição de estados é descrita como a seguir

$$\begin{aligned} p_k &= p_{k-1} + M \times v_{k-1} \times dt + \frac{1}{2} M \times a_{k-1} \times dt^2 \\ v_k &= v_{k-1} + a_{k-1} \times dt \\ a_k &= a_{k-1} \\ \psi_k &= \psi_{k-1} + \omega_{k-1} \times dt \end{aligned} \quad (6)$$

onde M é a matriz de rotação do sistema de coordenadas $\{B\}$, mostrada em (7), para o sistema de coordenadas $\{W\}$ no plano xy , k o tempo discreto atual, dt é a diferença de tempo entre os instantes $k-1$ e k ,

$$M = \begin{bmatrix} \cos \psi & \sin \psi \\ -\sin \psi & \cos \psi \end{bmatrix} \quad (7)$$

e a função de observação do Filtro de *Kalman* é dada por:

$$h(p, v, a, \psi, \omega) = \begin{bmatrix} p \\ v \\ a \\ \psi \\ \omega \end{bmatrix} \quad (8)$$



3. RESULTADOS E DISCUSSÃO

Até o momento, foi montado o sistema de sensoriamento baseado em UMI e realizados os cálculos e a transformação dos dados da UMI utilizando o algoritmo AHRS de *Madgwick*. A Figura 1 ilustra a montagem e o tratamento de dados em um computador remoto.

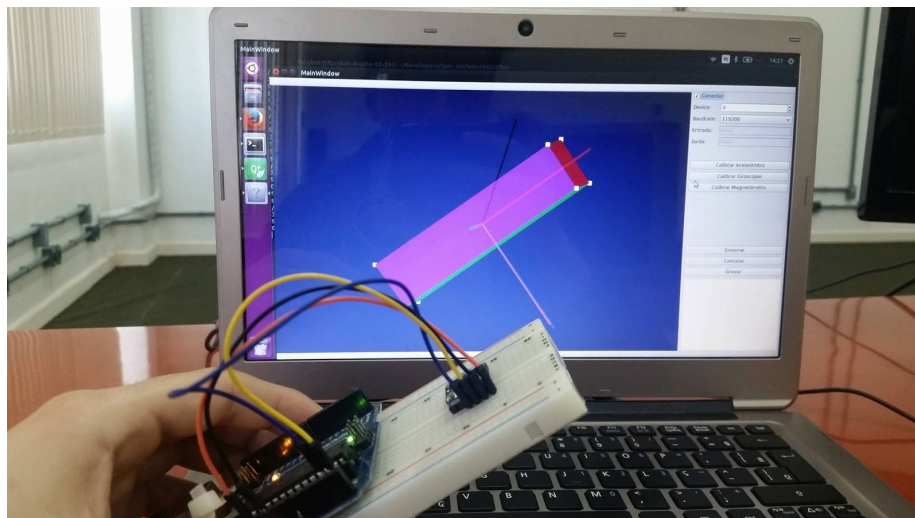


Figura 1 - Estimação dos ângulos utilizando IMU com algoritmo AHRS

4. CONCLUSÕES

Neste trabalho foi apresentada a implementação de um Filtro de *Kalman* Estendido para ser embarcado em um conjunto de robôs F-180 da equipe FURGBOL. A utilização deste filtro no sistema embarcado resultará em uma estimativa de posição mais precisa, pois irá considerar os processos estocásticos presentes na operação de cada robô. Em trabalhos futuros novas fontes de dados serão agregadas ao filtro, como o sistema de visão e sensores de efeito *Hall*.

5. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

AGUIRRE, L.A. **Introdução à identificação de sistemas—Técnicas lineares e não-lineares aplicadas a sistemas reais**. Editora UFMG, 2004.

KALMAN, R.E. A new approach to linear filtering and prediction problems. **Journal of basic Engineering** 82, no. 1, 35-45, 1960.

MADGWICK, S. An efficient orientation filter for inertial and inertial/magnetic sensor arrays. **Report x-io and University of Bristol (UK)** 25, 2010.

MAURELL, I.P, ROSA, R.T.S. RASTREAMENTO DE ROBÔ OMNIDIRECIONAL: Um estudo de caso utilizando Filtro de Kalman, **16ª Mostra de Produção Universitária - FURG**, 2016.

RAMSDEN, E. **Hall-effect sensors: theory and application**. Newnes, 2011.