

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SÃO CARLOS
CENTRO DE CIÊNCIAS EXATAS E DE TECNOLOGIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

Patricia Raiana Albuquerque

**Orientação Espacial em Exoesqueletos
de Membros Inferiores utilizando
Filtros Markovianos Espaciais**

Patricia Raiana Albuquerque

**Orientação Espacial em Exoesqueletos
de Membros Inferiores utilizando
Filtros Markovianos Espaciais**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica do Centro de Ciências Exatas e de Tecnologia da Universidade Federal de São Carlos, como parte dos requisitos para a obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica.

Área de concentração: Sistemas Elétricos e Eletrônicos

Orientador: Prof.Dr. Samuel Lourenço Nogueira

São Carlos-SP

2021



UNIVERSIDADE FEDERAL DE SÃO CARLOS

Centro de Ciências Exatas e de Tecnologia
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica

Folha de Aprovação

Defesa de Dissertação de Mestrado da candidata Patricia Raiana Albuquerque, realizada em 19/02/2021.

Comissão Julgadora:

Prof. Dr. Samuel Lourenço Nogueira (UFSCar)

Prof. Dr. Arlindo Neto Montagnoli (UFSCar)

Prof. Dr. Wilian Miranda dos Santos (UNESP)

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001.

O Relatório de Defesa assinado pelos membros da Comissão Julgadora encontra-se arquivado junto ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica.

*À minha família.
Dedico*

Agradecimentos

À minha mãe, Sirlei Amaro da Silva Albuquerque e ao meu pai, Romualdo Albuquerque, por quererem me proporcionar um ensino de melhor qualidade, o que eles não tiveram oportunidade de ter e por todo amor e carinho. O amor por vocês é inestimável.

À minhas irmãs, Caroline e Aline, meu amor por vocês é incondicional. A cada dia, vocês me dão força para chegar ao sucesso profissional. Vocês são meu orgulho.

A todos amigos da UFSCar, em especial, da pós-graduação, Alex Ferreira, Bruna, Edson Francelino, Jacilene Martins, Henrique Pinto, Paulo Fernando e Lucas Eduardo, pela parceria nos estudos, paciência, pela compreensão, pela amizade. Certamente sem vocês a universidade não seria a mesma.

Ao Professor Dr. Samuel Lourenço Nogueira, pela orientação, apoio e suporte. Muito obrigada por suas análises minuciosas e sugestões de grande valia para a conclusão dessa dissertação. Certamente sem a sua ajuda eu teria mais dificuldades.

Aos professores e pesquisadores Dr. Roberto Santos Inoue e Dr. Maurício Fernandes Figueiredo por toda a ajuda e ensinamentos.

A Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) pela concessão da bolsa de mestrado.

Por fim, agradeço aos docentes e colaboradores do departamento de engenharia elétrica, em especial à coordenação do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, pela atenção e suporte oferecidos nos momentos em que isso se fez necessário.

*“A imaginação é mais importante que conhecimento.
O conhecimento é limitado.
Enquanto a imaginação abraça o mundo inteiro.”
(Albert Einstein)*

Resumo

Estudos de metodologias para se obter dados de movimentos do corpo humano que envolvam perdas de capacidades motoras funcionais em função de doenças neurológicas, têm despertado o interesse de diversos pesquisadores para auxílio na análise dos movimentos humanos. Entre várias metodologias, as que envolvem o emprego de sensores inerciais tem se tornado viáveis em virtude do baixo custo em relação aos sistemas de referencial óptico. Em consequência do emprego de sensores inerciais, é preciso estabelecer estratégias que contornem a sensibilidade à perturbações e erros inerentes a estes dispositivos. Em trabalhos anteriores deste grupo de pesquisa, foram realizadas estimativas angulares no plano sagital. Neste trabalho, será utilizado a fusão complementar dos sensores inerciais estabelecida por um sistema Markoviano para encontrar o sensor mais adequado a cada instante em conjunto com um filtro de Kalman para compensar os erros de desvio do giroscópio, mas no espaço tridimensional para os ângulos absolutos. Neste contexto, foi desenvolvido um sistema de estimativa de orientação espacial em exoesqueletos que minimizasse os erros em comparação a um sistema de referência óptica. Os resultados obtidos no trabalho possibilitaram que o atendimento aos requisitos propostos do sistema Markoviano fosse validado tendo como base um sistema de referência óptico.

Palavras-chave: Filtro de Kalman; Reabilitação Robótica; Saltos Markovianos; Sensores Inerciais; Exoesqueleto de Membros Inferiores.

Abstract

Studies of methodologies to obtain data on movements of the human body that involve losses of functional motor capacities due to neurological diseases, have aroused the interest of several researchers to assist in the analysis of human movements. Among several methodologies, those involving the use of inerable sensors have become viable due to the low cost in relation to the systems optical reference. As a result of the use of inerable sensors, it is necessary to establish strategies that outsmart the sensitivity to inherent disturbances and errors these devices. In previous studies of this research group, angular estimates were made in the sagittal plane. In this work, the complementary fusion of the inerable sensors established by a Markovian system will be used to find the most suitable sensor every instant in conjunction with a Kalman filter to compensate for gyroscope deviation errors , but in three-dimensional space for absolute angles. In this context, a spatial orientation estimation system was developed in exoskeletons that minimized errors compared to a system optical reference. The results obtained in the work allowed compliance with the proposed requirements of the Markovian system to be validated based on a system optical reference.

Keywords: Kalman filter; Robotic Rehabilitation; Markovian Jumps; Inertial Sensors; Lower Limb Exoskeleton.

Lista de ilustrações

Figura 1 – Interação entre o humano e o robô.	28
Figura 2 – Filtro de Kalman complementar.	32
Figura 3 – Princípio do funcionamento do acelerômetro.	33
Figura 4 – Os sensores inerciais, <i>encoders</i> e os marcadores ópticos fixos ao exoesqueleto.	37
Figura 5 – Modo de operação para $i = \{B, T, S, F\}$	38
Figura 6 – Estrutura geral do sistema.	41
Figura 7 – Disposição dos ângulos (a) e modo de operação para $i = \{B, T, S\}$ (b).	42
Figura 8 – Aceleração linear do tronco.	48
Figura 9 – Aceleração linear da coxa.	49
Figura 10 – Velocidade angular do tronco.	50
Figura 11 – Velocidade angular da coxa.	51
Figura 12 – Exo - H1 com IMUs e marcadores foto-reflexivos.	52
Figura 13 – Cadeia Markoviana	53
Figura 14 – Segmento do tronco (<i>body</i>).	54
Figura 15 – Segmento coxa (<i>thigh</i>).	54
Figura 16 – Segmento canela (<i>shank</i>).	55
Figura 17 – Ângulo pitch	55
Figura 18 – Ângulo yaw	55

Lista de tabelas

Tabela 1 – Tabela de estados Markovianos.	40
Tabela 2 – Estados Markovianos	44
Tabela 3 – Características dos sinais da aceleração do tronco.	49
Tabela 4 – Características dos sinais da aceleração da coxa.	49
Tabela 5 – Características dos sinais do giroscópio do tronco.	50
Tabela 6 – Características dos sinais do giroscópio da coxa.	51
Tabela 7 – Parâmetros dos giroscópios	52
Tabela 8 – Parâmetros dos acelerômetros	53
Tabela 9 – Índices de Performance: plano das articulações (<i>roll</i> das IMUs)	56
Tabela 10 – Correlação de Pearson: demais planos de movimento (<i>pitch</i> e <i>yaw</i> das IMUs)	56

Lista de siglas

EM Erro médio

FK Filtro de Kalman

FKSM_p Filtro de Kalman Sujeito à Salto Markovianos planar

FKSM_e Filtro de Kalman Sujeito à Salto Markovianos espacial

SNI Sistema de Navegação Inercial

INS *Inertial Navegation System*

UMI Unidades de Medição Inercial

IMUs *Inertial Measurement Unit(s)*

IMU *Inertial Measurement Unit*

Lista de símbolos

ω	Velocidade angular do giroscópio
σ^2	Variância do giroscópio
τ_g	Constante de tempo do processo de Gauss-Markov
g	Aceleração da gravidade
τ_a	Constante de tempo do processo de Gauss-Markov
$\Delta\theta(t)$	Erro de estimativa do posicionamento
θ_i	Ângulos absolutos
$\hat{\theta}_{i_g}$	Estimativa dos ângulos determinados pelos giroscópios
Δb_i	Erro de bias do giroscópio em cada segmento i
$\Delta b_g(t)$	Erro de bias do giroscópio
$\hat{\theta}_{a_{IMU}}$	Erros da diferença entre as estimativas do acelerômetro
$\hat{\theta}_{g_{IMU}}$	Erros da diferença entre as estimativas do giroscópio
θ_B	Ângulo absoluto do tronco
θ_T	Ângulo absoluto da coxa
θ_S	Ângulo absoluto da canela
θ_h	Ângulo relativo do quadril
θ_k	Ângulo relativo do joelho
$\Theta(t)$	Estado Markoviano corrente

Q_k Matriz de covariância

$\eta_g(t)$ Ruído branco Gaussiano

Sumário

1	INTRODUÇÃO	25
1.1	Motivação	28
1.2	Objetivos	29
1.3	Organização da dissertação	29
2	METODOLOGIAS	31
2.1	Estimativa de atitude utilizando filtro de Kalman complementar	31
2.1.1	Fusão do sensor	31
2.1.2	Modelo de predição	32
2.1.3	Equação de espaço de estados para estimativa angular	34
2.1.4	Estrutura do filtro	35
2.2	Filtro Markoviano planar	37
2.3	Modelagem e implementação do sistema Markoviano espacial .	41
2.3.1	Modelo Markoviano espacial	41
2.3.2	Implementação	44
3	PROCESSAMENTOS E RESULTADOS	47
3.1	Organização experimental	47
3.2	Estudos preliminares dos sensores utilizados	48
3.2.1	Os sinais de acelerômetros	48
3.2.2	Os sinais de giroscópios	50
3.3	Coleta de dados	51
3.4	Sistema Markoviano espacial	52
	Conclusão	57
	REFERÊNCIAS	59

Capítulo 1

Introdução

Estudos e desenvolvimentos de metodologias para se obter dados dos movimentos do corpo humano em casos que envolvam perdas de funcionalidades motoras, têm despertado grande interesse da comunidade científica. Sendo assim, a terapia apoiada por dispositivos vestíveis como robôs de reabilitação (SHI et al., 2019), tem apresentado resultados equivalentes aos métodos convencionais e algumas vezes superiores, (BENJAMIN et al., 2017).

Os robôs, além de propiciarem ao paciente um sistema ativo que pode auxiliá-lo no fortalecimento e reaprendizado motor, proporcionam ao terapeuta, também, um maior conjunto de dados que facilitam o direcionamento da terapia (BENJAMIN et al., 2017). Neste grupo temos os robôs de reabilitação de marcha, destacando-se os exoesqueletos (SHI et al., 2019), que são dispositivos que podem ser utilizados para assistência e reabilitação da marcha humana, sendo empregados em conjunto com protocolos de reabilitação de membros inferiores (DOLLAR; HERR, 2008; CALTRAN; SIQUEIRA, 2011; LIU et al., 2016; BRAHMI et al., 2018).

Dentre os principais dados que podem ser monitorados em exoesqueletos, tem-se os ângulos de atitude relacionados aos planos de rotação do corpo humano: coronal (rolagem), sagital (arfagem) e horizontal (guinada), do inglês *roll*, *pitch* e *yaw*. Tais dados são obtidos através de sensores inerciais, compostos geralmente por acelerômetros, giroscópios e magnetômetros. Assim, através dos ângulos de atitude é possível tanto o estudo biomecânico por ângulos articulares e de inclinação, quanto o desenvolvimento de metodologias que envolvam controle postural e de movimentação do exoesqueleto, uma vez que a estrutura utilizada pode desequilibrar ou mesmo influenciar no movimento do paciente, (PRAKASH et al., 2015; SHARMA; VIDHYA; KUMAR, 2017).

Em se tratando da marcha humana, os sensores inerciais são dispositivos que podem

ser utilizados para a coleta de dados, estimar a orientação espacial e ângulos de inclinação (MORENO et al., 2006; LAU; TONG, 2008; ROETENBERG; LUNGE; SLYCKE, 2009; NOGUEIRA, 2015; CHOE et al., 2019; WEYGERS et al., 2020). Segundo Fong e Chan (2010) e Picerno (2017) o primeiro exemplar que visou estimar a cinemática angular através do uso de sensores inerciais foi o método de Willemsen, em 1990. Este modelo pode ser utilizado para estimar a aceleração angular da coxa e da tíbia, bem como a aceleração radial e tangencial do joelho, através do uso de equações do movimento de um corpo rígido, sem o uso da integração. O joelho, de acordo com o estudo, deve estar se movimentando em apenas um plano, ou seja, realizando movimento de flexão e extensão.

A principal vantagem associada ao método de Willemsen, Alsté e Boom (1990) é a restrição do desvio provocado pela integração. As desvantagens são as altas frequências identificadas quando o movimento é rápido durante o levantar, sentar e caminhar em que, os movimentos de pele e impacto do calcanhar no solo proporcionam a maior fonte de erros. Contudo, estes erros podem ser atenuados através do uso de um filtro de passa-baixa.

Desde então, uma variedade de métodos têm sido apresentados na literatura para a orientação espacial utilizando sensores inerciais. Dentre os métodos, estão o da “análise prática da marcha”, proposto por Tong e Granat (1999) e o método do uso combinado de sensores inerciais, estudado por Dejnabadi, Jolles e Aminian (2005). O método “análise prática da marcha”, permite estimar as orientações dos segmentos do corpo humano, a partir da integração numérica da velocidade angular, por meio de giroscópios de um eixo fixados na coxa e no pé. O método da combinação de acelerômetros e giroscópios possibilita a estimação dos ângulos absolutos de flexão e extensão do joelho, sem a influência do desvio.

A combinação de diferentes sensores inerciais em um único dispositivo, formam as Unidades de Medição Inercial (UMI), também conhecida por IMUs (sigla do inglês para *Inertial Measurement Units*) (ROUHANI et al., 2012; HELD et al., 2018). No entanto, o uso de IMUs com giroscópio pode afetar intrinsecamente a confiabilidade da orientação do sensor, que ocorre por um ruído aleatório de alta frequência que se torna amplificado no processo de integração numérica.

O desvio causado pelo processo de integração pode ser redefinido para zero através da identificação de um evento, como por exemplo, o ato do pé tocar o chão durante o ciclo da marcha ou por meio da postura estática ou quase estática do membro, lidas pelo acelerômetro (PICERNO, 2017). Neste contexto, quando a magnitude da aceleração for pequena, as informações da inclinação do acelerômetro podem ser usadas para corrigir a estimativa de orientação desviada pelo giroscópio.

Todavia, no final dos anos 90, o método de integração *strapdown* passou a ser mais conveniente e estudada por Sabatini (2005), Favre et al. (2008), Favre et al. (2009), Rouhani et al. (2012) e Tadano, Takeda e Miyagawa (2013). Proposto por Williamson e Andrews

(2001), este método se baseia no uso de um sistema constituído por acelerômetros que é capaz de estimar o ângulo sagital do joelho em situações estacionárias ou de movimento lento, como o ato de sentar e levantar. A estimativa do ângulo é realizada por meio da definição de um limiar para o acelerômetro e, quando este é alcançado, é adotada a integração direta do giroscópio.

Considerando que o método da integração strapdown se restringe às situações estacionárias da marcha humana, outros métodos têm sido estudados. Um dos métodos, é a filtragem complementar (SEEL; RAISCH; SCHAUER, 2014). De acordo com Seel, Raisch e Schauer (2014), este método têm por finalidade atuar no domínio das frequências em que as baixas frequências estão relacionadas ao sinal do giroscópio e as altas frequências pelo sinal da aceleração. No estudo realizado por Boonstra et al. (2006), há registro do uso da filtragem complementar na determinação da inclinação do tórax, parte superior e parte inferior da perna. Entretanto, este método não tem demonstrado boa precisão na análise de movimentos em três dimensões, pois os algoritmos confiam na suposição que o movimento é restrito ao plano, sob ação da gravidade, de maneira que o acelerômetro consiga ser utilizado como um inclinômetro (DANA LIN; KULIC, 2012).

Mediante a pouca precisão fornecida pelo método da filtragem complementar, alternativas como o uso de filtros de Kalman, vêm sendo avaliadas por Luinge e Veltink (2004), Nogueira et al. (2014), Olivares et al. (2016b) e Nogueira et al. (2017). Proposta por Luinge e Veltink (2005), a filtragem de Kalman têm por objetivo realizar o tratamento do sinal do giroscópio por meio do uso do filtro de Kalman e do método da integração *strapdown*. O controle do desvio do giroscópio de acordo com o estudo, é realizado pela adição do termo de bias no estado da execução do filtro de Kalman. Os movimentos de cada segmento do corpo geram matrizes de rotação que descrevem o movimento realizado (DANA LIN; KULIC, 2012). No entanto, esse método pode ocasionar um erro, em detrimento do desalinhamento entre o sensor e a estrutura anatômica da junta.

Com o intuito de corrigir este erro, Seel, Raisch e Schauer (2014) propuseram um método de calibração. Este método possui como base movimentos arbitrários e exige no mínimo duas IMUs ao redor da junta. A partir disso, dois métodos de medição do ângulo da junta, são possíveis. O primeiro método considera o uso de um magnetômetro para obter o alinhamento e no segundo, é adotada uma metodologia que usam somente acelerômetro e giroscópio, desconsiderando o sensor magnético.

Uma outra alternativa para a correção do desalinhamento entre o sensor e a estrutura anatômica, é o uso de um filtro de Kalman robusto. Proposta por Caltran et al. (2011), esta nova alternativa, considera em seu algoritmo a incerteza presente no modelo do giroscópio que, por sua vez, é adicionada na estrutura do filtro robusto no espaço de estados para garantir a confiabilidade do sistema de estimativa de posição.

Contudo, para lidar com os diferentes padrões de acelerações dinâmicas de alguns segmentos como tronco e pé. Nogueira (2015) propôs um modelo que engloba a influência da

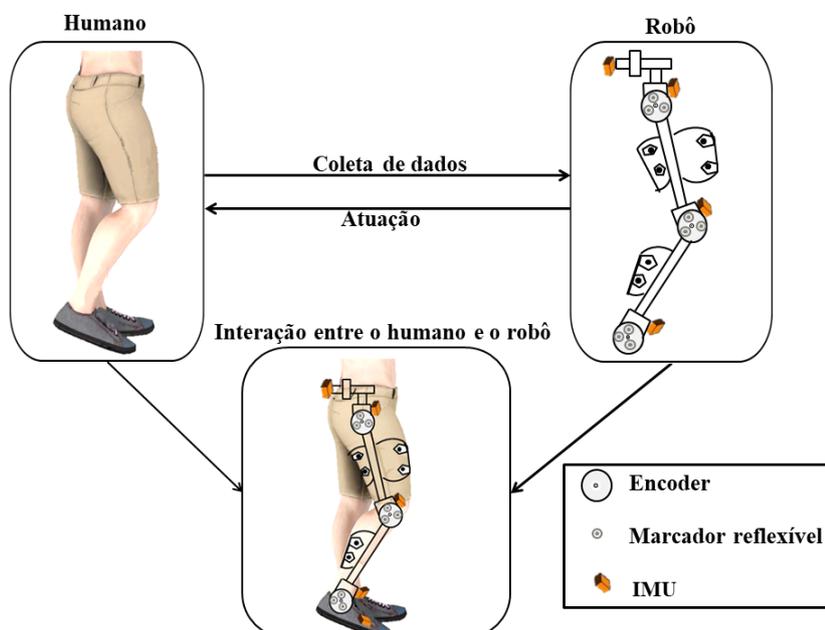
aceleração dinâmica no exoesqueleto de membros inferiores. Este desenvolveu um filtro de Kalman sujeitos à saltos Markovianos planar (FKSMp) para estimar as posições angulares das articulações de todos os segmentos, no qual, os sensores inerciais foram modelados de forma coletiva, combinados em FKSMp, para obter o sensor com a informação mais confiável.

Assim, nesta dissertação amplia-se o modelo proposto por Nogueira (2015), que realizava estimativa dos ângulos de movimento no plano sagital humano, para a estimativa de atitude (espacial), considerando os três planos de movimento humano coronal, sagital, e horizontal, também conhecidos como rolagem (*roll*), arfagem (*pitch*) e guinada (*yaw*). Sendo utilizados os mesmos dados coletados em Nogueira (2015), considerando um exoesqueleto de membros inferiores, no qual o usuário caminha por um período de 30 à 40 segundos utilizando um exoesqueleto sobre uma esteira ergométrica.

1.1 Motivação

As tecnologias robóticas vestíveis estão sendo aplicadas como forma assistiva e de apoio na reabilitação de movimentos do corpo humano em pacientes que apresentam perda de funcionalidade motora. A Figura 1 ilustra a interação física entre o humano e o robô.

Figura 1 – Interação entre o humano e o robô.



Fonte: Próprio autor.

Nesta interação, o humano quando movimentar-se fornece dados e consequentemente o sensor que está fixo no exoesqueleto, e preso ao corpo do ser humano, capta estes dados. Dependendo da qualidade dos dados coletados, é necessário fazer uso de alguma técnica de fusão dos sinais, com intuito de produzir dados confiáveis para os controladores

de força e impedância (NOGUEIRA, 2015). De acordo com Rocon (2012), a ação dos dois sistemas precisam ser coordenada e ajustada adequadamente de forma mútua, afim de evitar ferimentos graves decorrentes de comportamentos imprevisíveis destes em uma interação.

1.2 Objetivos

O objetivo principal dessa dissertação é o desenvolvimento de um sistema para estimativa de orientação espacial em exoesqueletos de membros inferiores utilizando filtros Markovianos. Para atingir o objetivo principal, são necessários os seguintes objetivos específicos para o desenvolvimento deste projeto de pesquisa:

- Revisão bibliográfica sobre as principais metodologias utilizadas para estimativa de orientação espacial e planar de um exoesqueleto robótico de membro inferior;
- Estudo de metodologias baseadas em filtro local complementar de Kalman;
- Desenvolvimento e implementação de filtros Markovianos baseados nas restrições articulares do exoesqueleto e corpo humano;
- Estudo de caso comparando os dados de estimativa de filtro Markoviano espacial com um sistema de referência óptica.

1.3 Organização da dissertação

A Dissertação está estruturada de modo a fornecer os fundamentos necessários à compreensão das questões inerentes ao desenvolvimento de um sistema Markoviano espacial. Para isso, além desta introdução, a dissertação está organizada nos seguintes capítulos:

- **Capítulo 2:** aborda as metodologias mais importantes relacionadas ao desenvolvimento desse trabalho. A metodologia abrange os conceitos de estimativa de atitude utilizando FK-Complementar e uma breve descrição sobre Filtro Markoviano Planar e Filtro Markoviano Espacial.
- **Capítulo 3:** são apresentados a coleta de dados, o processamento e resultados obtidos em uma sessão de exercício realizado pelo voluntário e uma discussão em relação a eles.
- **Capítulo 4:** Para finalizar, este trabalho é compreendido por um capítulo de conclusões, no qual, se destacam as contribuições obtidas durante a pesquisa, bem como, a sugestão de trabalhos futuros, buscando apontar potenciais questões para continuidade da pesquisa e o aprimoramento do sistema Markoviano espacial desenvolvido.

Capítulo 2

Metodologias

O presente trabalho é uma continuação da pesquisa desenvolvida por Nogueira (2015). O objetivo é desenvolver e explorar técnicas para estimativa da orientação espacial dos segmentos de exoesqueletos de membros inferiores. As técnicas a serem investigadas são apresentadas nesta seção, compreendendo abordagem complementar para filtro de Kalman, filtro Markoviano Planar e filtro Markoviano espacial proposto.

2.1 Estimativa de atitude utilizando filtro de Kalman complementar

Antes de apresentar uma explicação minuciosa da metodologia, é discutida a ideia principal do algoritmo usado neste trabalho de pesquisa. Nas subseções a seguir, são descritos o processo de fusão de sinais de sensores distintos, os modelos de giroscópio e acelerômetro, equação de espaço de estados e estrutura do filtro.

2.1.1 Fusão do sensor

O filtro de Kalman na abordagem complementar é empregado em Sistema de Navegação Inercial (SNI), também conhecido por INS (sigla do inglês para *Inertial Navigation System*) (GROVES, 2015; EL-SHEIMY; YOUSSEF, 2020). A navegação inercial é uma técnica baseada em medições fornecidas por acelerômetros e giroscópios (TITTERTON; WESTON, 2005).

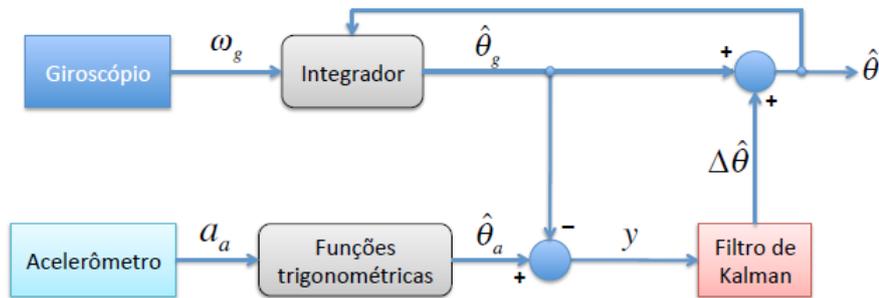
Este algoritmo recebe como entrada um conjunto de dados medidos por vários sensores inerciais dispostos no exoesqueleto. Com base neste princípio, é possível processar os

senais desses dispositivos para extrair as características cinemáticas, fornecendo a saída de atitudes do exoesqueleto (posição e a orientação) no espaço tridimensional.

Esta abordagem complementar baseia-se em um modelo de erros e possui uma rápida resposta para compensar os erros das variáveis de estados de atitude (NOGUEIRA, 2015; WANG et al., 2017).

A estrutura do procedimento de estimativa do erro é mostrada na Figura 2.

Figura 2 – Filtro de Kalman complementar.



Fonte: Nogueira (2015).

Nesta estrutura o filtro de Kalman tem como finalidade combinar os dados de medição e ruídos de vários sensores. Assim, conforme o acelerômetro (como um inclinômetro) e giroscópio medem, respectivamente, a aceleração linear e a velocidade angular, o filtro de Kalman FK usa as duas fontes de informações de maneira apropriada e a partir das características dos sinais, ou seja, com base em seus modelos, é possível fazer o melhor uso dos dados obtidos de cada um dos sensores.

As compensações dos giroscópios e acelerômetros são obtidas mediante a fusão dos sinais desses sensores que podem ser usados para recalibrá-los.

2.1.2 Modelo de predição

A modelagem do sinal do sensor inercial será realizada conforme descrito por Nogueira (2015).

Modelo do giroscópio: mede a velocidade angular, $\omega(t)$, no instante t , mais um ruído de medição de *offset* (ou *bias*), $b_g(t)$, e um ruído branco Gaussiano, $\eta_g(t)$, na estrutura de coordenadas do sensor (LUNGE, 2002; NOGUEIRA, 2015).

$$\omega(t) = \omega_g(t) + b_g(t) + \eta_g(t), \quad (1)$$

$$\dot{b}_g(t) = -\frac{1}{\tau_g}b(t) + \eta_{b_g}(t). \quad (2)$$

sendo τ_g , constante de tempo do processo de Gauss-Markov. A posição angular pode ser calculada integrando-se a velocidade angular (NOGUEIRA, 2015), como:

$$\hat{\theta}_g(t) = \int_0^t \omega_g(t) dt \approx \sum_0^t \omega_g(t) T_s. \quad (3)$$

sendo T_s o intervalo de amostragem.

O deslocamento do giroscópio é modelado utilizando o conceito de cadeia de Markov de primeira ordem, impulsionado por um vetor de ruído branco Gaussiano $\eta_{b_g}(t)$ com variância σ_g^2 (LUINGE, 2002; NOGUEIRA, 2015).

Sendo, o circunflexo ($\hat{}$) em cima do símbolo indica estimativa.

Modelo do acelerômetro: mede a soma da aceleração do movimento, $a(t)$, no instante t , aceleração gravitacional, $b_a(t)$ é o *bias* do do acelerômetro e um ruído branco Gaussiano, $\eta_a(t)$, tudo na estrutura de coordenadas do sensor (LUINGE, 2002; CALTRAN et al., 2011; NOGUEIRA, 2015).

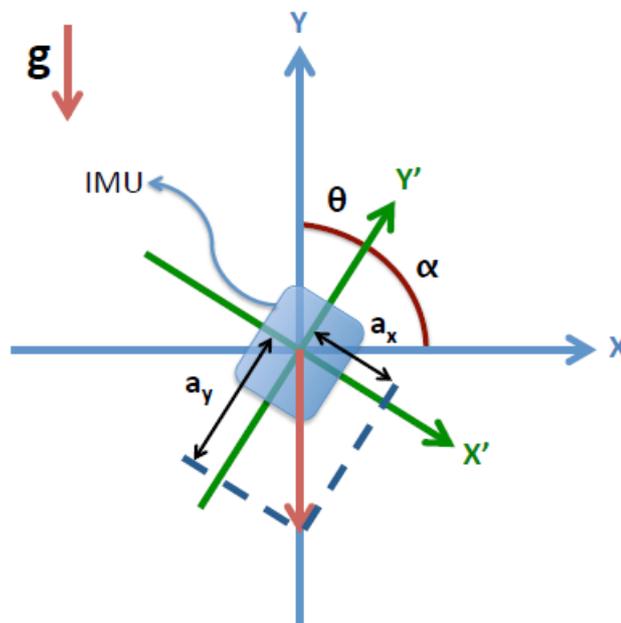
$$a(t) = a_a(t) + b_a(t) + \eta_a(t), \quad (4)$$

$$\dot{b}(t) = -\frac{1}{\tau_a} b(t) + \eta_{b_a}(t). \quad (5)$$

O deslocamento do acelerômetro é modelado utilizando o conceito de cadeia de Markov de primeira ordem, impulsionado por um vetor de ruído branco Gaussiano $\eta_{b_a}(t)$ com variância σ_a^2 (NOGUEIRA, 2015; LUINGE, 2002) e τ_a é a constante de tempo ou tempo de correlação do processo Gauss-Markov.

A Figura 3 ilustra o funcionamento do acelerômetro.

Figura 3 – Princípio do funcionamento do acelerômetro.



Fonte: Nogueira (2015)

Os eixos X e Y representam a coordenada global do sistema e os eixos deslocados X' e Y' são as coordenadas local do IMU (NOGUEIRA, 2015).

2.1.3 Equação de espaço de estados para estimativa angular

Conhecido o modelo do giroscópio, Equações (1) e (2), a estimativa da velocidade angular e *bias* (NOGUEIRA, 2015), torna-se:

$$\dot{\hat{\theta}}_g(t) = \dot{\theta}_g(t) + \hat{b}_g(t), \quad (6)$$

$$\hat{b}_g(t) = -\frac{1}{\tau_g} \hat{b}_g(t). \quad (7)$$

Rearranjando os termos,

$$\Delta\dot{\theta}(t) = \Delta b_g(t) + \eta_{b_g}(t), \quad (8)$$

$$\Delta\dot{b}_g(t) = -\frac{1}{\tau_g} \Delta b_g(t) + \eta_{b_g}(t). \quad (9)$$

Os modelos de espaço de estados são uma notação conveniente para problemas de estimativa e controle. Considere um sistema linear, que pode ser descrito por:

$$\dot{x} = Ax(t) + B\omega(t). \quad (10)$$

Aqui $x(t)$, é o vetor de estados e $\dot{x}(t)$ é a derivada do vetor de estados em relação ao tempo, e $\eta(t)$ é o vetor de ruído do processo (NOGUEIRA, 2015).

Assim, através das Equações (8) a (9) o sistema matricial pode ser modelado como:

$$\dot{x} = \begin{bmatrix} \Delta\dot{\theta}(t) \\ \Delta\dot{b}_g(t) \end{bmatrix} = \underbrace{\begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 0 & -\frac{1}{\tau_g} \end{bmatrix}}_A \begin{bmatrix} \Delta\theta(t) \\ \Delta b_g(t) \end{bmatrix} + \underbrace{\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}}_B \begin{bmatrix} \eta_g(t) \\ \eta_{b_g}(t) \end{bmatrix}. \quad (11)$$

sendo $\Delta\theta(t)$ o erro de estimativa do posicionamento, e $\Delta b_g(t)$ o erro de *bias* do giroscópio.

Já Equação de saída, pode ser encontrada através da estimativa angular obtida do acelerômetro (NOGUEIRA, 2015), sendo dada por:

$$\hat{\theta}_a(t) = \arcsin\left(\frac{a_x}{g}\right), \quad (12)$$

$$\hat{\theta}_a(t) = \theta(t) + \eta_a(t). \quad (13)$$

sendo g a aceleração da gravidade, a_x aceleração no eixo x e $\eta_a(t)$ o ruído do sinal (NOGUEIRA, 2015). A diferença entre as Equações (13) e (3) fornece a Equação de saída da representação do espaço de estados:

$$y(t) = Cx(t) + v(t), \quad (14)$$

$$y(t) = \underbrace{\begin{bmatrix} 1 & 0 \end{bmatrix}}_C \begin{bmatrix} \Delta\theta(t) \\ \Delta b_g(t) \end{bmatrix} + \eta_a(t). \quad (15)$$

2.1.4 Estrutura do filtro

Agora, será descrito detalhadamente a estrutura de um filtro Kalman para combinar os dados do acelerômetro e giroscópio.

A determinação da estimativa que minimizá erros dos estados para corrigir o sistema inercial, será feita de acordo com a metodologia descrita por Nogueira (2015) para o processo de filtragem, utilizando-se a representação de espaço de estados.

Após a definição das Equações (11) e (15), é realizado a discretização. O conjunto de dados amostrados dos sensores inerciais serão submetidos ao processo de filtragem em Filtro de Kalman (FK). O processo de FK será feito por meio de dois grupos: a) Equação de predição e b) Equação de correção.

A finalidade das equações de predição é a de projetar no tempo o instante atual levando em consideração as estimativas das covariâncias de erro. Em seguida, as medições são atualizadas por meio das equações de correção, que tem por objetivo realimentar o sistema, ou seja, é adicionado uma nova medição na estimativa preditora desencadeando um aperfeiçoamento na estimativa corretora (NOGUEIRA, 2015).

Neste contexto, as equações definidoras de um FK em tempo discreto são as seguintes:

$$x_{k+1} = Fx_k + B_k u_k + G_k w_k. \quad (16)$$

sendo $x \in \mathbb{R}^n$ (NOGUEIRA, 2015).

Cabe ressaltar que não será usado a variável, v_k , neste trabalho. E variável de medição z expressa como:

$$z_k = H_k x_k + v_k. \quad (17)$$

sendo $z \in \mathbb{R}^m$ (NOGUEIRA, 2015).

Assumindo-se:

- Matriz $F_{n \times n}$ que é aplicada ao estado anterior (conhecido) k ao estado atual $k + 1$.
- Matriz de controle $B_{n \times l}$ que é aplicada a um vetor de controle $u \in \mathbb{R}^l$ ao estado x .
- Matriz de observação $H_{m \times n}$, é uma equação de medição que relaciona o estado com a saída z_k .

As equações de predição e correção são definidas por:

a) Equação de predição

$$\hat{x}_{k+1} = F_k \hat{x}_{k|k}, \quad (18)$$

$$P_{k+1} = F_k P_{k|k} F_k^T + G_k Q_k G_k^T. \quad (19)$$

Aqui:

- Estimativa preditora \hat{x}_k , opera conforme conjunto de medições $(z_0, z_1, \dots, z_{k-1})$, que é aplicado no estado anterior (conhecido) até o passo k .
- Estimativa filtrada $\hat{x}_{k|k}$, opera conforme conjunto de medições $(z_0, z_1, \dots, z_{k-1}, z_k)$, que é aplicado no estado anterior (conhecido) até o passo k .
- Estimativa de erros preditora e_k e filtrada $e_{k|k}$ são calculadas como, $e_k \equiv x_k - \hat{x}_k$ e $e_{k|k} \equiv x_k - \hat{x}_{k|k}$, respectivamente.
- Covariância da estimativa erro da predição P_k e filtrada $P_{k|k}$, são definidas como, $P_k = e_k e_k^T$ e $P_{k|k} = e_{k|k} e_{k|k}^T$, respectivamente.

b) Equação de correção

$$K_{k+1} = P_{k+1} H_{k+1}^T (H_{k+1} P_{k+1} H_{k+1}^T + R_{k+1})^{-1}, \quad (20)$$

$$\hat{x}_{k+1|k+1} = \hat{x}_{k+1} + K_{k+1} (z_{k+1} - H_{k+1} \hat{x}_{k+1}), \quad (21)$$

$$P_{k+1|k+1} = (I - K_{k+1} H_{k+1}) P_{k+1}. \quad (22)$$

Aqui:

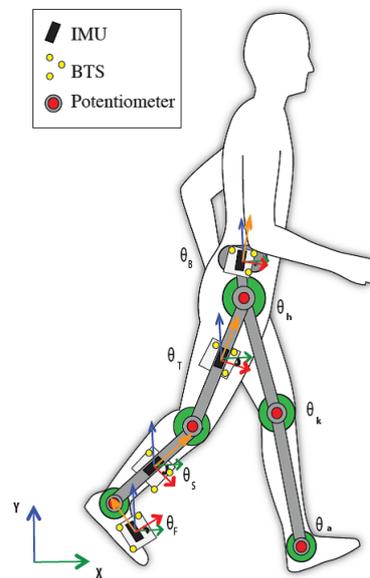
- Inovação da medida ou o resíduo é calculado pela diferença da medição atual z_{k+1} pela medição predita $H_{k+1} \hat{x}_{k+1}$, ou seja, $(z_{k+1} - H_{k+1} \hat{x}_{k+1})$.
- Matriz de ganho $K_{n \times m}$, tem como função minimizar a covariância do erro filtrado.
- Matriz R_{k+1} é a covariância de erro de medida.

2.2 Filtro Markoviano planar

Os fatores envolvidos no processo de estimativa angular absoluta, como o teste de confiabilidade dos acelerômetros, estrutura do FKSM-complementar, espaço de estados e os modos de operação do sistema, serão determinados por meio da implementação de sistemas lineares com saltos Markovianos e cadeias de Markov, conforme descrito por Nogueira et al. (2014).

A Figura 4 mostra o arranjo experimental utilizado por Nogueira et al. (2017). Composto por quatro IMUs (constituído por giroscópio e acelerômetro) e três *encoders* para a coleta de dados do movimento humano.

Figura 4 – Os sensores inerciais, *encoders* e os marcadores ópticos fixos ao exoesqueleto.



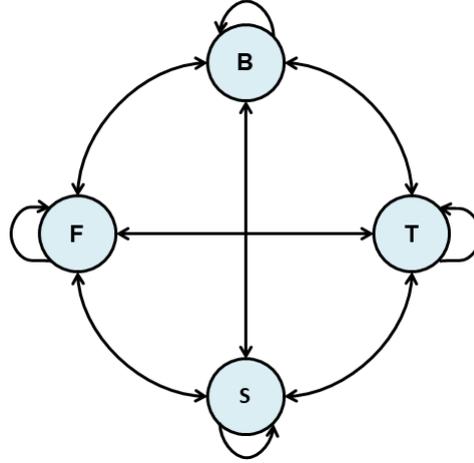
Fonte: Nogueira et al. (2017).

Para os ângulos absolutos e relativos de uma perna, medidos por IMUs e *encoders*, será adotada a seguinte descrição (NOGUEIRA, 2015):

$$\text{Ângulos absolutos : } \begin{cases} \theta_B(\text{tronco}) \\ \theta_T(\text{coxa}) \\ \theta_S(\text{canela}) \\ \theta_F(\text{pé}) \end{cases} \quad \text{Ângulos relativos : } \begin{cases} \theta_h(\text{quadril}) \\ \theta_k(\text{joelho}) \\ \theta_a(\text{tornozelo}) \end{cases}$$

O sistema adotado será o Markoviano. Este sistema, de acordo com a condição de confiabilidade da IMU, alterna entre quatro modos de operação (NOGUEIRA et al., 2014). Os modos são: $i = \{B, T, S, F\}$, $i = B$ representa modo B (*Body*), $i = T$ representa o modo T (*Thigh*), $i = S$ representa o modo S (*Shank*), $i = F$ representa o modo F (*Foot*) (NOGUEIRA, 2015), como ilustra a Figura 5.

As equações de espaço de estado dos quatro modos são expressos como (NOGUEIRA, 2015):

Figura 5 – Modo de operação para $i = \{B, T, S, F\}$.

Fonte: Adaptado de Nogueira et al. (2014).

$$\dot{x}(t) = \bar{A}x(t) + \bar{B}w(t), \quad (23)$$

$$y(t) = \bar{C}(\Theta(t))x(t) + v(t). \quad (24)$$

sendo $\Theta(t) \in \{B, T, S, F\}$ é uma cadeia de Markov. A equação de vetor de estado pode ser expressa por (NOGUEIRA, 2015):

$$x = [x_B \ x_T \ x_S \ x_F]^T. \quad (25)$$

Substituindo o estado do sistema $x_i = [\Delta\theta_i \ \Delta b_i]$, para $i = \{B, T, S, F\}$, portanto, temos que:

$$x = [\Delta\theta_B \ \Delta b_B \ \Delta\theta_T \ \Delta b_T \ \Delta\theta_S \ \Delta b_S \ \Delta\theta_F \ \Delta b_F]^T. \quad (26)$$

Com equação de saída,

$$y = [\Delta_{IMU} \ \Delta\theta_h \ \Delta\theta_k \ \Delta\theta_a]^T. \quad (27)$$

Substituindo $\Delta_{IMU} = [\hat{\theta}_{a_{IMU}} - \hat{\theta}_{g_{IMU}}]$, $\Delta\theta_i = \theta_i - \hat{\theta}_{i_g}$ para $i = \{B, T, S, F\}$ e $\Delta\theta_j = [\Delta\theta_i - \Delta\theta_{i+1}]$ para $j = \{h, k, a\}$, obtemos:

$$y = [\theta_{a_{IMU}} - \hat{\theta}_{g_{IMU}} \ \Delta\theta_B - \Delta\theta_T \ \Delta\theta_T - \Delta\theta_S \ \Delta\theta_S - \Delta\theta_F]^T. \quad (28)$$

Cujos parâmetros são definidos por: θ_i : ângulos absolutos; $\hat{\theta}_{i_g}$: estimativa dos ângulos determinados pelos giroscópios; Δb_i : são os erros de bias do giroscópio em cada segmento (i), isso significa, para $i = \{B, T, S, F\}$; Δ_{IMU} : são os erros da diferença entre as estimativas do acelerômetro ($\hat{\theta}_{a_{IMU}}$) e giroscópio ($\hat{\theta}_{g_{IMU}}$);

As matrizes \bar{A} , \bar{B} e $\bar{C}(\Theta(t))$ são construídas como:

$$\bar{A} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -\frac{1}{\tau_B} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -\frac{1}{\tau_T} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -\frac{1}{\tau_S} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -\frac{1}{\tau_F} \end{bmatrix}, \quad \bar{B} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (29)$$

$$\bar{C}\Theta(t) = \begin{bmatrix} M_B(t) & 0 & M_T(t) & 0 & M_S(t) & 0 & M_F(t) & 0 \\ 1 & 0 & -1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & -1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & -1 & 0 \end{bmatrix}. \quad (30)$$

Desde que $M_i(t)$ assumam os valores 0 ou 1, de acordo com a medida angular relacionada ao valor Δ_{IMU} (NOGUEIRA, 2015). Por meio dos valores dos erros de estimativa de todos os ângulos possíveis gerados, pode-se determinar os ângulos absolutos, como:

$$\hat{\theta}_B = \hat{\theta}_{gB} + \Delta\hat{\theta}_B, \quad \hat{\theta}_S = \hat{\theta}_{gS} + \Delta\hat{\theta}_S, \quad (31)$$

$$\hat{\theta}_T = \hat{\theta}_{gT} + \Delta\hat{\theta}_T, \quad \hat{\theta}_F = \hat{\theta}_{gF} + \Delta\hat{\theta}_F. \quad (32)$$

A verificação da confiabilidade dos acelerômetros, será feita por meio de medições (ρ), realizadas nas quatro IMUs fixas ao exoesqueleto. Estas medições registrarão a aceleração dinâmica nos quatro modos de operação da IMU, em instantes de tempo (k). Posteriormente, será determinada a menor medição entre os quatro modos de operação, para cada um dos instantes registrados. Esta menor medição (k), será comparada com um pequeno valor (ζ) entre 0 e 1. Se $\rho(k) \leq \zeta$, a IMU correspondente a esta medição estará adequada operar no estado markoviano, e será usada na etapa de atualização do FKSMp (NOGUEIRA et al., 2014; NOGUEIRA, 2015). A escolha do modo de operação em que a IMU irá executar, será realizada de acordo com a Tabela 1 proposta por Nogueira (2015) que, retrata os modos de operação do modelo Markoviano e os valores das quatro variáveis: $M_B(t)$, $M_T(t)$, $M_S(t)$ e $M_F(t)$.

A implementação do FKSMp será realizada de acordo com Nogueira et al. (2014). Neste contexto, as equações dinâmicas do FKSMp são as seguintes:

$$x_{k+1} = Fx_k + Gw_k, \quad (33)$$

$$z_k = H_{\theta_k}x_k + v_k. \quad (34)$$

Tabela 1 – Tabela de estados Markovianos.

Modo de operação ($\Theta(t)$)	$M_B(t)$	$M_T(t)$	$M_S(t)$	$M_F(t)$
B	1	0	0	0
T	0	1	0	0
S	0	0	1	0
F	0	0	0	1

Fonte: (NOGUEIRA, 2015)

Sendo, $F \cong I + \bar{A}T$, $G = \bar{A}^{-1}(F - I)\bar{B}$ e $H(k) = \bar{C}$. O processo de filtragem será feito de acordo com as equações de predição e correção definidas por:

Equação de predição:

$$\hat{x}_{k+1} = F\hat{x}_{k|k}, \quad (35)$$

$$\hat{P}_{k+1} = FP_{k|k}F^T + GQ_kG^T. \quad (36)$$

Equação de correção:

$$K_{k+1} = P_{k+1}H_{\Theta(k)}^T(H_{\Theta(k)}P_{k+1}H_{\Theta(k)}^T + R)^{-1}, \quad (37)$$

$$\hat{x}_{k+1|k+1} = \hat{x}_{k+1} + K_{k+1}(z_{k+1} - H_{\Theta(k)}\hat{x}_{k+1}), \quad (38)$$

$$P_{k+1|k+1} = (I - K_{k+1}H_{\Theta(k)})P_{k+1}. \quad (39)$$

Sendo a matriz de pesos Q de tempo contante, dada por:

$$Q = \begin{bmatrix} \sigma_{g_B}^2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_{g_B}^2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{g_T}^2 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \sigma_{g_S}^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma_{g_S}^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma_{g_F}^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma_{g_F}^2 \end{bmatrix}, \quad (40)$$

Em contrapartida, a matriz de pesos R é controlada com base na cadeia de Markov, e é variante no tempo (NOGUEIRA et al., 2014). Então R é determinado por:

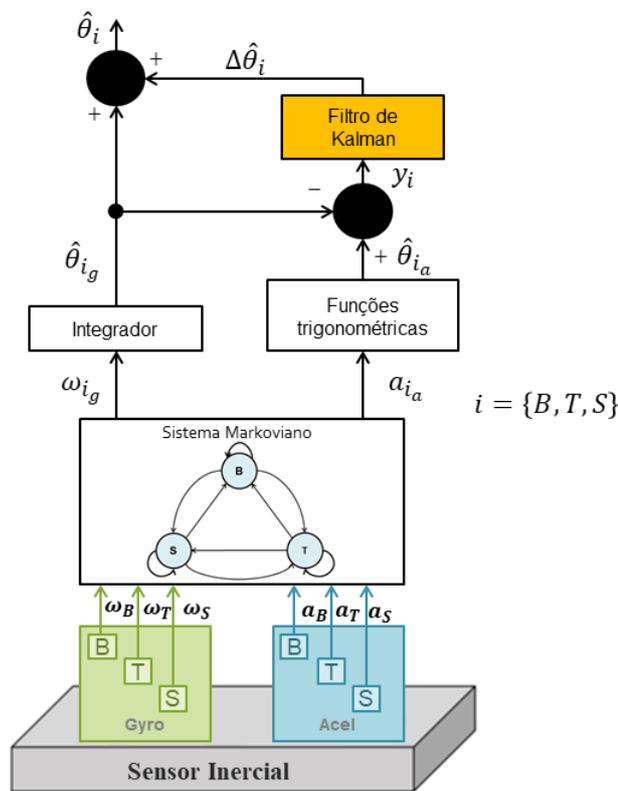
$$R = \begin{bmatrix} \sigma_{a_{\Theta(k)}}^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_{e_h}^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{e_k}^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \sigma_{e_a}^2 \end{bmatrix}. \quad (41)$$

2.3 Modelagem e implementação do sistema Markoviano espacial

Nesta seção, é apresentado o modelo Markoviano espacial proposto para a estimativa de atitude em exoesqueletos de membros inferiores e o processo de implementação do filtro de Kalman sujeitos à saltos Markovianos espacial (FKSMe) proposto.

A estrutura geral do sistema utilizado é mostrado na Figura 6, sendo composto pela abordagem complementar e Markoviana com sensores inerciais.

Figura 6 – Estrutura geral do sistema.



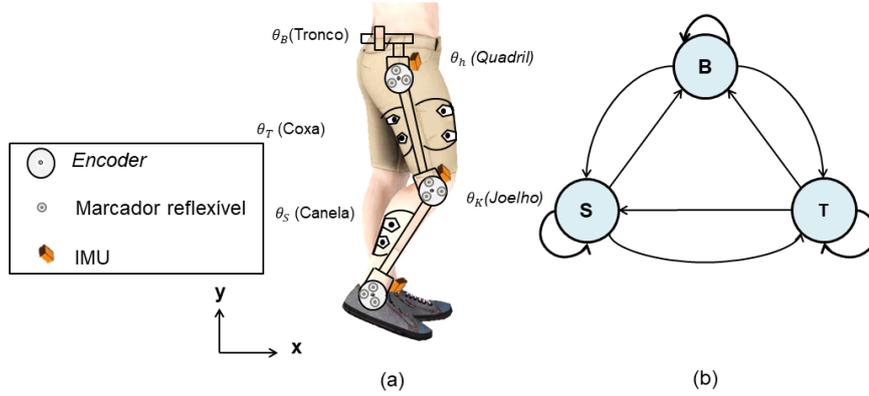
Fonte: Próprio autor.

2.3.1 Modelo Markoviano espacial

Neste trabalho será considerada a estimativa de atitude para três segmentos de um exoesqueleto de membros inferiores. A Figura 7 (a) mostra o arranjo experimental utilizado, composto por três IMUs (com giroscópio e acelerômetro), três *encoders*, e marcadores reflexivos, todos para a coleta de dados do movimento humano. Para os ângulos absolutos de uma perna, será adotada a seguinte descrição (NOGUEIRA et al., 2014):

$$\text{Ângulos absolutos : } \begin{cases} \theta_B(\text{tronco}) \\ \theta_T(\text{coxa}) \\ \theta_S(\text{canela}) \end{cases} \quad \text{Ângulos relativos : } \begin{cases} \theta_h(\text{quadril}) \\ \theta_k(\text{joelho}) \end{cases}$$

Figura 7 – Disposição dos ângulos (a) e modo de operação para $i = \{B, T, S\}$ (b).



Fonte: Próprio autor.

Este sistema, de acordo com a condição de confiabilidade da IMU, alterna entre três modos de operação, como ilustra a Figura 7 (b). A modelagem do sistema acima pode ser apresentada como em (NOGUEIRA et al., 2014), através das equações dinâmicas 23 e de saída 24.

Nestas equações, o $x(t)$ corresponde o vetor de estados, $w(t)$ e $v(t)$ são, respectivamente, os ruídos de estado e de medida, $\bar{C}(\Theta(t))$ responsável por selecionar o modo de operação utilizado na medição/predição, com $\Theta(t)$ podendo assumir os estados $\{B, T, S\}$. Para o sistema, proposto, são utilizados os vetores de estados e saídas, como:

$$x(t) = \begin{bmatrix} x_B & x_T & x_S \end{bmatrix}^T. \quad (42)$$

substituindo o estado do sistema $x_i(t) = \begin{bmatrix} \Delta\theta_{ij} & \Delta b_{ij} \end{bmatrix}$, para $i = \{B, T, S\}$ e $j = \{R, P, Y\}$.

$$y(t) = \begin{bmatrix} \Delta\theta_{\Theta(t)R} & \Delta\theta_{\Theta(t)P} & \Delta\theta_{\Theta(t)Y} & \Delta_h & \Delta_k \end{bmatrix}^T. \quad (43)$$

com $x_i = [\Delta\theta_{iR} \quad \Delta b_{iR} \quad \Delta\theta_{iP} \quad \Delta b_{iP} \quad \Delta\theta_{iY} \quad \Delta b_{iY}]^T$, para $i = \{B, T, S\}$, os valores de $\Delta\theta_i = \theta_i - \theta_{gi}$ correspondem aos erros de estado relacionados às estimativas dos ângulos atitude (*roll*, *pitch* e *yaw*), em todos os segmentos (i) e nas medidas em função do salto Markoviano ($\Theta(t)$). Os valores de Δ_h e Δ_k correspondem aos erros de estado relacionados aos ângulos das articulações, dados pelos *encoders*. Por fim, defini-se: θ_i ângulos absolutos (para correção), $\hat{\theta}_{ig}$ estimativa angular dos giroscópios.

Após as deduções acima, define-se as matrizes do espaço de estado \bar{A} , $\bar{B} = I_n$ e $\bar{C}(\Theta(t))$ como:

$$\bar{A} = \begin{bmatrix} A_B & 0_{6,6} & 0_{6,6} \\ 0_{6,6} & A_T & 0_{6,6} \\ 0_{6,6} & 0_{6,6} & A_S \end{bmatrix}, \quad (44)$$

$$\bar{C}(\Theta(t)) = \begin{bmatrix} M_B(t) & M_T(t) & M_S(t) \\ -r & r & 0 \\ 0 & r & -r \end{bmatrix}. \quad (45)$$

A matriz A_i , para $i = \{B, T, S\}$ é a representação triaxial equivalente do sistema ao modelo de um eixo descrito em Nogueira et al. (2014). O termo $\tau_{g_{ij}}$, para $j = \{R, P, Y\}$ é a constante de tempo ou tempo de correlação de Gauss-Markov, sendo $\{R, P, Y\}$, referentes às medidas angulares, em torno dos eixos x , y e z de rotação.

$$A_i = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -\frac{1}{\tau_{g_{iR}}} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -\frac{1}{\tau_{g_{iP}}} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -\frac{1}{\tau_{g_{iY}}} \end{bmatrix} \quad (46)$$

A matriz $\bar{C}(\Theta(t))$ conecta o vetor de estados $x(t)$ à saída y . Esta é a única matriz variante no tempo do espaço de estados, sendo a mesma dependente do estado Markoviano $\Theta(t)$. O argumento $\Theta(t)$ varia de acordo com a confiabilidade de medida dos acelerômetros utilizados. Para avaliar a confiabilidade, é calculada a norma quadrática do acelerômetro e comparando a mesma com o valor nominal da gravidade terrestre, sendo este valor nomeado como $\rho(k)$, por meio da Equação 47.

$$\rho(t) := \min_i (||a_i|| - e_g). \quad (47)$$

sendo a_i , o vetor contendo acelerações triaxiais do acelerômetro em análise, e_g a gravidade local. Assim pode-se definir um valor mínimo de confiabilidade $\rho(t) \leq \zeta$, sendo ζ um valor pequeno. Neste sentido, $\Theta(t)$ assume um dos estados $i \in \{B, T, S\}$ mediante o seguinte critério:

$$\Theta(k) := \arg \min_i (||a_i|| - e_g). \quad (48)$$

A alternância entre estados assumidos pelo argumento $\Theta(t)$ influencia na configuração interna da matriz \bar{C} pelo fato de que seus elementos, $M_i(t)$, alternam entre os estados $\{B, T, S\}$.

Assim, de acordo com o estado assumido por $\Theta(t)$, teremos na Equação (45), $M_i(t) = S_{RPY}$ para $i = \Theta(t)$ e $M_i(t) = 0_{3,6}$ para $i \neq \Theta(t)$.

$$S_{RPY} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}. \quad (49)$$

A seguir é apresentada a Tabela 2 do diagrama de operações dos modos atribuídos à matriz $M_i(t)$ para as três combinações condizentes aos três possíveis estados assumidos pelo argumento $\Theta(t)$.

Sendo o vetor r , responsável por selecionar o plano das articulações consideradas no modelo apresentado na equação 50.

Tabela 2 – Estados Markovianos

Modos de Operação ($\Theta(t)$)	$M_B(t)$	$M_T(t)$	$M_S(t)$
B	S_{RPY}	$0_{3,6}$	$0_{3,6}$
T	$0_{3,6}$	S_{RPY}	$0_{3,6}$
S	$0_{3,6}$	$0_{3,6}$	S_{RPY}

$$r = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}. \quad (50)$$

2.3.2 Implementação

A implementação do filtro de Kalman sujeitos à saltos Markovianos espacial (FKSMe) foi realizada de acordo com Nogueira et al. (2014). Sendo as equações dinâmicas e de saída (23) e (24), discretizadas no tempo:

$$x_{k+1} = Fx_k + Gw_k, \quad (51)$$

$$z_k = H_{\Theta_k}x_k + v_k. \quad (52)$$

com:

- $F \cong I + \bar{A}T$, onde I é uma matriz identidade de ordem 18 e T , o tempo de amostragem.
- $G = \bar{A}^{-1}(F - I)\bar{B}$.
- $H_{\Theta_k} = \bar{C}$.

Devido as restrições físicas de posicionamento, os sensores inerciais foram fixados de forma que os ângulos de rotação das articulações fossem o de rolagem (*roll*), do ponto de vista das IMUs. Portanto, o vetor r foi modificado para $r = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$.

O processo de filtragem será feito de acordo com as equações de predição e correção do FKSM definidas por:

Equação de predição:

$$\hat{x}_{k+1} = F\hat{x}_{k|k}, \quad (53)$$

$$\hat{P}_{k+1} = FP_{k|k}F^T + GQ_kG^T. \quad (54)$$

Equação de correção:

$$K_{k+1} = P_{k+1}H_{\Theta(k)}^T(H_{\Theta(k)}P_{k+1}H_{\Theta(k)}^T + R)^{-1}, \quad (55)$$

$$\hat{x}_{k+1|k+1} = \hat{x}_{k+1} + K_{k+1}(z_{k+1} - H_{\Theta(k)}\hat{x}_{k+1}), \quad (56)$$

$$P_{k+1|k+1} = (I - K_{k+1}H_{\Theta(k)})P_{k+1}. \quad (57)$$

A matriz de covariância Q_k , associada à etapa de predição do erro de covariância \hat{P}_{k+1} , ao modelo do giroscópio e às variáveis de estado \hat{x}_k tem como parâmetros as variâncias $\sigma_{g_{i_j}}^2$ relacionadas ao ângulo do giroscópio e $\sigma_{b_{g_{i_j}}}^2$ à dinâmica do mesmo.

Estas variâncias podem ser levantadas em folhas de dados fornecidas pelo fabricante. Na ausência de tais informações, pode-se obtê-las por algum método de ajuste, uma vez que contribuem diretamente para um melhor desempenho do Filtro de Kalman.

Considerando-se um giroscópio monoaxial, a matriz Q pode ser montada como:

$$Q_{i_j} = \begin{bmatrix} \sigma_{g_{i_j}}^2 & 0 \\ 0 & \sigma_{b_{g_{i_j}}}^2 \end{bmatrix}. \quad (58)$$

sendo, como mostrado anteriormente, $i = \{B, T, S\}$ e $j = \{R, P, Y\}$. Para os três eixos, o arranjo matricial que representa o sensor para um único segmento é:

$$Q_i = \begin{bmatrix} Q_{i_R} & 0_{2,2} & 0_{2,2} \\ 0_{2,2} & Q_{i_P} & 0_{2,2} \\ 0_{2,2} & 0_{2,2} & Q_{i_Y} \end{bmatrix}. \quad (59)$$

Por fim, o modelo completo para o atual sistema de estimativas é:

$$Q = \begin{bmatrix} Q_{BRPY} & 0_{6,6} & 0_{6,6} \\ 0_{6,6} & Q_{TRPY} & 0_{6,6} \\ 0_{6,6} & 0_{6,6} & Q_{SRPY} \end{bmatrix}. \quad (60)$$

A matriz de covariância R relacionada às medidas, é dependente da sensibilidade do acelerômetro. Além disso seu modelo matricial não contempla a representação de todos os acelerômetros simultaneamente, mas por um único sensor a cada instante e obedecendo às regras de seleção do sensor mais confiável pela cadeia de Markov para três segmentos. Adicionalmente, à mesma matriz, as variâncias para os ângulos relativos do quadril e joelho são obtidas do *encoder*.

$$R = \begin{bmatrix} \sigma_{a_R(\Theta(k))}^2 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_{a_P(\Theta(k))}^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{a_Y(\Theta(k))}^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \sigma_{e_h}^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma_{e_k}^2 \end{bmatrix}. \quad (61)$$

os elementos da matriz R : $\sigma_{a_R(\Theta(k))}^2$, $\sigma_{a_P(\Theta(k))}^2$ e $\sigma_{a_Y(\Theta(k))}^2$, são as variâncias do acelerômetro atual utilizado no sistema Markoviano para $\Theta(k) = \{B, T, S\}$. Os elementos $\sigma_{e_h}^2$ e $\sigma_{e_k}^2$ são variâncias relativas entre dois sensores consecutivos causadas pelas restrições articulares, estando as mesmas associadas à acelerômetros e giroscópios.

Capítulo 3

Processamentos e resultados

Neste capítulo, são apresentados os experimentos realizados durante o desenvolvimento da pesquisa, os artifícios utilizados e os resultados obtidos pelo sistema Markoviano espacial desenvolvido.

3.1 Organização experimental

Os experimentos foram organizados visando à obtenção de resultados preliminares. Os experimentos, detalhados ao longo deste capítulo, são descritos resumidamente a seguir:

- Foi feito um estudo dos sensores inerciais utilizados com finalidade de obter maior conhecimento de sua funcionalidade.
- Foi apresentado a coleta de dados usada por Nogueira (2015), que são utilizados no modelo Markoviano espacial proposto, para estudo, desenvolvimento e experimentações.
- Por fim, foi construído um sistema Markoviano espacial. O modelo Markoviano, que inicialmente realizava a estimativa angular absoluta no plano sagital humano, para os quatro segmentos do exoesqueleto de membros inferiores, evoluiu para um sistema de estimativa de atitude (espacial), para três segmentos do exoesqueleto. Os ângulos absolutos obtidos foram analisados para avaliação do sistema proposto.

3.2 Estudos preliminares dos sensores utilizados

Esta seção, tem por finalidade entender o funcionamento dos sensores inerciais e de coleta de dados. Para isto, é realizado testes com dados de coleta unitários, e deste estudo é apresentado gráficos da aceleração linear e velocidade angular, nos segmentos do corpo, como: tronco e coxa, para somente a perna direita do corpo humano.

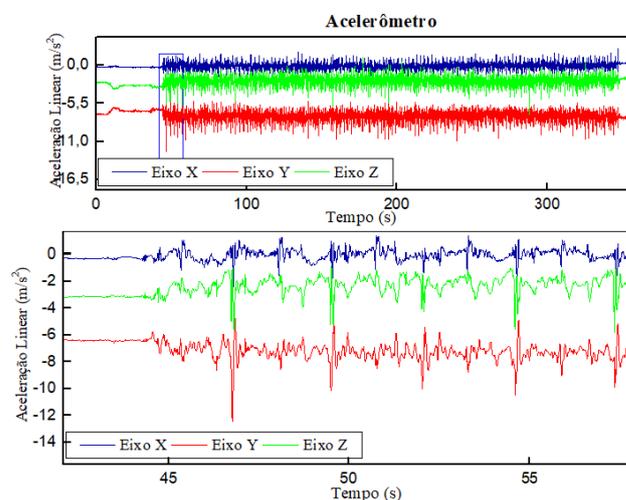
3.2.1 Os sinais de acelerômetros

As IMUs anexadas nos pontos anatômicos do exoesqueleto, como, coxa e tronco, foram capazes de adquirir os conjuntos dados do acelerômetro ao longo dos três eixos, onde pode-se assumir que cada eixo desse acelerômetro medem as componentes da aceleração gravitacional (OLIVARES et al., 2016a). As Figuras 8 e 9 mostram os dados brutos sem a aplicação de filtragem de um participante. Nos primeiros e últimos segundos, as IMUs estão paradas nas mesmas posições e com as mesmas orientações, justamente porque em cada sessão, se inicia e finaliza com a pessoa em repouso.

Em todas as Figuras é ampliado um intervalo de tempo para permitir uma comparação mais detalhada. O eixo vertical representa aceleração linear em metros por segundo ao quadrado, enquanto que o eixo horizontal representa o tempo em segundos. Além disso, pode-se observar um período total caminhado de 6 minutos.

Conforme descrito por Farrell (2008), o cálculo das médias das acelerações podem ser usadas para estimar o vetor de gravidade na estrutura do corpo, para fins de calibração do sensor. No instante da calibração é possível separar dos dados lidos o que é erro de *bias* e o que é considerado componente da aceleração gravitacional (MORI, 2013). Esses ruídos causam erros na atitude, um processo de filtragem pode estima-los e remove-los do sistema (FARRELL, 2008). A Figura 8 demonstra a aceleração do tronco.

Figura 8 – Aceleração linear do tronco.



Fonte: Próprio autor.

A Tabela 3, mostra as médias, desvio padrão, menor e maior valor das acelerações no eixo X, Y e Z do segmento do tronco.

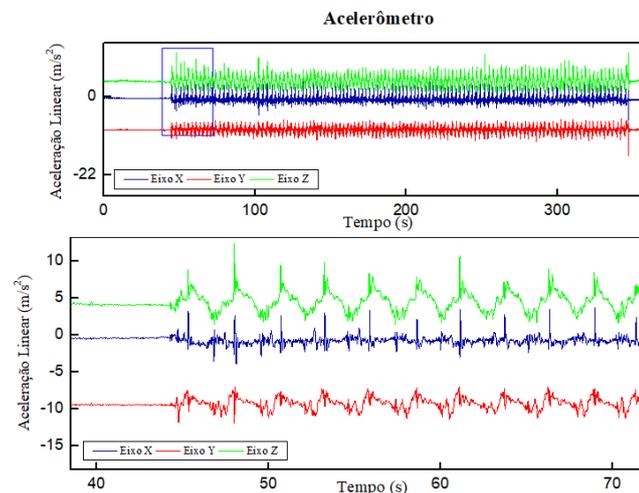
Tabela 3 – Características dos sinais da aceleração do tronco.

Eixos	Menor (m/s^2)	Maior (m/s^2)	Média (m/s^2)	Desvio Padrão (m/s^2)
X	-5,023342	2,830622	0,003177061	0,49206082
Y	-12,27683	-3,917462	-7,486205758	0,684912803
Z	-12,34361	3,470709	-1,978386531	0,792401637

Fonte: Próprio autor.

A Figura 9 ilustra a aceleração no segmento da coxa.

Figura 9 – Aceleração linear da coxa.



Fonte: Próprio autor.

A Tabela 4 corresponde as médias e desvios padrão dos sinais de aceleração da coxa.

Tabela 4 – Características dos sinais da aceleração da coxa.

Eixos	Menor (m/s^2)	Maior (m/s^2)	Média (m/s^2)	Desvio Padrão (m/s^2)
X	-9,043373	12,801648	-1,02192707	0,926515468
Y	-23,725201	3,17127	-9,459623951	1,259558538
Z	-9,761775	33,644111	3,623610532	1,690493316

Fonte: Próprio autor.

Como era de se esperar os acelerômetros do tronco possuem baixo nível de movimento se comparado com o sensor do segmento da coxa. Isso significa que o acelerômetro do tronco possui menor relação de sinal/ruído se comparado com a coxa, como sugerido em Nogueira et al. (2017). Isto pode ser visto ao se comparar as colunas de desvio padrão das Tabelas 3 e 4.

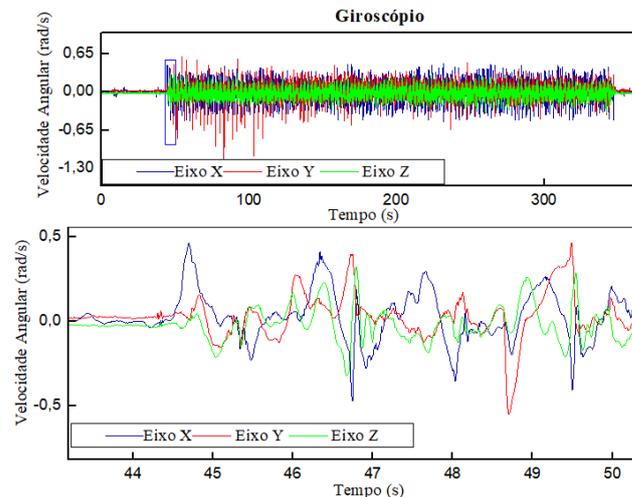
3.2.2 Os sinais de giroscópios

As Figuras 10 e 11 mostram as três componentes da velocidade angular para os quatro seguimentos do corpo, sem a aplicação do filtragem. Segundo Mori (2013) os valores médios lidos do giroscópio fornece a estimativa inicial do *bias* do giroscópio. Além disso, a investigação deste sinal contribui para atenuar os efeitos do desvio.

O erro de *bias* pode ser entendido como um padrão de sinal constante ou que possui variação lenta (MORI, 2013). Neste contexto, características estatísticas como o desvio padrão também foram calculadas. O eixo vertical representa velocidade angular em radianos por segundo, enquanto que o eixo horizontal representa o tempo em segundos.

A velocidade angular do tronco durante o período de caminhada de um participante é apresentada na Figura 10.

Figura 10 – Velocidade angular do tronco.



Fonte: Próprio autor.

A Tabela 5 mostra as médias, os desvios padrão, menor e maior valor da velocidade angular do segmento do tronco.

Tabela 5 – Características dos sinais do giroscópio do tronco.

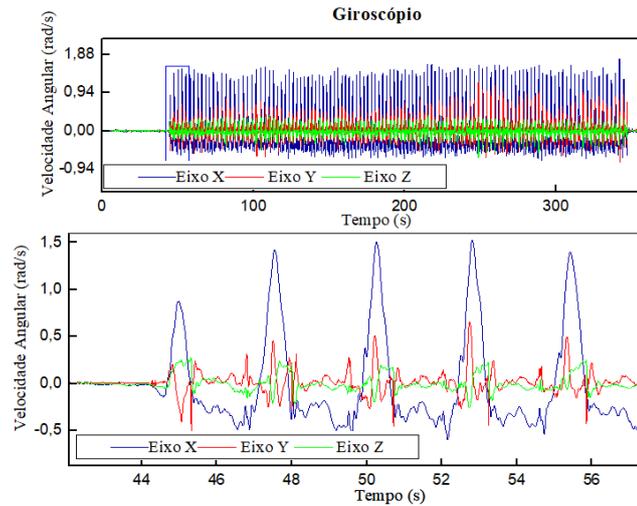
Eixos	Menor (m/s)	Maior (m/s)	Média (m/s)	Desvio Padrão (m/s)
X	-1,161234	0,764055	0,006868804	0,207461055
Y	-1,097619	0,935663	0,01773314	0,164714829
Z	-0,667018	0,408827	-0,021091233	0,113294132

Fonte: Próprio autor.

A velocidade da coxa durante o período de caminhada de um participante é apresentada na Figura 11.

Na Tabela 6 consta o resumo das características estatística dos sinais lidos pelo giroscópio.

Figura 11 – Velocidade angular da coxa.



Fonte: Próprio autor.

Tabela 6 – Características dos sinais do giroscópio da coxa.

Eixos	Menor (m/s)	Maior (m/s)	Média (m/s)	Desvio Padrão (m/s)
X	-1,296818	1,928788	-0,005884293	0,746466369
Y	-1,722009	1,348059	0,030100909	0,14673491
Z	-0,644382	0,657631	0,010930033	0,150608668

Fonte: Próprio autor.

Assim, como nos acelerômetros, os giroscópios no tronco apresentam menor quantidade de movimento, como pode ser visto na coluna de desvio padrão das Tabelas 5 e 6. Assim, a relação sinal/ruído dos giroscópios do tronco são menores quando comparadas aos demais segmentos.

3.3 Coleta de dados

Os dados utilizados para validação da proposta desta dissertação foram adquiridos por Nogueira (2015). Na coleta de dados realizada pelo autor, foram utilizados: sistema inercial de medição da *TECHNAID* dispendo de unidades de medição inercial, exoesqueleto EXO - H2 (constituído de *encoders* e sensores de contato), mostrado na Figura 12, sistema de captura óptica BTS *Engineering* e uma esteira ergométrica elétrica.

O procedimento de testes experimentais consistiam em capturar o movimento caminhar humano. Em que, uma pessoa sem perdas das funções motoras faz parte do estudo, bem como vestiu o exoesqueleto e caminhou sobre a esteira. As IMUs foram posicionadas nos segmentos da perna direita do exoesqueleto. Além disso, afim de validar o sistema de estimativa, também foram capturados os movimentos por meio de um sistema óptico, usando um conjunto de marcadores foto-reflexivos.

Figura 12 – Exo - H1 com IMUs e marcadores foto-reflexivos.



Fonte: Nogueira (2015)

Todos os dados, como velocidade angular e aceleração requerem passos de pós processamento, que são realizados usando o *software* MATLAB. Essas etapas incluem: filtros baseados em filtro de Kalman complementar e, no caso da verificação da confiabilidade do acelerômetro utilizou-se as estratégias do filtro Markoviano espacial, proposto e descrito na Seção 2.3.

Os resultados experimentais dos dois sistemas de capturas óptico e sensores inerciais serão comparados como forma de avaliação, e são exibidos na Seção 3.4.

3.4 Sistema Markoviano espacial

Conforme destacado na introdução desta dissertação, o objetivo principal é propor um sistema de modelo Markoviano espacial para estimativa de atitude em exoesqueletos de membros inferiores.

Para o sistema Markoviano espacial proposto, foram definidos os seguintes parâmetros de forma empírica, sendo apresentados os parâmetros relacionados aos giroscópios na Tabela 7, e aos acelerômetros na Tabela 8, sendo as variâncias dos *encoders* definidas como $\sigma_{e_h}^2 = 10^{-6}$ e $\sigma_{e_k}^2 = 1.6 \cdot 10^{-5}$.

Tabela 7 – Parâmetros dos giroscópios

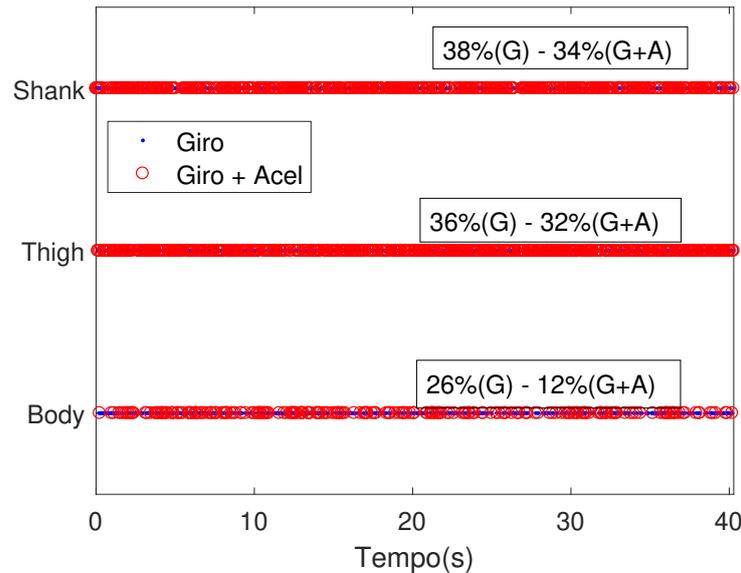
Segm.	$\sigma_{g_R}^2$	$\sigma_{bg_R}^2$	$\sigma_{g_P}^2$	$\sigma_{bg_P}^2$	$\sigma_{g_Y}^2$	$\sigma_{bg_Y}^2$	τ_g
Body	0.08	10^{-7}	0.08	10^{-7}	0.0026	10^{-7}	4.8E9
Thigh	0.0086	10^{-6}	0.0086	10^{-6}	0.0086	10^{-6}	1.6E9
Shank	0.0278	10^{-7}	0.0278	10^{-7}	0.0086	10^{-6}	2.0E9

Podemos observar que os valores da sequência de saltos de Markov entre B, T e S , podem ser obtidos através da verificação da confiabilidade dos acelerômetros, Equação 48.

Tabela 8 – Parâmetros dos acelerômetros

Segm.	$\sigma_{a_R}^2$	$\sigma_{a_P}^2$	$\sigma_{g_Y}^2$	ζ
Body	0.15	0.20	0.4914	0.0137
Thigh	0.4562	0.4562	0.4680	0.1204
Shank	0.4943	0.4943	0.4680	0.05

Figura 13 – Cadeia Markoviana



Os resultados para a cadeia de Markov estão ilustrados na Figura 13.

Como era esperado, o segmento do tronco (*body*) possui o menor índice de saltos (26% do total) e o menor índice de utilização dos giroscópios e acelerômetros (juntos) no processo de fusão (12% do total).

Em Nogueira et al. (2014) e Nogueira (2015) foi discutido que o sensor do tronco possuiria a pior (menor) relação sinal/ruído, e com isso confiabilidade dos acelerômetros triaxiais do tronco seriam menos efetivas que os demais segmentos, o que é confirmado na cadeia de Markov resultante.

As Figuras 14 a 18 apresentam os resultados de estimativa de atitude para três segmentos do exoesqueleto de membro inferior utilizado no trabalho.

As primeiras três Figuras 14 a 16, apresentam o ângulo de rolagem (*roll*), do ponto de vista das IMUs, estes equivalem ao ângulo de arfagem (*pitch*) do ponto de vista do exoesqueleto e do sistema de ótica referência utilizado, estando desalinhados em 90°.

No entanto, para facilitar a comparação, ambos foram plotados sobre os gráficos das IMUs. Cabe ressaltar que o sistema ótico utilizado possibilitava somente o ângulo de referência sobre o plano do movimento principal, sendo esta uma limitação do sistema.

Ainda nas Figuras 14 a 16, pode ser visto que no plano principal de movimento o FKSM (KF) apresentou um bom desempenho qualitativo acompanhando o sistema de referência ótico. Demonstrando a vantagem de um sistema coletivo modelado com

restrição, veja Equação (45).

Isso também pode ser observado na Tabela 9, apresentando um erro médio (EM) inferior à 1.5° e uma correlação de Pearson de superior à 0.98 para os segmentos *thigh* e *shank*, e como era esperado um desempenho mais baixo para o *body* com correlação de Pearson em torno de 0.72, apesar de possuir um EM em torno de 1.29° .

Figura 14 – Segmento do tronco (*body*).

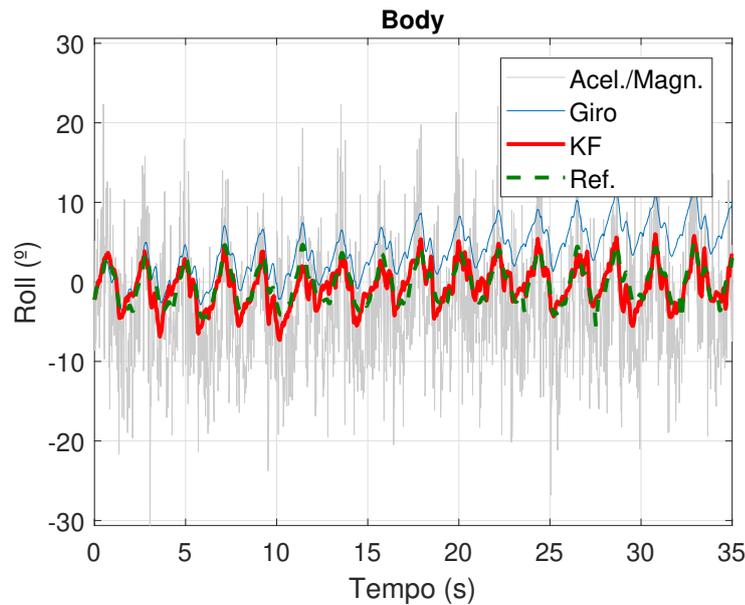
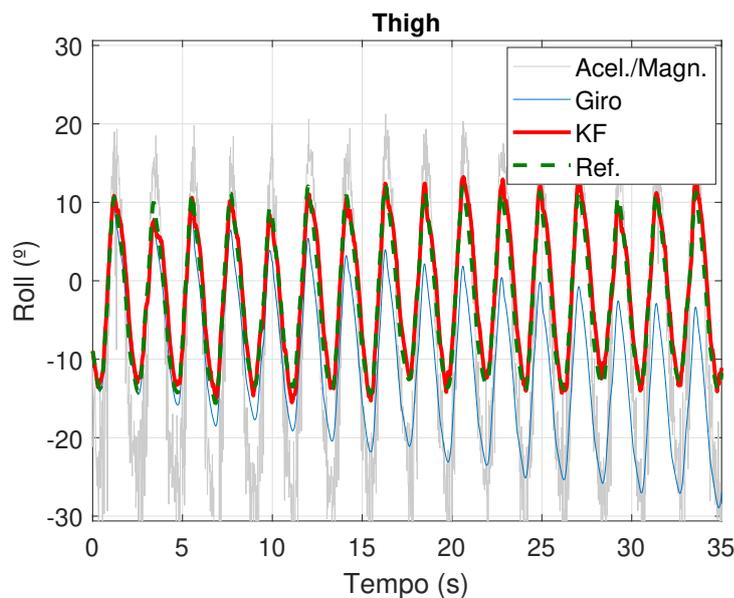


Figura 15 – Segmento coxa (*thigh*).



Nas Figuras 17 e 18, apesar de não possuírem referências para comparação, as mesmas apresentaram resultados razoáveis do ponto de vista de fusão de sinais, uma vez que o sensor apresenta razoável correlação com o sinal modelado (giroscópio) e baixo desvio com o sensor de referência (acelerômetro). Nestes demais planos, como não possuímos

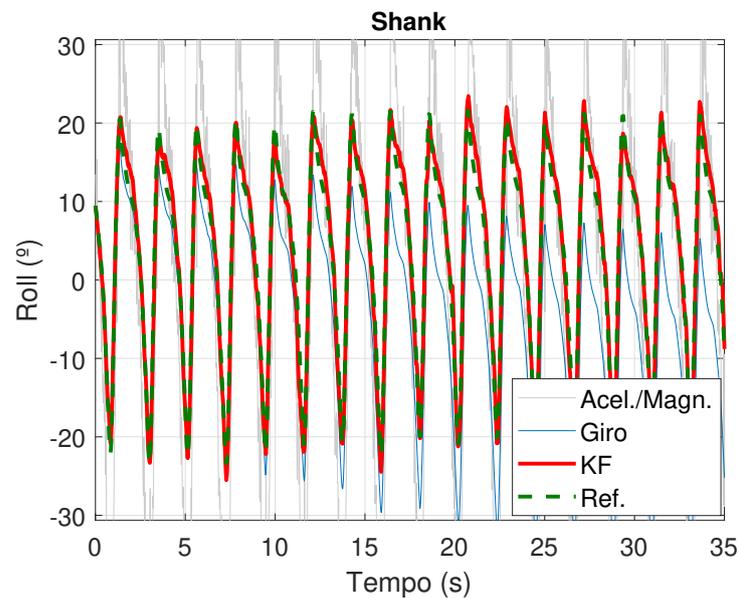
Figura 16 – Segmento canela (*shank*).

Figura 17 – Ângulo pitch

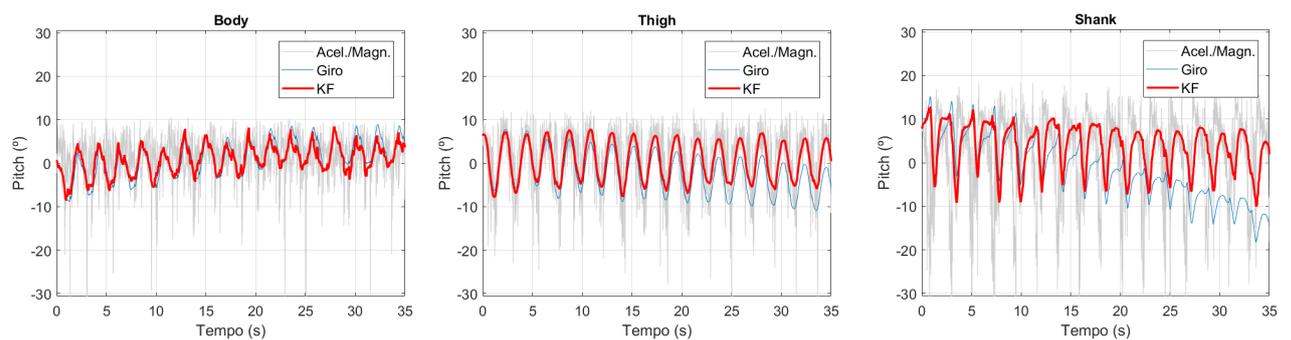
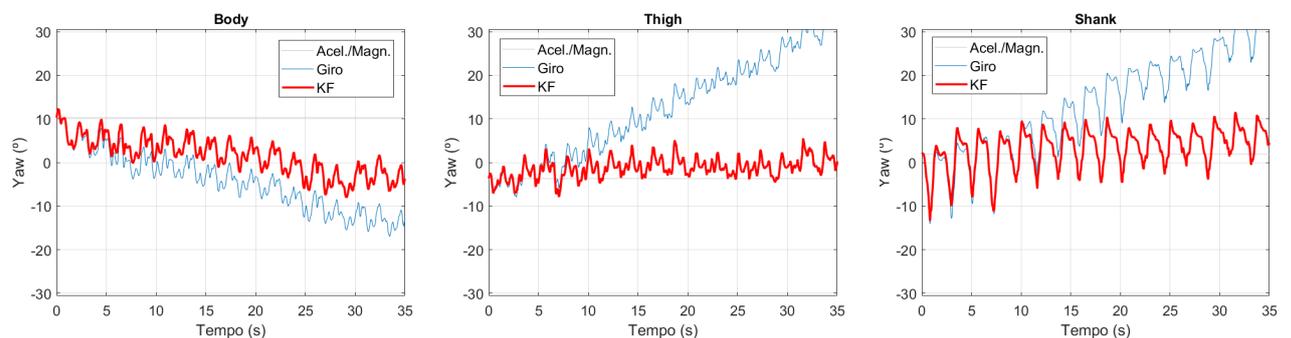


Figura 18 – Ângulo yaw



valores de referências foram calculados somente a correlação de Pearson em função do sinal modelado. Assim, espera-se que o sinal tenha pelo menos uma correlação razoável com o sinal modelado.

O que pode ser verificado na Tabela 10 para os ângulos *pitch* considerando os segmentos *body* e *thigh*, com uma correlação superior à 0.87.

Uma limitação do estudo está relacionado ao ângulo de guinada (*yaw*), apresentados

Tabela 9 – Índices de Performance: plano das articulações (*roll* das IMUs)

Segm.	EM	EMQ	Pearson
Body	1.2930	3.9238	0.7246
Thigh	1.4679	3.2956	0.9831
Shank	1.4679	3.2828	0.9921

Tabela 10 – Correlação de Pearson: demais planos de movimento (*pitch* e *yaw* das IMUs)

Segm.	Pearson (<i>pitch</i>)	Pearson (<i>yaw</i>)
Body	0.8997	0.9625
Thigh	0.8777	0.6054
Shank	0.6420	0.7050

na Figura 18. Como pode ser visto, foi considerado um norte virtual na orientação inicial durante todo o processo de estimativa de atitude. Isto foi necessário uma vez que a esteira ergométrica elétrica inferiu razoável interferência eletromagnética nos magnetômetros, o que foi mais incidente no sensor mais próximo ao solo (*Shank*). Isto também pode ser visto na Tabela 10, com o baixo desempenho dos segmentos *thigh* e *shank*.

Conclusão

Nesta dissertação, foi proposto o desenvolvimento de um sistema para estimativa de orientação espacial em exoesqueletos de membros inferiores. Foram investigadas soluções com ênfase em ângulos absolutos, com emprego de fusão complementar de sensores, bem como a disponibilidade de sensores com a informação mais confiável, baseada em um modelo coletivo dos dispositivos, combinados em FKSM.

O projeto de estimativa de orientação espacial foi baseado em filtros de Kalman Markovianos para fazer estimativas de atitudes (ângulos absolutos). Nesta, é empregado um filtro de Kalman, no qual é combinado as medidas do acelerômetro e giroscópio, para fazer a fusão destes dois sensores inerciais (correção de erros de desvios), de modo que a fusão é regida por uma regra imposta na modelagem do sistema. Este sistema é uma cadeia Markoviana composto por três segmentos, *shank*, *thigh* e *body*. Dessa maneira, somente os sensores mais confiáveis, realizam a fusão das medidas em determinado instante. Desta fusão sai uma alimentação para Filtro de Kalman, modelado com base no erro, que é um erro de posicionamento entre dois sensores.

O Markoviano espacial desenvolvido foi validado através do processamento dos sinais no *software* MATLAB. Os resultados da análise de dados propiciaram a validação para atendimento aos requisitos propostos do sistema Markoviano tendo como base um sistema de referência óptico.

Além disso, é necessário elencar duas limitações conhecidas no trabalho: (1) foram utilizados dados apenas de um paciente em função da complexidade de coleta, (2) o

Em estudos futuros, pode-se verificar a viabilidade de uso dos magnetômetros, bem como a modelagem de confiabilidade do mesmo junto aos acelerômetros e ao modelo de salto.

Referências

BENJAMIN, E. J. et al. **Heart Disease and Stroke Statistics'2017 Update: A Report from the American Heart Association**. [S.l.: s.n.], 2017. v. 135. e146–e603 p. ISSN 15244539. ISBN 0000000000000.

BOONSTRA, M. C. et al. The accuracy of measuring the kinematics of rising from a chair with accelerometers and gyroscopes. **Journal of Biomechanics**, v. 39, n. 2, p. 354 – 358, 2006. ISSN 0021-9290. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0021929004005871>>.

BRAHMI, B. et al. Adaptive control of a 7-DOF exoskeleton robot with uncertainties on kinematics and dynamics. **European Journal of Control**, Elsevier BV, v. 42, p. 77–87, jul 2018.

CALTRAN, C.; SIQUEIRA, A. A. Sensor Fusion applied on Position Estimation and Gait Identification of an Ankle-Foot Orthosis. **2011 ISSNIP Biosignals and Biorobotics Conference: Biosignals and Robotics for Better and Safer Living, BRC 2011**, IEEE, p. 104–109, 2011.

CALTRAN, C. et al. Robust filtering applied to position estimation of an active ankle-foot orthosis. **IFAC Proceedings Volumes**, Elsevier BV,, v. 44, n. 1, p. 9391–9396, jan 2011.

CHOE, N. et al. A sensor-to-segment calibration method for motion capture system based on low cost MIMU. **Measurement: Journal of the International Measurement Confederation**, v. 131, p. 490–500, 2019. ISSN 02632241. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.measurement.2018.07.078>>.

DANA LIN, J.; KULIC. Human pose recovery using wireless inertial measurement units. **Physiological measurement**, v. 33, p. 2099–2115, 11 2012.

DEJNABADI, H.; JOLLES, B.; AMINIAN, K. A new approach to accurate measurement of uniaxial joint angles based on a combination of accelerometers and gyroscopes. **IEEE transactions on bio-medical engineering**, v. 52, p. 1478–84, 09 2005.

DOLLAR, A. M.; HERR, H. Lower extremity exoskeletons and active orthoses: Challenges and state-of-the-art. **IEEE Transactions on Robotics**, v. 24, n. 1, p. 144–158, 2008. ISSN 15523098.

- EL-SHEIMY, N.; YOUSSEF, A. Inertial sensors technologies for navigation applications: state of the art and future trends. **Satellite Navigation**, Springer Singapore, v. 1, n. 1, p. 1–21, 2020. ISSN 2662-1363. Disponível em: <<https://doi.org/10.1186/s43020-019-0001-5>>.
- FARRELL, J. A. **Aided Navigation Systems: GPS and High Rate Sensors**. [S.l.: s.n.], 2008. 552 p. ISBN 0071642668.
- FAVRE, J. et al. Functional calibration procedure for 3D knee joint angle description using inertial sensors. **Journal of Biomechanics**, Elsevier, v. 42, n. 14, p. 2330–2335, 2009. ISSN 00219290. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.jbiomech.2009.06.025>>.
- _____. Ambulatory measurement of 3D knee joint angle. **Journal of Biomechanics**, v. 41, n. 5, p. 1029–1035, 2008. ISSN 00219290.
- FONG, D. T. P.; CHAN, Y. Y. The use of wearable inertial motion sensors in human lower limb biomechanics studies: A systematic review. **Sensors (Switzerland)**, v. 10, n. 12, p. 11556–11565, 2010. ISSN 14248220.
- GROVES, P. D. Navigation using inertial sensors. **IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine**, IEEE, v. 30, n. 2, p. 42–69, 2015. ISSN 08858985.
- HELD, J. P. O. et al. Inertial sensor measurements of upper-limb kinematics in stroke patients in clinic and home environment. **Frontiers in Bioengineering and Biotechnology**, v. 6, p. 27, 2018. ISSN 2296-4185. Disponível em: <<https://www.frontiersin.org/article/10.3389/fbioe.2018.00027>>.
- LAU, H. Y. A.; TONG, R. K.-Y. The reliability of using accelerometer and gyroscope for gait event identification on persons with dropped foot. **Gait posture**, v. 27, p. 248–57, 03 2008.
- LIU, D.-X. et al. Gait phase recognition for lower-limb exoskeleton with only joint angular sensors. **Sensors**, v. 16, n. 10, 2016. ISSN 1424-8220. Disponível em: <<https://www.mdpi.com/1424-8220/16/10/1579>>.
- LUINGE, H. J. Measuring orientation of human body segments using miniature gyroscopes and accelerometers. p. 273–282, 2002.
- LUINGE, H. J.; VELTINK, P. H. Inclination Measurement of Human Movement Using a 3-D Accelerometer With Autocalibration. v. 12, n. 1, p. 112–121, 2004.
- _____. Measuring orientation of human body segments using miniature gyroscopes and accelerometers. **Medical biological engineering computing**, v. 43, n. 2, p. 273 – 282, 2005. ISSN 0140-0118. Disponível em: <<http://search.ebscohost-com.ez31.periodicos.capes.gov.br/login.aspx?direct=true&db=mdc&AN=15865139&lang=pt-br&site=ehost-live&authtype=ip,cookie,uid>>.
- MORENO, J. C. et al. Design and implementation of an inertial measurement unit for control of artificial limbs: Application on leg orthoses. **Sensors and Actuators B: Chemical**, v. 118, n. 1, p. 333 – 337, 2006. ISSN 0925-4005. Eurosensors XIX. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0925400506003121>>.

MORI, A. M. O Uso de Sistema Inercial para Apoiar a Navegação Autônoma. **Dissertação (Mestrado em Ciências)**, p. 180, 2013. Disponível em: <<http://www.teses.usp.br/teses/disponiveis/3/3138/tde-26062014-114414/pt-br.php>>.

NOGUEIRA, S. L. **Sistemas Markovianos para Estimativa de Ângulos Absolutos em Exoesqueletos de Membros Inferiores**. Tese (phdthesis) — Universidade de São Paulo - USP, São Carlos, SP - Brasil, #jan# 2015. Disponível em: <https://teses.usp.br/teses/disponiveis/18/18149/tde-19052015-172242/publico/NOGUEIRA_SL_2015.pdf>.

NOGUEIRA, S. L. et al. Global Kalman filter approaches to estimate absolute angles of lower limb segments. **BioMedical Engineering Online**, BioMed Central, v. 16, n. 1, p. 1–20, 2017. ISSN 1475925X.

_____. Markov Jump Linear Systems-based position estimation for lower limb exoskeletons. **Sensors (Switzerland)**, v. 14, n. 1, p. 1835–1849, 2014. ISSN 14248220.

OLIVARES, A. et al. Using frequency analysis to improve the precision of human body posture algorithms based on Kalman filters. **Computers in Biology and Medicine**, Elsevier, v. 72, p. 229–238, 2016. ISSN 18790534. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.compbiomed.2015.08.007>>.

_____. Using frequency analysis to improve the precision of human body posture algorithms based on kalman filters. **Computers in biology and medicine**, v. 72, p. 229–238, May 2016. ISSN 0010-4825. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.compbiomed.2015.08.007>>.

PICERNO, P. 25 years of lower limb joint kinematics by using inertial and magnetic sensors: A review of methodological approaches. **Gait and Posture**, Elsevier B.V., v. 51, n. November 2016, p. 239–246, 2017. ISSN 18792219. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.gaitpost.2016.11.008>>.

PRAKASH, C. et al. Identification of spatio-temporal and kinematics parameters for 2-D optical gait analysis system using passive markers. **Conference Proceeding - 2015 International Conference on Advances in Computer Engineering and Applications, ICACEA 2015**, n. August, p. 143–149, 2015.

ROCON, J. L. P. E. **Exoskeletons in Rehabilitation Robotics**. [S.l.: s.n.], 2012. v. 83 STAR. ISSN 16107438. ISBN 9783642327223.

ROETENBERG, D.; LUNGE, H.; SLYCKE, P. Xsens MVN : Full 6DOF Human Motion Tracking Using Miniature Inertial Sensors. **Hand, The**, p. 1–7, 2009.

ROUHANI, H. et al. Measurement of multi-segment foot joint angles during gait using a wearable system. **Journal of Biomechanical Engineering**, v. 134, n. 6, p. 1–28, 2012. ISSN 01480731.

SABATINI, A. M. Quaternion-based strap-down integration method for applications of inertial sensing to gait analysis. **Medical and Biological Engineering and Computing**, v. 43, n. 1, p. 94–101, 2005. ISSN 01400118.

SEEL, T.; RAISCH, J.; SCHAUER, T. Imu-based joint angle measurement for gait analysis. **Sensors**, v. 14, n. 4, p. 6891–6909, 2014. ISSN 1424-8220. Disponível em: <<https://www.mdpi.com/1424-8220/14/4/6891>>.

- SHARMA, B. S.; VIDHYA, S.; KUMAR, N. System for measurement of joint range of motion using inertial sensors. **Biomedical Research (India)**, v. 28, n. 8, p. 3699–3704, 2017. ISSN 0970938X.
- SHI, D. et al. A Review on Lower Limb Rehabilitation Exoskeleton Robots. **Chinese Journal of Mechanical Engineering (English Edition)**, Springer Singapore, v. 32, n. 1, 2019. ISSN 21928258. Disponível em: <<https://doi.org/10.1186/s10033-019-0389-8>>.
- TADANO, S.; TAKEDA, R.; MIYAGAWA, H. Three dimensional gait analysis using wearable acceleration and gyro sensors based on quaternion calculations. **Sensors (Switzerland)**, v. 13, n. 7, p. 9321–9343, 2013. ISSN 14248220.
- TITTERTON, D.; WESTON, J. Strapdown inertial navigation technology - 2nd edition - [Book review. **IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine**, v. 20, n. 7, p. 33–34, 2005. ISSN 0885-8985.
- TONG, K.; GRANAT, M. H. A practical gait analysis system using gyroscopes. **Medical Engineering Physics**, v. 21, n. 2, p. 87 – 94, 1999. ISSN 1350-4533. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1350453399000302>>.
- WANG, Z. B. et al. Human motion tracking based on complementary Kalman filter. **2017 IEEE 14th International Conference on Wearable and Implantable Body Sensor Networks, BSN 2017**, p. 55–58, 2017.
- WEYGERS, I. et al. Inertial sensor-based lower limb joint kinematics: A methodological systematic review. **Sensors**, MDPI AG, v. 20, n. 3, p. 673, jan 2020.
- WILLEMSSEN, A. T. M.; ALSTÉ, J. A. van; BOOM, H. B. Real-time gait assessment utilizing a new way of accelerometry. **Journal of Biomechanics**, v. 23, n. 8, p. 859–863, 1990. ISSN 00219290.
- WILLIAMSON, R.; ANDREWS, B. Detecting absolute human knee angle and angular velocity using accelerometers and rate gyroscopes. **Medical biological engineering computing**, v. 39, p. 294–302, 06 2001.