

Applied Sensor Fusion: Tuning Parameters of CF and KF by Means of Evolution Strategies

T. Santos, M. Barroso, and R. Ricco

Abstract—From the point of view of metrology, inertial sensors acting separately present undesirable performance in the measurement of angular position. In order to provide measurements with greater precision and accuracy, the measures of each of these sensors are typically fused by means of filters. The performance parameters of these filters are hard to tune and several works have been using exhaustive search algorithm or manual experimental tests to tuning these parameters. However, the exhaustive search algorithm usually requires a large computational effort and adjusting parameters manually does not guarantee that the estimated parameters are optimized. In this work, it has been proposed the tuning of the Complementary Filter (CF) and the Kalman Filter (KF) through the heuristic method Evolutionary Strategies. Experimental results have shown that our method is a useful tool that considerably reduces the time to find the tuning of the FC and the FK. In addition, the use of the tuned FC and FK improved significantly metrological characteristics of the system. The use of Bland and Altman's statistical method show that the measurements of the angular position have a good agreement with the actual angular position of a servo motor.

Index Terms—Inertial sensors, Kalman filter, Complementary filter, Optimization by evolution strategies, Three-dimensional angular analysis.

I. INTRODUÇÃO

SENSORES magneto-inerciais microeletromecânicos (MEMS) são componentes de baixo custo, não invasivos e compactos [1]. Esses componentes têm sido largamente utilizados, principalmente, em aplicações voltadas para medição do movimento humano [2], [3]. Em [4], sensores inerciais (SI) foram utilizados para formar um sistema sem fio de baixo custo capaz de analisar o movimento humano em oito pontos simultaneamente. No trabalho de [5], SI foram aplicados na caracterização de assimetria de distribuição de carga do joelho de indivíduos que fizeram reconstrução do ligamento anterior. Para sistemas voltados para atividades de reabilitação, em [6] SI foram combinados com um *smartphone* para formar um sistema de baixo custo e que permite uma reabilitação independente e onipresente. Por outro lado, em [7] SI foram utilizados para estimar o ângulo articular do ombro e do cotovelo para auxiliar em tarefas de reabilitação supervisionada dos membros superiores. Por fim, em [8] SI foram utilizados no desenvolvimento de um sistema contínuo e altamente preciso de navegação para pedestres.

Além da utilização no monitoramento do movimento humano, SI foram recentemente utilizados para orientação em

plataformas de realidade aumentada [9], para o estudo do deslizamento lateral de um protótipo automotivo de corrida estudantil [10] e também para localização de veículos em cruzamentos [11].

Apesar de serem largamente utilizados, os MEMS mais comuns não apresentam características metrológicas adequadas para a sua utilização isolada na medição da posição angular. Entre os problemas apresentados estão a deriva, a alta variância e a incerteza associada a medição [12], [13]. O ideal para utilização desses sensores de medição é ter a possibilidade de incorporar as melhores qualidades de cada um para, em conjunto, ter um instrumento com características metrológicas mais adequadas. Como solução, muitos trabalhos têm optado pelo uso de filtros que fazem a fusão dos dados provenientes destes sensores. Os principais filtros utilizados são o Filtro Complementar (FC) e o Filtro de Kalman (FK) [14].

O filtro Complementar surgiu em 1953, sendo utilizado para localização de aeronaves [15]. Seu funcionamento explora características particulares de erro de diferentes sensores. O filtro de Kalman foi proposto em 1960 por Rudolph Emil Kalman [16]. O FK é essencialmente um conjunto de equações matemáticas que implementam um estimador de estados conhecido como preditor-corretor. Tanto o FC quanto o FK, possuem parâmetros que são responsáveis pelos desempenhos dos mesmos. Para sintonia destes parâmetros, alguns trabalhos presentes na literatura utilizam algoritmos de busca exaustiva ou testes manuais de tentativa e erro [17], [12], [18]. Entretanto, algoritmos de busca exaustiva geralmente requerem grande esforço computacional e ajustar parâmetros manualmente por meio de testes não garante uma estimativa otimizada dos parâmetros. Um método Neuro-Fuzzy, que relaciona a teoria de redes neurais com técnicas fuzzy, foi utilizado para estimar os parâmetros do filtro de Kalman [19]. Entretanto, apesar de serem utilizados para diversas aplicações [20], métodos Neuro-Fuzzy requerem grande quantidade de dados e apresentam convergência lenta [21].

Neste trabalho o FC e o FK são utilizados para fundir as medições de três sensores inerciais, a saber, giroscópio, acelerômetro e magnetômetro. O objetivo de se utilizar tais sensores é obter medição tridimensional da posição angular. Como alternativa para a sintonia ótima do FC e do FK, é proposto o uso do método heurístico de Estratégias Evolutivas (ES) [22]. A principal característica dessa técnica de otimização é a auto-adaptação dos parâmetros da estratégia durante o processo evolutivo, por meio da introdução dos mesmos na representação genética dos indivíduos. Esse método de otimização é muito utilizado em diferentes aplicações [23]. Com um objetivo similar ao proposto neste trabalho, [24] utilizaram ES para otimizar os parâmetros de uma rede neural

Talysson M. O. Santos, Universidade de São Paulo, Laboratório de Processamento de Sinais, São Carlos, Brasil, talyssonsantos@usp.br.

Márcio F. S. Barroso, Universidade Federal de São João del-Rei, Grupo de Controle e Modelagem, São João del-Rei, Brasil, barroso@ufsj.edu.br.

Rodrigo A. Ricco, Universidade Federal de Ouro Preto, Departamento de Engenharia Elétrica, João Monlevade, Minas Gerais, Brasil, ricco@ufop.edu.br.

responsável por controlar robôs individualmente no treinamento inteligente de agentes robôs que operam em conjunto na execução de tarefas complexas em um ambiente dinâmico.

Para verificar a estabilidade e a eficiência do método de sintonia proposto, o algoritmo foi testado 20 vezes para um mesmo conjunto de dados, conforme descrito na Seção III-C. Após essa etapa de validação do método, o mesmo foi utilizado para estimar os parâmetros de desempenho do FC e do FK. Com os filtros sintonizados, testes ao longo da faixa de operação do instrumento foram realizados para analisar o desempenho do sistema na medição da posição angular utilizando o FC e o FK. Para realização desses testes, descritos na Seção III-D, foi utilizado uma plataforma composta por uma haste acoplada a um servo motor. Variando as posições angulares do servo motor e coletando as leituras do sistema inercial, o método estatístico de Bland e Altman (BA) [25] foi utilizado para determinar a concordância entre as medições do sistema e a posição que o servo motor se encontrava. Esse método de BA tem sido bastante utilizado na validação de novos sistema de medições a partir da comparação com outros sistema já consolidados. BA foi utilizado, por exemplo, na validação do uso de sensores inerciais para medição de membros superiores comparando as medições com um sistema comercial óptico de captura de imagens [26].

Este trabalho encontra-se dividido da seguinte maneira. Na Seção II são apresentados conceitos preliminares que descrevem o sistema de coordenadas adotado e formulações para o uso dos MEMS na medição da posição angular. A Seção III aborda a metodologia aplicada neste trabalho. Na Seção IV são apresentados os resultados e as discussões. Por fim, na Seção V são apresentadas as conclusões.

II. CONCEITOS PRELIMINARES

A. Sistema de Coordenadas NED

A Figura 1 ilustra o sistema de coordenadas padrão industrial NED (*North, East, Down*), utilizado como referência neste trabalho para medição angular.

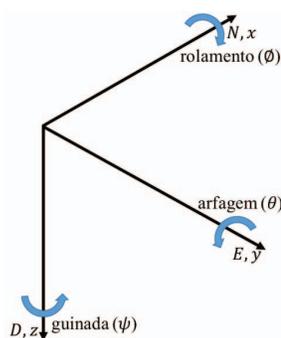


Fig. 1. Sistema de coordenadas NED: ϕ é o ângulo em torno do eixo x chamado de ângulo de rolamento e seu sentido positivo aponta para o norte (N). θ é o ângulo em torno do eixo y chamado de ângulo de arfagem e seu sentido positivo aponta para o leste (E). ψ é o ângulo em torno do eixo z chamado de ângulo de guinada e seu sentido positivo aponta para baixo (D).

B. Sensores Inerciais para Medição da Posição Angular

O giroscópio é um sensor que mede velocidade angular. A posição angular em cada um dos três eixos pode ser obtida

integrando-se os valores da velocidade angular em relação ao tempo. Para pequenos intervalos de tempo a integral numérica pode ser aproximada por

$$x_i = x_{i-1} + \omega_i T, \quad (1)$$

em que, x é a posição angular, i é instante de tempo, ω é a velocidade angular e T é o período de amostragem. O giroscópio é capaz de medir posição angular nos três eixos.

O acelerômetro mede aceleração linear e também pode medir a aceleração da gravidade. Em muitas aplicações, como neste trabalho, o acelerômetro é utilizado como um inclinômetro. Isto é possível devido a capacidade do sensor de medir aceleração da gravidade. A projeção dessa aceleração nos eixos do acelerômetro pode ser utilizada para medir variação angular. As posições angulares de ϕ e θ são dadas respectivamente por

$$\phi_a = \text{sen}^{-1}(a_y), \quad (2)$$

$$\theta_a = \text{tg}^{-1} \left(\frac{a_x}{\sqrt{a_y^2 + a_z^2}} \right), \quad (3)$$

em que a_x , a_y e a_z são as componentes da aceleração no eixo x , y e z . O uso deste sensor não permite medir o ângulo de guinada, uma vez que as componente da aceleração da gravidade nos eixos não são alteradas para este movimento.

O magnetômetro é um sensor que mede direção, sentido e magnitude do campo magnético. Em aplicações que envolvem a orientação de objetos, bem como a medição do movimento humano, esse sensor pode ser usado para determinar o ângulo de guinada pela medição do Campo Magnético da Terra (CMT). Entretanto, para diversas aplicações a inclinação do sensor varia, e, por isso, deve-se compensá-la para que possa calcular o ângulo de guinada corretamente. Neste trabalho esta compensação foi feita por meio dos ângulos de inclinação obtidos pelo acelerômetro, aplicando-se

$$\psi_m = \text{tg}^{-1} \left(\frac{Z_m \text{sen} \phi_a - Y_m \text{cos} \phi_a}{X_m \text{cos} \theta_a + Y_m \text{sen} \theta_a \text{sen} \phi_a + Z_m \text{sen} \theta_a \text{cos} \phi_a} \right), \quad (4)$$

em que X_m , Y_m , Z_m são as componentes do campo magnético no eixo x , y e z .

Embora seja possível medir a posição angular nos três eixos utilizando apenas o giroscópio, este sensor apresenta *drift*, ou seja, ocorre acúmulo de erros de posição angular pela integração numérica de ruídos de baixa frequência e faz com que o valor de offset varie com o tempo. Por outro lado, o acelerômetro e o magnetômetro apresentam valores instáveis, sendo esta instabilidade acentuada em altas frequências. Portanto, a utilização destes três sensores operando isoladamente é inviável.

III. METODOLOGIA

Assim como demonstrado ao longo da Seção II, as medições provenientes de diferentes instrumentos podem apresentar características particulares de erro. Nesse sentido, o filtro Complementar e o filtro de Kalman visam explorar características

da resposta de dois sensores, combinando os sinais dos dois instrumentos para medir grandezas com o menor erro possível.

A. Filtro Complementar

A Figura 2 mostra um fluxograma que sintetiza a implementação do filtro complementar.

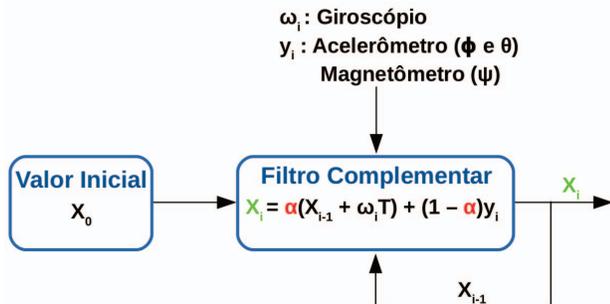


Fig. 2. FC utilizado para estimar as posições angulares. x_i é um vetor com as três posições angulares estimadas ϕ , θ e ψ . ω_i é um vetor que contém as velocidades angulares nos três eixos medidas pelo giroscópio, T é o período de amostragem e y_i é um vetor com as posições angulares estimadas pelo acelerômetro (ϕ e θ) e pelo magnetômetro (ψ). α é o único parâmetro de ajuste do FC, que deve ser otimizado para cada uma das três posições angulares separadamente, formando uma matriz diagonal.

Neste filtro, o valor de α deve estar entre 0 e 1. Quanto mais próximo de 1 estiver o valor de α , maior a confiabilidade no giroscópio. Esse parâmetro deve ser otimizado para cada uma das três posições angulares, formando uma matriz diagonal.

B. Filtro de Kalman

O filtro de Kalman é essencialmente um estimador recursivo ótimo. É composto por um conjunto de equações matemáticas que implementam um estimador de estados conhecido como preditor-corretor. Este filtro tem como função tentar estimar o estado $x \in R^n$ de um processo controlado em instantes discretos de tempo, que pode ser representado pelas equações de processo (5) e de medição (6) [27]

$$x_i = Ax_{i-1} + B\omega_i, \quad (5)$$

$$y_i = Hx_{ri} + v_i, \quad (6)$$

onde x_i é o vetor das posições angulares estimados pelo FK, x_{ri} é o vetor das posições angulares provenientes do acelerômetro e magnetômetro, ω_i é o vetor das velocidades angulares nos três eixos obtidos por meio do giroscópio, A é a matriz de transição de estados, B é a matriz que modela a entrada associada, y_i é o vetor das medidas, H é a matriz que modela os estados associados à medição que são provenientes dos dados do acelerômetro e do magnetômetro e v_i é o ruído de medição.

Neste trabalho, (7) e (8) representam, respectivamente, a estimativa a priori calculada a partir das velocidades angulares obtidas pelo giroscópio e a realimentação realizada a partir das posições angulares obtidas pelas medições do acelerômetro e magnetômetro. Portanto, (7) e (8) são as equações de processo e de medição para o sistema inercial proposto.

$$\begin{bmatrix} \phi_i \\ \theta_i \\ \psi_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \phi_{i-1} \\ \theta_{i-1} \\ \psi_{i-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} T & 0 & 0 \\ 0 & T & 0 \\ 0 & 0 & T \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \omega_{\phi i} \\ \omega_{\theta i} \\ \omega_{\psi i} \end{bmatrix}, \quad (7)$$

$$y = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \phi_{ai} \\ \theta_{ai} \\ \psi_{mi} \end{bmatrix}. \quad (8)$$

A Figura 3 ilustra o diagrama do filtro de Kalman utilizado para fazer a fusão dos dados do giroscópio e do acelerômetro, para estimar as posições angulares de arfagem e rolamento e a fusão do giroscópio com magnetômetro, para estimar o ângulo de guinada.

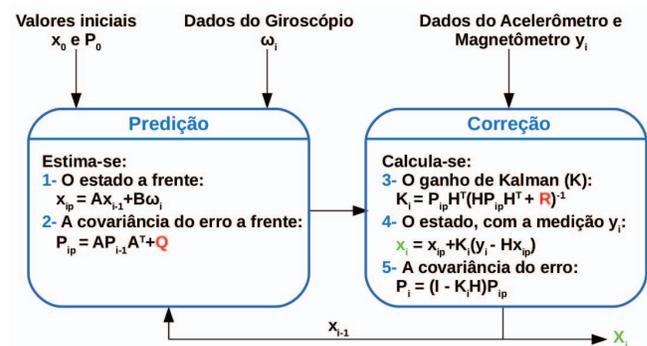


Fig. 3. FK utilizado para estimar a posição angular x_i . x_{ip} é a estimativa a priori, P_{ip} é a covariância do erro a priori, Q é a matriz de covariância do ruído de processo, R é a matriz de covariância do ruído de medição, K é o ganho de Kalman, x_i é o estado corrigido (posições angulares) e P_i é a covariância do erro. R e Q são estimados para cada uma das três posições angulares separadamente.

O ganho de Kalman reduz a covariância do erro e depende de R e Q , que são os parâmetros de desempenho do FK. R pode ser determinado pelo erro das posições angulares de rolamento, arfagem e guinada, provenientes do acelerômetro e magnetômetro. Neste trabalho, para estimar R , foram feitas 20 coletas de 2 minutos, com taxa de amostragem de 20 Hz. Após as 20 coletas, a média dos resultados foi obtida. De posse do valor de R , o único parâmetro restante é a matriz Q . Se $Q \ll R$, a maior confiabilidade vai estar no giroscópio.

C. Sintonia do FC e do FK Utilizando Algoritmo de Estratégia Evolutiva

Assim como destacado nas seções anteriores, o desempenho do FC depende apenas de α e o desempenho do FK, após determinar R , depende apenas de Q . Esses parâmetros foram estimados com o algoritmo de estratégias evolutivas, que está ilustrado na Figura 4. Uma característica importante das estratégias evolutivas é a auto-adaptação dos parâmetros da estratégia durante o processo evolutivo, por meio da introdução dos mesmos na representação genética dos indivíduos. A geração de novos indivíduos utilizada neste trabalho é dada por

$$x^{r+n} = x^r + 0,01N x^r, \quad (9)$$

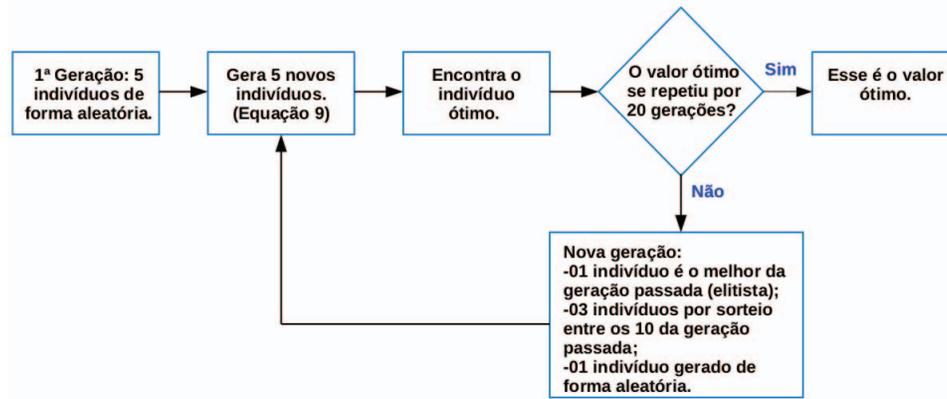


Fig. 4. Fluxograma do algoritmo ES proposto. Geração se inicia com 5 indivíduos (α ou Q) e a partir dos 5 indivíduos são gerados mais 5. Encontra qual indivíduo entre os 10 que resulta na menor soma do erro quadrático da medição angular. Enquanto o melhor indivíduo não se repete por 20 gerações, uma nova geração de indivíduos é formada pelo melhor indivíduo da geração anterior, 3 sorteados aleatoriamente entre os 10 da geração passada e 1 indivíduo novo aleatório. Se o melhor indivíduo se repetir por 20 gerações, este é o parâmetro ótimo do filtro.

em que n é o número inicial de indivíduos de uma população, r varia de 1 até n , x^r são os n indivíduos iniciais, x^{r+n} são os n indivíduos que estão sendo gerados, 0,01 é a taxa de mutação adotada neste trabalho e N é uma distribuição normal de probabilidade utilizada para o processo de auto-adaptação dos indivíduos.

Antes de usar o algoritmo proposto para determinar os parâmetros de performance do filtro, a estabilidade do algoritmo foi testada. Para isso, o algoritmo foi testado 20 vezes utilizando um mesmo conjunto de dados unidimensional composto por medições de posição angular do acelerômetro e por velocidade angular do giroscópio. Se em todas as 20 vezes o algoritmo convergiu para valores próximos de sintonia ótima, isto é, apresentou baixo desvio padrão, significa que o algoritmo é estável. Caso contrário, o algoritmo não é estável e está retornando soluções aleatórias ou soluções ótimas locais.

Além disso, para comparar se o algoritmo desenvolvido está convergindo para soluções ótimas, foi desenvolvido um algoritmo de busca exaustiva que testa todos os valores de α que estão no intervalo entre 0,1 e 1, com passo de 0,0001 e todos os valores de Q que estão no intervalo entre $\frac{R}{1000}$ até 1, com passo 0,00001. Desta maneira, é possível comparar os resultados obtidos e analisar também o custo computacional dos dois algoritmos, ou seja, analisar a eficiência do método de sintonia proposto. O critério para determinar o valor ótimo de α e Q é o mesmo para os dois algoritmos, que é o valor de α e Q que resultam no menor somatório do erro quadrático para um conjunto de dados unidimensional, ou seja, α e Q são determinados separadamente para cada uma das três posições angulares.

Os algoritmos foram implementados no MATLAB[®]. Para determinar os parâmetros dos filtros, utilizou-se 20 conjuntos de dados com o sensor estático em 0° durante 2 minutos e com taxa de amostragem de 20Hz. Os dados eram compostos pela velocidade angular tridimensional informada pelo giroscópio e posição angular informada pelo acelerômetro (para ϕ e θ) e magnetômetro (para ψ). Os códigos foram executados em um notebook com processador Intel (R) Core i3 M350 2,27GHz e sistema operacional Windows 7.

D. Testes para Medição da Posição Angular

Após sintonizar os parâmetros de desempenho do FC e do FK, testes foram aplicados para verificar as características metrológicas do sistema inercial na medição da posição angular.

1) Medição em 0°

O objetivo deste teste é verificar o comportamento dos sensores trabalhando isoladamente e comparar com os resultados dos instrumentos combinados pelo uso do FC e FK. Os parâmetros comparados são a exatidão e a precisão das medições. Para isso, as posições angulares estimadas pelo acelerômetro, giroscópio, magnetômetro, Fc e FK foram coletadas 20 vezes durante 2 minutos com taxa de amostragem de 20Hz.

2) Estimativa do erro: Método de Bland e Altman

Independente da qualidade do sistema, erros de medições sempre vão existir. Assim, o erro de medição não pode ser ignorado em processos que requerem medições confiáveis. É necessário estimar e representar graficamente o erro esperado em toda a faixa de utilização do instrumento. Neste sentido, utilizou-se o método de Bland e Altman, fazendo um comparativo das medições provenientes de 2 instrumentos distintas e construindo um intervalo de confiança que engloba a diferença da medição entre eles. Esse método estatístico é bastante utilizado para validar novos sistemas por meio da comparação com as medições de sistemas já consolidados.

Para variar as posições angulares e estimar os erros em toda a faixa de utilização do sistema inercial, a plataforma de teste ilustrada na Figura 5 foi utilizada. A plataforma é composta por uma haste acoplada a um servo motor e a unidade inercial é fixada na haste. A escolha do servo motor está relacionada com seu funcionamento. Internamente o servo motor possui um sistema realimentado composto por um potenciômetro que atua como sensor de posição do eixo, que torna seu uso viável em aplicações que requerem movimentos

de maneira precisa e controlada. Os valores de leituras angulares do instrumento são comparados ao valor no qual o servo motor se encontra.

Para comparar o desempenho do FC e do FK, foram coletados 16 pontos para cada uma das seguintes posições angulares do servo motor: Para ϕ e θ , $\pm 75^\circ$, $\pm 60^\circ$, $\pm 45^\circ$, $\pm 30^\circ$, $\pm 15^\circ$ e 0° . Para ψ , $\pm 30^\circ$, $\pm 15^\circ$, 0° .

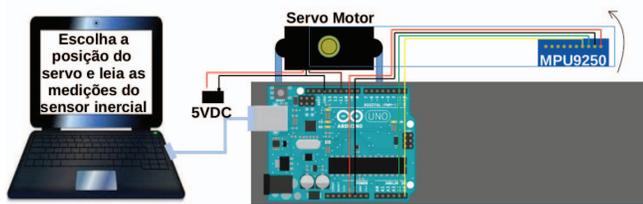


Fig. 5. Plataforma para testes de posição angular. A plataforma possui um grau de liberdade. É possível avaliar as três posições angulares separadamente alterando a posição que a unidade inercial está fixada na haste da plataforma.

IV. RESULTADOS E DISCUSSÕES

Os resultados dos vinte testes para verificar a estabilidade do algoritmo proposto, utilizando o ângulo de rolamento, podem ser vistos na Tabela I. O resultado obtido para o algoritmo de busca exaustiva também está representado na Tabela I.

TABLA I
TESTE DE ESTABILIDADE DO ALGORITMO ES

<i>Algoritmo Proposto – ES</i>		
Teste	α	Q
1	0,8938	0,00013217
2	0,8944	0,00013219
3	0,8942	0,00013216
4	0,8940	0,00013229
5	0,8941	0,00013108
6	0,8929	0,00013217
7	0,8941	0,00013212
8	0,8940	0,00013210
9	0,8937	0,00013227
10	0,8939	0,00013227
11	0,8939	0,00013217
12	0,8939	0,00013213
13	0,8937	0,00013223
14	0,8942	0,00013220
15	0,8940	0,00013239
16	0,8944	0,00013215
17	0,8938	0,00013215
18	0,8941	0,00013220
19	0,8937	0,00013217
20	0,8939	0,00013219
Média	0,8939	0,00013214
Desvio Padrão	0,0026	0,0026
Tempo médio (s)	1,694	2,580
<i>Busca exaustiva</i>		
Teste	α	Q
1	0,894	0,00013
Tempo (s)	46,116	1191,755

Analisando os dados da Tabela I, é possível concluir que o algoritmo ES apresenta baixo desvio padrão, isto é, o valor ótimo encontrado em cada um dos 20 testes são próximos e, conseqüentemente, os resultados sugerem que o algoritmo ES é estável. O valor médio encontrado para α e Q estão bem

próximos dos valores encontrados pelo algoritmo de busca exaustiva, ou seja, o algoritmo proposto está convergindo para soluções ótimas globais.

A grande vantagem da utilização do método Heurístico é o baixo custo computacional. O tempo médio de execução do algoritmo ES para estimar α foi aproximadamente 1,7 segundos e para Q , 2,6 segundos. Para o mesmo conjunto de dados, a busca exaustiva gastou aproximadamente 46 segundos para estimar α e 1192 segundos para Q .

Os resultados da sintonia do FC e do FK para os três ângulos podem ser vistos na Tabela II.

Os resultados apresentados na Tabela II evidenciam que a maior confiabilidade foi atribuída ao giroscópio, visto que para o FC α está próximo de 1 e para FK $Q \ll R$.

Após estimar os parâmetros de desempenho do FC e do FK, os testes para analisar o desempenho para medição de posição angular foram aplicados. Os resultados obtidos para os ângulos de rolamento, arfagem e guinada para a unidade inercial estática em 0° podem ser vistos na Tabela III.

TABLA II
PARÂMETROS ÓTIMOS DO FC E FK. OS VALORES ESCALARES APRESENTADOS FORMAM A DIAGONAL PRINCIPAL DE α , R E Q , QUE SÃO MATRIZES DIAGONAIS 3X3

Parâmetro	Rolamento	Arfagem	Guinada
α	0,8103	0,8904	0,9533
R	0,0104	0,0155	0,0874
Q	0,000149	0,000196	0,00008

TABLA III
RESULTADOS DA MEDIÇÃO ANGULAR EM 0°

Ângulo	Rolamento(ϕ)		Arfagem(θ)		Guinada(ψ)	
	Média	Desvio	Média	Desvio	Média	Desvio
Acel. ou Magn.	-0,0789	0,1449	0,0571	0,1360	-0,3340	1,4671
Giroscópio	2,2129	1,2523	-1,3294	0,7431	-2,4671	1,4958
FC	-0,0627	0,0461	0,0499	0,0364	-0,3660	0,2267
FK	-0,0574	0,0374	0,0496	0,0361	-0,3296	0,1855

Os resultados apresentados na Tabela III sugerem que os dois filtros apresentaram bons resultados. As medidas se tornaram significativamente mais exatas e precisas em comparação com os instrumentos trabalhando isoladamente. O filtro de Kalman se mostrou superior em relação ao complementar para a estimação dos três ângulos, deixando as leituras com menor desvio padrão e com a média mais próxima do valor real.

Utilizando o FK houve redução de 27,24% da tendência do instrumento para a medição em torno do eixo x, 13,13% para o eixo y e 1,31% para o eixo z. Além disso, o uso do FK reduziu 74,19% o desvio padrão para o ângulo de rolamento, 73,45% para arfagem e 87,36% para o ângulo de guinada. A Figura 6 ilustra os resultados da Tabela III.

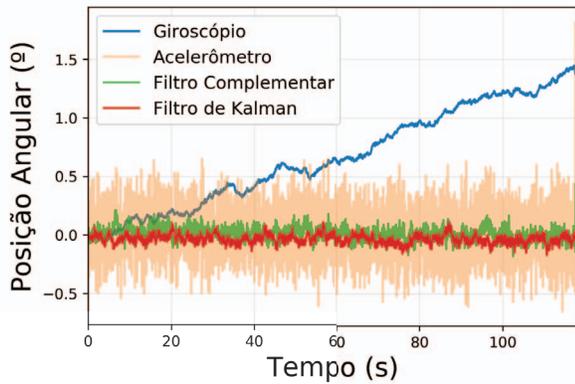


Fig. 6. Posição Angular em 0° . Acelerômetro apresenta medidas ruidosas, o giroscópio acumula erros de integração resultando em *drift* na medição da posição angular e o magnetômetro tem comportamento semelhante ao acelerômetro. FC e FK tornam as medidas mais precisas e exatas, sem ruído e *drift*.

As Figuras 7, 8 e 9 mostram os gráficos obtidos com o método de Bland e Altman para os ângulos de rolamento, arfagem e guinada, respectivamente. Essas Figuras ilustram os intervalos que com 95% de confiança englobam as diferenças entre as medições da posição angular informadas pela unidade inercial e as posições angulares do servo motor.

De acordo com a Figura 7, que ilustra a diferença entre a medição e a posição do servo motor para o ângulo ϕ , 95% das diferenças (erro de medição) vão estar entre $-0,74^\circ$ e $0,59^\circ$ para o FC e entre $-0,52^\circ$ e $0,49^\circ$ para o FK. Analisando a Figura 8, que ilustra a diferença entre a medição e a posição do servo motor para o ângulo θ , 95% dos erros de medição vão estar entre $-0,68^\circ$ e $0,73^\circ$ para o FC e entre $-0,60^\circ$ e $0,55^\circ$ para o FK. A Figura 9 mostra que para o ângulo ψ , o erro esperado utilizando FC está entre $-1,14^\circ$ e $0,98^\circ$ e utilizando o FK o erro vai estar entre $-1,30^\circ$ e $0,65^\circ$. Portanto, o filtro de Kalman mostrou ser ligeiramente superior em relação ao filtro Complementar em todas as análises. Os comprimentos dos intervalos também são menores para o FK.

O uso do FK e do FC sintonizados pelo algoritmo de ES para fusão de sensores inerciais resultou em melhorias significativas na qualidade da medição angular quando comparado com outros artigos. Em [28], os autores utilizaram sensores inerciais para avaliação quantitativa do movimento humano. Para a fusão sensorial foi utilizado Quaternions. Os resultados dos testes experimentais estáticos mostraram que o erro esperado varia entre 9,09 e 25,42%. Por outro lado, os resultados obtidos pela metodologia descrita neste trabalho sugerem que o erro esperado é menor que 5% em toda a faixa de utilização do instrumento.

V. CONCLUSÃO

Os resultados obtidos neste trabalho mostram a eficiência do método de otimização proposto, que reduz mais de 400 vezes o tempo para encontrar o parâmetro ótimo do FC e FK se comparado com algoritmos de busca exaustiva. Além disso, os valores obtidos utilizando o algoritmo ES foram próximos ao encontrado pela busca exaustiva, evidenciando que o algoritmo converge para soluções ótimas globais dentro

do contexto proposto. Os artigos que abordaram os outros métodos para sintonia dos parâmetros não fizeram uma análise da complexidade do algoritmo e dificultou uma comparação quantitativa sobre a complexidade. Para trabalhos futuros, seria interessante comparar diretamente a complexidade dos métodos utilizando um mesmo conjunto de dados.

A utilização do Filtro Complementar e do Filtro de Kalman sintonizados pelo método proposto se mostraram eficientes para a fusão de sensores. O filtro de Kalman proporcionou uma redução de até 87% do desvio padrão das medidas do instrumento, tornando o sistema mais preciso. As medições realizadas pelo instrumento tiveram boa concordância quando comparado com a posição angular que o servo motor se encontrava, resultando em intervalos pequenos para o erro esperado. Em toda a faixa de aplicação é esperado que o erro de medição utilizando o FK esteja entre $-0,52^\circ$ e $0,49^\circ$ para ϕ , entre $-0,60^\circ$ e $0,55^\circ$ para θ e entre $-1,30^\circ$ e $0,65^\circ$ para ψ .

Como continuação, o sistema de medição proposto neste trabalho será utilizado para análise angular tridimensional de pontos específicos do ser humano, com o intuito de fornecer um equipamento de baixo custo e que pode auxiliar em diagnósticos para atuar na prevenção e tratamento de lesões.

AGRADECIMENTOS

Ao Programa de Incentivo à Pós-Graduação Stricto Sensu (PIPG) da UFSJ pelo apoio financeiro, à Universidade Federal de São João del-Rei (UFSJ) pela disponibilidade de infraestrutura física e ao Programa de Mestrado em Engenharia Elétrica (PPGEL).

REFERENCIAS

- [1] J. M. Lambrecht and R. F. Kirsch, "Miniature low-power inertial sensors: Promising technology for implantable motion capture systems," *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 22, no. 6, pp. 1138–1147, 2014.
- [2] V. Camomilla, E. Bergamini, S. Fantozzi, and G. Vannozzi, "Trends supporting the in-field use of wearable inertial sensors for sport performance evaluation: A systematic review," *Sensors*, vol. 18, no. 3, pp. 2–50, 2018.
- [3] H. Zhao, Z. Wang, S. Qiu, J. Wang, F. Xu, Z. Wang, and Y. Shen, "Adaptive gait detection based on foot-mounted inertial sensors and multi-sensor fusion," *Information Fusion*, vol. 52, pp. 157–166, 2019.
- [4] T. M. Santos, M. F. Barroso, R. A. Ricco, E. G. Nepomuceno, Érika L.F.C. Alvarenga, Álvaro C.O. Penoni, and A. F. Santos, "A low-cost wireless system of inertial sensors to postural analysis during human movement," *Measurement*, vol. 148, p. 106933, 2019.
- [5] S. M. Sigward, M.-S. M. Chan, and P. E. Lin, "Characterizing knee loading asymmetry in individuals following anterior cruciate ligament reconstruction using inertial sensors," *Gait and Posture*, vol. 49, pp. 114–119, 2016.
- [6] B. Pedrys, H. Josinski, and K. Wojciechowski, "Ubiquitous rehabilitation combining inertial measurement system with smartphone and supported by visual and voice feedback," *Studies in Computational Intelligence*, vol. 830, pp. 17–29, 2020.
- [7] A. Alizadegan and S. Behzadipour, "Shoulder and Elbow Joint Angle Estimation for Upper Limb Rehabilitation Tasks Using Low-Cost Inertial and Optical Sensors," *Journal of Mechanics in Medicine and Biology*, vol. 17, no. 2, p. 1750031, 2016.
- [8] X. Tian, J. Chen, Y. Han, J. Shang, and N. Li, "Pedestrian navigation system using MEMS sensors for heading drift and altitude error correction," *Sensor Review*, vol. 37, no. 3, pp. 270–281, 2017.

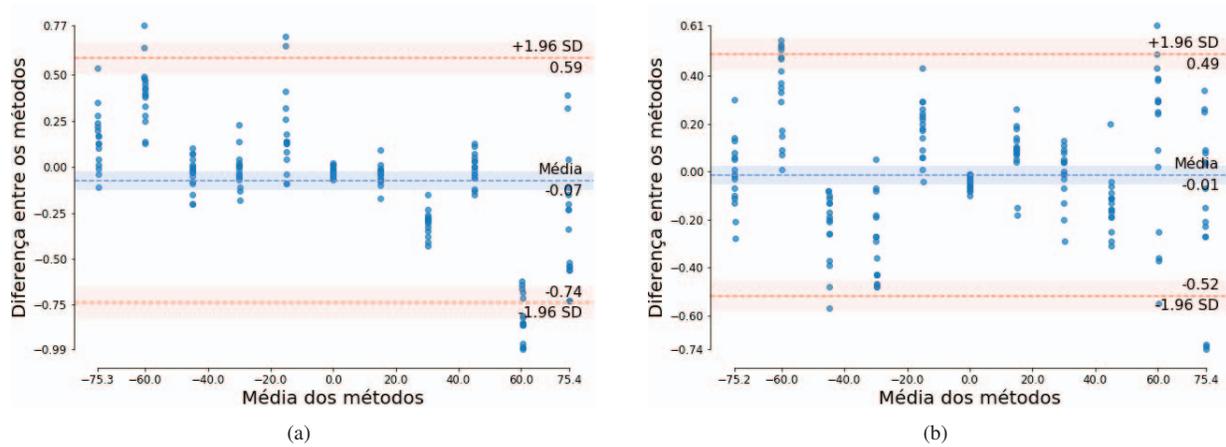


Fig. 7. Aplicação do método de Bland e Altman para avaliar a diferença entre as medições do sistema inercial e a posição angular do servo motor para o ângulo ϕ . Marcadores circulares azuis representam a diferença pontual entre a posição do servo motor e as medições da posição angular por meio do a) FC e b) FK.

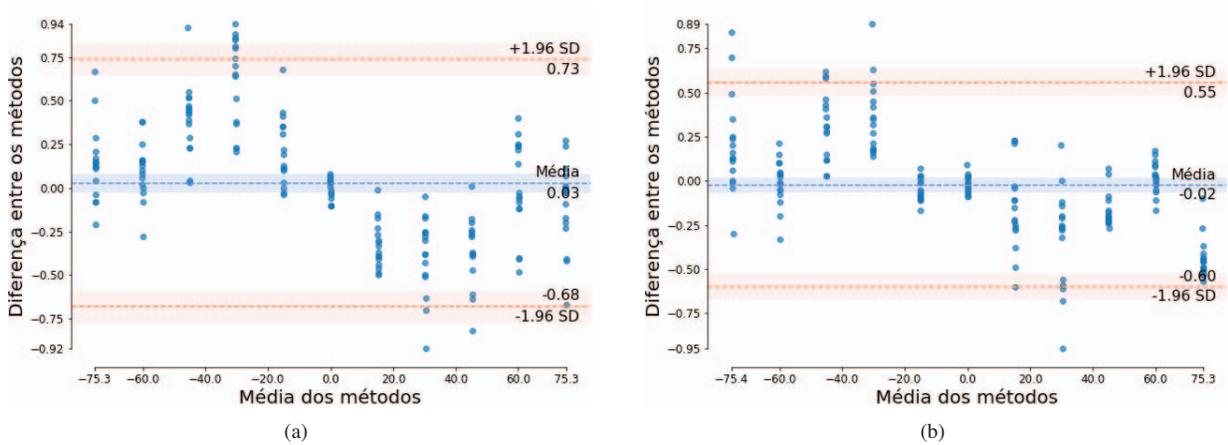


Fig. 8. Aplicação do método de Bland e Altman para avaliar a diferença entre as medições do sistema inercial e a posição angular do servo motor para o ângulo θ . Marcadores circulares azuis representam a diferença pontual entre a posição do servo motor e as medições da posição angular por meio do a) FC e b) FK.

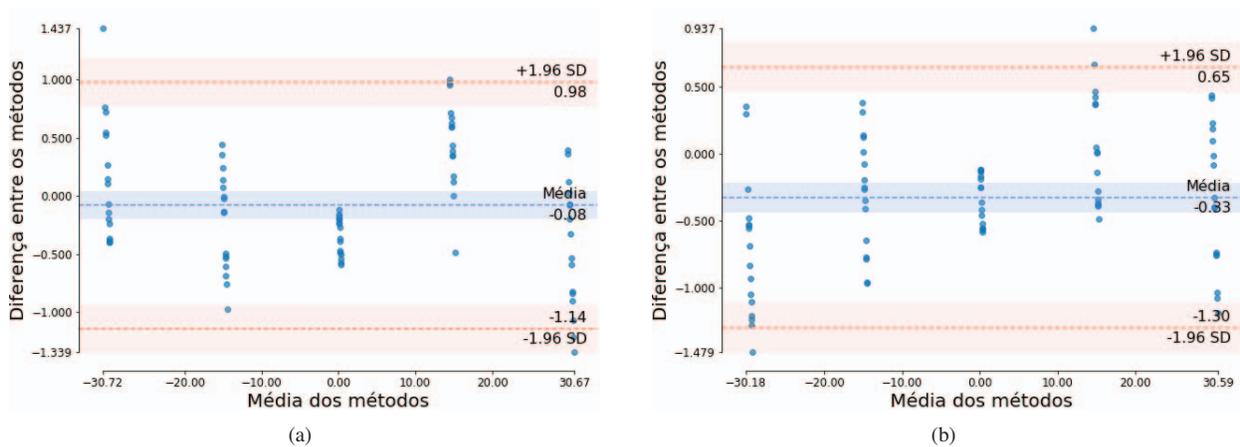


Fig. 9. Aplicação do método de Bland e Altman para avaliar a diferença entre as medições do sistema inercial e a posição angular do servo motor para o ângulo ψ . Marcadores circulares azuis representam a diferença pontual entre a posição do servo motor e as medições da posição angular por meio do a) FC e b) FK.

- [9] W. Fang, L. Zheng, and X. Wu, "Multi-sensor based real-time 6-DoF pose tracking for wearable augmented reality," *Computers in Industry*, vol. 92, pp. 91–103, 2017.
- [10] A. Antunes, P. Outeiro, C. Cardeira, and P. Oliveira, "Implementation and testing of a sideslip estimation for a formula student prototype," *Robotics and Autonomous Systems*, vol. 115, pp. 83–89, 2019.
- [11] C. Wang, H. Huang, Y. Ji, B. Wang, and M. Yang, "Vehicle localization at an intersection using a traffic light map," *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. 20, no. 4, pp. 1432–1441, 2019.
- [12] R. Olivera, R. Olivera, O. Vite, H. Gamboa, M. A. Navarrete, and C. A. Rivera, "Application of the Three State Kalman Filtering for Moving Vehicle Tracking," *IEEE Latin America Transactions*, vol. 14, no. 5, pp. 2072–2076, May 2016.
- [13] K. Bötzel, A. Olivares, J. P. Cunha, J. M. Górriz Sáez, R. Weiss, and A. Plate, "Quantification of gait parameters with inertial sensors and inverse kinematics," *Journal of Biomechanics*, vol. 72, pp. 207–214, 2018.
- [14] M. Kok, J. D. Hol, and T. B. Schön, "Using Inertial Sensors for Position and Orientation Estimation," *Foundations and Trends in Signal Processing*, vol. 11, no. 1-2, pp. 1–153, 2017.
- [15] W. G. Anderson and E. H. Fritze, "Instrument approach system steering computer," *Proceedings of the IRE*, vol. 41, no. 2, pp. 219–228, 1953.
- [16] R. E. Kalman, "A new approach to linear filtering and prediction problems," *Transactions of the ASME—Journal of Basic Engineering*, vol. 82, no. Series D, pp. 35–45, 1960.
- [17] G. L. Reis, J. A. M. Abdalla, J. D. Nolasco, L. F. F. Souza, M. F. S. Barroso, and E. B. Pereira, "Controle de posição de um manipulador robótico utilizando sensores inerciais e eletromiografia," *Anais do XX Congresso Brasileiro de Automática*, pp. 1514–1521, 2014.
- [18] W. S. Oliveira and E. N. Gonçalves, "Implementação em C: Filtro de Kalman, fusão de sensores para determinação de ângulos," *ForScience*, vol. 5, no. 3, pp. 1–18, 2017.
- [19] P. Koprinkova-Hristova and K. Alexiev, "Neuro-fuzzy tuning of kalman filter," in *2016 IEEE 8th International Conference on Intelligent Systems (IS)*, 2016, pp. 651–657.
- [20] S. Kar, S. Das, and P. Ghosh, "Applications of neuro fuzzy systems: A brief review and future outline," *Applied Soft Computing Journal*, vol. 15, pp. 243–259, 2014.
- [21] S. Walczak, "Artificial neural networks," in *Advanced Methodologies and Technologies in Artificial Intelligence, Computer Simulation, and Human-Computer Interaction*. IGI Global, 2019, pp. 40–53.
- [22] H. Schwefel and G. Rudolph, "Contemporary evolution strategies," *Springer-Verlag*, vol. 929, pp. 893–907, 1995.
- [23] S. Srinivasan and S. Ramakrishnan, "Evolutionary multi objective optimization for rule mining: A review," *Artificial Intelligence Review*, vol. 36, no. 3, pp. 205–248, 2011.
- [24] A. Akzhalova, A. Inoue, and D. Mukharsky, "Evolutionary strategies of intelligent agent training," *Advances in Intelligent Systems and Computing*, vol. 1051, pp. 135–145, 2020.
- [25] J. M. Bland and D. G. Altman, "Statistical methods for assessing agreement between two methods of clinical measurement," *The Lancet*, vol. 1, no. 8476, pp. 307–310, 1986.
- [26] M. Morrow, B. Lowndes, E. Fortune, K. R. Kaufman, and M. S. Hallbeck, "Validation of inertial measurement units for upper body kinematics," *Journal of applied biomechanics*, vol. 33, no. 3, pp. 227–232, 2017.
- [27] L. A. Aguirre, *Introdução à Identificação de Sistemas*. Editora UFMG, 2007.
- [28] Z. Ong, Y. Seet, S. Khoo, and S. Noroozi, "Development of an economic wireless human motion analysis device for quantitative assessment of human body joint," *Measurement*, vol. 115, pp. 306–315, 2018.



Márcio F. S. Barroso é bacharel em engenharia elétrica pela Universidade Federal de São João del-Rei (2000). Obteve o título de mestre (2001) e doutor em engenharia elétrica na Universidade Federal de Minas Gerais (2006). Também é professor do Departamento de Engenharia Elétrica da Universidade Federal de São João del-Rei. Tem interesse nas áreas de identificação de sistemas e instrumentação.



Rodrigo A. Ricco é bacharel em engenharia elétrica pela Universidade Federal de São João del-Rei (2010). Obteve o título de mestre (2012) e doutor (2019) em engenharia elétrica na Universidade Federal de Minas Gerais. É professor do Departamento de Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Ouro Preto. Tem interesse nas áreas de dinâmica linear e não linear, instrumentação, controle robusto e identificação de sistemas.



Talysson M. S. Oliveira é Bacharel em engenharia elétrica pela Universidade Federal de Ouro Preto (2017). Obteve o título de mestre engenharia elétrica (2018) na Universidade Federal de São João del-Rei. Desde meados de 2018 é doutorando na Universidade de São Paulo. Trabalha, desde a graduação, com temas relacionados ao controle de processos e instrumentação.