

# Fusão Sensorial e Estimação de Atitude com Filtro de Kalman Direto baseado em Quatérnios

Paulo R. P. Silva\* Neusa M. O. Franco\* Moisés J. S. Freitas\*\*  
Adalberto J. A. Tavares. Jr\*

\* *Divisão de Engenharia Eletrônica, Instituto Tecnológico de Aeronáutica, São José dos Campos, SP*

\*\* *Departamento de Ciência e Tecnologia Aeroespacial, Instituto Tecnológico de Aeronáutica, São José dos Campos, SP*

E-mails: pauloprps@ita.br, neusa@ita.br, freitas@ita.br, adalbertoajatj@ita.br

**Abstract:** This paper presents the results of sensor fusion with Direct Kalman Filter for the estimation of attitude and sensor bias based on low-cost sensors, Microstrain 3DM-GX1 and Pixhawk. Quaternions are used to represent the body orientation computed from 3-axis accelerometer, gyrometer and magnetometer. The body orientation is included on the state vector together with the gyrometer bias, allowing drift compensation caused by integration. Experiments show that the filter is able to maintain an accurate and drift-free attitude and heading estimation being a candidate for the implementation of Attitude and Heading Reference System.

**Resumo:** Este trabalho apresenta os resultados da fusão sensorial com Filtro de Kalman Direto (FKD) para a estimação de atitude e *bias* de girômetro utilizando sensores de baixo custo, Microstrain 3DM-GX1 e Pixhawk. Quatérnios são utilizados para representar a orientação do corpo computada a partir de medidas de acelerômetro, girômetro e magnetômetro, todos sensores de 3-eixos. A orientação do corpo é incluída no vetor de estados juntamente com os *bias* do girômetro, permitindo uma compensação da deriva causada pela integração das medidas. Experimentos mostram que o FKD é capaz de manter uma estimação, acurada e livre de deriva, da atitude e do apontamento do corpo, indicando ser um possível candidato para a implementação de Attitude and Heading Reference System (AHRS).

*Keywords:* Kalman Filter; Attitude Estimation; Sensor Fusion; AHRS;

*Palavras-chaves:* Filtro de Kalman; Estimação de Atitude; Fusão Sensorial; AHRS;

## 1. INTRODUÇÃO

A estimação de atitude é de essencial importância para uma variedade de aplicações, tais como navegação de Veículos Aéreos não Tripulados (VANTs) (Adiprawita et al., 2007), rastreamento de movimentos do corpo humano (Sabatini, 2006; Kang et al., 2016; Atrsaei et al., 2018), posicionamento de robôs industriais (Kluz and Trzepieciński, 2014), entre outras (Lee et al., 2017a; Michel et al., 2018; Jørgensen et al., 2019). A determinação de atitude destes sistemas utiliza sensores inerciais para aquisição de quantidades físicas que estão diretamente relacionadas com o movimento do corpo no qual os sensores estão fixados.

Em tese, pode-se determinar a orientação de um objeto com base nas medidas de gravidade, velocidade angular e campo magnético oriundas das medidas de IMUs (do inglês, *Inertial Measurements Systems*) fixadas no corpo. No entanto, IMUs de baixo custo, do tipo MEMS (do inglês, *Microelectromechanical Systems*), possuem desvantagens e suas medidas não podem ser utilizadas diretamente para fornecer uma estimação precisa de atitude. Por exemplo,

girômetros MEMS estão sujeitos a deriva de *bias*, que resultam em erros no estágio de integração (Zhang and Liao, 2017; Grewal et al., 2020). Desta forma, técnicas de filtragem e fusão sensorial são necessárias para obtenção de informações úteis a partir de leituras de sensores.

O Filtro de Kalman (FK) é uma técnica de filtragem amplamente utilizada, especialmente na estimação de atitude de aeronaves mas não limitada a somente esta área (Feng et al., 2017). A literatura sobre este tema é vasta e apresenta diversas variantes do filtro em vários campos de aplicação (Wang et al., 2017; Huang et al., 2019; Chiella et al., 2019; Lee et al., 2017b). Wang et al. (2015) apresentam um FK baseado em quatérnios com passos adaptativos utilizando algoritmo gradiente descendente. No trabalho, os autores utilizaram três sensores 3-eixos (acelerômetro, magnetômetro e girômetro) para estimar a atitude. No entanto o FK utilizado é baseado apenas nas leituras do acelerômetro e girômetro. Munguía and Grau (2014) apresentam os resultados de uma implementação prática do Filtro de Kalman Estendido utilizando quatérnios como representação de atitude. No entanto, os autores utilizam um vetor de estados 10-D, resultando em custo computa-

\* Agradecimento à CAPES pelas bolsas de doutorado.

cional elevado e inviabilidade para aplicações em tempo real. Ahmed and Tahir (2017) apresentam um FK para determinação de atitude de um veículo, utilizando sensores de baixo custo. O FK proposto pelos autores utiliza medidas de girômetro em conjunto com acelerômetro e obteve resultados satisfatórios mesmo sob condições severas. No entanto, foca na estimação de atitude com apenas dois graus de liberdade, enquanto algumas aplicações requerem a atitude com os três graus (rolagem, arfagem e guinada). Feng et al. (2017) apresentam um FK baseado em quatérnios para estimação de atitude utilizando um algoritmo de correção. Apesar de obter resultados satisfatórios com um vetor de estados 4-D, o trabalho não aborda os efeitos da deriva de *bias* do girômetro no processo de determinação de atitude.

Este texto tem como objetivo abordar o uso de Filtro do Kalman Direto (FKD), baseado em quatérnios e *bias* do girômetro, para determinação de atitude de um sistema utilizando IMUs de baixo custo. Apesar de se basear em Santos and Oliveira (2015), este trabalho utiliza novos sensores e conta com uma infraestrutura aprimorada. Desta forma, divide-se este texto em algumas Seções. A Seção 2 expõe os métodos utilizados neste trabalho, levando em conta representações de atitude, a construção da representação de atitude a partir de medidas de sensores, as equações do FKD implementado por Santos and Oliveira (2015) e a infraestrutura e sensores utilizados. Na Seção 3, apresenta-se os parâmetros utilizados para inicialização do filtro, bem como os resultados da estimação do FKD. Por fim, a Seção 4 apresenta as conclusões do trabalho.

## 2. MÉTODOS

A estimação de atitude de um corpo é necessária em diversas situações envolvendo navegação e telemetria. Este trabalho estuda a acurácia do resultado de estimação de atitude utilizando a fusão sensorial de informações de girômetro, acelerômetro e magnetômetro, fusão esta realizada por um algoritmo de FKD. Os experimentos serão realizados fixando-se uma IMU em um mesa de simulação de atitudes e as leituras de seus sensores (girômetro, acelerômetro e magnetômetro) serão utilizadas pelo FKD. As atitudes estimadas pelo FKD serão comparadas com as atitudes de referência, fornecidas pelos sensores com base em algoritmo embarcado. Serão utilizadas duas IMUs distintas, apresentando-se o resultado da estimação de atitude com as informações provenientes dos sensores de cada uma delas.

Esta Seção visa apresentar os métodos e técnicas utilizados neste trabalho. Para tal, a Subseção 2.1 expressa de forma breve as representações de atitude utilizadas: ângulos de Euler, matrizes de atitude e quatérnios. A Subseção 2.2 apresenta as equações do Filtro de Kalman Direto. Por fim, a Subseção 2.3 indica a infraestrutura e os sensores utilizados neste trabalho.

### 2.1 Representações de Atitude

A orientação de um objeto A com relação a outro B pode ser descrita como a orientação de um sistema de coordenadas cartesianas (SCC)  $\mathcal{S}_A$  fixo ao objeto A com relação a outro  $\mathcal{S}_B$  fixo ao objeto B. Esta orientação é

comumente conhecida na literatura como atitude (Hu, 2016).

Em geral, tem-se interesse na orientação de um sistema de coordenadas fixo ao corpo ( $\mathcal{S}_B$ ) com relação a um sistema de referência, comumente o sistema de navegação ENU, *East-North-Up*, ( $\mathcal{S}_N$ ), vide Figura 1.

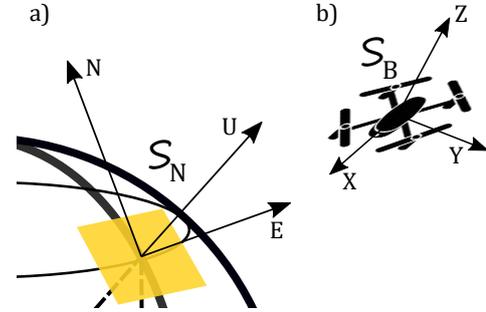


Figura 1. Sistemas de coordenadas. a) Sistema de navegação ( $\mathcal{S}_N$ ). b) Sistema fixo ao corpo ( $\mathcal{S}_B$ ).

Ângulos de Euler são uma das diversas maneiras de representar a atitude do corpo (Phillips et al., 2000; Ozgoren, 2019). Utilizando esta representação, pode-se obter a orientação entre dois sistemas por meio de três rotações sucessivas, como apresentado na Figura 2 (Stevens et al., 2015).

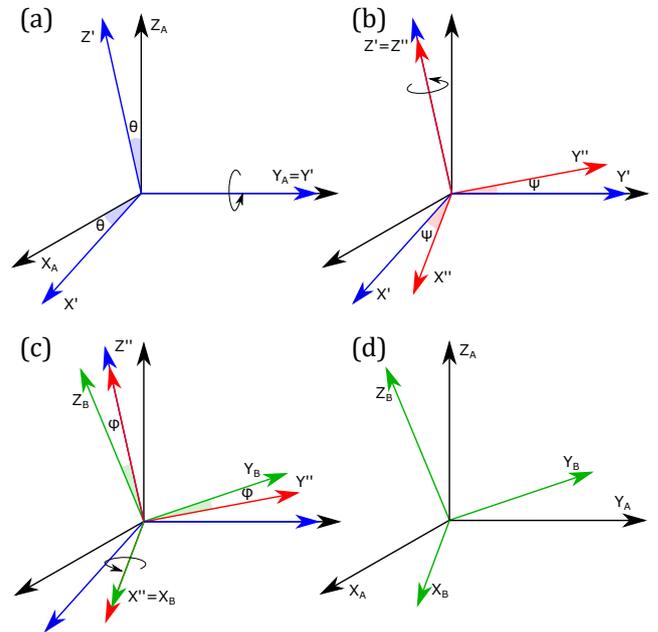


Figura 2. Ângulos de Euler: (a) Rotação em torno do eixo y. (b) Rotação em torno do eixo z. (c) Rotação em torno do eixo x. (d) Resultado final.

Outra forma de descrever a orientação de  $\mathcal{S}_B$  em relação a  $\mathcal{S}_N$  é a matriz de atitudes, encontrada com base nas matrizes de rotação elementares e nos ângulos de Euler, por:

$$\mathbf{C} = \mathbf{C}_x(\phi)\mathbf{C}_z(\psi)\mathbf{C}_y(\theta), \quad (1)$$

em que  $\mathbf{C}_i(j)$  representa uma matriz de rotação elementar de  $j$  graus em torno do eixo  $i$ . Com base nesta repre-

sentação, a orientação de  $\mathcal{S}_N$  em relação a  $\mathcal{S}_B$  pode ser encontrada com  $\mathbf{C}^T$ .

Ainda sobre representação de atitudes de sistemas costuma-se utilizar quatérnios unitários. Considerando dois sistemas de coordenadas  $\mathcal{S}_N$  e  $\mathcal{S}_B$ , um quatérnio que representa a atitude de  $\mathcal{S}_B$  em relação a  $\mathcal{S}_N$  é definido como  $\mathbf{q} \in \mathbb{R}^4$ , Eq. (2).

$$\begin{aligned} \mathbf{q} &= [q_0 \ q_1 \ q_2 \ q_3]^T \\ &= [\cos(\alpha/2) \ r_x \ \text{sen}(\alpha/2) \ r_y \ \text{sen}(\alpha/2) \ r_z \ \text{sen}(\alpha/2)]^T, \end{aligned} \quad (2)$$

em que  $r_x$ ,  $r_y$  e  $r_z$  representam as componentes do vetor  $\mathbf{r}$  no espaço tridimensional de  $\mathcal{S}_N$  e  $\alpha$  o ângulo no qual o vetor deve ser rotacionado de modo a alinhar  $\mathcal{S}_N$  com  $\mathcal{S}_B$  (Shuster et al., 1993; Diebel, 2006).

Quatérnios também podem ser relacionados com matrizes de atitude por:

$$\mathbf{q} = \begin{bmatrix} 0.5\sqrt{1 + C_{11} + C_{22} + C_{33}} \\ (4q_0)^{-1}(C_{32} - C_{23}) \\ (4q_0)^{-1}(C_{13} - C_{31}) \\ (4q_0)^{-1}(C_{21} - C_{12}) \end{bmatrix}, \quad (3)$$

em que  $C_{ij}$  representa o  $ij$ -ésimo elemento da matriz de atitudes  $\mathbf{C}$ , Eq. (1).

A equação de cinemática do quatérnio é dada como (Crasidis et al., 2007):

$$\dot{\mathbf{q}} = \mathbf{\Omega}(\boldsymbol{\omega})\mathbf{q} \quad (4)$$

em que

$$\mathbf{\Omega}(\boldsymbol{\omega}) = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} 0 & -\boldsymbol{\omega}^T \\ \boldsymbol{\omega} & [\boldsymbol{\omega}_\times] \end{bmatrix}. \quad (5)$$

$\boldsymbol{\omega} = [\omega_x \ \omega_y \ \omega_z]^T$  representa a velocidade angular do corpo relativa ao referencial, obtida por meio de medidas do girômetro, e

$$[\boldsymbol{\omega}_\times] = \begin{bmatrix} 0 & -\omega_z & \omega_y \\ \omega_z & 0 & -\omega_x \\ -\omega_y & \omega_x & 0 \end{bmatrix}. \quad (6)$$

Embora a visualização física da representação de atitude com quatérnios não seja tão clara, esta representação é livre de descontinuidades, singularidades, numericamente estável e possui eficiência computacional elevada quando comparada a outras representações (Pavlo et al., 2019).

*Matriz de Atitude com Acelerômetro/Magnetômetro* Sejam as medidas do acelerômetro e magnetômetro, fixos ao corpo ( $\mathcal{S}_B$ ), definidas por:

$$\begin{aligned} \mathbf{a} &= [a_x \ a_y \ a_z]^T \\ \mathbf{m} &= [m_x \ m_y \ m_z]^T. \end{aligned} \quad (7)$$

A matriz de atitude do sistema em cada iteração é encontrada com base nos ângulos de Euler provenientes de:

$$\begin{aligned} \theta &= \arctg(-a_x/\sqrt{a_y^2 + a_z^2}) \\ \phi &= \arctg(-a_x/a_y). \end{aligned} \quad (8)$$

A partir destes dois ângulos realiza-se a conversão das leituras do magnetômetro para o sistema de coordenadas de navegação ( $\mathcal{S}_N$ ), e encontra-se o ângulo de apontamento como:

$$\psi = \arctg(m_y/m_x). \quad (9)$$

De posse dos ângulos de Euler encontra-se a matriz de atitude com base na Eq. (1).

## 2.2 Filtro de Kalman Direto

No Filtro de Kalman Direto os estados são estimados com base no modelo matemático do sistema em lugar da dinâmica de erros dos estados (Munguía and Grau, 2014; Qi and Moore, 2002). O algoritmo em questão utiliza leituras de acelerômetros, girômetros e magnetômetros de 3-eixos para estimar a atitude do corpo, representada na forma de quatérnio unitário, e o *bias* do girômetro.

A seguir, apresenta-se, de forma breve, o equacionamento do algoritmo utilizado nas estimações realizadas neste trabalho. Maiores detalhes podem ser encontrados em Leccadito et al. (2015); Lee et al. (2012); Feng et al. (2017).

Neste trabalho, o vetor de estados é representado por:

$$\mathbf{x}_k = \begin{bmatrix} \mathbf{q} \\ \mathbf{b} \end{bmatrix}, \quad (10)$$

em que,  $\mathbf{q}$  representa a atitude do sistema e  $\mathbf{b} = [b_x \ b_y \ b_z]^T$  o *bias* do girômetro. Incluindo o *bias* no vetor de estados é possível estimá-lo e usar esta estimativa para corrigir as medidas do girômetro, dadas por:

$$\boldsymbol{\omega} = \bar{\boldsymbol{\omega}} + \mathbf{b} + \mathbf{n}_g \quad (11)$$

em que  $\bar{\boldsymbol{\omega}}$  representa a velocidade angular real do corpo no qual o sensor está fixado,  $\mathbf{b}$  representa o *bias* do girômetro e  $\mathbf{n}_g$  representa o ruído de medidas do girômetro.

Os modelos de processo e medidas do FGD são definidos como:

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_k &= \mathbf{\Phi}_{k-1}\mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{w}_{k-1} \\ \mathbf{z}_k &= \mathbf{H}_k\mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k \end{aligned} \quad (12)$$

em que  $\mathbf{x}$  representa o vetor de estados já definido na Eq. (10),  $\mathbf{z}$  é o vetor de medidas,  $\mathbf{\Phi}$  é a matriz de transição,  $\mathbf{H}$  é a matriz de observação,  $\mathbf{w}$  e  $\mathbf{v}$  representam os ruídos de processo e medidas, respectivamente.

Utilizando a Eq. (4) e admitindo a presença de *bias* nas medidas do girômetro, Eq. (11), pode-se encontrar a matriz de transição,  $\mathbf{\Phi}_{k-1}$  com base na aproximação de primeira ordem da Série de Taylor (Leccadito et al., 2015):

$$\mathbf{\Phi}_{k-1} = \mathbf{I}_7 + \frac{\Delta t}{2} \begin{bmatrix} 0 & -\omega_x & -\omega_y & -\omega_z & q_1 & q_2 & q_3 \\ \omega_x & 0 & \omega_z & -\omega_y & -q_0 & q_3 & -q_2 \\ \omega_y & -\omega_z & 0 & \omega_x & -q_3 & -q_0 & q_1 \\ \omega_z & \omega_y & -\omega_x & 0 & q_2 & -q_1 & -q_0 \\ & & & & \mathbf{0}_{3 \times 7} & & \end{bmatrix}, \quad (13)$$

em que  $\Delta t$  é o intervalo de amostragem do algoritmo,  $\mathbf{I}_m$  representa uma matriz identidade de ordem  $m$  e  $\mathbf{0}_{m \times n}$  representa uma matriz nula de dimensão  $m \times n$ .

As observações do algoritmo consistem nos quatérnios, portanto:

$$\mathbf{H} = [\mathbf{I}_4 \ \mathbf{0}_{4 \times 3}]. \quad (14)$$

Define-se ainda:

$$\begin{aligned} \mathbf{Q}_{k-1} &= E[\mathbf{w}_{k-1}\mathbf{w}_{k-1}^T] \\ \mathbf{R}_k &= E[\mathbf{v}_k\mathbf{v}_k^T] \\ \mathbf{P}_k &= E[(\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_k)(\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_k)^T], \end{aligned} \quad (15)$$

em que  $E[\cdot]$  é o operador valor esperado,  $\mathbf{Q}$  e  $\mathbf{R}$  representam as matrizes de covariância dos ruídos de processo e de

medidas, respectivamente, e  $\mathbf{P}$  é a matriz de covariância dos erros.

Uma vez que se tem os modelos de processo e medidas, definidos pelas equações anteriores, o procedimento do FGD pode ser resumido como:

*Propagação* Estima os estados do próximo instante utilizando a velocidade angular atual combinada com os estados produzidos pelo FGD para o instante anterior.

$$\begin{aligned}\hat{\mathbf{x}}_k^- &= \Phi_{k-1} \hat{\mathbf{x}}_{k-1} \\ \mathbf{P}_k^- &= \Phi_{k-1} \mathbf{P}_{k-1} \Phi_{k-1}^T + \mathbf{Q}_{k-1}.\end{aligned}\quad (16)$$

*Ganho de Kalman* Encontra o ganho de Kalman  $\mathbf{K}$  com base na estimação produzida na etapa de Propagação.

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}_k^T (\mathbf{H}_k \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k)^{-1}. \quad (17)$$

*Atualização* Utiliza medidas do instante  $k$  e o Ganho de Kalman para corrigir a estimação produzida na etapa de Propagação.

$$\begin{aligned}\hat{\mathbf{x}}_k &= \hat{\mathbf{x}}_k^- + \mathbf{K}_k (\mathbf{q}_k - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{x}}_k^-) \\ \mathbf{P}_k &= (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) \mathbf{P}_k^-\end{aligned}\quad (18)$$

O processo de integração da Eq. (18) usualmente resulta em quatérnios com norma não unitária devido a erros de aproximação e operação de adição. Este problema pode ser reduzido utilizando um tempo de integração pequeno e um *bias* muito baixo (Wang et al., 2015). No entanto, a estratégia utilizada neste trabalho foi a normalização do quatérnio resultante da etapa de atualização com base em  $\mathbf{q}_{norm} = \mathbf{q}/\|\mathbf{q}\|$ .

O diagrama de blocos do FGD utilizado está representado na Figura 3.

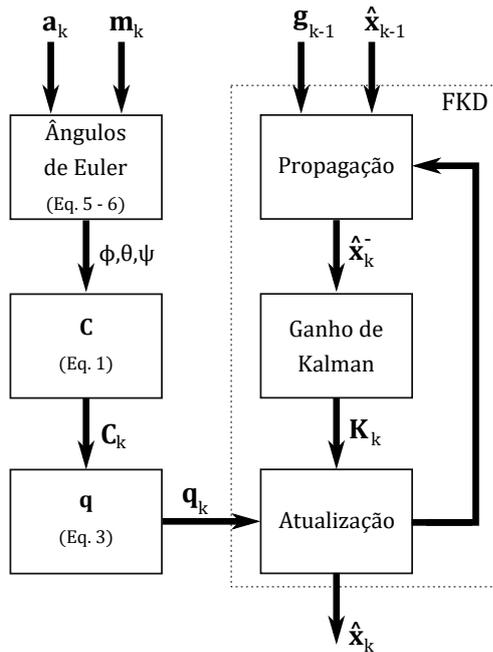


Figura 3. Diagrama de blocos do FGD.

### 2.3 Infraestrutura e sensores

Para validar o FGD deste trabalho, os experimentos foram executados no laboratório IntNAV do Instituto Tecnológico de Aeronáutica. Os experimentos foram executados em um simulador de movimentos iXblue EVO-AMI, Figura 4, que suporta até 20 kg, possui velocidade angular máxima de  $\pm 300^\circ/s$  e acurácia de posicionamento de  $\pm 0,00277^\circ$ . Na ocasião, as IMUs utilizadas foram fixadas ao simulador de movimentos e submetidas a diversos ângulos enquanto a aquisição de dados era realizada.

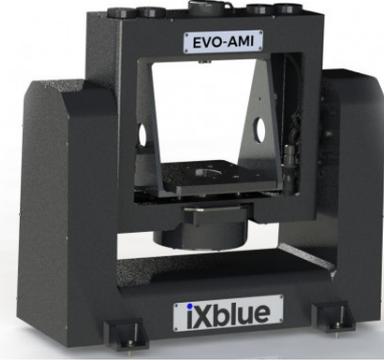


Figura 4. Simulador de movimentos iXblue EVO-AMI.

Utilizou-se duas IMUs, Microstrain 3DM-GX1 e Pixhawk (Figura 5), ambas constituídas por acelerômetros, girômetros e magnetômetros possuindo 3-eixos ortogonais para cada sensor. Cada IMU fornece como saída, além dos dados dos sensores, as atitudes calculadas com base em algoritmos embarcados, que serão utilizadas como referência para comparação do FGD deste texto.

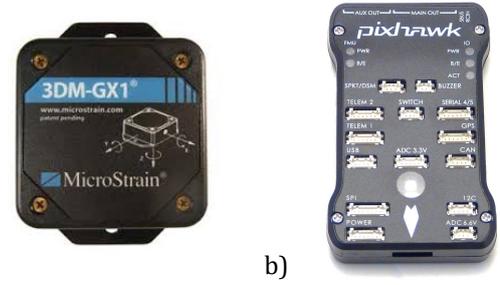


Figura 5. IMUs utilizadas. a) Microstrain 3DM-GX1. b) Pixhawk.

A IMU 3DM-GX1 possui um filtro complementar embarcado para compensação de deriva do girômetro, resultando em alto desempenho de medição em casos estáticos e dinâmicos. A IMU conta ainda com um sensor de temperatura interno para compensar os efeitos da temperatura na deriva no girômetro, resultando em uma precisão absoluta de  $\pm 2^\circ$  para aquisições realizadas em condições dinâmicas e  $\pm 0,5^\circ$  em condição estática.

A Pixhawk é equipada com ARM Cortex M4 32-bits e possui redundância de sensores embarcados sendo estes: MPU 6000 (girômetro/acelerômetro de 3-eixos), MS5611 (barômetro), L3GD20 (girômetro), LSM303D (acelerômetro/magnetômetro). O acelerômetro embarcado no

MPU6000 disponibiliza 4 intervalos de medição com, no máximo,  $\pm 16g$  de saída, em que  $g = 9,80665 \text{ m/s}^2$  representa a unidade de aceleração devido à gravidade na superfície da Terra. O girômetro embarcado no MPU6000 também oferece 4 intervalos de medição diferentes com, no máximo,  $\pm 2000^\circ/s$  de saída. O magnetômetro embarcado no LSM303D possui resolução de conversão A/D de 14 bits e uma resolução de aproximadamente  $2^\circ$  de apontamento.

### 3. RESULTADOS

Esta Seção visa apresentar os parâmetros utilizados para inicialização do FKD, bem como os resultados produzidos pelo filtro com medidas fornecidas pelos sensores já apresentados.

#### 3.1 Parâmetros do FKD

Os parâmetros do FKD adotados nos experimentos foram inicializados de acordo com Santos and Oliveira (2015), como:

$$\begin{aligned} \mathbf{P} &= 10^{-5} \mathbf{I}_{7 \times 7} \\ \mathbf{Q} &= 10^{-5} \mathbf{I}_{7 \times 7} \\ \mathbf{R} &= 10^{-5} \text{diag}([108 \quad 130 \quad 37,4 \quad 8910]). \end{aligned} \quad (19)$$

#### 3.2 Resultados 3DM-GX1

A estimação de atitude produzida pelo FKD está representada na Figura 6, na qual  $\bar{q}_i$  são os elementos do quatérnio que representa a atitude do sensor durante o experimento, que está sendo utilizada como referência e  $\hat{q}_i$  são os elementos do quatérnio, que representa a atitude estimada pelo FKD apresentado neste trabalho. A Figura 7 representa uma visão ampliada para o intervalo 160-180 s em que a IMU é submetida a uma variação brusca de atitude. Neste experimento, o simulador de movimentos não foi utilizado. O erro de estimação,  $\tilde{q}$ , calculado como  $(\bar{q} - \hat{q})$ , durante o intervalo em questão está presente na Figura 8. Nota-se que o FKD estimou corretamente a atitude da IMU durante os intervalos nos quais a IMU permaneceu estática. Durante os movimentos de rotação, especificamente entre 160-180 s, notou-se um erro de estimação relativamente maior do que nas situações em que o sensor se encontrava estático. Nota-se também que após variações bruscas de rotação, como no intervalo em questão, o FKD leva aproximadamente 15 s para convergir novamente. Apesar deste tempo de convergência ser longo, o resultado foi considerado satisfatório, haja visto as variações bruscas de atitude às quais a IMU foi submetida e a baixa amplitude do erro de estimação do FKD.

A Figura 9 apresenta o *bias* do girômetro estimado pelo FKD. Durante o intervalo 160-180 s o FKD estimou um pico de  $2^\circ/s$  relativo à brusca variação de atitude neste intervalo (ver Figura 6), destacando a necessidade de inclusão do *bias* no vetor de estados.

#### 3.3 Resultados Pixhawk

Neste experimento, utilizou-se as leituras de acelerômetro, girômetro e magnetômetro do Pixhawk como entradas do FKD implementado neste trabalho. A saída deste algoritmo, os quatérnios representando a atitude do sensor

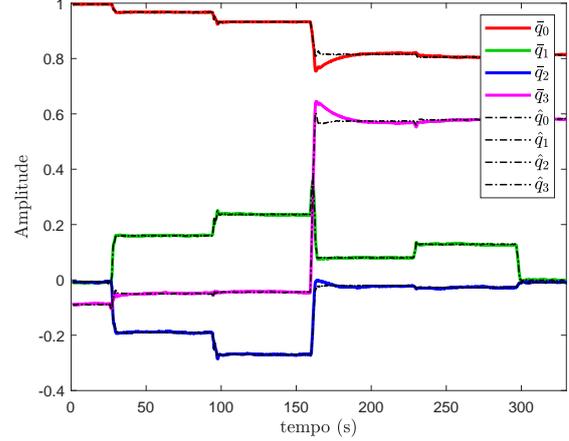


Figura 6. Quatérnios estimados pelo FKD e quatérnios fornecidos pela IMU 3DM-GX1.

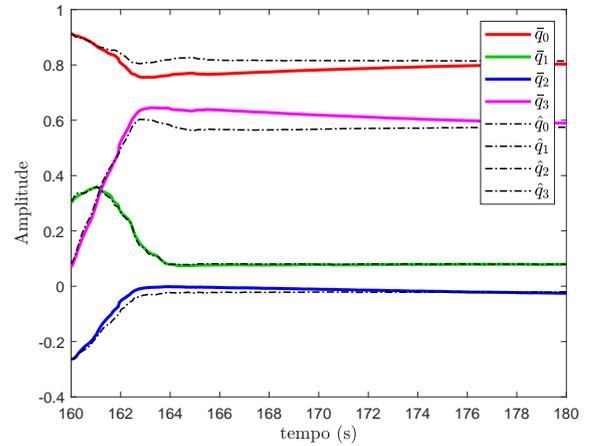


Figura 7. Visão ampliada dos quatérnios estimados pelo FKD para o intervalo 160-180 s.

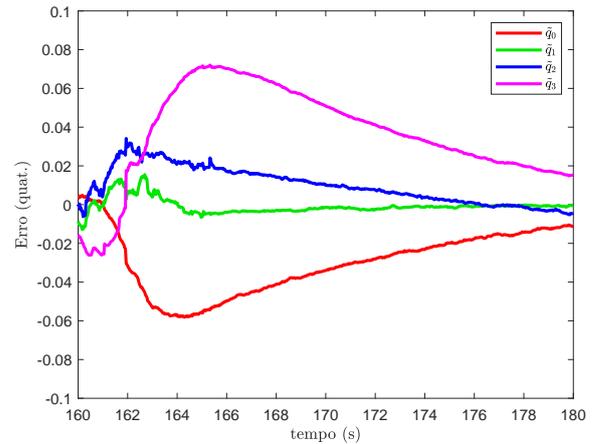


Figura 8. Erros de estimação durante 160-180 s.

em cada passo de integração, foi utilizada para fornecer a informação de atitude em representação de ângulos de Euler, especificamente ângulo  $\theta$ . Durante o experimento, a Pixhawk foi fixada ao simulador de movimentos e sub-

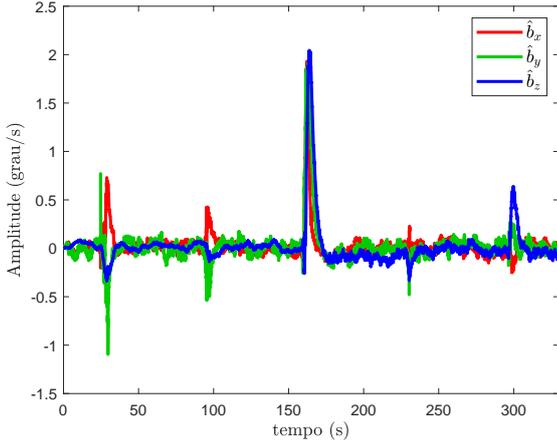


Figura 9. Bias do girômetro estimados pelo FKD.

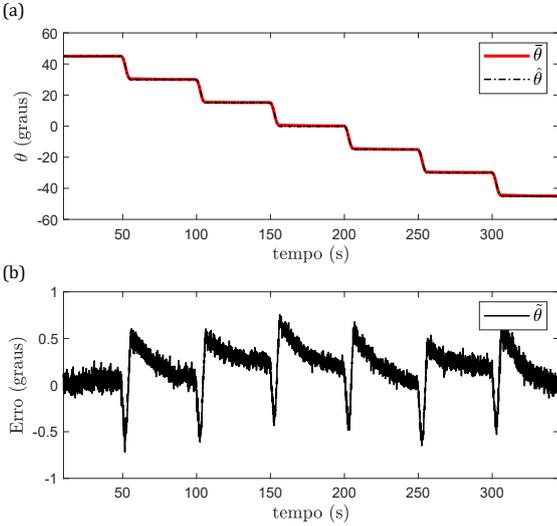


Figura 10. Resultado produzido pelo FKD com dados Pixhawk: (a)  $\theta$  estimado pelo filtro. (b) Erro de estimação,  $\tilde{\theta}$ .

metida a variações de atitude em torno do eixo  $Y$  de  $-45^\circ$  a  $45^\circ$  com incrementos de  $15^\circ$  e velocidade angular de  $10^\circ/s$ . A Figura 10 apresenta o ângulo  $\theta$ , na qual  $\bar{\theta}$  representa a atitude fornecida pelo sensor, utilizando algoritmo embarcado, que está sendo utilizada como referência e  $\hat{\theta}$  representa a atitude estimada pelo FKD, apresentado neste trabalho. A Figura 10 também apresenta o erro de estimação,  $\tilde{\theta}$ , calculado como  $(\bar{\theta} - \hat{\theta})$ , para o experimento. A Figura 11 representa o mesmo experimento porém de forma ampliada para o período de tempo de 95-120 s. A diferença entre as duas curvas,  $(\bar{\theta} - \hat{\theta})$ , para o mesmo período de tempo é ilustrada na Figura 12. Um erro maior durante as transições é esperado haja visto que o algoritmo utiliza medidas de aceleração da gravidade para obtenção dos ângulos de Euler, vide Eq. (8). Apesar deste erro ser maior durante as transições, a resposta do algoritmo está de acordo com o esperado, sendo a estimação de atitude realizada (Figura 10a) satisfatoriamente, apresentando erros menores que 1 grau, (Figura 10b).

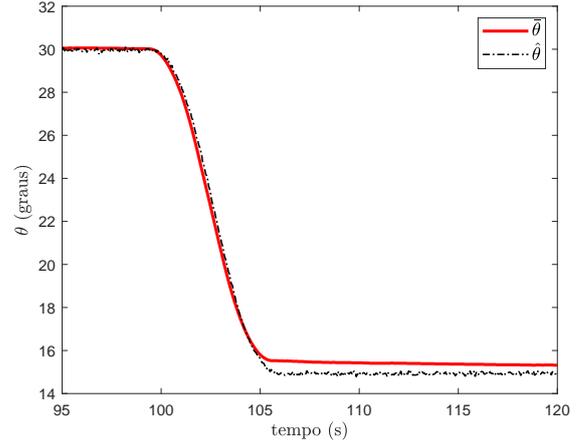


Figura 11. Visão ampliada do  $\theta$  estimado pelo FKD para o intervalo 95-120 s.

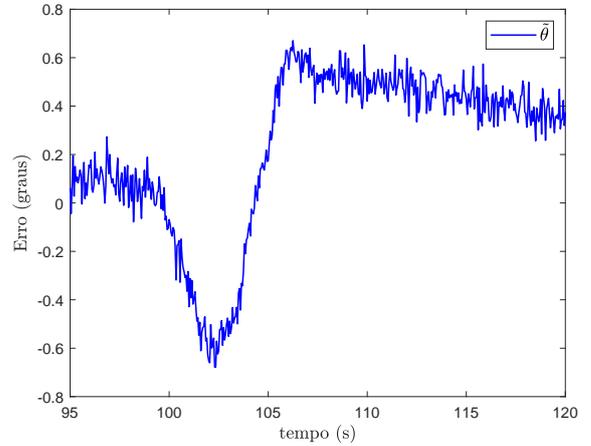


Figura 12. Erro de estimação do FKD durante 95-120 s.

*Comentários* De forma geral, a estimação do FKD é satisfatória uma vez que o RMSE (do inglês, *Root-Mean-Square Error*) é de  $0,0282^\circ$  e  $0,2294^\circ$  para as estimções utilizando 3DM-GX1 e Pixhawk, respectivamente.

Está em andamento, um estudo para comparar as atitudes fornecidas pelo Pixhawk levando em consideração a atitude de sensores mais acurados e também a atitude fornecida pelo simulador de movimentos iXblue.

Uma vez que a distância entre o eixo de rotação das IMUs e o eixo de rotação da plataforma iXblue não é considerável, os efeitos de aceleração linear nas medidas dos girômetros foram negligenciados neste trabalho.

#### 4. CONCLUSÃO

Este trabalho apresentou os resultados do Filtro de Kalman Direto para fusão sensorial utilizando duas IMUs de baixo custo, Microstrain 3DM-GX1 e Pixhawk. O filtro leva em consideração a atitude do sistema, representada em quatérnios, e o *bias* do girômetro que permite uma compensação dos erros gerados pela integração das medidas. A formulação direta do Filtro de Kalman leva em conta o modelo matemático do sistema ao invés das dinâmicas de erro dos estados. Com base nos resultados expostos, conclui-se

que o FKD realiza a fusão sensorial de forma eficaz ainda que utilizando sensores de baixo custo, sendo um possível candidato para a implementação de um AHRS.

#### AGRADECIMENTOS

Agradecimentos ao Instituto Nacional de Ciência e Tecnologia – Tecnologia GNSS no Suporte à Navegação Aérea (INCT GNSS-NavAer), financiado pelo CNPq (Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico – processo 465648/2014-2), FAPESP (Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de São Paulo – processo 2017/50115-0) e CAPES (Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – processo nº 88887.137186/2017-00).

Paulo e Moisés atuaram nesta pesquisa por meio do INCT-Navaer (88887.373639/2019-00 e 88887.373641/2019-00, respectivamente), Adalberto atuou por meio do ITA (88887.489312/2020-00). Os autores são gratos à CAPES pelas bolsas de doutorado e gostariam de agradecer à ixBlue pela parceria e suporte que foi dado nas atividades com o sistema EVO-AMI no laboratório IntNAV.

#### REFERÊNCIAS

- Adiprawita, W., Suwandi Ahmad, A., and Sembiring, J. (2007). Development of ahrs (attitude and heading reference system) for autonomous uav (unmanned aerial vehicle). In *Proceedings of the international conference on electrical engineering and informatics*, 17–19. Institut Teknologi Bandung, Indonesia.
- Ahmed, H. and Tahir, M. (2017). Accurate attitude estimation of a moving land vehicle using low-cost mems imu sensors. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 18(7), 1723–1739.
- Atrsaiei, A., Salarieh, H., Alasty, A., and Abediny, M. (2018). Human arm motion tracking by inertial/magnetic sensors using unscented kalman filter and relative motion constraint. *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, 90(1-2), 161–170. doi:<https://doi.org/10.1007/s10846-017-0645-z>. URL <https://link.springer.com/article/10.1007/s10846-017-0645-z>.
- Chiella, A.C., Teixeira, B.O., and Pereira, G.A. (2019). Quaternion-based robust attitude estimation using an adaptive unscented kalman filter. *Sensors*, 19(10), 2372. doi:<https://doi.org/10.3390/s19102372>. URL <https://www.mdpi.com/1424-8220/19/10/2372>.
- Crassidis, J.L., Markley, F.L., and Cheng, Y. (2007). Survey of nonlinear attitude estimation methods. *Journal of guidance, control, and dynamics*, 30(1), 12–28. doi:<https://doi.org/10.2514/1.22452>. URL <https://arc.aiaa.org/doi/abs/10.2514/1.22452>.
- Diebel, J. (2006). Representing attitude: Euler angles, unit quaternions, and rotation vectors. Technical report, Stanford University.
- Feng, K., Li, J., Zhang, X., Shen, C., Bi, Y., Zheng, T., and Liu, J. (2017). A new quaternion-based kalman filter for real-time attitude estimation using the two-step geometrically-intuitive correction algorithm. *Sensors*, 17(9), 2146. doi:<https://doi.org/10.3390/s17092146>. URL <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC5621018/>.
- Grewal, M.S., Andrews, A.P., and Bartone, C.G. (2020). *Global Navigation Satellite Systems, Inertial Navigation, and Integration*. John Wiley & Sons, Ltd. doi:10.1002/9781119547860.ch3. URL <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/9781119547860.ch3>.
- Hu, W. (2016). *Fundamental Spacecraft Dynamics and Control*. John Wiley & Sons, Ltd. doi:10.1002/978119113034.ch8. URL <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/978119113034.ch8>.
- Huang, H., Shi, R., Zhou, J., Yang, Y., Song, R., Chen, J., Wu, G., and Zhang, J. (2019). Attitude determination method integrating square-root cubature kalman filter with expectation-maximization for inertial navigation system applied to underwater glider. *Review of Scientific Instruments*, 90(9), 095001. doi:10.1063/1.5110041. URL <https://aip.scitation.org/doi/full/10.1063/1.5110041>.
- Jørgensen, E.K., Fossen, T.I., Bryne, T.H., and Schjølberg, I. (2019). Underwater position and attitude estimation using acoustic, inertial, and depth measurements. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*. doi:<https://doi.org/10.1109/JOE.2019.2933883>. URL <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/8835915>.
- Kang, C.W., Kim, H.J., and Park, C.G. (2016). A human motion tracking algorithm using adaptive ekf based on markov chain. *IEEE Sensors Journal*, 16(24), 8953–8962. doi:<https://doi.org/10.1109/JSEN.2016.2607223>. URL <https://ieeexplore.ieee.org/document/7563298>.
- Kluz, R. and Trzepieciński, T. (2014). The repeatability positioning analysis of the industrial robot arm. *Assembly Automation*, 34(3), 285–295. doi:<https://doi.org/10.1108/AA-07-2013-070>.
- Leccadito, M., Bakker, T.M., Niu, R., and Klenke, R.H. (2015). A kalman filter based attitude heading reference system using a low cost inertial measurement unit. In *AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference*, 1–12. American Institute of Aeronautics and Astronautics, Reston, Virginia. doi:10.2514/6.2015-0604. URL <http://arc.aiaa.org/doi/10.2514/6.2015-0604>.
- Lee, D., Vukovich, G., and Lee, R. (2017a). Robust adaptive unscented kalman filter for spacecraft attitude estimation using quaternion measurements. *Journal of Aerospace Engineering*, 30(4), 04017009. doi:10.1061/(ASCE)AS.1943-5525.0000718.
- Lee, D., Vukovich, G., and Lee, R. (2017b). Robust unscented kalman filter for nanosat attitude estimation. *International Journal of Control, Automation and Systems*, 15(5), 2161–2173. doi:<https://doi.org/10.1007/s12555-016-0498-4>. URL <https://link.springer.com/article/10.1007/s12555-016-0498-4>.
- Lee, J.K., Park, E.J., and Robinovitch, S.N. (2012). Estimation of attitude and external acceleration using inertial sensor measurement during various dynamic conditions. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 61(8), 2262–2273.
- Michel, T., Genevès, P., Fourati, H., and Layaida, N. (2018). Attitude estimation for indoor navigation and augmented reality with smartphones. *Pervasive and Mobile Computing*, 46, 96–121. doi:<https://doi.org/10.1016/j.pmcj.2018.03.004>. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S1574119217303371>.

- Munguía, R. and Grau, A. (2014). A practical method for implementing an attitude and heading reference system. *International Journal of Advanced Robotic Systems*, 11(4), 62. doi:<https://doi.org/10.5772/58463>. URL <https://journals.sagepub.com/doi/full/10.5772/58463>.
- Ozgoren, M.K. (2019). Comparative study of attitude control methods based on euler angles, quaternions, angle-axis pairs and orientation matrices. *Transactions of the Institute of Measurement and Control*, 41(5), 1189–1206. doi:10.1177/0142331218773519. URL <https://journals.sagepub.com/doi/abs/10.1177/0142331218773519>.
- Pavlo, D., Feichtenhofer, C., Auli, M., and Grangier, D. (2019). Modeling human motion with quaternion-based neural networks. *International Journal of Computer Vision*, 1–18. doi:<https://doi.org/10.1007/s11263-019-01245-6>. URL <https://link.springer.com/article/10.1007/s11263-019-01245-6>.
- Phillips, W., Hailey, C., and Gebert, G. (2000). A review of attitude kinematics for aircraft flight simulation. In *Modeling and Simulation Technologies Conference*, 4302.
- Qi, H. and Moore, J.B. (2002). Direct kalman filtering approach for gps/ins integration. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 38(2), 687–693. doi:<https://doi.org/10.1109/TAES.2002.1008998>. URL <https://ieeexplore.ieee.org/document/1008998>.
- Sabatini, A.M. (2006). Quaternion-based extended kalman filter for determining orientation by inertial and magnetic sensing. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 53(7), 1346–1356. doi:<https://doi.org/10.1109/TBME.2006.875664>. URL <https://ieeexplore.ieee.org/document/1643403>.
- Santos, L.A.d. and Oliveira, N.M.F.d. (2015). *Estudo de algoritmo de determinação de atitude para aplicações utilizando sensores de baixo custo*. DCTA/ITA/DM-047/2015. ITA.
- Shuster, M.D. et al. (1993). A survey of attitude representations. *The Journal of the Astronautical Sciences*, 41(4), 439–517.
- Stevens, B.L., Lewis, F.L., and Johnson, E.N. (2015). *Aircraft Control and Simulation: Dynamics, Controls Design, and Autonomous Systems*. John Wiley & Sons, Ltd. doi:10.1002/9781119174882.ch1. URL <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/9781119174882.ch1>.
- Wang, L., Song, B., Han, X., and Hao, Y. (2017). Attitude determination method by fusing single antenna gps and low cost mems sensors using intelligent kalman filter algorithm. *Mathematical Problems in Engineering*, 2017. doi:<https://doi.org/10.1155/2017/4517673>. URL <https://www.hindawi.com/journals/mpe/2017/4517673/>.
- Wang, L., Zhang, Z., and Sun, P. (2015). Quaternion-based kalman filter for ahrs using an adaptive-step gradient descent algorithm. *International Journal of Advanced Robotic Systems*, 12(9), 131. doi:<https://doi.org/10.5772/61313>. URL <https://journals.sagepub.com/doi/full/10.5772/61313>.
- Zhang, T. and Liao, Y. (2017). Attitude measure system based on extended kalman filter for multi-rotors. *Computers and Electronics in Agriculture*, 134, 19 – 26. doi:<https://doi.org/10.1016/j.compag.2016.12.021>. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0168169916312418>.