

# SOLUÇÃO DE NAVEGAÇÃO INERCIAL PARA O SISTEMA PLASYS

Rui Manuel de Almeida Soares Terra



Mestrado em Engenharia Eletrotécnica e de Computadores

Área de Especialização de Automação e Sistemas

Departamento de Engenharia Eletrotécnica

Instituto Superior de Engenharia do Porto

2013



Este relatório satisfaz, parcialmente, os requisitos que constam da Ficha de Disciplina de Tese/Dissertação, do 2º ano, do Mestrado em Engenharia Eletrotécnica e de Computadores

Candidato: Rui Manuel de Almeida Soares Terra, N° 1080533, 1080533@isep.ipp.pt

Orientação científica: Lino Manuel Baptista Figueiredo, lbf@isep.ipp.pt

Co-orientação científica: Ramiro de Sousa Barbosa, rsb@isep.ipp.pt



Mestrado em Engenharia Eletrotécnica e de Computadores

Área de Especialização de Automação e Sistemas

Departamento de Engenharia Eletrotécnica

Instituto Superior de Engenharia do Porto

19 de Novembro de 2013



Dedico este trabalho ao meu primo Pedro Daniel Soares Pereira que partiu cedo de mais.



## *Agradecimentos*

Agradeço a formação prestada pelo ISEP e o que tudo isso significa. A nível académico agradeço com especial atenção ao Doutor Lino Manuel Batista Figueiredo e ao Doutor Ramiro de Sousa Barbosa. Gostaria também de deixar ao meu agradecimento ao Engenheiro Ricardo Manuel Soares Anacleto.

A nível pessoal, gostaria de agradecer minha namorada pelo incentivo durante a realização do projeto. E por último, mas não menos importante um agradecimento a toda minha família com especial atenção aos meus pais, minha irmã, a minha tia Lúcia e a minha avó Lúcia, por todo o apoio prestado ao longo de todo o percurso académico.



## *Resumo*

Neste trabalho faz-se uma pesquisa e análise dos conceitos associados à navegação inercial para estimar a distância percorrida por uma pessoa. Foi desenvolvida uma plataforma de *hardware* para implementar os algoritmos de navegação inercial e estudar a marcha humana. Os testes efetuados permitiram adaptar os algoritmos de navegação inercial para humanos e testar várias técnicas para reduzir o erro na estimativa da distância percorrida.

O sistema desenvolvido é um sistema modular que permite estudar o efeito da inserção de novos sensores. Desta forma foram adaptados os algoritmos de navegação para permitir a utilização da informação dos sensores de força colocados na planta do pé do utilizador. A partir desta arquitetura foram efetuadas duas abordagens para o cálculo da distância percorrida por uma pessoa. A primeira abordagem estima a distância percorrida considerando o número de passos. A segunda abordagem faz uma estimação da distância percorrida com base nos algoritmos de navegação inercial.

Foram realizados um conjunto de testes para comparar os erros na estimativa da distância percorrida pelas abordagens efetuadas. A primeira abordagem obteve um erro médio de 4,103% em várias cadências de passo. Este erro foi obtido após sintonia para o utilizador em questão. A segunda abordagem obteve um erro de 9,423%. De forma a reduzir o erro recorreu-se ao filtro de Kalman o que levou a uma redução do erro para 9,192%. Por fim, recorreu-se aos sensores de força que permitiram uma redução para 8,172%. A segunda abordagem apesar de ter um erro maior não depende do utilizador pois não necessita de sintonia dos parâmetros para estimar a distância para cada pessoa.

Os testes efetuados permitiram, através dos sensores de força, testar a importância da força sentida pela planta do pé para aferir a fase do ciclo de marcha. Esta capacidade permite reduzir os erros na estimativa da distância percorrida e obter uma maior robustez neste tipo de sistemas.

### *Palavras-Chave*

Sistema de navegação inercial, Sistema independente de ambiente estruturado, Sensores de força, Marcha Humana, Fusão de dados.



## *Abstract*

In this work is presented the research and the analysis of the inertial navigation concepts to estimate the distance travelled by a person. It was developed a hardware platform to implement the inertial navigation algorithms and study the human gait. The tests with the platform allowed adapting the inertial navigation algorithms to humans and to test several techniques to reduce the error in the estimation of the traveled distance.

The developed system is a modular system which allows studying the effect of inclusion of new sensors. Thus the navigation algorithms have been adapted to use the information from force sensors placed in the foot of the user. Based on this architecture, it was used two approaches to calculate the distance traveled by a person. The first approach estimate the travelled distance based on the step cadence. The second approach estimate the travelled distance based on the inertial navigation algorithms.

It was performed a series of tests to compare the errors in the estimation of the travelled distance for each approaches. The first approach achieved an average error of 4.103% in several step cadences. This error was obtained after tuning the algorithm to the user. The second approach achieved an average error of 9.423%. To reduce the error it was used the Kalman filter which led to a reduction of the error to 9.192%. Finally, it was addressed the force sensors which led to a reduction of the error to 8.172%. The second approach, despite having a higher error, is independent of the user and it does not require the tuning of the parameters to estimate distance for each person.

The tests results show the importance of the force sensors placed on the plant of the foot to assess the phase of the gait cycle. This ability allows to reduce the errors in estimating the distance and increases robustness in such systems.

### ***Keywords***

Inertial Navigation System, Structure independent System, Force Sensor, Human gait, Data Fusion.



# Índice

<b>AGRADECIMENTOS</b> .....	<b>I</b>
<b>RESUMO</b> .....	<b>III</b>
<b>ABSTRACT</b> .....	<b>V</b>
<b>ÍNDICE</b> .....	<b>VII</b>
<b>ÍNDICE DE FIGURAS</b> .....	<b>IX</b>
<b>ÍNDICE DE TABELAS</b> .....	<b>XIII</b>
<b>ACRÓNIMOS</b> .....	<b>XV</b>
<b>1. INTRODUÇÃO</b> .....	<b>1</b>
1.1. OBJETIVOS.....	2
1.2. CALENDARIZAÇÃO .....	2
1.3. ORGANIZAÇÃO DO RELATÓRIO .....	3
<b>2. MARCHA HUMANA</b> .....	<b>5</b>
2.1. CICLO DE MARCHA.....	5
2.2. PASSO E PASSADA .....	8
2.3. ACELERAÇÃO DO PÉ .....	9
2.4. FORÇA APLICADA NA PLANTA DO PÉ.....	12
<b>3. ESTADO DE ARTE – SISTEMAS DE LOCALIZAÇÃO</b> .....	<b>15</b>
3.1. SISTEMAS DE LOCALIZAÇÃO PARA AMBIENTES FECHADOS .....	15
3.2. SISTEMAS DE LOCALIZAÇÃO PARA AMBIENTES FECHADOS E ABERTOS.....	19
3.3. SISTEMAS COMERCIAIS .....	22
<b>4. ESTADO DE ARTE – TECNOLOGIAS</b> .....	<b>29</b>
4.1. <i>HARDWARE</i> - SENSORES.....	29
4.2. TÉCNICAS DE NAVEGAÇÃO .....	41
<b>5. FILTRO DE KALMAN</b> .....	<b>51</b>
5.1. PROCESSO DISCRETO A SER ESTIMADO.....	56
5.2. ORIGENS COMPUTACIONAIS DO FILTRO .....	57
5.3. ORIGENS PROBABILÍSTICAS DO FILTRO .....	59
5.4. ALGORITMO DO FILTRO DE KALMAN DISCRETO.....	59
5.5. INICIALIZAÇÃO E SINTONIA .....	61
5.6. MODELOS DE CINEMÁTICA .....	62
<b>6. UNIDADE SENSORIAL - BSU</b> .....	<b>65</b>

6.1.	ARQUITETURA DO SISTEMA DE LOCALIZAÇÃO PLASYS .....	65
6.2.	MÓDULO BSU DO PÉ .....	69
6.3.	<i>SOFTWARE</i> DA BSU DO PÉ .....	83
<b>7.</b>	<b>NAVEGAÇÃO .....</b>	<b>85</b>
7.1.	CÁLCULO DA DISTÂNCIA ATRAVÉS DO NÚMERO DE PASSOS.....	85
7.2.	CÁLCULO DE DISTÂNCIA PELO INS .....	92
<b>8.</b>	<b>CONCLUSÕES.....</b>	<b>107</b>
	<b>REFERÊNCIAS DOCUMENTAIS .....</b>	<b>111</b>
	<b>ANEXO A. TERMINOLOGIA COMUM NO FILTRO DE KALMAN.....</b>	<b>117</b>
	<b>ANEXO B. BREVE ABORDAGEM A COMUNICAÇÃO I<sup>2</sup>C E COMPARAÇÃO COM SPI .....</b>	<b>119</b>
	<b>ANEXO C. ESQUEMÁTICO DA PLACA DE RF PICDEM Z 2.4 GHZ.....</b>	<b>123</b>

## Índice de Figuras

Figura 1	- Representação do ciclo da marcha do pé direito (adaptado de [5]) .....	6
Figura 2	- Fases do ciclo da marcha do pé direito [6].....	7
Figura 3	- Parâmetros da passada [8].....	8
Figura 4	- Relação entre os parâmetros do ciclo de marcha e a aceleração do pé direito [9] .....	9
Figura 5	- Comparação entre o ciclo de marcha em a) com o ciclo de corrida em b) [4].....	10
Figura 6	- Comprimento do passo baseado na aceleração [3] .....	11
Figura 7	- Força aplicada na planta do pé [3] .....	13
Figura 8	- Exemplos de <i>tags</i> de RFID passivas a), ativas b) e um PDA com leitor RFID [14]..	17
Figura 9	- Arquitetura do sistema INPERLYS [22] .....	21
Figura 10	- Navegação com o LEA-6R com e sem sinal de GPS [24].....	23
Figura 11	- Lógica dos pesos do GPS e INS(DR) do RDR-3300 [25] .....	23
Figura 12	- Módulo DRM4000 [26] .....	24
Figura 13	- Módulo DRM4000 (ligado ao GPS e ao <i>host</i> em a) e o posicionamento em b)) [26]	25
Figura 14	- Testes com o DRM4000 de altitude e orientação em ambiente fechado [27].....	27
Figura 15	- Campo magnético da Terra e diferença entre Norte magnético e o geográfico [30] .	31
Figura 16	- Vetor do campo magnético da Terra (adaptada de [30]).....	32
Figura 17	- Representação dos ângulos de <i>Heading</i> , <i>Pitch</i> e <i>Roll</i> [34] .....	33
Figura 18	- Dispositivo <i>tilted</i> (adaptado de [34]) .....	34
Figura 19	- IMU com 6 graus de liberdade (SD746 da SensorDynamics) [44].....	38
Figura 20	- Sensores de força aplicados a um pé [45] .....	41
Figura 21	- Sistema inercial mecanicamente estabilizado [50] .....	43
Figura 22	- Algoritmo exemplificativo do sistema inercial do tipo Gimballed [42] .....	44
Figura 23	- Algoritmo para um sistema inercial do tipo Strapdown [42] .....	45
Figura 24	- Ganho obtido pela utilização do algoritmo de fusão sensorial Xsens [42] .....	48
Figura 25	- Aplicação típica do filtro de Kalman (adaptada de [3] e [62]).....	53
Figura 26	- Probabilidade da velocidade baseada no valor medido $z_1$ [62] .....	53
Figura 27	- Probabilidade da velocidade baseada no valor medido $z_2$ [62] .....	54
Figura 28	- Probabilidade da velocidade baseada nas medições $z_1$ e $z_2$ [62] .....	55
Figura 29	- Diagrama de blocos do modelo de dinâmica e de observação do sistema .....	57
Figura 30	- Ciclo do filtro de Kalman.....	60
Figura 31	- Algoritmo do filtro de Kalman Discreto (adaptado de [63], [64] e [65]).....	60
Figura 32	- Diagrama de blocos do filtro de Kalman .....	61
Figura 33	- Distribuição dos sensores no corpo humano e a comunicação sem fios [3] .....	66
Figura 34	- Arquitetura geral do sistema PLASYS [3].....	67

Figura 35	- Arquitetura da BSU utilizada no pé para estimar a distância percorrida .....	70
Figura 36	- Esquemático da <i>Breakout Board</i> do ADXL345.....	71
Figura 37	- Esquemático da <i>Breakout Board</i> do L3G4200D .....	72
Figura 38	- Diagrama de blocos com as conexões dos filtros passa baixo e alto [75].....	73
Figura 39	- Rotações de 90 graus cada sobre o eixo do z .....	75
Figura 40	- Formas de integração pela regra dos retângulos (adaptada de [77]) .....	76
Figura 41	- Resultado da integração pela regra dos trapézios (adaptada de [77]) .....	76
Figura 42	- Circuito recomendado para utilização do A201 da Tekscan (adaptado de [80]) .....	77
Figura 43	- Módulo Bluetooth com o <i>chipset</i> BC417143 [81].....	78
Figura 44	- Módulo Bluetooth e Interface (adaptada de [81]) .....	79
Figura 45	- Kit de demonstração PICDEM Z da Microchip [82].....	80
Figura 46	- Descrição de alto nível do <i>software</i> da BSU do pé.....	84
Figura 47	- Padrão de aceleração do tornozelo durante a marcha .....	86
Figura 48	- Força aplicada na planta do pé e posição dos sensores de força .....	87
Figura 49	- Dados do acelerómetro e dos sensores de força num teste de 10 passos .....	87
Figura 50	- Algoritmo para estimar o número de passos .....	88
Figura 51	- Algoritmo do <i>threshold</i> para a aceleração .....	89
Figura 52	- Primeiro cenário de simulação a andar em linha reta d metros considerando o sistema de eixos.....	91
Figura 53	- Segundo cenário de simulação considerando o sistema de eixos .....	93
Figura 54	- Algoritmo de cálculo de distância percorrida através de integrações sucessivas .....	94
Figura 55	- Algoritmo para estimar a distância com ZUPT.....	95
Figura 56	- Acelerómetro e ângulos .....	96
Figura 57	- Diagrama de blocos de um filtro Complementar .....	97
Figura 58	- Resultado do filtro complementar.....	97
Figura 59	- Resultado do filtro de Kalman .....	99
Figura 60	- Filtro de Kalman aplicado aos dados obtidos no tornozelo .....	100
Figura 61	- Algoritmo para estimar a distância com ZUPT e ZAUPT .....	100
Figura 62	- Algoritmo com o filtro de Kalman para estimar a distância com ZUPT e ZAUPT .	101
Figura 63	- Fase de Apoio na locomoção humana (adaptado de [5]) .....	103
Figura 64	- Algoritmos de deteção de pé estacionário sem sensor de força em a) e com sensor de força em b) .....	103
Figura 65	- Interface entre um mestre e escravo por SPI.....	119
Figura 66	- Interface entre um mestre e múltiplos escravos por SPI.....	119
Figura 67	- Esquemático da placa de RF PICDEM Z 2.4 GHz [90] .....	123





## Índice de Tabelas

Tabela 1	- Calendarização do projeto.....	3
Tabela 2	- Comprimento em função do número de passos e da altura [10] .....	12
Tabela 3	- Principais características dos magnetómetros .....	30
Tabela 4	- Principais características do HMC6343 .....	34
Tabela 5	- Principais características dos acelerómetros .....	36
Tabela 6	- Principais características dos giroscópios .....	36
Tabela 7	- Principais características dos IMU.....	38
Tabela 8	- Exemplo de <i>combo sensor</i> com as suas principais características .....	39
Tabela 9	- Principais características dos sensores de pressão .....	40
Tabela 10	- Principais características dos sensores de força .....	40
Tabela 11	- Filtro de Kalman e filtro de Kalman Estendido .....	56
Tabela 12	- Erros obtidos nos três tipos de locomoção pelo algoritmo desenvolvido .....	89
Tabela 13	- Erros obtidos nos três tipos de locomoção pelo algoritmo de Pereira .....	90
Tabela 14	- Comprimento em função do número de passos para pessoas de 1,80 m .....	92
Tabela 15	- Resultados para os testes de 10 m.....	105
Tabela 16	- Terminologia comum no filtro de Kalman [63][66][89].....	117
Tabela 17	- Envio de dados por I <sup>2</sup> C (adaptado de [75]).....	120
Tabela 18	- Leitura de dados por I <sup>2</sup> C (adaptado de [75]).....	121



## *Acrónimos*

A/D	–	<i>Analog-to-Digital</i>
ACK	–	<i>ACKnowledge</i>
ADR	–	<i>Automotive Dead Reckoning</i>
AmpOP	–	Amplificador OPERacional
API	–	<i>Application Programming Interface</i>
AUPT	–	<i>Angular UPdaTe</i>
BCU	–	<i>Body Central Unit</i>
BSU	–	<i>Body Sensor Unit</i>
CS	–	<i>Chip Select</i>
DR	–	<i>Dead Reckoning</i>
DRM	–	<i>Dead Reckoning Module</i>
EDR	–	<i>Enhanced Data Rate</i>
FIFO	–	<i>First In, First Out</i>
FPA	–	Filtro Passa Alto
FPB	–	Filtro Passa Baixo
GECAD	–	Grupo de Investigação em Engenharia do Conhecimento e Apoio à Decisão
GNSS	–	<i>Global Navigation Satellite System</i>
GPS	–	<i>Global Positioning System</i>

I <sup>2</sup> C	– <i>Inter-Integrated Circuit</i>
ID	– <i>IDentificação</i>
IEEE	– <i>Institute of Electrical and Electronics Engineers</i>
IMU	– <i>Inertial Measurement Unit</i>
IN	– <i>Inertial Navigation</i>
INPERLYS	– <i>INdependent PERsonal Location sYstem</i>
INS	– <i>Inertial Navigation System</i>
LED	– <i>Light Emitting Diode</i>
MEMS	– <i>Micro Electro Mechanical Systems</i>
MiWi	– <i>Microchip Wireless</i>
NACK	– <i>Negative ACKnowledge</i>
ODR	– <i>Output Data Rate</i>
PCB	– <i>Printed Circuit Board</i>
PDA	– <i>Personal Digital Assistant</i>
PDR	– <i>Pedestrian Dead Reckoning</i>
PIC	– <i>Programmable Interface Controller</i>
PLASYS	– <i>All Over the Place Localization System</i>
R	– <i>Read</i>
RFID	– <i>Radio Frequency Identification</i>
RX	– <i>Receiver</i>
SAD	– <i>Slave Address</i>

SAD	–	<i>Slave Address</i>
SCL	–	<i>Serial CLock line</i>
SDA	–	<i>Serial DAta line</i>
SDI	–	<i>Serial Data In</i>
SDO	–	<i>Serial Data Out</i>
SPI	–	<i>Serial Peripheral Interface</i>
TX	–	<i>Transmitter</i>
UART	–	<i>Universal Asynchronous Receiver Transmitter</i>
USART	–	<i>Universal Synchronous Asynchronous Receiver Transmitter</i>
USB	–	<i>Universal Serial Bus</i>
W	–	<i>Write</i>
ZARU	–	<i>Zero Angular Rate Update</i>
ZAUPT	–	<i>Zero Angular UPdaTe</i>
ZUPT	–	<i>Zero velocity UPdaTe</i>



# 1. INTRODUÇÃO

Um sistema de localização é uma importante fonte de informação, uma vez que tem a capacidade de indicar o contexto do indivíduo. Esta informação pode ser empregada pelo utilizador para se localizar e navegar pelo ambiente em que está inserido, pode também ser utilizada pelos dispositivos inteligentes do utilizador (*e.g.*, PDA) para fornecer experiências mais gratificantes, bem como ser utilizada para segurança e salvamento. As possibilidades são ínfimas.

Os sistemas existentes de localização largamente difundidos são os sistemas de localização para ambientes abertos (*e.g.*, na rua), os quais são designados de *outdoor*. Estes são relativamente precisos e de fácil acesso, existindo em qualquer dispositivo móvel recente. Contudo estes sistemas não funcionam em ambientes fechados como casas, hospitais, museus, etc. Estes ambientes são designados de *indoor*.

Para ultrapassar esta limitação, é necessário um sistema que permita estimar a localização em ambientes fechados com precisão. Atualmente já existem alguns sistemas que obtêm a localização nestes ambientes com boa precisão. No entanto, a maioria das soluções necessitam de um ambiente estruturado. Esta pode ser uma solução quando os sinais dos *Global Navigation Satellite Systems* (GNSS) não estão disponíveis, mas unicamente em ambientes fechados, uma vez que em ambientes com densa florestação não existe este tipo de sistemas. Estimar a localização neste tipo de terrenos pode ser muito útil para saber, por exemplo, a localização de bombeiros. E ainda, a implementação de ambientes estruturados pode ser muito cara e torna-se inviável incorporar estas infraestruturas em todos os edifícios do mundo.

Uma vez que estimar a localização sem a utilização de um ambiente estruturado continua a ser um problema de investigação em aberto, este é o objetivo principal do *All Over the Place Localization System* (PLASYS) a ser desenvolvido no GECAD (Grupo de Investigação em Engenharia do Conhecimento e Apoio à Decisão). O projeto aqui descrito insere-se no sistema PLASYS e tem como motivação principal criar um sistema que permita estimar a distância percorrida em qualquer ambiente por uma pessoa. Este projeto surge no âmbito da unidade curricular de Tese/Dissertação, do Mestrado em Engenharia Eletrotécnica e de Computadores do ramo Automação e Sistemas.

## **1.1. OBJETIVOS**

O objetivo principal deste projeto é o desenvolvimento de um sistema capaz de estimar a distância percorrida por uma pessoa em tempo real. Pretende-se que o sistema, baseado num Sistema de Navegação Inercial (*Inertial Navigation System* - INS), estime a distância percorrida independentemente do ambiente. Este sistema será constituído por diversos sensores colocados em diferentes zonas do corpo humano e recorrerá a técnicas de filtragem e fusão de dados para melhorar os erros normalmente associados aos INS. Dada a complexidade inerente a este objetivo, sentiu-se a necessidade de o subdividir em múltiplas tarefas de realização mais simples, tais como:

- Estudo e análise da marcha humana;
- Estudo dos sensores e algoritmos utilizados nos INS;
- Estudo de novas fontes de dados para melhorar os erros associados aos INS;
- Projeto e implementação de um módulo de *hardware* com vários tipos de sensores (acelerómetro, giroscópio, etc.);
- Propor, implementar e testar algoritmos para tratamento dos dados provenientes dos sensores e fusão sensorial;
- Testes e validação da solução de navegação baseada num INS.

## **1.2. CALENDARIZAÇÃO**

De forma a realizar este trabalho foi necessário efetuar várias tarefas tais como: estudo dos sistemas existentes; estudo da fusão de dados; estudo das técnicas e sensores normalmente utilizados; escolher entre os sensores normalmente utilizados os mais adequados e selecionar novos sensores; projetar o sistema; desenvolver o algoritmo para estimar a distância percorrida e estudar o efeito de várias técnicas nesse algoritmo; entre outras que

permitiram o desenvolvimento do projeto. A sua prossecução conduziu à calendarização apresentada na Tabela 1.

**Tabela 1 - Calendarização do projeto**

ID	Nome da tarefa	Duração	2013											
			Fev	Mar	Abr	Mai	Jun	Jul	Ago	Set	Out			
1	Estudar sistemas existentes	3,8s	■											
2	Estudar fusão de dados	18,2s		■	■	■	■	■	■	■				
3	Estudar sensores e algoritmos mais utilizados em aplicações semelhantes	1,4s		■										
4	Escolher e obter dados dos sensores	3,2s		■										
5	Escolha e estudo da rede de comunicação	4,4s		■	■									
6	Projetar o sistema	4,4s				■	■							
7	Fazer e testar a placa do pé	1,8s					■							
8	Realizar testes e estudar os dados	6s					■	■	■					
9	Criar algoritmos e estudar o efeito de várias abordagens	8s						■	■	■				
10	Estudar o efeito da inclusão de novos sensores nos algoritmos desenvolvidos	6,6s									■	■		
11	Relatório	37,4s	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■

### 1.3. ORGANIZAÇÃO DO RELATÓRIO

Este relatório é constituído por 8 capítulos. No Capítulo 1, é realizada uma contextualização onde o problema se insere e os assuntos envolvidos, e são expostos os objetivos a atingir e a planificação. No Capítulo 2, é apresentado o estudo efetuado sobre a marcha humana onde é explanado o ciclo da marcha, a diferença entre passada e passo, o comportamento da aceleração do pé e a força sentida na planta do pé durante a marcha. No Capítulo 3, é apresentado o estudo dos sistemas existentes, dividindo-se em sistemas de localização para ambientes fechados ou abertos. Neste capítulo são também apresentados alguns sistemas comerciais. O Capítulo 4 é dedicado aos sensores e técnicas utilizadas para navegação com especial atenção à navegação inercial. No Capítulo 5 é apresentada a teoria do filtro de Kalman para fusão de dados em que é exposto um exemplo teórico. São também apresentados neste capítulo modelos para estimar a distância percorrida por este filtro. No Capítulo 6 é descrito o sistema desenvolvido e o enquadramento no sistema PLASYS. Na descrição é apresentada a arquitetura, o *hardware* e o *software* do sistema. O Capítulo 7 é dedicado à estimativa da distância percorrida por uma pessoa. Aqui são

apresentadas as várias abordagens desenvolvidas, as técnicas e as fases para estimativa da distância. Este capítulo termina com uma análise dos dados recolhidos. Por fim, no Capítulo 8, são reunidas as principais conclusões, resultantes do desenvolvimento deste projeto, e perspectivados futuros desenvolvimentos.

## 2. MARCHA HUMANA

A marcha é um padrão de movimentos que se repete indefinidamente a cada passo possibilitando a locomoção de um local para outro. [1] O sistema desenvolvido e descrito neste relatório tem como objetivo estimar a distância percorrida por um humano, recorrendo à aquisição de sinais obtidos durante a locomoção humana. Desta forma torna-se fundamental o estudo da marcha humana.

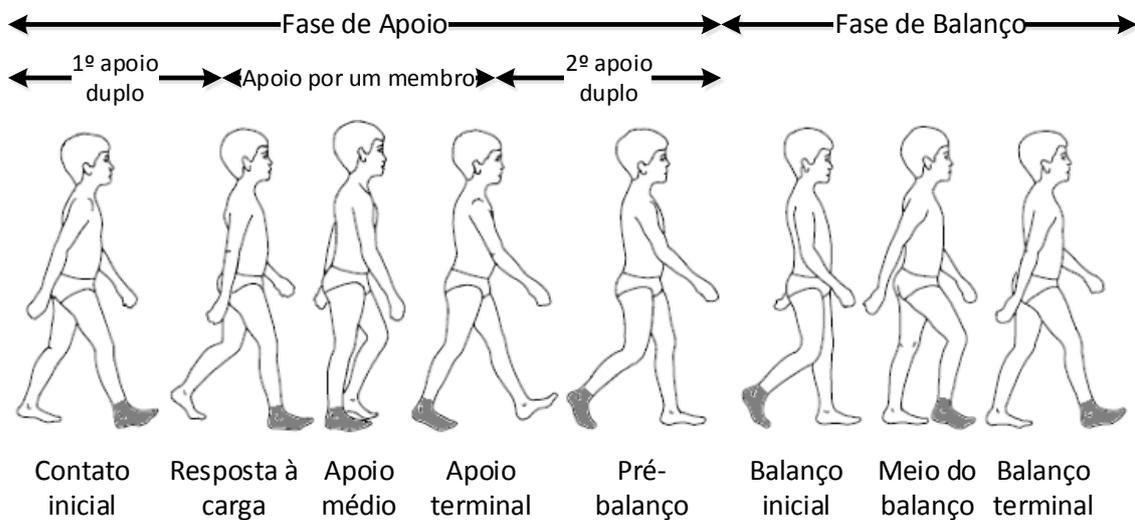
Uma vez que o INS procura estimar o comprimento do passo, nesta secção, é realizada uma explicação teórica de como o movimento humano pode ser analisado.

### 2.1. CICLO DE MARCHA

O objetivo da marcha humana é a translação do corpo através de bipedismo. Esta translação ocorre através de um conjunto de eventos que se repete após cada novo contacto do calcanhar com o solo (contacto inicial). [1] Estes eventos permitem ciclicamente transferir o apoio do corpo de um membro para outro. Assim, à medida que o corpo se move, um membro serve como fonte móvel de apoio, enquanto o outro progride no avanço até entrar em contacto com o solo, de seguida, os membros invertem os papéis. Para proceder à transferência de peso de um membro para o outro, ambos os pés mantêm-se em contacto com o solo. [2] Esta sequência de eventos é designada de ciclo de marcha. A Figura 1 ilustra um ciclo de marcha. O ciclo da marcha humana divide-se em duas fases

designadas de Apoio (*stance phase*) e Balanço (*swing phase*). Durante a fase de Apoio, o pé está em contacto com o solo, enquanto que na fase de Balanço o pé não está em contacto com o solo e a perna está em movimento até o pé entrar de novo em contacto com o solo. Num ciclo de passo normal a fase de Apoio representa 60% do tempo e a fase de Balanço representa 40% do tempo.

A fase de Apoio divide-se em três fases: primeiro apoio duplo, em que os dois pés estão em contacto com o solo; apoio por um membro, em que um pé (no caso da Figura 1 é o pé direito) está em contacto com o solo e o pé oposto está em movimento; segundo apoio duplo, em que os dois pés voltam a estar em contacto com o solo. É de notar que apesar da nomenclatura da Figura 1 ser referente ao lado direito do corpo, a mesma terminologia aplica-se ao lado esquerdo. Assim, o primeiro apoio duplo para o lado direito é o segundo apoio duplo para o lado esquerdo e vice-versa. Quando ocorre apoio duplo o peso corporal é transferido de um membro para o outro. Os dois momentos de apoio duplo durante um ciclo de marcha coincidem com o momento em que um membro está a iniciar e outro está a terminar a fase de Apoio. É de notar que quanto menor for a percentagem de tempo gasto na fase de apoio duplo maior irá ser a velocidade. [2][3][4][5]



**Figura 1 - Representação do ciclo da marcha do pé direito (adaptado de [5])**

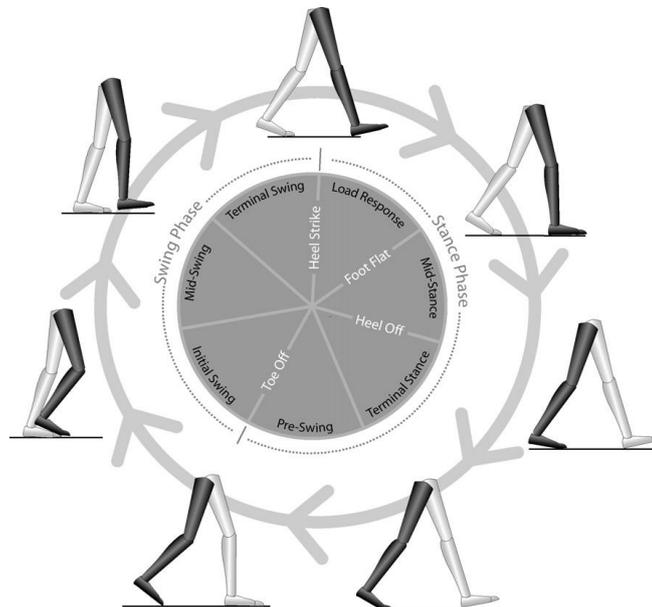
A Figura 2 ilustra as fases durante um ciclo de marcha normal que começa e termina, por definição, com o contacto inicial também designado de contacto do calcanhar (*Heel Strike*). [6] O contacto inicial representa também o início da fase de Apoio (*Stance Phase*). É de notar que o ciclo de marcha do pé direito, apresentado na Figura 2, está desfasado do tempo de apoio por um membro do ciclo de marcha do pé esquerdo.

A fase da resposta à carga (*Loading Response Phase*) representa o intervalo em que o peso do corpo é transferido para o membro que irá servir de apoio. Neste intervalo o pé fica completamente em contacto com o solo (*Foot Flat*).

A fase de apoio médio (*Mid-Stance*) começa quando o pé, que anteriormente estava a servir de apoio, deixa de estar em contacto com o solo e se move em conjunto com o corpo. O apoio está a ser realizado por um único membro.

Apoio terminal (*Terminal Stance*) começa quando o calcanhar se eleva (*Heel off*) e acaba quando o pé oposto entra em contacto com o solo. Durante esta fase o peso do corpo está a mover-se para a frente do pé em análise (pé direito).

O pré-balanço (*Pre-Swing*) é a fase terminal do apoio duplo e começa quando o pé oposto (neste caso o esquerdo) entra em contacto com o solo e acaba quando o pé em análise (neste caso o direito) deixa de estar em contacto com o solo. Designa-se por *Toe off* o instante em que o pé deixa de estar em contacto com o solo. Durante o pré-balanço o peso é totalmente transferido para o pé que agora ficará a servir de apoio. [7]



**Figura 2 - Fases do ciclo da marcha do pé direito [6]**

O balanço inicial (*Initial Swing*) começa quando o pé deixa de estar em contacto com o solo e continua até ocorrer a máxima flexão do joelho, ou seja é o início do movimento de elevação da perna.

O meio do balanço (*Mid-Swing*) começa após a máxima flexão do joelho e acaba quando a tíbia fica vertical. Esta fase é o fim do movimento de elevação da perna.

No balanço terminal (*Terminal Swing*) refere-se à preparação para o contacto com o calcanhar. [2][7]

## 2.2. PASSO E PASSADA

A passada é definida pelo intervalo desde que um evento ocorre num membro até que este mesmo evento se repita pelo mesmo membro. Normalmente, um evento como o contacto inicial do pé no solo (*Heel Strike*) define o início da passada. Por exemplo, uma passada poderia ser definida a partir do contacto do calcanhar (*Heel Strike*) do membro direito até ao subsequente contacto desse calcanhar. A passada pode ser subdividida em etapas, uma vez que o passo é uma parcela da passada. O passo é definido pelo intervalo desde que um evento ocorre num membro até que este mesmo evento se repita pelo membro oposto. Por exemplo, um passo pode ser definido a partir do contacto do calcanhar (*Heel Strike*) do membro direito até o contacto do calcanhar pelo membro esquerdo. Assim, dois passos equivalem a uma passada, que corresponde a um ciclo da marcha. Estes parâmetros são graficamente apresentados na Figura 3. [3][8]

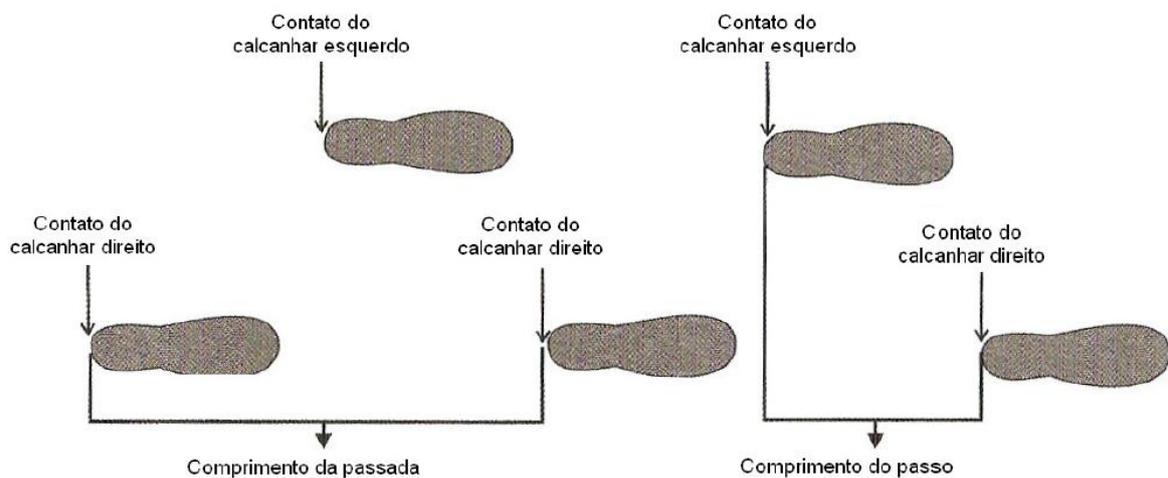


Figura 3 - Parâmetros da passada [8]

É importante notar que o passo é utilizado para definir a cadência, uma vez que esta é o número de passos dados por unidade de tempo. Desta forma, um comprimento de passo mais curto resulta num aumento de cadência em qualquer velocidade. Quando uma pessoa

aumenta a cadência, a duração do período de apoio duplo diminui. Se o apoio duplo desaparecer a pessoa está a correr.

O aumento da cadência pode levar a um aumento da velocidade, pois alguns indivíduos aumentam a cadência e diminuem o comprimento do passo para aumentar a velocidade. No entanto, outros indivíduos diminuem a cadência e aumentam o comprimento do passo. [4]

### 2.3. ACELERAÇÃO DO PÉ

A aceleração do pé representa as variações de velocidade do pé em relação ao tempo. Este parâmetro é de extrema importância porque a aceleração do pé segue um determinado comportamento ao longo da marcha humana que permite identificar as fases do ciclo da marcha. É claro que o sinal de aceleração varia de pessoa para pessoa, por exemplo um idoso a caminhar não é certamente igual a um adolescente a correr. [3] Na Figura 4 é possível visualizar a aceleração do pé direito durante o ciclo de marcha. [9] Através da análise da figura é possível identificar a fase de Apoio (4, 5, 6, 7 e 1), a fase de Balanço (2 e 3) e os picos de aceleração que são detetados no ciclo de marcha (representados por triângulos vermelhos).

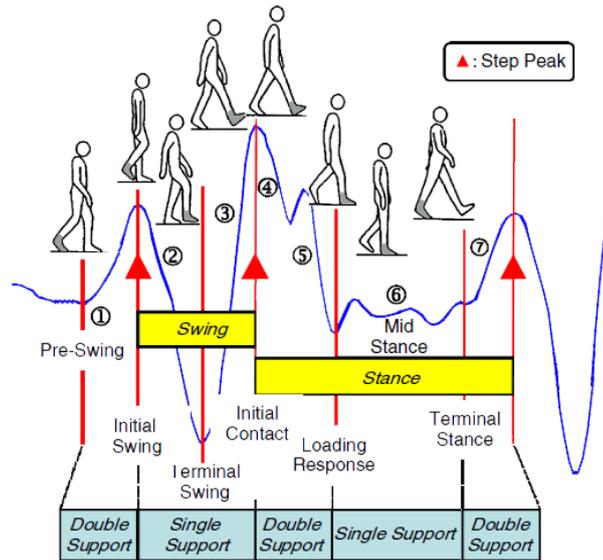
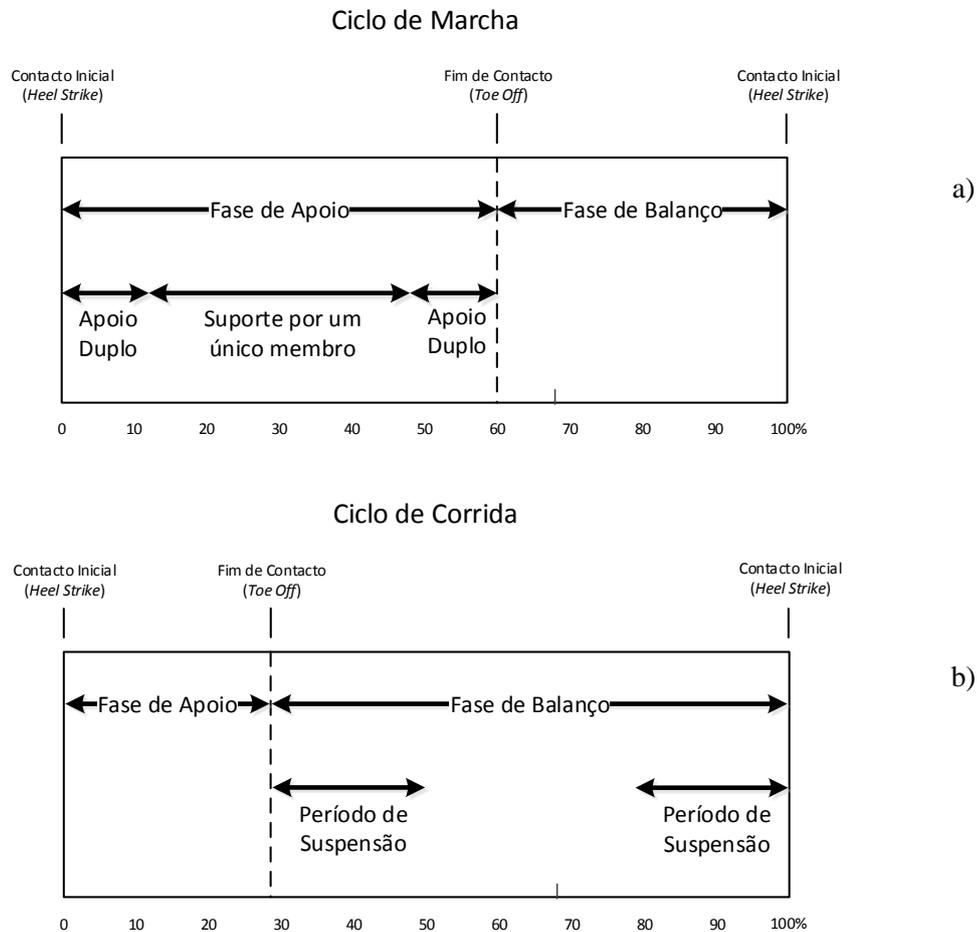


Figura 4 - Relação entre os parâmetros do ciclo de marcha e a aceleração do pé direito [9]

É de notar que as fases da corrida são similares à da marcha, mas é necessário examinar algumas diferenças. Para correr é necessário maior equilíbrio porque a corrida é caracterizada não só por uma considerável redução de apoio mas também pela ausência de duplo apoio e por períodos em suspensão em que ambos os pés não estão em contacto com

uma superfície de apoio. [4] Na Figura 5 é possível comparar o ciclo de marcha com o de corrida.



**Figura 5 - Comparação entre o ciclo de marcha em a) com o ciclo de corrida em b) [4]**

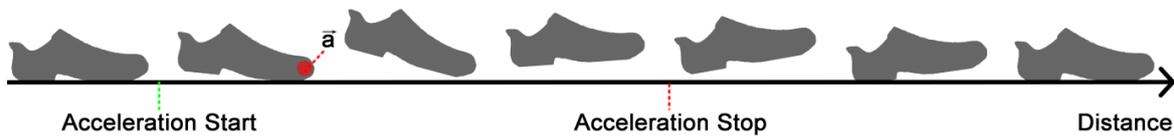
O estudo da aceleração é importante não só pelo seu padrão mas também porque a partir da aceleração pode-se calcular a velocidade e consecutivamente o deslocamento. Pois a velocidade corresponde ao integral da aceleração em relação ao tempo, como apresentado na equação (1).

$$\text{velocidade} = \int_{t_1}^{t_2} \text{aceleração}(t) dt \quad (1)$$

Da mesma forma o deslocamento resulta do integral da velocidade anteriormente obtida da aceleração, como apresentado na equação (2).

$$\text{deslocamento} = \int_{t_1}^{t_2} \text{velocidade}(t) dt \quad (2)$$

Anacleto em [3] discute a estimativa da distância percorrida pelo corpo através da aceleração do pé em função do tempo. Esta estimativa é calculada com base na aceleração quando o pé não está em contacto com o solo (Figura 6). Quando a planta do pé está completamente em contacto com o solo, deve ser considerado que não há acelerações, porque o pé em questão não está em movimento.



**Figura 6 - Comprimento do passo baseado na aceleração [3]**

### 2.3.1. DISTÂNCIA PERCORRIDA

Como alternativa à técnica de obtenção do deslocamento pela dupla integração, foram propostos sistemas para estimar o deslocamento através do número de passos. [10] A distância é estimada como apresentado na equação (3).

$$\text{Distância percorrida} = \text{número de passos} \times \text{distância de passos} \quad (3)$$

Para estimar a distância pela equação (3) é necessário estimar o número de passos. Os sistemas [2] e [11] estimam o número de passos baseados no padrão que a aceleração segue ao longo da marcha humana. Estes sistemas estimam o número de passos através do número de picos de aceleração que são detetados no ciclo de marcha. [11]

A distância por passo depende da velocidade do utilizador, bem como a sua altura, por exemplo, o passo pode ser mais longo se o utilizador for alto e estiver a correr.

A Tabela 2 foi realizada tomando como referência os dados experimentais de Zhao [10]. O comprimento do passo é apresentado em função do número de passos realizados de dois em dois segundos e em função da altura do utilizador. [10]

O que a tabela indica, na primeira linha, é que quando em dois segundos ocorre um único passo, esse passo tem o comprimento da altura do utilizador a dividir por 5. E quando ocorrerem dois passos em dois segundos o comprimento do passo é a altura do utilizador a dividir por 4 e assim sucessivamente.

**Tabela 2 - Comprimento em função do número de passos e da altura [10]**

<b>Número de passos por 2 segundos</b>	<b>Comprimento de passo</b>
<b>1</b>	Altura / 5
<b>2</b>	Altura / 4
<b>3</b>	Altura / 3
<b>4</b>	Altura / 2
<b>5</b>	Altura / 1,2
<b>6 ou 7</b>	Altura
<b>&gt;= 8</b>	Altura × 1,2

É possível estimar a velocidade através do número de passos e do comprimento do passo, sendo a velocidade igual à distância percorrida sobre o tempo que a demorou a percorrer, como representa a equação (4). [10]

$$\text{Velocidade} \left( \frac{\text{m}}{\text{s}} \right) = \text{passos em 2 segundos} \times \frac{\text{comprimento de passo}}{2 \text{ segundos}} \quad (4)$$

#### **2.4. FORÇA APLICADA NA PLANTA DO PÉ**

Para distinguir com mais precisão as fases do ciclo de marcha é proposto por Anacleto em [3] que deve ser efetuada uma análise à força que é aplicada na planta do pé. O autor defende que se se conhecer a força que está a ser aplicada à planta do pé pode-se melhorar significativamente a precisão geral de um sistema para estimar a distância percorrida. A Figura 7 ilustra a sequência da força (a força é representada a vermelho) na planta do pé, durante uma marcha normal, e pode ser visto que a região central do pé tem uma participação quase nula no passo. A fase inicial (A), que representa o primeiro contacto do pé no solo, e a fase final (D e E), que representa o último contacto com o solo, são as fases que representam a força mais significativa na superfície plantar especialmente no calcanhar e na área da frente do pé. A força é muito mais significativa do que na fase de Apoio (B e C). [3] A Figura 7 é diretamente relacionada com as várias fases que ocorrem durante o apoio, em que:

1. a fase (A) representa o contacto inicial do pé no solo;
2. a fase (B) representa o instante em que ocorre a resposta à carga;
3. a fase (C) representa o apoio médio em que o apoio está unicamente a ser efetuado por este pé;
4. a fase (D) representa o apoio terminal;
5. a fase (E) representa o pré-balanço.

Após estas fases o pé deixa de estar em contacto com o solo sendo que entrou na fase de Balanço.

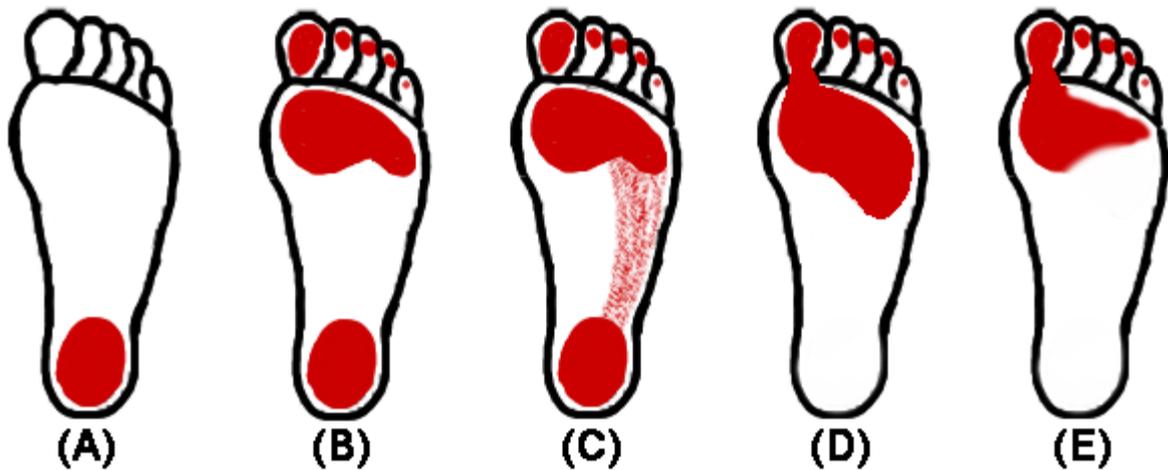


Figura 7 - Força aplicada na planta do pé [3]



# 3. ESTADO DE ARTE — SISTEMAS DE LOCALIZAÇÃO

Os sistemas de localização/navegação para objetos/indivíduos são bastante úteis no dia-a-dia, pois permitem dar a conhecer o seu contexto e assim disponibilizar meios para o ajudar ou então para facilitar a tomada de decisões. Os sistemas de localização existentes para ambientes abertos (em locais em que não existem obstáculos entre o sinal dos satélites e o recetor), são relativamente precisos e de fácil acesso, existindo em qualquer dispositivo móvel recente. Contudo em locais mais densos (florestas, ambientes densamente edificadas) ou ambientes fechados (dentro de casas, hospitais, museus, etc.) esta forma de localização não é funcional. Neste capítulo são descritos sistemas para ambientes fechados, bem como as técnicas utilizadas por estes sistemas.

## 3.1. SISTEMAS DE LOCALIZAÇÃO PARA AMBIENTES FECHADOS

Os sistemas para ambientes abertos são essencialmente baseados nos *Global Navigation Satellite Systems* (GNSS), que inclui por exemplo, o *Global Positioning System* (GPS) e o Galileo. Estes sistemas não fornecem a localização quando o ambiente tem obstáculos

entre o recetor e os satélites. A capacidade de localizar um indivíduo em ambientes fechados ou densos é uma necessidade crescente para várias finalidades (turismo, segurança, militar, etc.), no entanto, ainda não existe uma solução fiável para resolver este problema. Existem já várias soluções/propostas que se focam em ambientes fechados. Os sistemas de localização para ambientes fechados dividem-se em dois grandes grupos: os que dependem de um ambiente estruturado e os que não dependem de um ambiente estruturado. [3] Os sistemas de ambiente estruturados têm um conjunto de sinalizadores espalhados no ambiente com uma posição conhecida que permitem determinar a localização do sistema móvel. Os sistemas que não dependem de ambiente estruturado permitem estimar a localização sem a necessidade de uma rede de sinalizadores.

### **3.1.1. AMBIENTES ESTRUTURADOS**

Os sistemas utilizados em ambientes estruturados necessitam de nós dispostos no ambiente de análise com uma localização conhecida, desta forma estes nós permitem obter a localização de um nó móvel. Neste tipo de sistemas existem várias soluções que utilizam técnicas de localização e tecnologias diferentes, tendo por isso níveis de desempenho diferentes. [3][12]

As técnicas podem basear-se na medida de potência de sinal e transformar numa distância, ou pela identificação do dispositivo móvel na passagem deste por determinados nós fixos, etc.

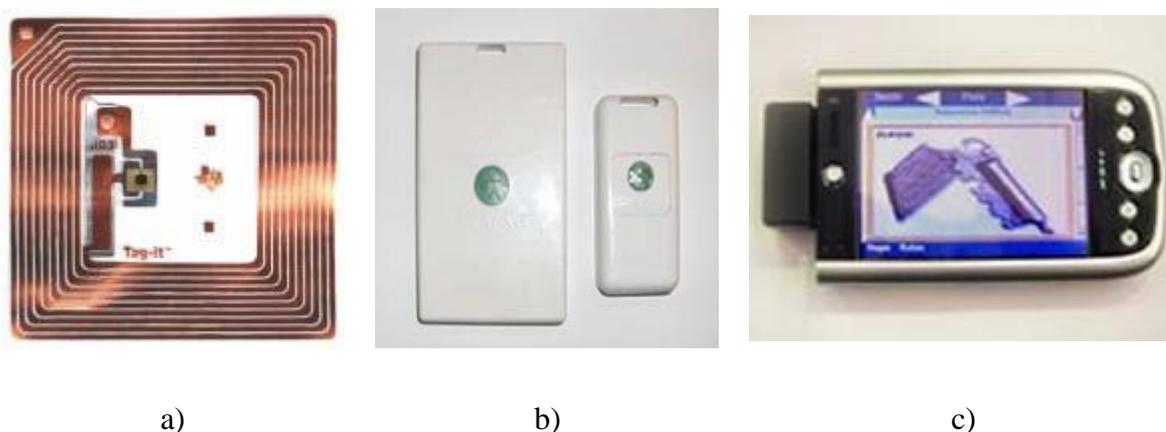
As tecnologias podem ser, entre outras, IEEE 802.11, Bluetooth, ZigBee, RFID e Infravermelho.

Um sistema baseado numa rede Bluetooth que utiliza a técnica de medição de distância através da potência do sinal de uma determinada estação é o apresentado em [13]. O sistema obtém a localização fazendo o *inquiry* da estação de Bluetooth mais próxima. Os autores reportaram um erro de localização na ordem dos 1,88 metros.

Um sistema de *Radio Frequency Identification* (RFID) é composto por vários dispositivos de leitura que obtêm a identificação (ID) das *tags*. A Figura 8 representa dois tipos de *tags* RFID em a) e b) e um PDA que tem um leitor de RFID em c). Os dois tipos de *tags* RFID são designados de passivas e ativas. As passivas representadas na Figura 8 a) não têm fonte de alimentação porque a corrente elétrica induzida pelo leitor é suficiente para transmitir o

sinal. As ativas representadas em b) na Figura 8 têm fonte de alimentação para fazer o *broadcast* do sinal. Esta diferença permite distâncias distintas para o seu funcionamento. Utilizando as ativas é possível detetar as *tags* de RFID a centenas de metros. [14]

Um sistema baseado em RFID para estimar a localização num museu é apresentado em [14]. Neste trabalho é proposto a possibilidade de identificar mostradores através de *tags* ativas (através da potência do sinal permite identificar espacialmente) e código de barras ou *tags* passivas para identificar uma peça dentro de um mostruário (identificação por reconhecimento das etiquetas).



**Figura 8 - Exemplos de *tags* de RFID passivas a), ativas b) e um PDA com leitor RFID [14]**

Estas e outras soluções têm uma boa precisão, porém dependem de redes pré-instaladas (ambiente estruturado). Esta característica torna estes sistemas dependentes do ambiente para que foram projetados e ainda pouco práticos e dispendiosos. Para além destas desvantagens estes sistemas não permitem ser utilizados em ambientes abertos densos. [3]

### **3.1.2. AMBIENTES NÃO ESTRUTURADOS**

Os sistemas de localização para ambientes fechados que não precisam de ambiente estruturado para obter a localização dividem-se, segundo Anacleto [3], em dois tipos: sistemas que se baseiam na Análise de Cenários e Sistemas de Navegação Inercial (*Inertial Navigation Systems - INS*).

A análise de cenários tem vindo a ser utilizada em muitas aplicações, como reconhecimento de imagem e fala. É um método que utiliza as características de um cenário para corresponder a padrões. Normalmente as imagens observadas são comparadas com características de padrões pré-guardados para determinar a correspondência.

Os INS consistem em pelo menos uma unidade de processamento e uma plataforma ou módulo com os sensores inerciais e não necessitam de um estudo *a priori* da área de navegação. Estes são apresentados em mais detalhe na secção 4.2.

Os sistemas apresentados em [3], são sistemas em que o utilizador transporta consigo uma câmara para obter a localização através da análise de cenários. O processo de localização na maioria dos casos envolve duas fases, a fase *off-line* em que as imagens são capturadas em localizações predefinidas e posteriormente cada imagem é processada para extrair os padrões que são guardados numa base de dados com a localização e orientação. Na fase *on-line*, a câmara captura uma imagem e os seus padrões são extraídos, sendo comparados com as entradas na base de dados. Quando a melhor correspondência é encontrada, a entrada da base de dados é utilizada para estimar a localização e orientação. [3]

Através da retilinearidade de ambientes fechados feitos pelo homem, em [15] é proposto um sistema de localização baseado num sistema monocular móvel de visão que tenta encontrar padrões em forma de linhas reta. O erro máximo de localização reportado durante as experiências foi de 20 centímetros e o máximo erro de ângulo estimado reportado foi de 2,5 graus. [3][16]

Em [12] o autor apresenta um sistema de navegação para um robô humanóide, que pode ser estendido ao caso de marcha humana. Na fase *off-line* as imagens foram capturadas enquanto era seguido um caminho entre dois pontos. A fase *on-line* envolve a navegação do robô autonomamente entre dois pontos arbitrários enquanto este efetua a captura de imagens. Para conseguir a localização, um algoritmo correlaciona as imagens capturadas com as imagens da base de dados. O máximo desvio de localização reportado durante a experiência num caminho de 17 metros de comprimento foi de 0,9 metros. O que representa um desvio de 5,3% de distância percorrida. [3][16]

Um problema comum deste tipo de localizações é o ruído presente no ambiente devido aos elementos dinâmicos que podem aparecer, como num *shopping* que muitas vezes está densamente populado. Outro problema importante é o tempo que o estado *off-line* pode levar para reunir as imagens, a elevada capacidade computacional, bem como o imenso espaço necessário para guardar a informação. Por fim, deve-se enfatizar que, podem existir problemas de privacidade, uma vez que o sistema de localização captura imagens que

podem revelar informação sobre pessoas que estão a usufruir do sistema ou, pessoas nas proximidades de quem está a usufruir do sistema. [3]

### **3.2. SISTEMAS DE LOCALIZAÇÃO PARA AMBIENTES FECHADOS E ABERTOS**

O GNSS é largamente utilizado para localização em ambientes abertos, mas não permite obter a localização em ambientes fechados, ambientes densamente edificados ou arborizados ou ainda ambientes cujo terreno tem obstáculos a bloquear o sinal dos satélites dos GNSS. Uma vez que a posição, obtida através dos GNSS, pode estar indisponível em certas alturas, muitos sistemas de navegação utilizam outros sistemas de auxílio à navegação em conjunto com o posicionamento obtido através dos GNSS para melhorar o desempenho do sistema. [17] Estes auxílios advêm essencialmente dos Sistemas de Navegação Inercial (*Inertial Navigation Systems* - INS).

Os INS permitem ainda complementar os GNSS nas taxas de atualização uma vez que os GNSS mais comuns têm taxas de atualização baixas [12] (na ordem das unidades de Hz) o que permite atualizar a posição entre os intervalos de atualização dos GNSS. Os sistemas de localização para ambientes fechados baseados na análise de cenários têm como desvantagem o facto de necessitarem de grande processamento de dados e de ser necessário um espaço massivo para guardar os padrões. Os INS têm como principal desvantagem o erro cumulativo ao longo do tempo. A análise dos erros dos INS e os métodos para os controlar ou corrigir são discutidos na secção 4.2.

A junção de um sistema de localização para ambientes fechados com um sistema de localização para ambientes abertos tem como intuito originar um sistema de posicionamento com melhor precisão e confiabilidade do que apenas um dos sistemas em separado. Estas vantagens podem advir: da maior taxa de atualização do sistema INS em relação ao GNSS; da utilização do GNSS para corrigir o erro do INS; e de obter a localização mesmo quando não for possível obter o sinal dos satélites. [3][12]

Existem várias propostas de sistemas de localização para ambientes fechados e abertos. Muitas destas soluções necessitam de um ambiente estruturado para a localização em ambientes fechados, como por exemplo a solução apresentada em [18]. Esta solução obtém a posição utilizando um conjunto de nós fixos (módulos de ZigBee fixos) para obter a posição de um nó móvel (módulo de ZigBee móvel). Estes sistemas apesar de poderem levar a uma boa precisão e latência têm as desvantagens já referidas na subsecção 3.1.1,

uma vez que necessitam de um ambiente estruturado ficando limitados ao ambiente para o qual foram projetados.

Os sistemas de suporte à localização e navegação em ambientes fechados são importantes em muitas situações do dia-a-dia, tais como: [18][19][20]

- Equipas de emergência: esta é talvez a aplicação mais importante na área. Muitas das equipas de emergência são controladas por um comandante e é muito importante saber a posição de cada subordinado. Com esta informação pode haver um melhor comando da equipa, melhorando a eficácia da equipa direcionando-a para onde esta é necessária. Alguns exemplos de equipas de emergência são: bombeiros, forças militares, polícias e médicos;
- Turismo: os sistemas de recomendação, como o PSiS Mobile apresentado em [21], pode dar uma melhor recomendação e um plano mais eficiente de atividades de turismo se o local fechado for conhecido;
- Pessoas com necessidades de cuidados: em residências e lares há uma necessidade crescente de sistemas de localização para ambientes fechados para acompanhar pessoas com cuidados especiais (*e.g.*, idosos) para aliviar a exigência de monitorização visual constante;
- Crianças: é frequente os pais na correria do dia-a-dia perderem de vista os seus filhos, principalmente em ambientes muito populacionados, como por exemplo, nos *shoppings*, no carnaval, etc. Se a criança utilizar um sistema de localização, os pais podem facilmente encontrá-lo;
- Fábrica/edifício: quando ocorre um acidente numa fábrica/edifício e quando a equipa socorrista/segurança pública chega ao local, um sistema de localização para ambientes fechados pode ser utilizado para monitorizar os trabalhadores/pessoas que estão presas dentro (*e.g.*, presos nas prisões, localizar mineiros presos dentro de uma mina, etc.);
- *Shoppings* e outros edifícios: para ajudar pessoas a encontrar o seu destino de forma mais precisa, como se faz com o GPS em ambientes abertos.

Alguns exemplos de sistemas para ambientes fechados que complementam sistemas para ambientes abertos são apresentados nas subsecções seguintes.

### 3.2.1. SISTEMA INPERLYS

INPERLYS é um sistema que visa apresentar uma solução de localização pedestre, independente do cenário. Trata-se de um sistema que utiliza uma técnica de *Dead Reckoning*<sup>1</sup> (DR) para dar a localização do utilizador. Em ambientes abertos, um recetor GPS fornece a posição do utilizador, obtendo-se assim a posição absoluta do sistema. Quando não é possível utilizar o GPS, recorre-se a um acelerómetro e a uma bússola para se obterem posições relativas à última posição válida do GPS.

A arquitetura do INPERLYS é apresentada na Figura 9. Esta está dividida em 3 áreas: área sensorial de recolha de dados, área de gestão e tratamento de informação e área aplicacional. A área sensorial tem como objetivo principal a recolha da informação que irá efetuar a monitorização do pedestre. Esta área é composta pelo sistema para ambientes abertos (A-GPS) e pelos sistemas de análise de passo e orientação (acelerómetro e bússola digital, respetivamente) que complementam o sistema para ambientes abertos.

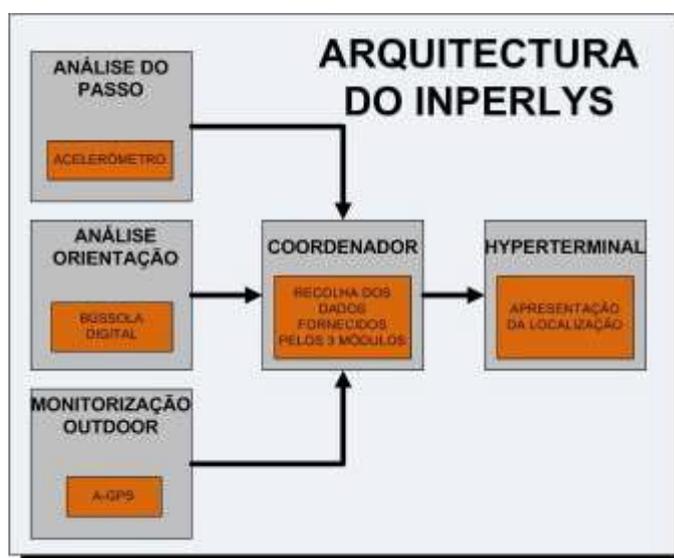


Figura 9 - Arquitetura do sistema INPERLYS [22]

O sistema INPERLYS confirma que um sistema só com um algoritmo Navegação Inercial (*Inertial Navigation* - IN) não fornece uma boa localização devido ao desvio dos sensores (*sensor drift*) e à acumulações destes erros. [22]

<sup>1</sup> O *Dead Reckoning* é uma técnica de navegação que soma deslocamentos sucessivos a uma posição conhecida para estimar a posição atual. Esta e outras técnicas de navegação são descritas na secção 4.2.

### **3.2.2. SISTEMA “INDOOR/OUTDOOR PEDESTRIAN NAVIGATION WITH AN EMBEDDED GPS/RFID/SELF-CONTAINED SENSOR SYSTEM”**

Este sistema é constituído por um conjunto de sensores independentes (acelerómetro, giroscópio e magnetómetro), um GPS e por um sistema de *Radio Frequency Identification* (RFID). O conjunto de sensores é utilizado para estimar o deslocamento através da análise da marcha humana. O GPS é utilizado em ambientes abertos para ajustar erros de DR (o DR ou cálculo de posição é afetado por erros cumulativos). Em ambientes fechados é utilizado o sistema de RFID. O sistema de RFID consiste num conjunto de leitores colocados em locais chave. Uma vez que o sistema de RFID tem uma disponibilidade limitada o DR é utilizado para cobrir o resto do ambiente.

Os resultados experimentais utilizando o método proposto neste projeto revelaram que a integração do GPS/RFID/DR melhora a precisão do posicionamento tanto em ambientes fechados como abertos. [23]

### **3.3. SISTEMAS COMERCIAIS**

Na secção 3.2 foram apresentados sistemas de localização para ambientes fechados e abertos resultantes de trabalhos de investigação, bem como aplicações em que estes sistemas são importantes. Nesta secção são apresentados sistemas comerciais.

Existem sistemas de localização comerciais como o LEA-6R da U-Blox [24] ou o RDR-3300 da RoyalTek [25], que são sistemas de localização para carros que utilizam o GPS e DR em conjunto.

O LEA-6R da U-Blox [24] é um *Dead Reckoning* aplicado a automóveis (*Automotive Dead Reckoning* - ADR) que complementa os dados do GPS com dados fornecidos pelos sensores (giroscópio para direção e tacómetro para a velocidade) e quando o sistema não tem sinal do GPS a localização é extrapolada utilizando informação obtida pelos sensores. O DR deste sistema fornece dados para navegação em locais como túneis, parques fechados, ravinas, etc.

Na Figura 10 está representado o posicionamento de um carro com o LEA-6R, com e sem sinal de GPS.

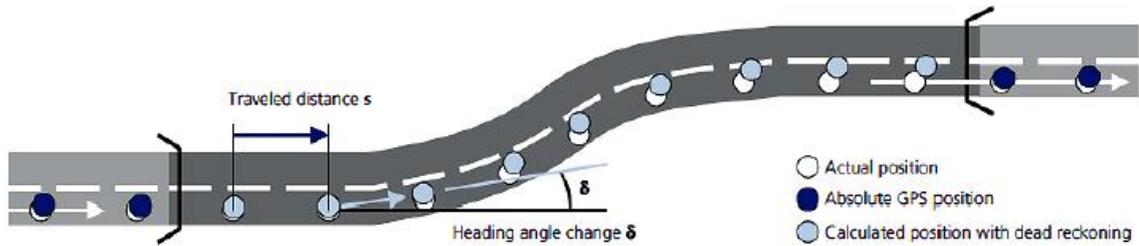


Figura 10 - Navegação com o LEA-6R com e sem sinal de GPS [24]

O RDR-3300 da RoyalTek [25] é um ADR semelhante ao LEA-6R da U-Blox. A lógica do RDR-3300 da RoyalTek está representada na Figura 11. É possível ver como o sistema funciona dependendo da qualidade do sinal do GPS, sendo que quando não existe GPS o DR é que fornece os dados para a navegação. Quando o sinal de GPS é fraco funcionam os dois sistemas sendo os dados fundidos. Quando o sinal de GPS é bom o GPS calibra o DR corrigindo os erros que este acumula.

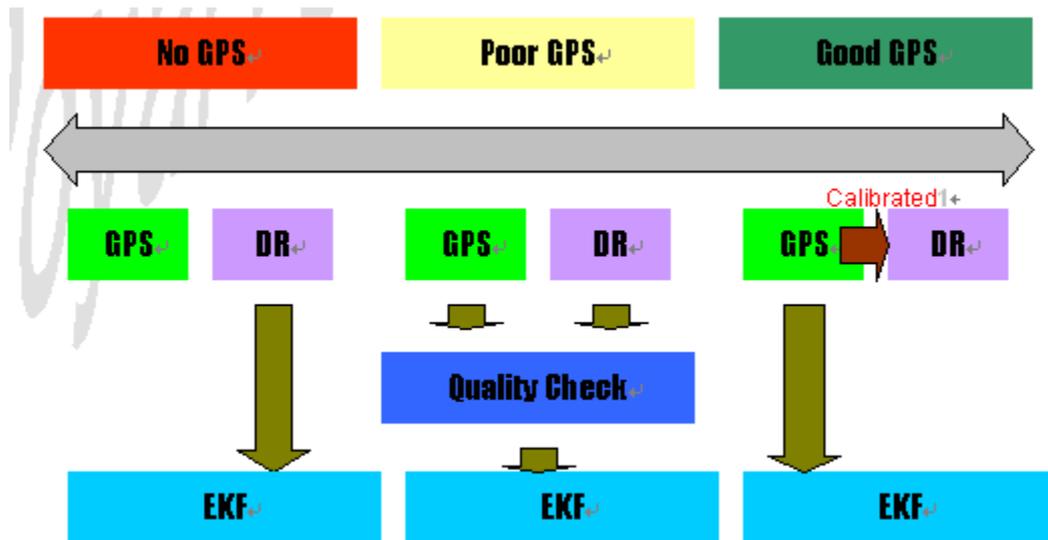


Figura 11 - Lógica dos pesos do GPS e INS(DR) do RDR-3300 [25]

Apesar destes sistemas complementarem os dados do GPS e permitirem a navegação quando há ausência de sinal de GPS estes são *Automotive Dead Reckoning* (ADR). A Honeywell tem o que eles designam de *Dead Reckoning Module* (DRM), que é um *Dead Reckoning* aplicado a pedestres (*Pedestrian Dead Reckoning* -PDR). O PDR da Honeywell é o DRM4000. Este módulo fornece a posição do utilizador (pedestre) relativo a um ponto inicial (ou seja, é um PDR). Os dados do DR são fundidos com os do GPS por um filtro de Kalman interno (o filtro de Kalman é discutido no Capítulo 5). Quando os dados do GPS estão disponíveis os sensores do DR são automaticamente e continuamente calibrados e as

duas fontes de dados são fundidas para obter uma estimativa da posição em tempo real. Quando o GPS está indisponível, é o DR que fornece a localização. O módulo DRM4000 é apresentado na Figura 12.



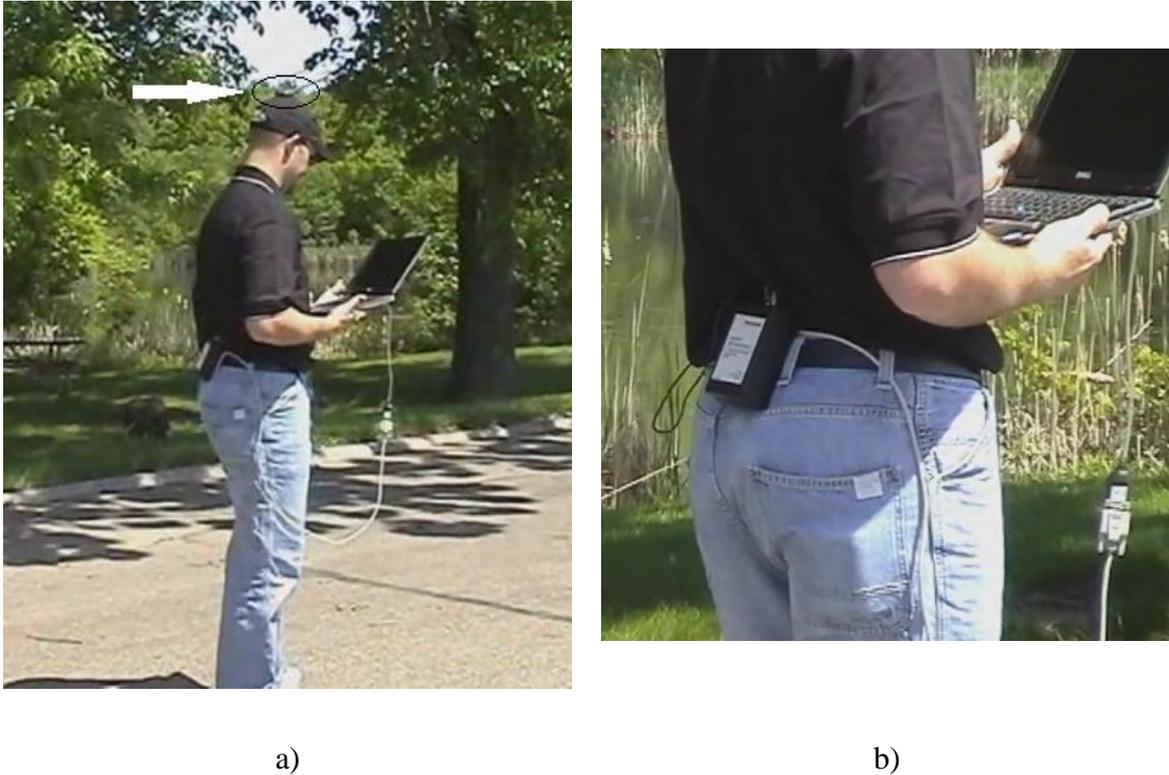
**Figura 12 - Módulo DRM4000 [26]**

O módulo DRM4000 possui um algoritmo de classificação de movimento (SmartPedometry™) que analisa o movimento da caminhada e compensa quando o utilizador está a correr, ou apenas se está a mexer no mesmo local. O sistema fornece a orientação através de um magnetómetro e um giroscópio. O giroscópio é incluído para compensar perturbações transitórias que podem interferir com o funcionamento do magnetómetro. O barómetro fornece a posição vertical para discriminar entre andares de um edifício (1,5 metros de precisão).

O DRM4000 pode ser ligado a vários recetores de GPS. A Honeywell afirma que é um sistema confiável para suplemento ao GPS para pessoas. Na Figura 13 a) está representado o sistema conectado com a antena GPS que está fixada no chapéu do utilizador (a antena GPS está destacada). Com uma boa receção de sinal do GPS, os sensores do DR são automaticamente e continuamente calibrados. Quando não se tem sinal de GPS ou o sinal está degradado, a posição do DR tem maior peso na navegação. A Honeywell afirma também que a unidade é pequena o suficiente para ser facilmente integrada no tronco (como se pode verificar na Figura 13 b)), e não requer quaisquer sensores nas pernas ou pés.

O sistema DRM4000 tem dois modos de funcionamento. Num dos modos o sistema comunica diretamente com um computador (*host*), o que torna um sistema pouco prático.

No outro modo o sistema permite funcionar sem a necessidade de estar ligado a um computador e para tal utiliza um cartão de memória *flash* com capacidade suficiente para guardar dados de cada passo por aproximadamente 32 km. Este último, apesar de não obrigar o utilizador a andar com um computador, não fornece uma localização em tempo real uma vez que só permite analisar os dados *a posteriori*.



**Figura 13 - Módulo DRM4000 (ligado ao GPS e ao *host* em a) e o posicionamento em b)) [26]**

Judd *et al.* discutiram uma gama de testes para o DRM4000 em [27], com especial atenção para ambientes fechados. Os autores afirmam que as características do erro do módulo são independentes do tempo e dependentes primeiramente da distância viajada. De acordo com as experiências efetuadas numa unidade calibrada o erro é de aproximadamente 2% da distância viajada em caminhos do género de passeios e 5% em colinas. Sendo que uma caminhada estável minimiza o erro. Também concluíram que a melhor localização para o módulo é centrado na parte inferior das costas.

Devido a parte mais frágil do DR ser a bússola o DRM4000 utiliza giroscópios para reduzir o erro de Azimute<sup>2</sup> uma vez que a bússola está sujeita às perturbações dos

---

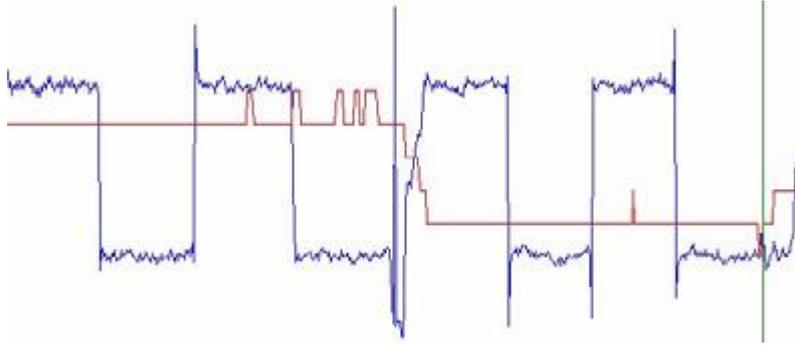
<sup>2</sup> O Azimute é o ângulo, no sentido dos ponteiros do relógio, entre o Norte magnético e a direção que se está a navegar. [30] O Azimute é explicado na subsecção 4.1.1.

elementos no circuito em que está inserido (baterias, conectores e os circuitos da placa), bem como às anomalias magnéticas dos ambientes fechados (distúrbios causados pelos vários elementos magnetizáveis de uma casa) e as perturbações causadas por esta estar num sistema que está em movimento (o erro causado pelo *tilt* do magnetómetro tem de ser tomado em consideração, este erro é descrito na subsecção 4.1.1). Segundo os testes efetuados o desvio padrão do Azimute é reduzido por um fator de 4 quando é utilizado o giroscópio.

Foram efetuados vários testes em ambientes abertos sendo que nestes ambientes não existe anomalias magnéticas como nos ambientes fechados, os resultados obtidos da navegação com a bússola foram considerados pelos autores de excelentes uma vez que o caminho estimado encontrava-se na mesma direção que o real.

Os autores afirmam que as anomalias magnéticas em ambientes fechados de um determinado sítio têm marcas únicas (apresentam uma característica como se fosse uma impressão digital), assim quando o utilizador revisita a mesma localização o comportamento magnético será o mesmo. A Honeywell tem um algoritmo para resolver os problemas de anomalias magnéticas nestas situações. Este algoritmo, após o utilizador escolher um ponto num percurso efetuado, procura todas as posições com um campo magnético que corresponde ao ponto selecionado. Após serem encontrados todos os pontos que correspondem ao mesmo campo magnético é efetuada uma correção para esses pontos se encontrarem na mesma posição. Os resultados apresentados por Judd *et al.* deste algoritmo apresentam uma melhoria significativa, no entanto esta técnica só é possível aplicar se o utilizador visitar o mesmo sítio, não é uma técnica que funcione em tempo real e ainda para ser possível aplicá-la o utilizador tem de selecionar um ponto no percurso efetuado para o algoritmo encontrar pontos iguais.

Para confirmar a possibilidade de utilizar o barómetro para detetar alterações de andar os autores efetuaram um teste em que obtiveram os resultados apresentados na Figura 14, em que a vermelho está representado a altitude e a azul o Azimute. O instante em que se verifica uma descontinuidade da altitude a meio da figura, corresponde ao momento em que mudaram de piso, e ao fim do percurso em que se verifica uma subida é, segundo os autores, uma subida real que é necessário percorrer para chegar ao nível do caminho. [27]



**Figura 14 - Testes com o DRM4000 de altitude e orientação em ambiente fechado [27]**



## 4. ESTADO DE ARTE — TECNOLOGIAS

Neste capítulo serão abordadas as diversas tecnologias utilizadas nos INS. Em primeiro lugar é feita a análise aos sensores mais adequados para navegação por pedestres. Serão também abordadas as técnicas de navegação com foco nas técnicas utilizadas para navegação em ambientes fechados sem recorrer a ambientes estruturados ou referências externas.

### 4.1. *HARDWARE* - SENSORES

Para analisar a marcha humana é necessário recorrer a diferentes tipos de sensores. Os sensores mais frequentes são os inerciais (acelerómetros e giroscópios), no entanto se se pretender um sistema mais preciso e completo pode-se recorrer a sensores de pressão atmosférica, magnetómetro, força, etc.

#### 4.1.1. MAGNETÓMETRO

Um magnetómetro é um sensor que mede a força do campo magnético. Existem várias abordagens diferentes para a implementação da medição do campo magnético. As

abordagens mais comuns baseiam-se no efeito de Hall, magnetorresistência, e *magnetic tunnel junction*. [28]

Os magnetômetros estão constantemente a detetar o campo magnético. Infelizmente, a precisão tende a ser relativamente baixa, isto é devido ao facto do campo magnético da Terra estar longe de ser constante e, portanto, a fiabilidade é um pouco reduzida. Ainda, estes sensores são bastante sensíveis e respondem a todos os outros campos magnéticos presentes sendo afetados por distúrbios magnéticos causados por linhas de energia, computadores, vários objetos e estruturas de metal/ferro, etc.

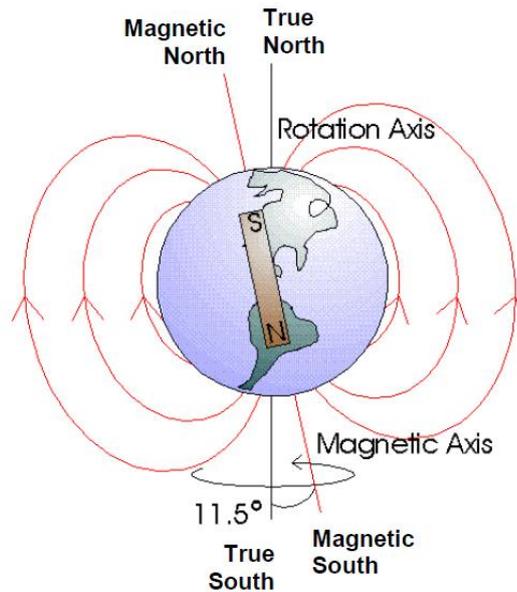
Quando uma bússola magnética é acoplada com um giroscópio, as perturbações magnéticas podem, potencialmente, ser detetadas e corrigidas, mas o ajuste de tal filtro é extremamente difícil. [3][29]

Na Tabela 3 são apresentados alguns magnetômetros e algumas das suas principais características.

**Tabela 3 - Principais características dos magnetômetros**

<b>Características</b>	<b>HMC5883L da Honeywell</b>	<b>HMC6352 da Honeywell</b>	<b>LIS3MDL da STMicroelectronics</b>
<b>Tensão de alimentação</b>	2,16 até 3,6 V	2,7 até 5,2 V	1,9 V até 3,6 V
<b>Interfaces de saída</b>	I <sup>2</sup> C	I <sup>2</sup> C	I <sup>2</sup> C / SPI
<b>Eixos</b>	X, Y e Z	X,Y	X, Y e Z
<b>Gamas de medida</b>	± 8 Gauss	0,1 até 0,75 Gauss	± 4 / 8/ 12/ 16 Gauss.
<b>Frequência de amostragem</b>	0,75 até 75 Hz (em modo contínuo)	1 até 20 Hz (em modo contínuo)	0,625 até 80 Hz
<b>Consumo de corrente</b>	A frequência de 7,5 Hz gasta 100 µA	1 mA em regime permanente quando alimentado com 3 V	270 µA a 20 Hz (sem ser no modo de baixo consumo)
<b>FIFO</b>	não	não	não

O campo magnético da Terra é a quantidade física a ser avaliada por um magnetómetro. Um magnetómetro não mede a direção, mede o campo magnético que pode ser utilizado para estimar a direção. Assim, para se projetar uma bússola será necessário compreender as suas propriedades básicas. A Figura 15 fornece uma ilustração da forma do campo magnético da Terra.



**Figura 15 - Campo magnético da Terra e diferença entre Norte magnético e o geográfico [30]**

A Terra tem um campo magnético que varia com a localização e cobre uma gama de cerca de 25 a 65  $\mu\text{T}$  (aproximadamente 0,25 até 0,65 Gauss). [31] Uma compreensão da forma do campo magnético da Terra pode ser assumida como representado na Figura 15. O campo magnético aponta do polo Sul da Terra para o seu polo Norte. A figura indica que este é oposto à convenção física para os polos de um íman (isto deve-se ao polo Norte de um íman ter sido definido como o que aponta para o Norte no campo magnético da Terra). As linhas do campo magnético são perpendiculares à superfície da Terra nos polos e paralelas no equador. Assim, o campo magnético aponta para baixo no hemisfério Norte e para cima no hemisfério Sul. Um facto importante é que os polos magnéticos não coincidem com os polos geográficos, que são definidos pelo eixo de rotação da Terra. O ângulo entre o eixo magnético e o eixo de rotação varia de lugar para lugar. Como consequência, as linhas do campo magnético não apontam exatamente para o Norte geográfico ou o "verdadeiro" Norte.

A Figura 16 apresenta uma representação 3D do vetor do campo magnético da Terra,  $H_e$ , num ponto na Terra. Esta ilustração permite definir as grandezas que são importantes para uma bússola. Aqui, as coordenadas  $x$  e  $y$  são paralelas à superfície da Terra, enquanto a coordenada  $z$  aponta verticalmente para baixo. [30]

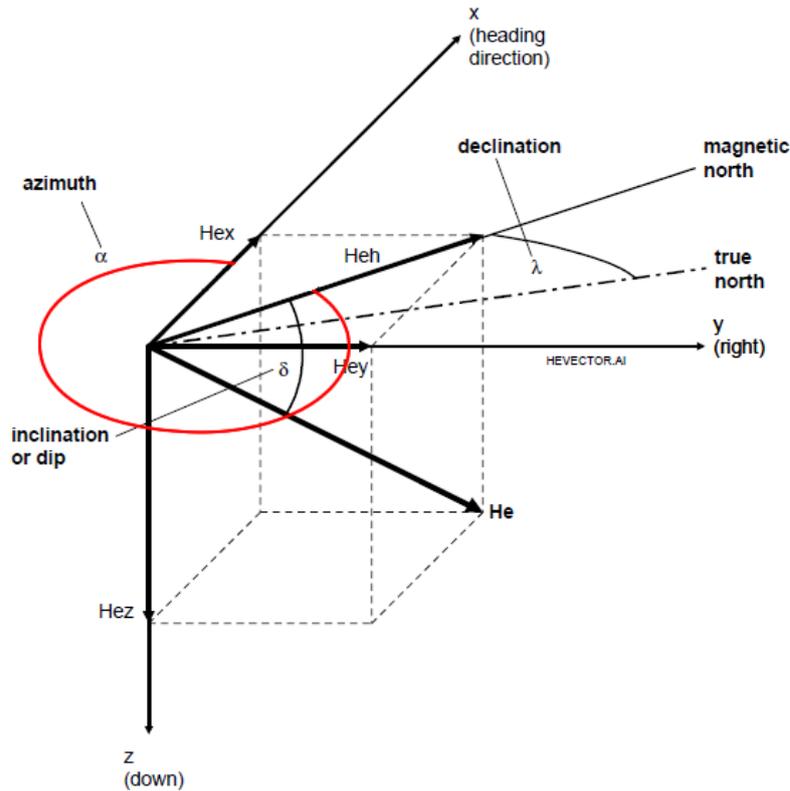


Figura 16 - Vetor do campo magnético da Terra (adaptada de [30])

- Azimute  $\alpha$ :

O Azimute é comumente referido como o ângulo, no sentido dos ponteiros dos relógios, entre o Norte magnético e a direção para qual se está a navegar, designada de *heading direction*. O Azimute é a quantidade medida por uma bússola. O Norte magnético é a direção do Heh, que é a componente do campo magnético da Terra perpendicular à gravidade. Heh é referido como o componente "horizontal" do campo terrestre. [30][32][34]

- Inclinação ou *dip*  $\delta$ :

É o ângulo entre o vetor do campo magnético da Terra (He) e o plano horizontal. Como já salientado, a inclinação varia de acordo com a localização na Terra, sendo zero no equador e aproximadamente  $\pm 90^\circ$  perto dos polos. [30]

- Declinação  $\lambda$

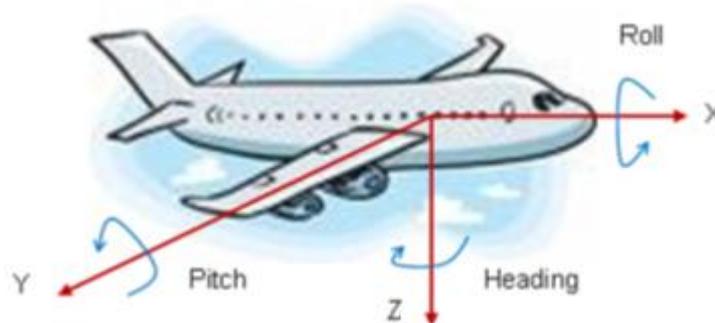
É o ângulo entre o Norte geográfico ou "verdadeiro" em relação ao Norte magnético. Declinação é dependente da posição em que se está na Terra. Declinação pode ser a Este ou a Oeste, e pode atingir valores de cerca de  $\pm 25^\circ$ . Os dados obtidos por uma bússola

tem de ser corrigido pela declinação de forma a encontrar a *heading direction* em relação ao Norte geográfico. [30]

O Azimute (também conhecido como *Heading* ou *Yaw*) pode ser determinado (em graus), se o dispositivo estiver perpendicular à força gravitacional da Terra, a partir de um magnetômetro através do conjunto de soluções apresentadas em (5). [32][33][34]

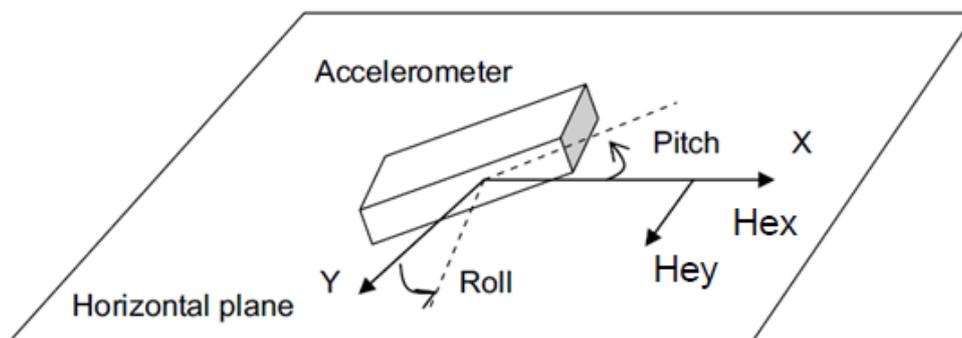
$$\alpha = \begin{cases} 90^\circ - \left(\tan^{-1} \frac{Hex}{Hey}\right) \frac{180^\circ}{\pi} & ; se Hey > 0 \\ 270^\circ - \left(\tan^{-1} \frac{Hex}{Hey}\right) \frac{180^\circ}{\pi} & ; se Hey < 0 \\ 180^\circ & ; se (Hey = 0 e Hex < 0) \\ 0^\circ & ; se (Hey = 0 e Hex > 0) \end{cases} \quad (5)$$

Após obter o Azimute deve-se adicionar ou subtrair o ângulo de declinação apropriado para obter o Azimute referente ao Norte geográfico. [33] No entanto se o magnetômetro estiver inclinado os valores obtidos estarão errados. Para indicar o desnível são utilizados dois ângulos, o *Pitch* e o *Roll*. De acordo com [35] e [36], o *Pitch* e o *Roll* são designados de ângulos de atitude. Contudo, outros [32][34], consideram que os três ângulos definem a atitude. Os três ângulos, apresentados na Figura 17, são os ângulos que definem a orientação relativamente ao plano horizontal (plano perpendicular à força gravitacional da Terra) e o Norte. [30][32][34][37]



**Figura 17 - Representação dos ângulos de *Heading*, *Pitch* e *Roll* [34]**

Quando o dispositivo está nivelado, ou seja, não tem inclinação, os ângulos designados de *Pitch* e *Roll* são de 0 graus. Quando o dispositivo não está nivelado, diz-se que o dispositivo está *tilted*. Nesse caso o *Pitch* e *Roll* não são zero, como apresentado na Figura 18.



**Figura 18 - Dispositivo *tilted* (adaptado de [34])**

Então para se obter o Hex e o Hey é necessário compensar as medidas obtidas pelo magnetômetro, agora designadas XM, YM, e ZM. As compensações são feitas através das equações (6) e (7). [34]

$$\text{Hex} = \text{XM} \cos(\text{Pitch}) + \text{ZM} \sin(\text{Pitch}) \quad (6)$$

$$\text{Hey} = \text{XM} \sin(\text{Roll}) \sin(\text{Pitch}) + \text{YM} \cos(\text{Roll}) - \text{ZM} \sin(\text{Roll}) \cos(\text{Pitch}) \quad (7)$$

Na Tabela 4 é apresentado o HMC6343 da Honeywell. Este dispositivo é um magnetômetro que já faz a compensação do *tilt*, sendo que à saída deste, tem-se os valores do *Heading* e de *tilt*. O HMC6343 é composto por um magnetômetro de três eixos, um acelerômetro de três eixos (para se obter o *Pitch* e *Roll*) e um PIC (*Programmable Interface Controller*) a fazer os cálculos. Portanto à saída do HMC6343 obtém-se o *Heading* mesmo que o dispositivo não esteja nivelado.

**Tabela 4 - Principais características do HMC6343**

Características	HMC6343 da Honeywell
Tensão de alimentação	2,7 a 3,6 V
Interfaces de saída	I <sup>2</sup> C
Eixos	Heading, Pitch e Roll
Gamas de medida	± 2 Gauss
Tilt range	± 80 graus
Frequência de amostragem	1, 5 e 10 Hz
Consumo de corrente	3,5 a 5,5 mA a funcionar a 10 Hz
FIFO	Não

Este dispositivo tem como grande desvantagem o preço, sendo na ordem dos \$88,66 [38], o que é quase 23 vezes mais caro que o HMC5883L [39], também da Honeywell. (Preço varia consoante o distribuidor e *package*). Existem ainda sensores como o LSM303D ou LSM303DLHC da STMicroelectronics que têm um acelerómetro e um magnetómetro no mesmo *chip* para possibilitar mais facilmente a implementação da compensação do *tilt*.

#### **4.1.2.       SENSORES INERCIAIS**

Os sensores inerciais são sensores, que sentem a mudança de sentido no estado de movimento de um objeto e convertem a força inercial produzida num sinal mensurável. Existem dois tipos de sensores inerciais: acelerómetros e giroscópios. Os acelerómetros medem acelerações lineares, enquanto os giroscópios medem velocidades angulares. Os sensores inerciais ainda podem ser combinados para formar uma unidade de medição inercial (*Inertial Measurement Unit* - IMU) para permitir a deteção completa de movimento. [28][40]

##### **4.1.2.1.   ACELERÓMETRO**

Um acelerómetro é um sensor que mede a alteração da velocidade num objeto em relação ao tempo. Este pode ser utilizado para medir a direção e a aceleração de um objeto bem como para detetar a orientação, vibrações e choques.

Concetualmente um acelerómetro comporta-se como uma massa amortecida por uma mola. Quando o sistema é afetado por uma aceleração, a massa é deslocada para o ponto em que a mola é capaz de acelerar a massa à mesma taxa que o invólucro. O deslocamento é então medido para determinar a aceleração. Existem vários métodos de transdução diferentes, que podem ser utilizados para converter a deflexão mecânica num sinal elétrico. Os dois métodos de transdução mais frequentemente utilizados são piezoresistivos<sup>3</sup> e capacitivos. [28]

Na Tabela 5 são apresentados alguns acelerómetros e algumas das suas principais características. Os acelerómetros apresentados foram selecionados por serem adequados para realizar o PDR, pois estes têm baixo consumo, permitem ler os três eixos (x, y e z), permitem taxas de frequência de pelo menos 100 Hz (considera-se que esta gama seja suficiente), entre outras características.

---

<sup>3</sup> O efeito piezoresistivo é descrito como a alteração da resistência elétrica quando é aplicada uma pressão mecânica.

Tabela 5 - Principais características dos acelerômetros

Características	ADXL345 da Analog Devices	LIS3DH da STMicroelectronics	LIS3LV02DL da STMicroelectronics
Tensão de alimentação	2,0 V - 3,6 V	1,71 V - 3,6 V	2,16 V - 3,6 V
Interfaces de saída	SPI / I <sup>2</sup> C	SPI / I <sup>2</sup> C	SPI / I <sup>2</sup> C
Eixos	X, Y, Z	X, Y, Z	X, Y, Z
Gamas de medida	± 2 / 4 / 8 / 16 g	± 2 / 4 / 8 / 16 g	±2 / 6 g
Frequência de amostragem	0,1 Hz – 3200 Hz	1 Hz – 5 kHz	40 Hz – 2560 Hz
Consumo de corrente	90 µA a 50 Hz 3200 µA a 140 Hz	11 µA a 50 Hz em normal mode 6 µA a 50 Hz em low- power mode	0,65 mA em operação
FIFO	Sim	Sim	Não

#### 4.1.2.2. GIROSCÓPIO

Um giroscópio é um sensor que mede a velocidade angular da rotação. Este pode ser utilizado para estimar a rotação e orientação de um objeto. O giroscópio fornece uma resposta rápida às mudanças de orientação e não tem problemas de interferência, ao contrário do magnetômetro. No entanto sofre de erros devido ao *offset* dos dados, assim como erros de integração que introduzem *drift* no sinal. [41] Estes erros serão discutidos na subsecção seguinte.

Tabela 6 - Principais características dos giroscópios

Características	L3G4200D da STMicroelectronics	MPU-3050 da InvenSense
Tensão de alimentação	2,4 V - 3,6 V	2,1 V - 3,6 V
Interfaces de saída	SPI / I <sup>2</sup> C	I <sup>2</sup> C
Eixos	<i>Yaw, Pitch, Roll</i>	<i>Yaw, Pitch, Roll</i>
Gamas de medida	± 250 / 500 / 2000 graus/s	± 250 / 500 / 1000 / 2000 graus/s
Sensibilidade	8,75 / 17,5 / 70 mgraus/(s×dígito)	7,63 / 15,27 / 30,49 / 60,98 mgraus/(s×dígito)
Frequência de amostragem	100 / 200 / 400 / 800 Hz	3,9 – 8192 Hz
FIFO	Sim	Sim

Na Tabela 6 são apresentados alguns giroscópios e algumas das suas principais características. Os giroscópios apresentados foram selecionados por serem adequados para

realizar o PDR, pois estes têm baixo consumo, permitem ler os três eixos (*Yaw*, *Pitch*, *Roll*), entre outras características.

#### 4.1.2.3. PRINCIPAIS PROBLEMAS DOS SENSORES INERCIAIS

Um dos principais problemas dos sensores inerciais é o *offset* ou *bias*, ou seja a saída dos sensores inerciais não é zero quando estes se encontram estacionários (quantidade física é zero). Por exemplo: se a média das medições do acelerómetro quando este está pousado numa mesa não é (0, 0, -9,81) m/s<sup>2</sup>, o acelerómetro tem um *offset*; se o giroscópio não mede (0, 0, 0) graus/s quando estacionário, este tem um *offset*.

Mesmo um pequeno *offset* irá ter efeitos nefastos após a integração dos valores dos sensores. Um *offset* constante nos valores do giroscópio, quando integrado, causa um erro angular que cresce com o tempo. No caso do acelerómetro os efeitos são piores porque para obter o deslocamento é necessário recorrer a dupla integração, o que causa um erro em posição que cresce quadraticamente com o tempo. O erro de *offset* nos valores de saída dos sensores inerciais pode ser estimado através de uma média destes quando não se aplica nenhum movimento. No caso do acelerómetro calcular o *offset* é mais complexo devido à componente da gravidade. É portanto necessário conhecer a orientação exata do dispositivo no que diz respeito ao campo gravitacional, a fim de medir o *offset*.

O *drift* representa um desvio do valor real. O *drift* ocorre devido à integração e ocorre mesmo que o *offset* seja zero. Estes podem ser provenientes de erros de escala, de ruídos, das medições do sensor se degradarem ao longo do tempo, etc. Algumas técnicas para corrigir o *drift* são discutidas na secção 4.2. [42][43]

#### 4.1.2.4. UNIDADE DE MEDIÇÃO INERCIAL

Uma unidade de medição inercial (*Inertial Measurement Unit* - IMU) combina acelerómetros e giroscópios para deteção completa do movimento. Este permite a medição da aceleração linear, bem como a velocidade angular. Para conseguir o mapeamento do movimento e da posição com maior precisão, pode-se integrar os sensores inerciais com magnetómetros e sensores de pressão, formando os designados *combo sensors*.

Os IMU tipicamente contêm um acelerómetro de três eixos e um giroscópio de 3 eixos para cobrir todos os seis graus de liberdade. Os acelerómetros medem o movimento linear

ao longo dos eixos x, y e z, enquanto os giroscópios medem a rotação em torno desses eixos. Na Figura 19 está representado um IMU de seis graus de liberdade. [28]

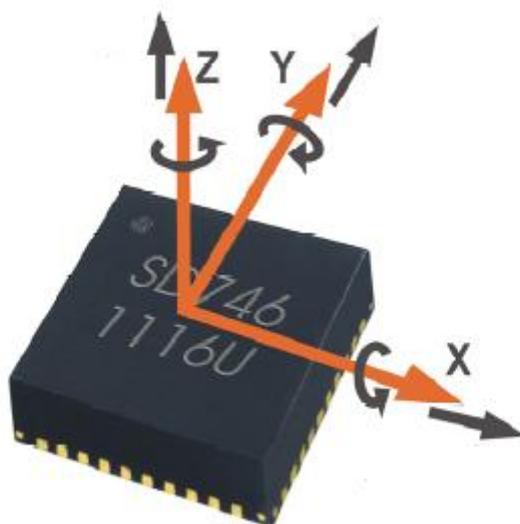


Figura 19 - IMU com 6 graus de liberdade (SD746 da SensorDynamics) [44]

Na Tabela 7 são apresentados alguns IMU sendo indicado algumas das principais características dos sensores inerciais.

Tabela 7 - Principais características dos IMU

Características	LSM330DLC da STMicroelectronics	MPU-6000 da InvenSense
<b>Sensores</b>	Acelerómetro + Giroscópio	Acelerómetro + Giroscópio
<b>Tensão de alimentação</b>	2,4 V – 3,6 V	2,375V-3,46V
<b>Interfaces de saída</b>	SPI / I <sup>2</sup> C	SPI / I <sup>2</sup> C
<b>Eixos</b>	X, Y, Z, <i>Yaw, Pitch, Roll</i>	X, Y, Z, <i>Yaw, Pitch, Roll</i>
<b>Gamas de medida</b>	Acel. (± 2 / 4 / 8 / 16 g) Gir. (± 250 / 500 / 2000 graus/s)	Acel. (± 2 / 4 / 8 / 16 g) Gir. (± 250 / 500 / 1000 / 2000 graus/s)
<b>Frequência de amostragem</b>	95 / 190 / 380 / 760 Hz	Acel. (4 a 1000 Hz) Gir. (4 a 8000 Hz)
<b>FIFO</b>	Sim	Sim

Na Tabela 8 é apresentado um exemplo de um *combo sensor* bem como algumas das suas principais características. Este *combo sensor* contém para além do acelerómetro e do giroscópio de 3 eixos um magnetómetro de 3 eixos.

Tabela 8 - Exemplo de *combo sensor* com as suas principais características

Características	MPU-9150 da InvenSense
<b>Sensores</b>	Acelerómetro + Giroscópio + Magnetómetro
<b>Tensão de alimentação</b>	2,4V até 3,46V
<b>Interfaces de saída</b>	I <sup>2</sup> C
<b>Eixos</b>	X, Y, Z, <i>Yaw, Pitch, Roll</i>
<b>Gamas de medida</b>	Acel. ( $\pm 2 / 4 / 8 / 16$ g) Gir. ( $\pm 250 / 500 / 1000 / 2000$ graus/s) Mag. (de $\pm 12$ Gauss)
<b>Frequência de amostragem</b>	Acel. (de 4 até 1 kHz) Gyro (de 4 até 8 kHz)
<b>FIFO</b>	Sim

Em algumas aplicações são utilizados módulos que combinam um sensor de pressão com o acelerómetro, giroscópio e magnetómetro.

#### 4.1.3. SENSORES DE PRESSÃO

Um sensor de pressão ou barómetro permite medir a altitude a que um corpo ou objeto se encontra. Os sensores de pressão são baseados num diafragma que se deforma consoante é aplicada pressão. A pressão é determinada medindo a quantidade de deflexão do diafragma.

Os mecanismos mais comuns utilizados nos sensores de pressão são os piezoresistivos. Estes são baseados em piezoresistências que se encontram no diafragma. Quando o diafragma deflete, em resposta a uma pressão, a resistência varia. Existem outros tipos de mecanismos como capacitivos, óticos, etc. [28]

Este tipo de sensores tem uma grande gama de aplicações desde medir pressão atmosférica, indicação de altitude, indicação de nível de líquido, pressão de ar, etc.

Na Tabela 9 são apresentados alguns sensores de pressão e algumas das suas principais características. Os sensores de pressão apresentados foram selecionados por serem adequados para obter a pressão atmosférica numa gama considerável. O valor médio da pressão ao nível do mar é de 1013,3 mbar sendo que este valor decresce com a altitude. Ao nível do mar, nota-se uma diminuição de 1 mbar por cada 8,5 m que se eleva. [34]

**Tabela 9 - Principais características dos sensores de pressão**

<b>Características</b>	<b>LPS331AP da STMicroelectronics</b>	<b>MS5611 da MEAS Switzerland</b>	<b>MPL115A1 e MPL115A2 da Frescale Semicondutores</b>	<b>BMP085 da Bosch</b>
<b>Tensão de alimentação</b>	1,71 até 3,6 V	1,8 até 3,6 V	2,375 até 5,5 V	1,8 até 3,6 V
<b>Interfaces de saída</b>	SPI/I <sup>2</sup> C	SPI/I <sup>2</sup> C	MPL115A1 (SPI) MPL115A2 (I <sup>2</sup> C)	I <sup>2</sup> C
<b>Gamas de medida</b>	260 até 1260 mbar	10 até 1200 mbar	500 até 1150 mbar	300 até 1100 mbar
<b>Resolução</b>	0,020 mbar	0,065 / 0,042 / 0,027 / 0,018 / 0,012 mbar	1,5 mbar	0,01 mbar
<b>Frequência de amostragem</b>	1 Hz até 25 Hz	-	-	-
<b>FIFO</b>	Não	Não	Não	Não

#### **4.1.4. SENSORES DE FORÇA**

Um sensor de força converte uma força mecânica num sinal elétrico. A maioria dos sensores de força opera sobre o princípio de que a resistência irá aumentar quando uma força é aplicada. A resistência altera em proporção com a força aplicada. Esta alteração na resistência resulta numa alteração da tensão de saída correspondente.

**Tabela 10- Principais características dos sensores de força**

<b>Características</b>	<b>A201 da Tekscan</b>	<b>FSR 402 de Interlink Electronics</b>	<b>FSR 408 de Interlink Electronics</b>
<b>Estilo</b>	Redondo	Redondo	Faixa
<b>Tamanho</b>	197 mm <sup>4</sup> x 9,53 mm (área sensorial 14 mm)	56,34 mm x 7,62 mm (área sensorial 18,3 mm)	622,3 mm x 15,24 mm
<b>Gamas de Força</b>	0 – 4,4 N 0 – 110 N 0 – 440 N	0,1 – 10 N	0,1 – 10 N

<sup>4</sup> O A201 tem várias opções de comprimento sendo elas 197, 152, 102 e 51 mm. Estes comprimentos ainda têm de ser adicionados de 31,75 mm que é o comprimento dos pinos.

Na Tabela 10 são apresentados alguns sensores de força e algumas das suas principais características. Estes sensores foram selecionados essencialmente por serem maleáveis e confortáveis para poderem ser aplicados num pé, como apresentado na Figura 20.

Os sensores apresentados são todos membranas planas, como o apresentado na Figura 20. Nesta figura um conjunto de sensores do género dos apresentados estão dispostos num pé.



**Figura 20 - Sensores de força aplicados a um pé [45]**

## **4.2. TÉCNICAS DE NAVEGAÇÃO**

Um sistema de navegação é um sistema que permite saber a posição de um objeto ou pessoa. Estes sistemas podem estimar a localização baseado em várias técnicas, como por exemplo, navegação por satélites (GNSS), navegação inercial, *Dead reckoning* (DR), entre outras técnicas.

Através dos sistemas de navegação por satélites obtém-se a posição absoluta, no entanto é dependente de fontes de dados externas e em locais mais densos ou ambientes fechados esta forma de localização não é funcional.

Navegação Inercial (*Inertial Navigation* – IN) é uma técnica de navegação em que as medidas obtidas por sensores inerciais (acelerómetros e giroscópios) são utilizadas para monitorizar a posição e orientação de um objeto. Através do processamento do sinal destes dispositivos, é possível estimar a posição e orientação de um dispositivo sem necessitar de referências externas (GNSS).

*Dead reckoning* (DR) é uma técnica de navegação relativa. A partir de uma posição conhecida, são somados deslocamentos sucessivos para estimar a posição atual. [46] A utilização conjunta destas duas técnicas de navegação (NI e DR), permite estimar os deslocamentos sucessivos para somar à posição anterior. As estimativas de deslocamento podem ser representadas como um deslocamento nas coordenadas cartesianas (isto é, as

coordenadas x, y e z), ou, mais tipicamente, em direção (*Heading*), velocidade ou distância e altitude. Através de atualizações de posição absoluta o crescimento dos erros de posição do DR pode ser contido dentro de limites pré-definidos.

A IN é utilizada numa gama muito variada de aplicações incluindo navegação de aeronaves, mísseis táticos e estratégicos, naves espaciais, submarinos e navios. Avanços recentes na construção de dispositivos *Micro Electro Mechanical Systems* (MEMS) tornaram possível o desenvolvimento de sistemas inerciais pequenos, leves e de baixo consumo. Estes avanços ampliaram a gama de aplicações, sendo possível áreas como a captura de movimento humano e animal. [3][42] Na subsecção 4.2.1 serão discutidos os diferentes tipos de sistemas de IN.

Os sistemas de captura de movimento humano através de IN utilizam a técnica designada de *Pedestrian Dead Reckoning* (PDR). [3] Basicamente, o PDR é o DR aplicado aos pedestres. Um pedestre move-se a pé, portanto a estimativa da distância percorrida é baseada na informação do passo. A posição do pedestre, na forma mais simples, pode ser conhecida quando se sabe o comprimento do passo e a orientação. A informação da orientação tem de estar sincronizada com a informação do passo para se estimar a posição. [47][48] A vantagem destes sistemas é que só é obrigatório transportar os sensores pelo utilizador, o que torna particularmente atraente para a localização em ambientes não-estruturados. [3]

A grande desvantagem dos INS é que o erro de posição cresce com o tempo. Este problema que afeta os INS é devido aos erros dos sensores inerciais, os quais foram referidos na subsecção 4.1.2. Alguns métodos que podem ser utilizados para os corrigir geralmente enquadram-se numa de duas categorias: fusão de dados e aplicação dos pressupostos<sup>5</sup>. [42] A fusão de dados é apresentada na subsecção 4.2.2 e os pressupostos na subsecção 4.2.3.

#### **4.2.1. DIFERENTES SISTEMAS DE NAVEGAÇÃO INERCIAL**

Os sistemas de navegação inercial dividem-se em duas categorias: quando os sensores inerciais estão numa plataforma mecanicamente estabilizada, o sistema é designado de Gimballed INS; se os sensores estão colocados diretamente no sistema, este é designado de

---

<sup>5</sup> A aplicação de pressupostos consiste em forçar um determinado comportamento que era expetável do sistema numa situação específica.

Strapdown INS. Estes dois tipos de INS obtêm as suas medidas referentes a diferentes sistemas de coordenadas (*frames*).

Durante o texto referimo-nos ao sistema de coordenadas do sistema de navegação como sistema de coordenadas do sensor (*body frame* ou *sensor frame*) e ao sistema de coordenadas de referência como sistema de coordenadas de navegação (*navigation frame*). O sistema de coordenadas do sensor é definido pelo IMU, ou seja, o sistema de coordenadas está fixo ao sistema. O sistema de coordenadas do sensor roda em relação ao sistema de coordenadas de navegação pelos ângulos *Roll*, *Pitch* e *Yaw*. Aqui o sistema de coordenadas de navegação tem origem no sistema de coordenadas do sensor e tem o eixo dos *yy* a apontar para baixo. [49]

#### 4.2.1.1. INS MECANICAMENTE ESTABILIZADOS

Nos INS mecanicamente estabilizados os sensores inerciais estão montados numa plataforma que os estabiliza mecanicamente, isto é, os sensores são mecanicamente isolados dos movimentos rotacionais. Assim sendo os dados obtidos são referentes ao sistema de coordenadas de navegação. Na Figura 21 pode-se visualizar um sistema mecanicamente estabilizado. [46]

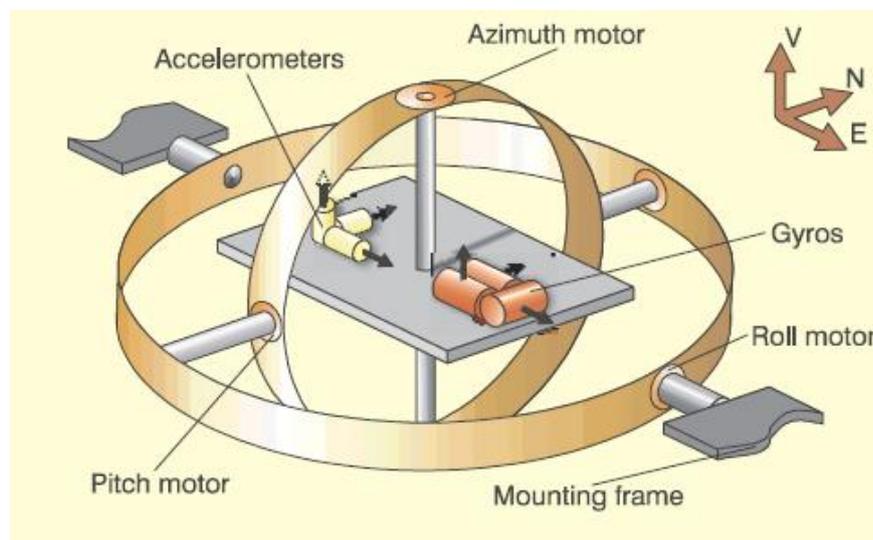
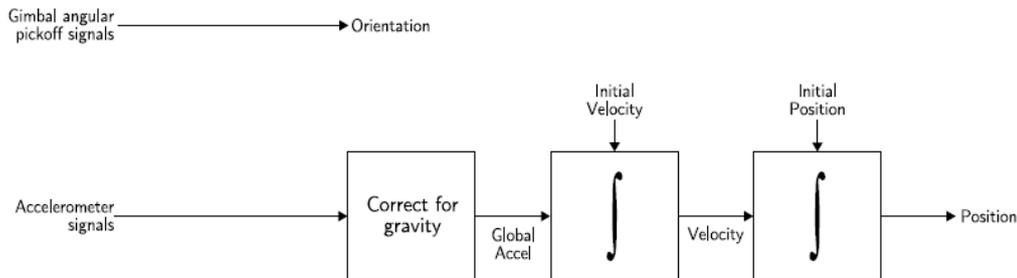


Figura 21 - Sistema inercial mecanicamente estabilizado [50]

Os giroscópios detetam as rotações da plataforma. Estes sinais são utilizados pelos motores nos vários eixos para cancelar as rotações a que o sistema está sujeito e assim manter a plataforma alinhada com os eixos do sistema de coordenadas de navegação. Como consequência as acelerações são obtidas diretamente no sistema de coordenadas de

navegação e portanto a gravidade afeta sempre o mesmo eixo. Desta forma é possível após corrigir o efeito da gravidade estimar diretamente as mudanças de posição e de velocidade através de integrações sucessivas da aceleração obtida do sistema em relação ao tempo, como é apresentado na Figura 22. [42][50]



**Figura 22 - Algoritmo exemplificativo do sistema inercial do tipo Gimballed [42]**

Os sistemas mecanicamente estabilizados são utilizados em aplicações que requerem estimativas muito precisas de dados de navegação, tais como navios e submarinos. [46][51]

#### 4.2.1.2. STRAPDOWN INS

Os sistemas Strapdown INS têm os sensores colocados diretamente na estrutura. Desta forma removem a complexidade mecânica tornando o sistema mais pequeno e mais barato. Assim sendo os dados obtidos são referentes ao sistema de coordenadas do sensor. O que se traduz num aumento de complexidade computacional, para converter os dados do sistema de coordenadas do sensor para o sistema de coordenadas de navegação.

Para estimar as mudanças de orientação os dados dos giroscópios são integrados. Para estimar as mudanças de posição e de velocidade as acelerações têm de ser projetadas no sistema de coordenadas de navegação utilizando as orientações estimadas pela integração dos dados do giroscópio. Após a projeção, o efeito da gravidade está no eixo perpendicular à gravidade no sistema de coordenadas de navegação. Desta forma é possível, após corrigir o efeito da gravidade, estimar diretamente as mudanças de posição e velocidade através de integrações sucessivas da aceleração obtida do sistema em relação ao tempo, como é apresentado na Figura 23. Este processo pode unicamente ser efetuado com sucesso se as orientações do sistema forem obtidas com precisão. [42][46][51]

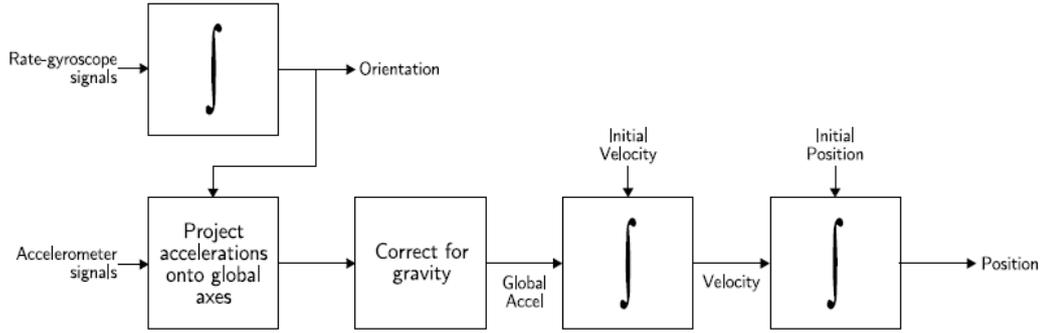


Figura 23 - Algoritmo para um sistema inercial do tipo Strapdown [42]

#### 4.2.1.3. PROJEÇÃO DAS ACELERAÇÕES DO SISTEMA DE COORDENADAS DO SENSOR NO DE NAVEGAÇÃO

Os acelerómetros colocados no sistema Strapdown medem as acelerações no sistema de coordenadas do sensor ( $f^s$ ). Para obter as acelerações num sistema de coordenadas específico (*e.g.*, sistema de coordenadas de navegação) multiplica-se o vetor  $f^s$  pela matriz de rotação, como apresentado na equação (8).

$$f^n = R_s^n \times f^s \quad (8)$$

em que  $R_s^n$  é uma matrix 3x3 que define a atitude do sistema de coordenadas do sensor em relação ao sistema de coordenadas de navegação.

A transformação de um sistema de coordenadas para outro pode ser obtida por três rotações sucessivas. Por exemplo, uma transformação pode ser expressa da seguinte forma:

1. rodar através ângulo  $\psi$  sobre o eixo z (matriz (11))
2. rodar através ângulo  $\theta$  sobre o eixo y (matriz (10))
3. rodar através ângulo  $\varphi$  sobre o eixo x (matriz (9))

As três rotações podem ser expressas matematicamente como três matrizes separadas, como apresentado em (9), (10) e (11).

$$R_x(\varphi) = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \varphi & -\sin \varphi \\ 0 & \sin \varphi & \cos \varphi \end{pmatrix} \quad (9)$$

$$R_y(\theta) = \begin{pmatrix} \cos \theta & 0 & \sin \theta \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin \theta & 0 & \cos \theta \end{pmatrix} \quad (10)$$

$$R_z(\psi) = \begin{pmatrix} \cos \psi & -\sin \psi & 0 \\ \sin \psi & \cos \psi & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (11)$$

onde  $\psi$ ,  $\theta$  e  $\varphi$  são referidos como os ângulos de rotação de Euler. Desta forma, a transformação, das acelerações do sistema de coordenadas do sensor para o sistema de coordenadas de navegação, pode ser apresentada como o produto das matrizes (9), (10) e (11), como apresentado em (12). [51][52]

$$R_S^n = R_z(\psi)R_y(\theta)R_x(\varphi) \quad (12)$$

#### 4.2.2. FUSÃO DE DADOS

A fusão de dados refere-se ao processo em que os dados de duas ou mais fontes são utilizados para atualizar ou manter o estado do sistema. Estimar a localização recorrendo a fusão de dados permite obter melhores resultados do que utilizar os dados das fontes de forma individual. A intenção destes processos é proporcionar uma descrição completa e robusta de um ambiente ou processo de interesse. [53]

A fusão de dados é aplicada em várias áreas tais como reconhecimento de objetos, localização, entre outras. A motivação para a utilização da fusão de dados deve-se a: [54][55]

- Imperfeição dos sensores (ruído, etc.);
- Avaria de sensores;
- Diversas limitações tecnológicas (não permitem que um único sensor capte toda a informação de um ambiente);
- Limitações físicas do modelo do sensor (alcance, fraca precisão, baixa resolução);
- Complexidade do ambiente (necessidade de medições indiretas de características).

No caso dos sistemas de navegação inercial o estado a estimar normalmente consiste na orientação, velocidade e deslocamento do dispositivo em relação a uma referência global. Um algoritmo de fusão sensorial é um algoritmo que realiza a fusão de dados provenientes de sensores, em que pode utilizar sinais de acelerómetros e de giroscópios, juntamente com sinais de sensores ou sistemas de sensores adicionais. Há muitas técnicas para a realização de fusão sensorial, as mais populares são os filtros de Kalman e de partículas. [42] O filtro de Kalman é abordado no Capítulo 5 uma vez que este serve de base para a maioria dos problemas de estimação a partir de várias fontes de dados e tem a vantagem de ser computacionalmente mais leve que o filtro de partículas.

#### 4.2.2.1. FUSÃO COM SISTEMA DE POSICIONAMENTO ABSOLUTO

Uma abordagem comum é corrigir periodicamente o *drift* utilizando dados de posição de um sistema de posição absoluto, como o GPS. Os sistemas que têm esta abordagem tentam combinar as características do sistema de posição absoluto (sistema sem *drift*) com a alta frequência de amostragem dos acelerómetros e giroscópios. Desta forma os acelerómetros e giroscópios são utilizados para “preencher as lacunas” entre as atualizações do sistema de posicionamento global. O GPS apesar de ser comumente utilizado, o seu sinal só pode ser obtido em ambientes abertos e normalmente o GPS proporciona o posicionamento absoluto com uma precisão de cerca de 15 m. Estas características tornam a fusão sensorial com GPS inadequada para ambientes fechados e para aplicações em que é necessária uma alta precisão. Para aplicações em ambientes fechados podem ser utilizados sistemas de posicionamento como o Ubisense [56], no entanto tais sistemas são normalmente caros e necessitam de ambientes estruturados *a priori*. [42] Na secção 3.2 foi apresentado a fusão de sistemas para ambientes fechados com sistemas para ambientes abertos em que são citados sistemas existentes.

#### 4.2.2.2. FUSÃO COM MAGNETÓMETROS

O magnetómetro é outro tipo de sensor frequentemente utilizado para reduzir o *drift*. Os magnetómetros, como referido na subsecção 4.1.1, medem o campo magnético da Terra, permitindo encontrar o Norte.

Os magnetómetros não são precisos o suficiente para substituir giroscópios no INS. Em particular eles são afetados por distúrbios locais no campo magnético da Terra causado por objetos magnéticos próximos. No entanto os dados dos magnetómetros podem ser fundidos com os do giroscópio para melhorar a precisão da orientação estimada. A maior desvantagem é que permite unicamente reduzir a taxa de crescimento do erro, em vez de permitir correções absolutas.

O dispositivo Xsens Mtx [57] utiliza um algoritmo de fusão sensorial proprietária para combinar os dados do magnetómetro e do giroscópio, tendo como saída a orientação do dispositivo relativamente a uma referência global. [42][57] A Figura 24 representa a melhoria que pode ser obtida utilizando os dados do magnetómetro. A linha a vermelho representa o *drift* médio quando é aplicado um algoritmo de IN para os sinais do

giroscópio e acelerómetro. A linha a verde representa o *drift* médio quando o algoritmo IN é substituído pelo algoritmo de fusão sensorial da Xsens. [42]

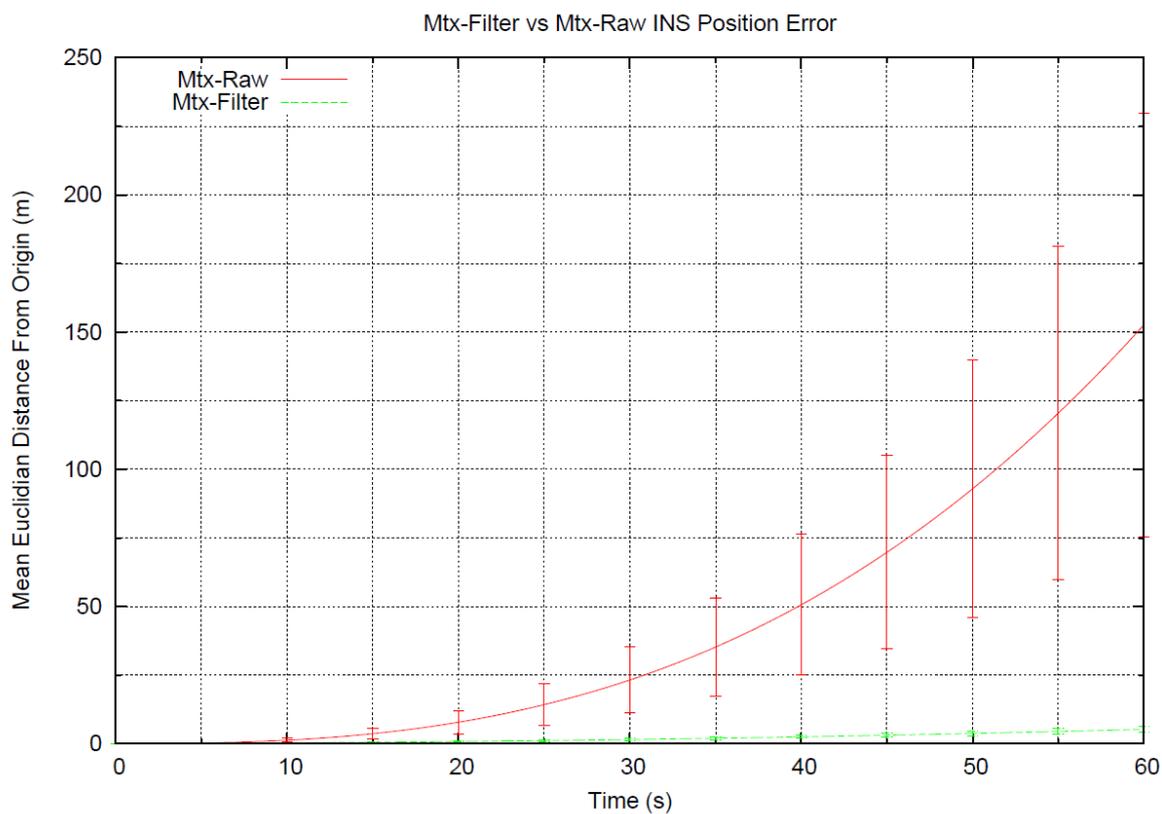


Figura 24 - Ganho obtido pela utilização do algoritmo de fusão sensorial Xsens [42]

#### 4.2.3. PRESSUPOSTOS PARA UM INS

Em algumas aplicações é possível fazer suposições sobre o movimento do corpo em que o dispositivo de medição está anexado. Tais suposições podem ser utilizadas para minimizar o *drift*. No exemplo referido na secção 2.3 é discutida a estimativa da distância percorrida considerando unicamente quando o pé não está em contacto com o solo [3], ou seja, é considerado que o pé tem velocidade zero quando em contacto com o solo. Esta suposição permite que o deslocamento não se desvie, quando o pé não está em movimento, mesmo que o acelerómetro indique valores diferentes de zero. Esta suposição é designada de *Zero velocity UPdaTe* (ZUPT). Alguns sistemas que utilizam esta suposição são NavShoe [58], o sistema proposto por Bird e Arden <sup>6</sup> [59], o sistema proposto por Ojeda e Borenstein [60], entre outros.

<sup>6</sup> Os autores (em [13]) concluíram após testes que os benefícios do ZUPT em cada pisada detetada são significativos, mas ainda há um desvio residual da orientação.

Uma das principais desvantagens da utilização de pressupostos é que estes devem ser sempre verdadeiros para que os resultados sejam válidos. Por exemplo no NavShoe este método falharia se um pedestre utilizasse uma escada rolante. Os benefícios obtidos com a utilização de premissas devem ser pesados contra o risco de que estas suposições podem nem sempre ser verdadeiras. [42] Outra desvantagem é que uma utilização errada pode corresponder à remoção de informação útil ou à integração de ruído.

#### 4.2.3.1. ZUPT

A utilização da técnica ZUPT serve para reduzir o *drift* causado pelo acelerómetro, reduzindo assim o erro no INS.

A utilização da técnica ZUPT num INS serve para realizar o *reset* da velocidade no momento em que o pé está no solo. Na Figura 1, apresentada no Capítulo 2, é possível verificar que a partir da resposta à carga (*Loading Response Phase*) e durante o apoio médio (*Mid-Stance*) o pé está completamente em contacto com o solo. A aplicação da técnica de ZUPT deve ser realizada nesse intervalo. Como é evidente, a partir da sequência de movimento, o pé encontra-se completamente em contacto com o solo por uma pequena porção do tempo. Durante esse tempo, e, a menos que a sola deslize, não se move em relação ao solo e, espera-se que os acelerómetros mostrem leituras de zero. No entanto como se pode verificar pelo comportamento da aceleração durante a marcha apresentado na Figura 4, no Capítulo 2, durante a resposta à carga (*Loading Response Phase*) e durante o apoio médio (*Mid-Stance*) a aceleração não é sequer constante. A aplicação do ZUPT permite conter o *drift* do deslocamento, pelo menos por alguns instantes, até que um novo passo seja efetuado. Esta periodicidade do *reset* permite não acumular erros significativos assegurando assim uma estimativa mais precisa, pois caso não se recorra a esta técnica o erro acumulado ao longo do tempo levará a uma estimativa completamente errada. [3]



## 5. FILTRO DE KALMAN

O filtro de Kalman, apresentado por R. E. Kalman nos anos 60, é um dos métodos de fusão de dados mais utilizados. [61]

O filtro de Kalman é um algoritmo recursivo ótimo de processamento de dados, pois é um conjunto de equações matemáticas que proporciona um meio computacional eficiente (recursivo) para obter a estimativa ótima da variável a seguir. Para tal o sistema envolvido tem de ser linear e o ruído presente tem de ser branco e gaussiano. Desta forma o filtro de Kalman minimiza o quadrado dos erros dos parâmetros estimados. Conceptualmente, o filtro tenta obter uma estimativa ótima a partir de dados fornecidos por um ambiente ruidoso. [3][55][62]

Um aspeto presente no termo ótimo do filtro de Kalman é que este incorpora toda a informação que lhe pode ser fornecida. O filtro de Kalman processa todas as medidas disponíveis, independentemente de sua precisão, para estimar o valor atual das variáveis de interesse, através de: [62]

1. O conhecimento da dinâmica do sistema e dos dispositivos de medição;
2. Descrição estatística dos ruídos do sistema, erros de medição, e na incerteza na dinâmica do modelo;

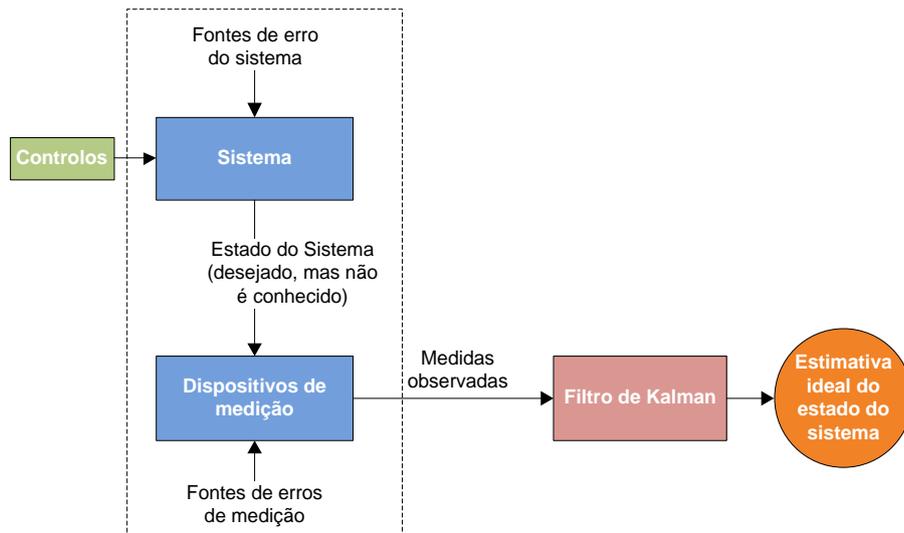
3. Qualquer informação disponível sobre as condições iniciais das variáveis de interesse.

O termo “recursivo” advém do filtro de Kalman não necessitar de guardar todos os dados anteriores e de serem reprocessados sempre que uma nova medida é obtida. Esta característica é de uma importância vital para a aplicação prática do filtro em tempo real. O termo “filtro” remete do facto de o filtro de Kalman retirar a estimativa ótima do estado do sistema a partir de medidas afetadas por ruído. [62]

A sua popularidade mantém-se devido à sua garantia de convergência para a solução ótima, ao seu baixo peso computacional, a sua recursividade e ao facto de permitir a fusão de diversos tipos de medidas. [55]

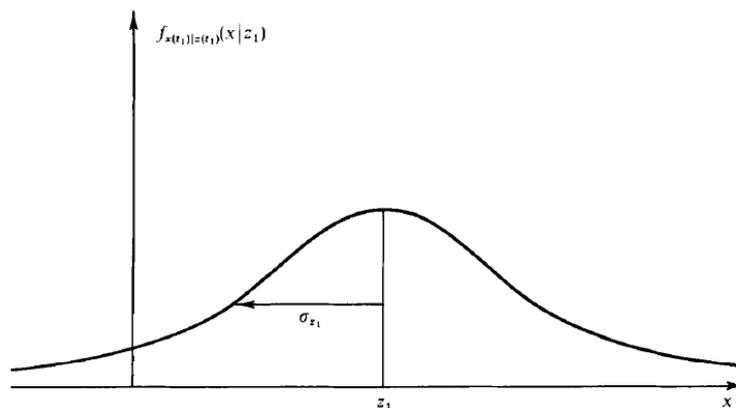
O filtro de Kalman utiliza as medidas observadas ao longo do tempo, que contêm ruído (variações aleatórias) e outras imprecisões, para produzir valores que tendem a estar mais perto das medições dos valores verdadeiros. O filtro de Kalman prevê o estado de um sistema utilizando uma média ponderada das medições. O objetivo dos pesos (da média ponderada) é que os valores com melhor incerteza (incerteza menor) são mais confiáveis. Os pesos são calculados a partir da covariância, uma medida da incerteza da previsão para o estado de um sistema. O resultado da média ponderada é o novo estado estimado que se encontra entre o estado previsto e medido, e tem uma incerteza estimada melhor do que qualquer um sozinho. Este processo é repetido a cada intervalo de tempo, com a nova estimativa e com a sua covariância informando a previsão utilizada na próxima iteração. Isto significa que ao contrário de alguns conceitos de processamento de dados, o filtro de Kalman não exige que todos os dados anteriores tenham de ser guardados e reprocessados cada vez que uma nova medição é efetuada e requerendo apenas os últimos resultados, como já referido.

Na Figura 25 é representada uma situação típica em que o filtro de Kalman pode ser utilizado. Um qualquer sistema é comandado por alguns controlos conhecidos e dispositivos de medição (tais como sensores) que fornecem alguns valores para formar uma estimativa de estado do sistema, sendo melhor do que a estimativa obtida utilizando uma única medida. Como tal, é um algoritmo comum de fusão sensorial. [3][62]



**Figura 25 - Aplicação típica do filtro de Kalman (adaptada de [3] e [62])**

Como exemplo de aplicação, pode-se considerar que duas pessoas estão perdidas no mar e querem determinar a sua posição. Então uma das pessoas faz uma observação nas estrelas para estabelecer a posição. No instante  $t_1$  determina a localização como sendo  $z_1$ . No entanto, por causa de imprecisões inerentes do dispositivo medição, do erro humano, entre outras, o resultado da medição é afetada por uma determinada incerteza. Diga-se que a precisão é tal que o desvio padrão ( $\sigma$ ) é  $\sigma_{z1}$  (equivalentemente, a variância é  $\sigma_{z1}^2$ ). Assim, pode-se estabelecer a probabilidade condicional de  $x(t_1)$ , que é a posição no instante  $t_1$ , condicionada pelo valor observado da medição  $z_1$ , como ilustrado na Figura 26. Esta figura é o gráfico de  $f(x(t_1)|z_1(t_1))$  como função da posição  $x$ : isto diz a probabilidade de estar num local, baseado na medição efetuada. [62]



**Figura 26 - Probabilidade da velocidade baseada no valor medido  $z_1$  [62]**

É de notar que  $\sigma_{z1}$  é a medição direta da incerteza: quanto maior for  $\sigma_{z1}$ , mais amplo o pico de probabilidade é, espalhando o “peso” da probabilidade por um maior conjunto de

valores. Para uma função de densidade de probabilidade Gaussiana, 68,3% do “peso” da probabilidade é contido dentro da banda  $\sigma$  para cada lado da média.

Baseado na densidade de probabilidade condicional, a melhor estimativa da posição  $\hat{x}(t_1)$  é:<sup>7</sup>

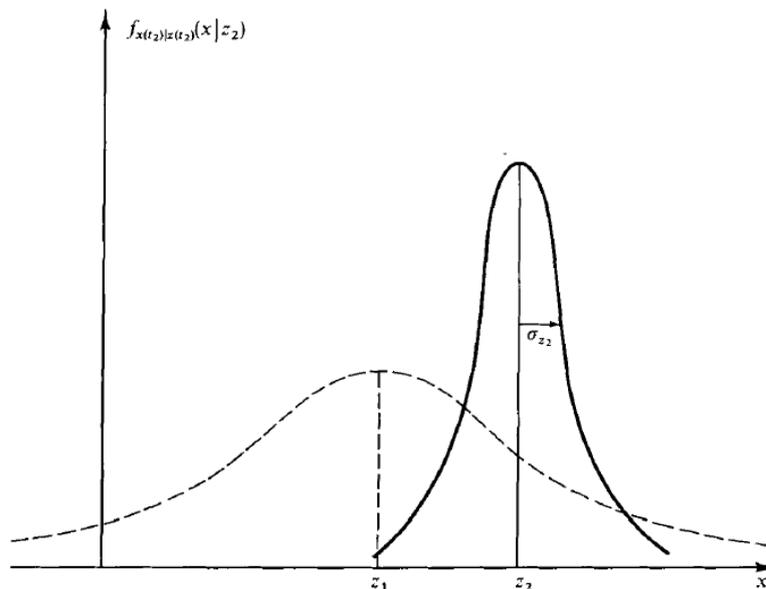
$$\hat{x}(t_1) = z_1 \quad (13)$$

e a variância do erro na estimativa  $\sigma_x^2(t_1)$  é:

$$\sigma_x^2(t_1) = \sigma_{z_1}^2 \quad (14)$$

É de notar que a estimativa  $\hat{x}$  é tanto a moda (pico), a mediana (valor com  $\frac{1}{2}$  da probabilidade para cada lado), bem como a média (centro).

Imediatamente após a medição  $z_1$  a segunda pessoa que é mais treinada em navegação faz uma nova observação, no instante  $t_2 \approx t_1$  (de tal forma que a posição real não se alterou), obtendo a medição  $z_2$  com a variância  $\sigma_{z_2}^2$ . Tendo em consideração que esta pessoa tem uma maior habilidade assume-se que a variância é mais pequena que a da primeira medição. A Figura 27 representa a probabilidade condicional da posição baseada na medição  $z_2$ . É de notar o pico menos largo devido a menor variância, indicando que há uma maior certeza nesta medição.



**Figura 27 - Probabilidade da velocidade baseada no valor medido  $z_2$  [62]**

<sup>7</sup> Na Tabela 16 no Anexo A está uma listagem dos símbolos e as definições utilizadas para o filtro de Kalman.

Neste momento tem-se duas medições para estimar a posição.

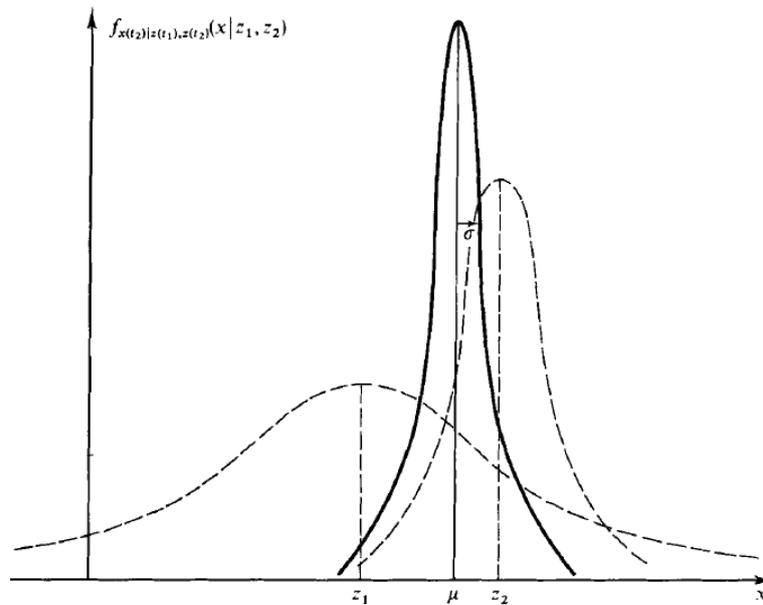
A densidade condicional da posição no momento  $t_2 \approx t_1$ , dado  $z_1$  e  $z_2$  é uma densidade Gaussiana com média  $\mu$  e variância  $\sigma^2$ , como apresentado na Figura 28. Em que a média e o inverso da variância são apresentados nas equações (15) e (16), respetivamente.

$$\mu = \frac{\sigma_{z_2}^2}{\sigma_{z_1}^2 + \sigma_{z_2}^2} z_1 + \frac{\sigma_{z_1}^2}{\sigma_{z_1}^2 + \sigma_{z_2}^2} z_2 \quad (15)$$

$$\frac{1}{\sigma^2} = \frac{1}{\sigma_{z_1}^2} + \frac{1}{\sigma_{z_2}^2} \quad (16)$$

É de notar que  $\sigma$  é mais pequeno do que  $\sigma_{z_1}$  e  $\sigma_{z_2}$ , o que significa que a incerteza na estimativa da posição decresceu através da fusão das duas informações. Dada esta densidade a melhor estimativa é a apresentada em (17).

$$\hat{x}(t_2) = \mu \quad (17)$$



**Figura 28 - Probabilidade da velocidade baseada nas medições  $z_1$  e  $z_2$  [62]**

No entanto, surge um problema, se o processo a ser estimado ou a relação com o processo de medição é não-linear. O filtro de Kalman Estendido é a versão não-linear do filtro de Kalman que lineariza a estimativa da média e da covariância. Quando tanto a dinâmica do estado do sistema ou a dinâmica da observação é não-linear, as funções de probabilidade condicional que fornecem a estimativa mínima do quadrado da média não são mais do tipo Gaussianas. O filtro não linear ótimo propaga estas funções não-Gaussianas e avalia a sua média, o que representa uma elevada carga computacional.

Ao contrário do filtro de Kalman, o filtro de Kalman Estendido não é um estimador ótimo, uma vez que é implementado baseado num conjunto de aproximações. E ainda, se a estimativa inicial é errada, ou se o processo é modelado incorretamente, o filtro pode facilmente divergir. Outro problema do filtro de Kalman Estendido é que a matriz de covariância estimada tende a subestimar a matriz de covariâncias verdadeira e, por conseguinte, arrisca-se a tornar inconsistente no sentido estatístico sem a adição de ruído. [3][62]

Na Tabela 11 é apresentada uma comparação simples entre o filtro de Kalman e o filtro de Kalman Estendido.

**Tabela 11 - Filtro de Kalman e filtro de Kalman Estendido**

<b>Filtro de Kalman</b>	<b>Filtro de Kalman Estendido</b>
Modelos lineares	Modelos não lineares
Independentemente da inicialização, tende a convergir para o mesmo estado	A inicialização deve ser realizada com grande precisão para se obterem resultados válidos
	O modelo de linearização deve garantir que a previsão é suficientemente próxima do estado verdadeiro

## **5.1. PROCESSO DISCRETO A SER ESTIMADO**

O filtro de Kalman aborda o problema de tentar estimar o estado  $x$  de um processo controlado que é modelado pela equação às diferenças (18).<sup>8</sup>

$$x_k = \Phi_{k-1} x_{k-1} + G_{k-1} u_{k-1} + w_{k-1} \quad (18)$$

onde  $x_k$  é o estado no instante  $k$ ;  $u_k$  é a entrada do sistema;  $w_k$  representa o ruído do processo;  $\Phi_k$  é a matriz de transição de estado; e  $G_k$  é a matriz de entrada ou controlo.

As observações do estado são realizadas através de um sistema de medição que pode ser representado pela equação (19).

<sup>8</sup> Na tabela 16 no Anexo A está uma listagem dos símbolos e as definições utilizadas para o filtro de Kalman

$$z_k = H_k x_k + v_k \quad (19)$$

onde  $z_k$  é a observação feita no instante  $k$ ;  $H_k$  é a matriz de observação; e  $v_k$  é a variável que representa o ruído da medição.

Estes ruídos são assumidos como ruído branco, independentes (um do outro), e descritos por distribuições de probabilidade normal. [63]

O ruído do processo e o ruído da medição são descritos respectivamente pelas equações (20) e (21).

$$p(w) \sim N(0, Q) \quad (20)$$

$$p(v) \sim N(0, R) \quad (21)$$

O diagrama de blocos do sistema descrito por (18) e (19) pode ser visualizado na Figura 29.

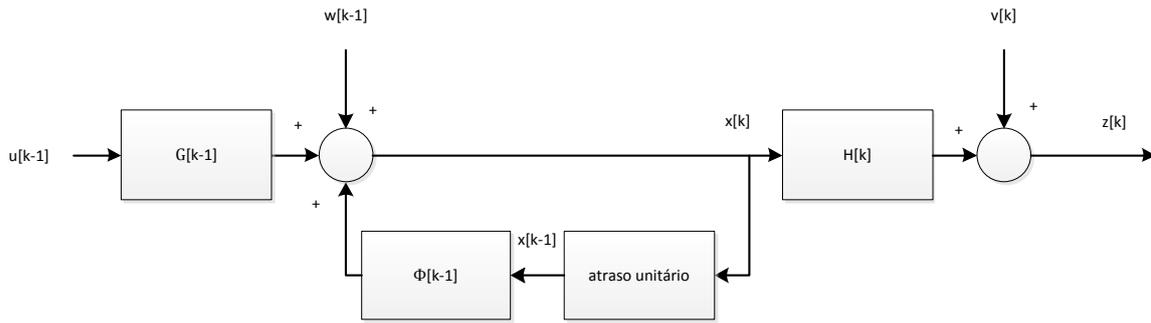


Figura 29 - Diagrama de blocos do modelo de dinâmica e de observação do sistema

## 5.2. ORIGENS COMPUTACIONAIS DO FILTRO

O  $\hat{x}_k^-$  é definido como sendo a estimativa *a priori* do estado no instante  $k$  dado o conhecimento do processo na etapa anterior a  $k$ , e  $\hat{x}_k$  é a estimativa *a posteriori* do estado no instante  $k$  dada a medição  $z_k$ . Pode-se então definir os erros de estimativa *a priori* e *a posteriori* como apresentado nas equações (22) e (23), respectivamente.

$$e_k^- = x_k - \hat{x}_k^- \quad (22)$$

$$e_k = x_k - \hat{x}_k \quad (23)$$

A covariância do erro *a priori* e *a posteriori* são apresentadas em (24) e (25), respectivamente.

$$P_k^- = E[e_k^- e_k^{-T}] \quad (24)$$

$$P_k = E[e_k e_k^T] \quad (25)$$

Welch e Bishop [63] descrevem que na derivação das equações para o filtro de Kalman, começa-se pelo objetivo de encontrar uma equação que calcula a estimativa *a posteriori*  $\hat{x}_k$  como uma combinação linear da estimativa *a priori*  $\hat{x}_k^-$  e uma diferença ponderada entre a medição  $z_k$  e a previsão de medição  $H_k \hat{x}_k^-$  como apresentado na equação (26).

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k(z_k - H_k \hat{x}_k^-) \quad (26)$$

A diferença  $(z_k - H_k \hat{x}_k^-)$  é designada de inovação do sistema (*measurement innovation*), ou de resíduo. Este fator descreve a diferença entre a medição prevista  $H_k \hat{x}_k^-$  e a medição real  $z_k$ . Se o valor resultante for zero significa que a previsão está de acordo com o valor medido real.

A matriz  $K_k$  apresentada pela a equação (27) é o ganho que minimiza a covariância de erro *a posteriori*  $P_k$ .

$$K_k = P_k^- H_k^T (H_k P_k^- H_k^T + R_k)^{-1} \quad (27)$$

Analisando a equação (27) pode-se verificar que quando a covariância de erro da medição  $R_k$  tende para zero, o ganho do filtro de Kalman dá um peso maior ao resíduo, como apresentado na equação (28).

$$\lim_{R_k \rightarrow 0} K_k = H_k^{-1} \quad (28)$$

Por outro lado, quando a covariância de erro estimada *a priori*  $P_k^-$  tende para zero, o ganho  $K_k$  dá um menor peso ao resíduo, como apresentado na equação (29).

$$\lim_{P_k^- \rightarrow 0} K_k = 0 \quad (29)$$

Outra forma de ver o peso  $K_k$  é que quando a covariância de erro da medição  $R_k$  tende para zero, a medição  $z_k$  é cada vez mais “confiável”, enquanto a previsão de medição  $H_k \hat{x}_k^-$  é cada vez menos “confiável”. Por outro lado, quando a covariância de erro estimada *a priori*  $P_k^-$  tende para zero a medição atual  $z_k$  é cada vez menos “confiável” enquanto a previsão de medição  $H_k \hat{x}_k^-$  é cada vez mais “confiável”. [63]

### 5.3. ORIGENS PROBABILÍSTICAS DO FILTRO

A justificação da equação (26) tem raízes na probabilidade da estimativa *a priori*  $\hat{x}_k^-$  condicionada pelas medição *a priori*  $z_k$ , em que,

$$E[x_k] = \hat{x}_k \quad (30)$$

$$E[(x_k - \hat{x}_k)(x_k - \hat{x}_k)^T] = E[e_k e_k^T] = P_k \quad (31)$$

A equação que estima o estado *a posteriori* (equação (26)) reflete a média (o primeiro momento) da distribuição que modela o estado – é uma distribuição normal se as condições nas equações (30) e (31) forem satisfeitas. A covariância de erro *a posteriori* (equação (32)) reflete a variância da distribuição que modela o estado. Por outras palavras: [63]

$$p(x_k | z_k) \sim N(E[x_k], E[(x_k - \hat{x}_k)(x_k - \hat{x}_k)^T]) = N(\hat{x}_k, P_k) \quad (32)$$

### 5.4. ALGORITMO DO FILTRO DE KALMAN DISCRETO

O filtro de Kalman estima o processo utilizando uma forma de realimentação: o filtro estima o estado do processo num determinado instante e depois obtém a realimentação na forma de medidas (com ruído). Assim sendo, as equações do filtro de Kalman dividem-se em dois grupos: equações de atualização de tempo (*time update equations*) e equações de atualização pela medição (*measurement update equations*). As equações de atualização de tempo são responsáveis por projetar à frente (no tempo) o estado atual (estimativa de  $x_k$ ) e a estimativa da covariância de erro (estimativa de  $P_k$ ), estas estimativas são também conhecidas como estimativas *a priori*. A estimativa de  $P_k$  proporciona uma indicação da incerteza associada com a estimativa do estado atual ( $x_k$ ). As equações de atualização pela medição são responsáveis pela realimentação, *i.e.* por incorporar a nova medição na estimativa *a priori* para obter uma estimativa *a posteriori* melhor.

As equações de atualização de tempo podem ser vistas como equações de previsão, enquanto as equações de atualização pela medição podem ser vistas como equações de correção. O algoritmo assemelha-se a um algoritmo de previsão-correção, como apresentado na Figura 30.



Figura 30 - Ciclo do filtro de Kalman

Resumidamente o estado de atualização de tempo (*Time Update*) projeta o estado à frente no tempo. O estado de atualização pela medição (*Measurement Update*) ajusta a estimativa projetada pela medição. As equações no ciclo do filtro de Kalman são apresentadas na Figura 31.

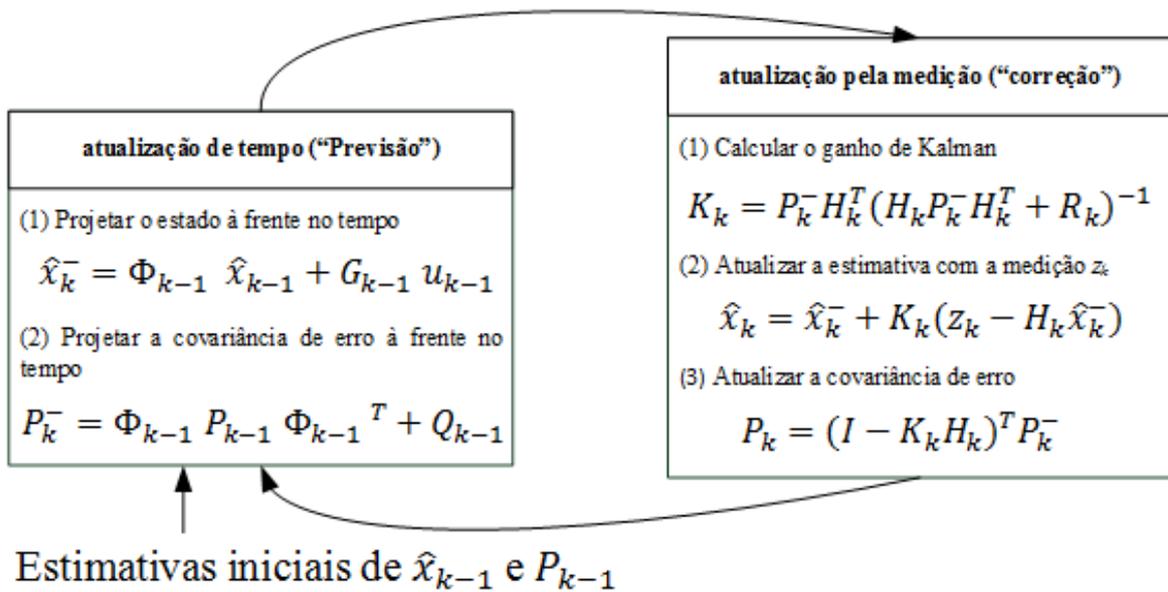


Figura 31 - Algoritmo do filtro de Kalman Discreto (adaptado de [63], [64] e [65])

Na Figura 31 pode-se verificar que as: equações de atualização de tempo projetam o estado e a covariância de erro à frente no tempo de  $k - 1$  para  $k$ . Pode-se verificar que na fase de atualização pela medição a primeira tarefa é calcular o ganho do filtro de Kalman,  $K_k$ . O seguinte passo é a medição para obter  $z_k$ , para poder ser estimado o estado *a posteriori* (incorpora a medição  $z_k$ ). Por fim, obtém-se a estimativa *a posteriori* da covariância do erro.

Cada vez que este ciclo é processado (após atualização pela medição) o processo é repetido com a anterior estimativa *a posteriori* utilizada para projetar ou prever a nova estimativa *a*

*priori*. Esta característica recursiva torna o filtro de Kalman mais viável a implementação do que, por exemplo, a implementação de um filtro de Wiener que é concebido para funcionar com todos os dados diretamente para cada estimativa. [63][66]

O diagrama de blocos do filtro de Kalman pode ser visualizado na Figura 32. O diagrama está dividido no modelo de dinâmica e de observação do sistema, apresentado na Figura 29, e no filtro de Kalman. Como se pode visualizar, o filtro de Kalman obtém a estimativa do estado  $x$  através da entrada do sistema  $u$  e da observação do estado  $z$ .

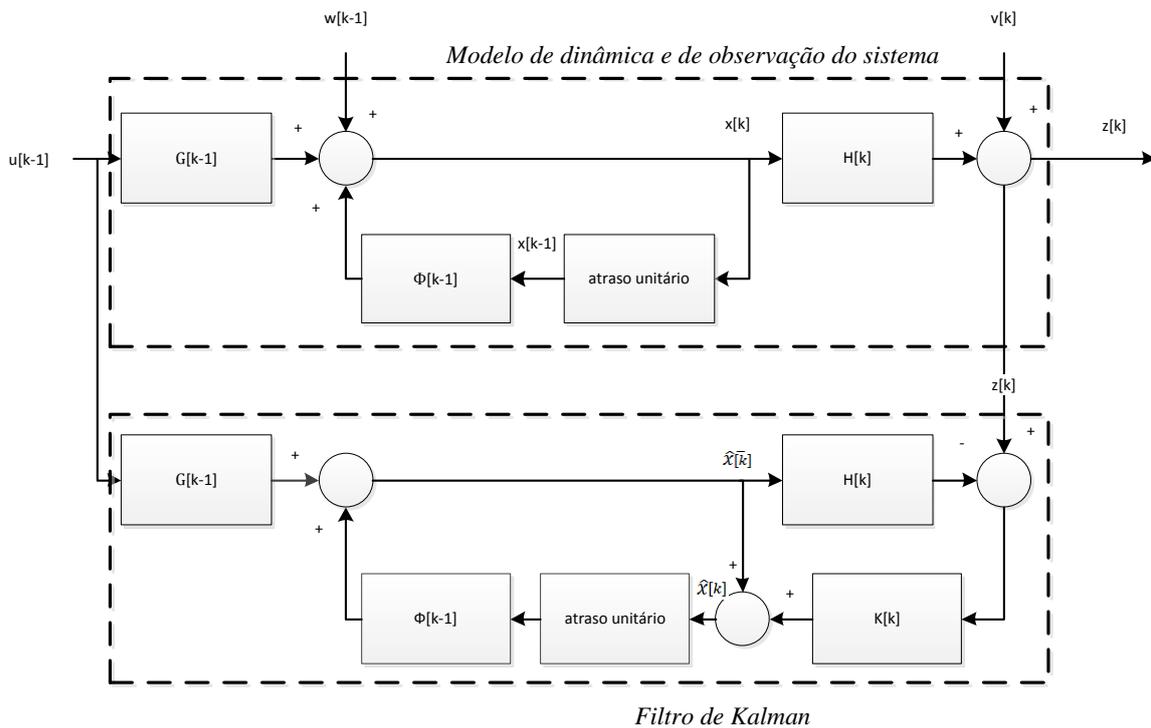


Figura 32 - Diagrama de blocos do filtro de Kalman

## 5.5. INICIALIZAÇÃO E SINTONIA

O primeiro passo no algoritmo do filtro de Kalman é escolher os valores iniciais da estimativa do vetor de estados  $\hat{x}_0$  e da covariância de erro  $P_0$ . Em geral, o efeito destas estimativas iniciais diminui com o tempo e não afetam o desempenho em regime permanente do filtro. No filtro de Kalman, independentemente dos valores escolhidos, o filtro converge para os mesmos valores em regime permanente. No entanto uma boa escolha da estimativa inicial melhora a convergência. [67]

A Sintonia é o processo de otimizar os parâmetros do filtro de Kalman. A otimização é obtida através da afinação da matriz de covariância do ruído do processo  $Q_k$  e da matriz de covariância do ruído da medição (observação)  $R_k$ . Para o ruído da medição é possível determinar o intervalo de  $R_k$  através de algumas medições. No entanto  $Q_k$  é normalmente difícil de obter.<sup>9</sup>

A matriz de covariância do ruído do processo representa a incerteza no sistema dinâmico. Devido a não se conseguir observar diretamente o processo a escolha apropriada de  $Q_k$  (incluindo incerteza) pode fazer o sistema ficar mais fiável. Mas quanto maior for  $Q_k$  pior é o modelo estimado. [65]

## 5.6. MODELOS DE CINEMÁTICA

A cinemática é o ramo que se ocupa da descrição dos movimentos. Aqui pretende-se descrever os modelos de cinemática de Wiener para se utilizar no processo do filtro de Kalman permitindo assim estimar a distância.

### 5.6.1. MODELO DO PROCESSO DE ACELERAÇÃO DE WIENER

O modelo do Processo de Aceleração de Wiener é também designado de modelo de aceleração constante ou mais precisamente modelo de aceleração quase constante. Este modelo tem duas versões comumente utilizadas.

A primeira é referida como modelo *white-noise jerk*. Uma vez que a aceleração não é exatamente constante, a sua derivada  $\dot{a}(t)$  (i.e. o “jerk”) pode ser modelada pelo ruído branco  $w(t)$ : [68][69][70]

$$\dot{a}(t) = w(t) \quad (33)$$

Sendo o vetor de estados  $x$  igual a:

$$x(t) = [d(t) \quad v(t) \quad a(t)] \quad (34)$$

A equação de estados contínua é:

$$\dot{x}(t) = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} x(t) + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} w(t) \quad (35)$$

O equivalente discreto de (35) é dado por:

---

<sup>9</sup> No subsecção 5.6 é dado um guia de escolha de  $Q_k$  para o caso específico da cinemática.

$$x_{k+1} = \Phi_k x_k + w_k, \Phi_k = \begin{bmatrix} 1 & T & \frac{T^2}{2} \\ 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (36)$$

E a matriz de covariância de  $w_k$  é:

$$Q_k = S_w \begin{bmatrix} \frac{1}{20}T^5 & \frac{1}{8}T^4 & \frac{1}{6}T^3 \\ \frac{1}{8}T^4 & \frac{1}{3}T^3 & \frac{1}{2}T^2 \\ \frac{1}{6}T^3 & \frac{1}{2}T^2 & T \end{bmatrix} \quad (37)$$

É de notar que  $S_w$  é a densidade espectral de potência e não a variância do ruído. [68] A escolha de  $S_w$  permite a sintonia do modelo para corresponder ao movimento real do objeto. Um modelo de aceleração quase constante pode ser obtido escolhendo uma intensidade  $S_w$  de valor “pequeno”. [69]

A segunda versão pode ser designada de modelo *Wiener-sequence acceleration*. Neste modelo o ruído branco do processo  $w_k$  é o incremento da aceleração durante os períodos de amostragem. [69] Note-se na equação (38) que um incremento de aceleração num período é o integral do *jerk*. [70] O modelo é mais convenientemente expresso em discreto sendo dado por:

$$x_{k+1} = \Phi_k x_k + G_3 w_k, \Phi_k = \begin{bmatrix} 1 & T & \frac{T^2}{2} \\ 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \text{ e } G_3 = \begin{bmatrix} \frac{T^2}{2} \\ T \\ 1 \end{bmatrix} \quad (38)$$

É de notar que o termo do ruído tem uma covariância diferente da do modelo *White-noise jerk*.

$$Q_k = \sigma_w^2 \begin{bmatrix} \frac{1}{4}T^4 & \frac{1}{2}T^3 & \frac{1}{2}T^2 \\ \frac{1}{2}T^3 & \frac{1}{2}T^2 & T \\ \frac{1}{2}T^2 & T & 1 \end{bmatrix} \quad (39)$$

A escolha de  $\sigma_w$  deve ser na ordem de magnitude do máximo incremento da aceleração num período de amostragem,  $\Delta a_M$ . Uma gama valores pode ser  $0,5\Delta a_M \leq \sigma_w \leq \Delta a_M$ . [70]



## 6. UNIDADE SENSORIAL - BSU

Este capítulo apresenta uma descrição detalhada do sistema desenvolvido. É feita uma exposição da arquitetura do sistema. São referidos os desafios e o critério de sucesso para avaliar o sistema desenvolvido. É descrito o *hardware* desenvolvido, sendo detalhada a unidade de processamento, os sensores e os módulos de comunicação utilizados. Por fim, é descrito o *software* desenvolvido.

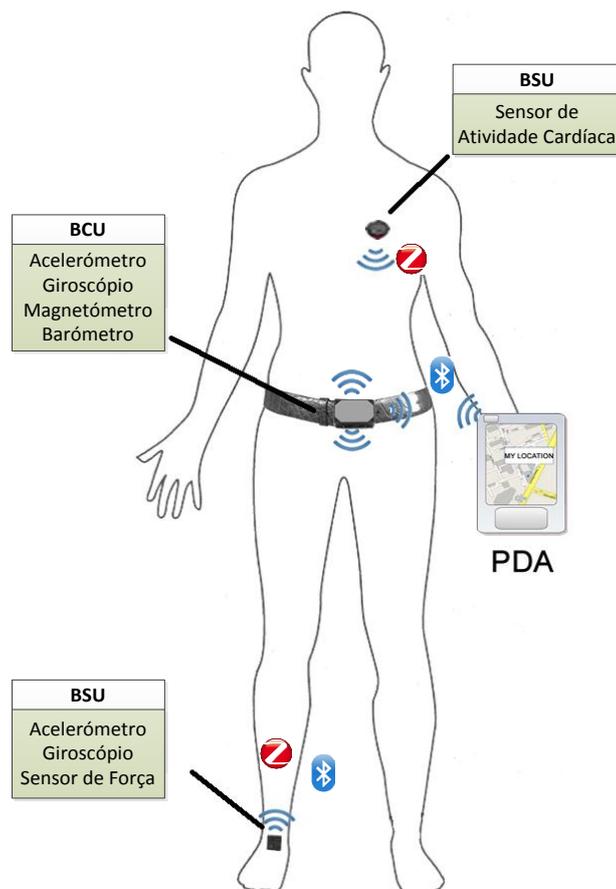
### 6.1. ARQUITETURA DO SISTEMA DE LOCALIZAÇÃO PLASYS

O sistema de localização PLASYS é o sistema proposto em [3]. Este sistema pretende localizar o utilizador em ambientes fechados sem recorrer a uma estrutura pré-instalada com recurso a sensores dispostos no corpo. Este sistema é constituído por uma rede sem fios com várias unidades sensoriais espalhadas pelo corpo. A rede permite a comunicação das unidades sensoriais com a unidade central. As unidades sensoriais são designadas de *Body Sensor Units* (BSU) e a unidade central de *Body Central Unit* (BCU).

A Figura 33 ilustra a disposição das várias unidades pelo corpo de uma pessoa. Cada unidade é constituída por um conjunto de sensores, um processador, uma bateria e pelo menos um módulo de comunicação sem fios.

O conjunto de sensores da BSU do pé é constituído por um acelerómetro, um giroscópio e dois ou mais sensores de força. A BSU da região do peito contém um sensor de atividade cardíaca. A BCU tem como sensores um acelerómetro, um giroscópio, um magnetómetro e um barómetro na área abdominal.

Os sensores de força foram incluídos para permitir estudar a força aplicada pela planta do pé no solo durante a caminhada. Pois idealizou-se que a inclusão de sensores de força permitirá estimar com maior exatidão a distância percorrida.



**Figura 33 - Distribuição dos sensores no corpo humano e a comunicação sem fios [3]**

A arquitetura do sistema é apresentada na Figura 34. A BSU do pé tem como intuito estimar a distância percorrida pelo utilizador. A BSU do peito é para aferir com maior precisão a atividade do utilizador (caminhar, correr, etc.).

A BCU é para ser utilizada na anca para estimar a orientação e a altitude, através dos sensores (Acelerómetro, Giroscópio, Magnetómetro e Barómetro), e implementar o nível “*Low Level Integration Software*”, que integra a informação dos sensores (da anca e do pé) com a informação do sensor de atividade cardíaca e os dados do GPS (quando disponível).

Num dispositivo móvel serão implementados os algoritmos de aprendizagem e o "*High Level Integration Software*". Os algoritmos de aprendizagem têm como intuito "aprender" os erros da solução do INS. Esta aprendizagem é realizada quando o sinal de GPS está disponível, ou seja, compara os dados do GPS com os INS e aprender com as diferenças de forma a compensar quando o sinal de GPS não estiver disponível. O "*High Level Integration Software*" tem como intuito utilizar a informação "aprendida" dos erros da solução do INS para integrar com a "solução de navegação integrada" de forma a estimar a localização sem os erros da Navegação Inercial (*Inertial Navigation - IN*).

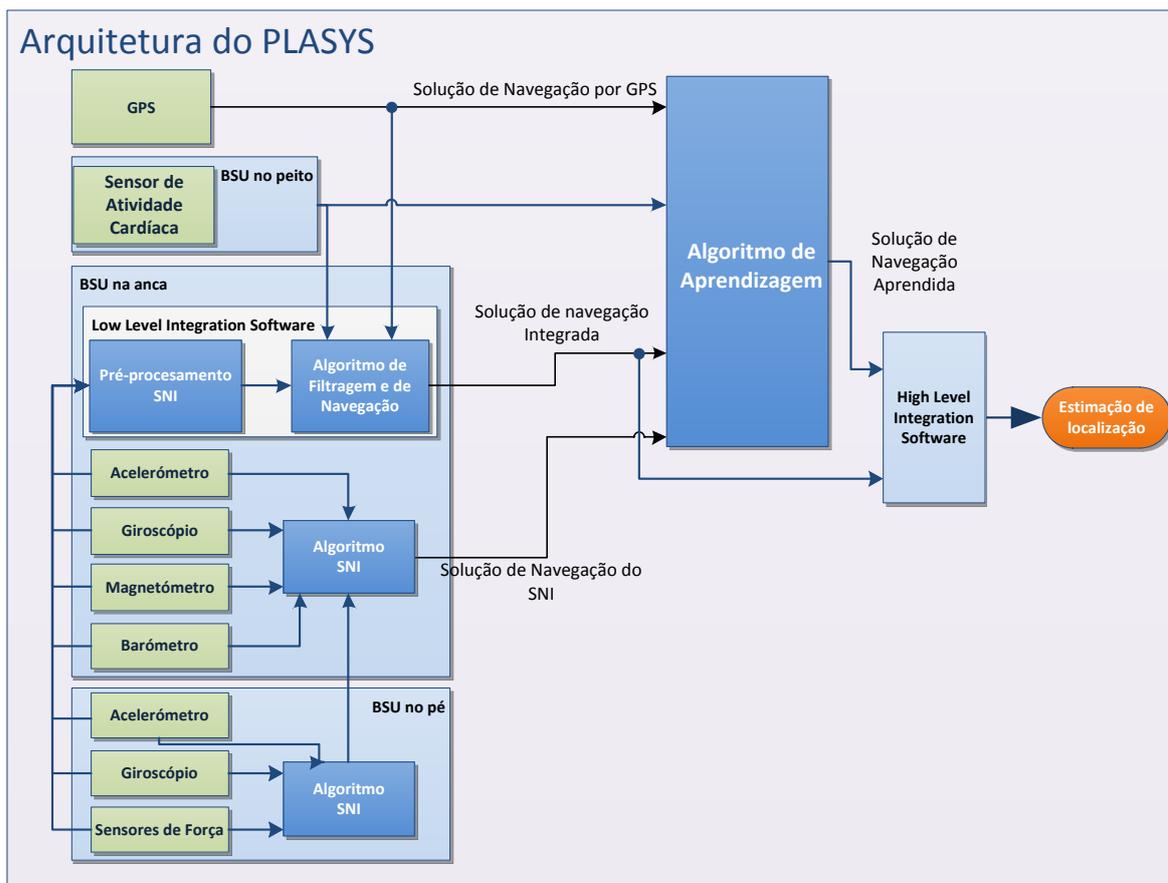


Figura 34 - Arquitetura geral do sistema PLASYS [3]

O sistema desenvolvido e descrito neste documento é o BSU situado no pé. Este sistema tem de permitir estudar o comportamento da marcha humana e da força aplicada pela planta do pé durante a locomoção. Possibilitando assim, estudar e desenvolver abordagens que permitam estimar a distância percorrida com o menor erro possível sem referências externas (GNSS). Este sistema tem de permitir várias abordagens com os diferentes sensores e a comunicação por Bluetooth e ZigBee. O sistema é constituído por duas partes:

- *Hardware* – o sistema consiste numa unidade de sensores colocados no tornozelo e na planta do pé, com o intuito de recolher dados da locomoção humana (esta BSU irá ser explicada em mais detalhe na secção 6.2).
- *Software* – o *software*, que se pretende incorporar na BSU, implementa a aquisição e processamento dos dados dos vários sensores. Este é descrito na secção 6.3. O algoritmo de IN que estima a distância percorrida através dos dados dos sensores processados é apresentado no Capítulo 7.

### 6.1.1. DESAFIOS E CRITÉRIO DE SUCESSO

Os desafios iniciais são os sensores e a sua posição. Como referido na secção 4.2, o erro dos INS cresce ao longo do tempo devido aos erros provenientes dos sensores inerciais e à análise dos dados destes. Também, devido à diferença de estatura das diferentes pessoas o posicionamento ideal dos sensores pode ser diferente de pessoa para pessoa. O que leva a outro desafio, que é a descoberta de um lugar ideal para o sistema funcionar bem em diferentes tipos de pessoas. Na Figura 33 é apresentada a distribuição planeada para as diferentes pessoas. Esta distribuição é baseada em que: idealizou-se que o dispositivo para cálculo da distância estando no calcanhar consegue estimar com maior precisão quando o pé entrou em contacto e deixou de estar em contacto com o solo independentemente do utilizador; idealizou-se que o dispositivo para estimar a orientação estando na cinta está mais imune ao movimento da locomoção permitindo estimar a orientação com menos ruído e num lugar cómodo para qualquer pessoa; [71][72] o sensor de atividade cardíaca está colocado no local onde permitirá obter melhores leituras.

Outro problema que pode surgir é o atraso entre a localização atual e a localização processada (que terá de aparecer no dispositivo móvel). Os atrasos devem-se:

1. À aquisição dos dados dos vários sensores e ao posterior tratamento dos dados e algoritmo de IN. Este processo tem atrasos devido ao tempo necessário para o processamento e comunicação;
2. As várias unidades devem combinar os dados dos sensores de acordo com a mesma amostragem para processar a fusão sensorial e estimar o caminho;

O BSU do pé tem de ser o mais rápido e eficiente possível pois tem ainda de se ter em consideração os atrasos dos seguintes níveis, na BCU (algoritmo de solução de navegação

e de navegação integrada) e no dispositivo móvel (algoritmo de aprendizagem e "*High Level Integration Software*" bem como apresentar a localização).

Uma vez que os *Zero velocity UPdaTes* (ZUPT) têm um papel muito importante na redução de erros de posição é importante detetar os intervalos de velocidade zero com precisão. [73] Nesta abordagem pretende-se utilizar os sensores de força para tentar tornar a deteção mais precisa do que a obtida com os dados do acelerómetro. Neste sentido, espera-se reduzir a quantidade de informação do acelerómetro utilizada para estimar estes intervalos e desta forma reduzir o tempo de processamento a fazer esta estimativa e assim estimar a distância percorrida com resultados igualmente satisfatórios ou melhores.

Como critério de sucesso para avaliar o projeto tem-se definido que a distância estimada deve ser entre 90 e 95%, ou por outras palavras, em 10 metros viajados o sistema deve ter um erro unicamente de meio a um metro. Desta forma, dentro de uma casa é possível indicar em que divisão o utilizador se encontra.

## **6.2. MÓDULO BSU DO PÉ**

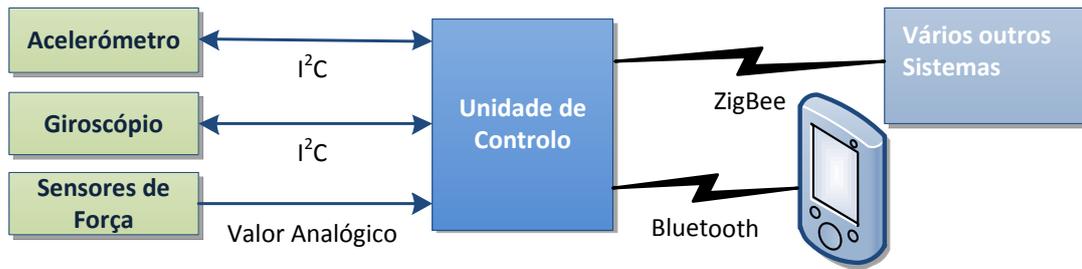
Nesta secção é descrito o *hardware* selecionado para a BSU do pé. O *hardware* divide-se essencialmente em três partes: a unidade de processamento, os sensores e os módulos de comunicação.

O sistema foi pensado e desenvolvido com o intuito de não só cumprir com os objetivos do projeto, mas também permitir uma fácil substituição dos módulos em caso de avaria.

Os elementos fundamentais do circuito são: a unidade de controlo, o acelerómetro, o giroscópio, os sensores de força, o módulo MiWi e o módulo Bluetooth. Estes módulos (acelerómetro, giroscópio, MiWi, e Bluetooth) estão em Placas de Circuito Impresso (*Printed Circuit Board* - PCB) separadas da placa principal, designadas de *Breakout Boards*<sup>10</sup>. Os sensores de força são também separados da placa principal de forma a poder colocá-los em vários lugares na planta do pé. O recurso a conectores permite a reutilização dos vários módulos para outras aplicações ou para a sua substituição em caso de avaria. A arquitetura descrita pode ser visualizada na Figura 35.

---

<sup>10</sup> *Breakout Boards* são placas que permitem o acesso aos pinos de um circuito integrado.



**Figura 35 - Arquitetura da BSU utilizada no pé para estimar a distância percorrida**

### 6.2.1. UNIDADE DE CONTROLO

A escolha na unidade de processamento recaiu essencialmente sobre os microcontroladores da família PIC (*Programmable Interface Controller*), da empresa Microchip Technology Inc. O motivo da escolha dos microcontroladores da Microchip está relacionado com o facto deste projeto ter como requisito a utilização da *stack* de MiWi da Microchip.

Segundo os objetivos deste projeto a unidade de processamento deve ter os seguintes requisitos:

- Ser pequeno – quanto mais pequenas forem as placas dos circuitos mais cómodas serão para o utilizador andar com o sistema;
- Baixo consumo de energia – com o intuito de ter uma maior duração da bateria;
- Possuir uma USART (*Universal Synchronous Asynchronous Receiver Transmitter*) – para o microcontrolador comunicar com o módulo Bluetooth;
- Ter pelo menos uma porta de comunicação série síncrona –  $I^2C$  (*Inter-Integrated Circuit*) ou SPI (*Serial Peripheral Interface*) – para comunicar com os sensores e com o módulo de MiWi.

Para o BSU no pé (apresentada na Figura 33 na secção 6.1) a unidade de processamento escolhida foi um dsPIC de uso geral (dsPIC33FJ128GP706A), uma vez que para estimar a distância percorrida com os requisitos enumerados é necessário uma unidade de processamento com velocidade suficiente rápida para efetuar a aquisição e processamento dos dados dos sensores a taxa de aquisição de 50 ms (40 Mega Instruções Por Segundo), com capacidade de cálculo superior (funções otimizadas para cálculo matricial, etc.), entre outras características.

## 6.2.2. SENSORES

Os sensores escolhidos foram selecionados tendo como base os apresentados na secção 4.1. Nesta subsecções é feita uma descrição detalhada do acelerómetro, giroscópio e sensor de força.

A comunicação com os sensores inerciais (acelerómetro e giroscópio) pode ser realizada por I<sup>2</sup>C ou SPI. A interface I<sup>2</sup>C foi a escolhida pela necessidade de menos pinos para comunicar com os vários sensores e por conseguinte uma placa de circuito impresso mais pequena. A velocidade apesar de inferior em relação ao SPI é suficiente para a aplicação.

No Anexo B é apresentada brevemente a interface I<sup>2</sup>C, bem como uma breve comparação com SPI.

### 6.2.2.1. ACELERÓMETRO

Na subsecção 4.1.2 foi apresentado o estudo de vários acelerómetros. Dos acelerómetros apresentados na Tabela 5, foi escolhido o ADXL345 da Analog Devices. Dos três apresentados existia disponível o ADXL345 e o LIS3LV02DL, sendo escolhido o ADXL345. O LIS3LV02DL já foi descontinuado e para continuação do projeto poderá não ser uma escolha acertada. O ADXL345 para além de não ter sido descontinuado tem melhores características. O circuito da *breakout board* é o apresentado na Figura 36.

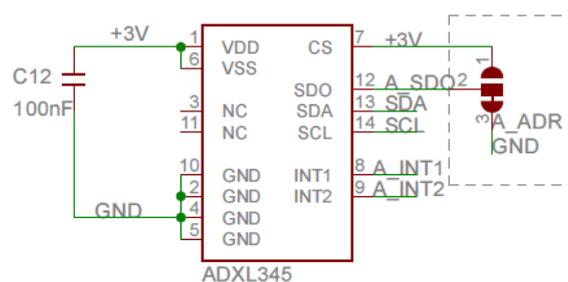


Figura 36 - Esquemático da *Breakout Board* do ADXL345

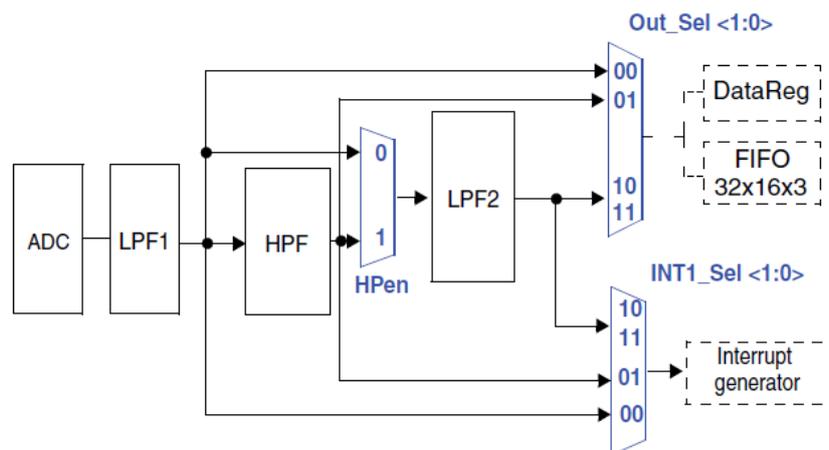
No circuito pode-se verificar que: o *Chip Select* (CS) está ligado ao V<sub>DD</sub>, o que faz com que o ADXL345 esteja no modo I<sup>2</sup>C; e que o *Serial Data Output* (SDO) está ligado ao GND, o que define o endereço de 7 bits do acelerómetro. Com esta última ligação é preciso ter em consideração que o endereço do acelerómetro é o 0x53 e o código para se utilizar quando se quer escrever e ler é o 0xA6 e o 0xA7, respetivamente. Para comunicar com o acelerómetro deve-se seguir os diagramas apresentados na Tabela 17 e Tabela 18, apresentadas no Anexo B. [74]



No circuito pode-se verificar que: o CS está ligado ao  $V_{DD}$ , o que faz com que o L3G4200D esteja no modo I<sup>2</sup>C; e que o SDO está ligado ao GND, o que define o endereço de 7 bits do giroscópio. Com esta última ligação é preciso ter em consideração que o endereço do giroscópio é o 0x68 e o código para se utilizar quando se quer escrever e ler é o 0xD0 e o 0xD1, respetivamente. Para comunicar com o giroscópio deve-se seguir os diagramas apresentados na Tabela 17 e Tabela 18, apresentadas no Anexo B. [75]

O giroscópio é de 16 bits e foi configurado para funcionar com a escala de 2000 graus/s, com FIFO e com o ODR de 100 Hz, entre outras configurações. O giroscópio tem um conjunto de filtros internos dispostos como apresentado no diagrama de blocos da Figura 38. As configurações selecionadas para os filtros foram HPen a “0” e Out\_Sel a “10”. Ou seja, os dados são obtidos após passarem pelo filtro passa baixo 1 (LPF1) e pelo filtro passa baixo 2 (LPF2), sem passar pelo filtro passa alto (HPF). O filtro passa alto não está a ser utilizado porque através dos testes efetuados verificou-se que este remove informação útil do sinal. O filtro passa baixo LPF1 não permite alteração de frequência de corte sendo que a frequência de corte por omissão é de 32 Hz para o ODR de 100 Hz. O filtro passa-baixo LPF2 para o ODR de 100 Hz só permite a configuração de 12,5 Hz ou 25 Hz, sendo que dos testes efetuados, a que apresenta melhores resultados foi a frequência de 12,5 Hz.

A leitura do giroscópio não é efetuada por interrupções, portanto não se configurou o INT1\_Sel. Ao não utilizar as interrupções geradas pelo giroscópio não é necessário mais uma ligação física. Assim, previamente a ser efetuada a leitura dos dados do giroscópio em cada período, é realizada a leitura do registo que indica as amostras presentes na FIFO.



**Figura 38 - Diagrama de blocos com as conexões dos filtros passa baixo e alto [75]**

Para estimar a velocidade angular em graus por segundo (graus/s) é necessário afetar os resultados do giroscópio pela sensibilidade típica deste à escala de 2000 graus/s que é de 0,07 mgraus/(s×dígito). [75]

Para estimar o deslocamento angular a partir do giroscópio é necessário integrar a velocidade angular obtida deste. No entanto a integração direta destes dados leva a um desvio mesmo quando este está em repouso. Desta forma antes de se proceder a integração dos dados é realizado um procedimento indicado em [76]. O procedimento inicia-se por retirar o valor que este tem quando está em repouso, designado de  $R_0$ . Para se obter  $R_0$ , pode-se recolher entre 50 e 100 amostras e fazer a média destes valores quando o dispositivo está estacionário.

Desta forma, a verdadeira velocidade angular em graus/s ( $R_t$ ) pode ser expressa como apresentado na equação (41). [76]

$$R_t = SC \times (R_m - R_0) \quad (41)$$

Sendo que:

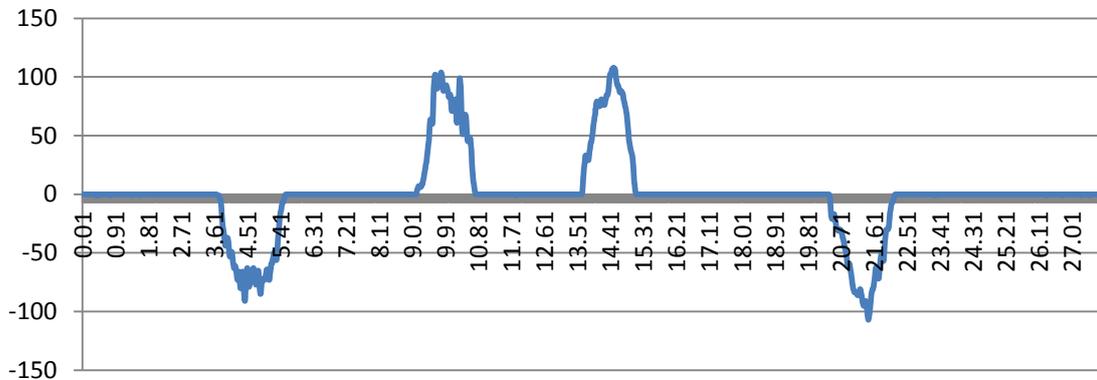
- $R_m$  é a velocidade angular medida em graus/s;
- $R_0$  é a saída do giroscópio quando não é aplicada nenhuma rotação a este;
- $SC$  é o fator de escala ou sensibilidade (neste caso é de 70 mgraus/(s×dígito)).

Devido ao ruído das medições e à alteração da temperatura, as leituras do giroscópio vão variar quando este está em repouso. É necessário estabelecer um *threshold*  $R_{th}$  para estabelecer como zero as leituras do giroscópio, como apresentado na equação (42). Este procedimento irá eliminar o ruído de modo que o deslocamento angular não acumule quando o giroscópio está parado. O *threshold* pode ser obtido como 3 vezes o desvio padrão das medidas do giroscópio quando não é aplicada velocidade angular a nenhum dos eixos. [76] A desvantagem deste procedimento é que o giroscópio irá ignorar rotações lentas em que a velocidade angular dessas rotações seja inferior ao *threshold*.

$$if |(R_m - R_0)| < R_{th} \quad (42)$$

O giroscópio tem valores negativos e positivos. O sinal dos valores indica a direção da rotação, se a rotação for no sentido dos ponteiros do relógio os dados são negativos, se a rotação for no sentido inverso aos ponteiros do relógio os dados são positivos. Na Figura 39 está representado os dados obtidos após se ter efetuado uma rotação no sentido dos

ponteiros do relógio de 90 graus, duas rotações no sentido inverso de 90 graus cada e por fim uma rotação no sentido dos ponteiros do relógio de 90 graus sobre o eixo do z. Os dados apresentados estão em graus por segundo, sendo que o ODR é de 100 Hz. [76]



**Figura 39 - Rotações de 90 graus cada sobre o eixo do z**

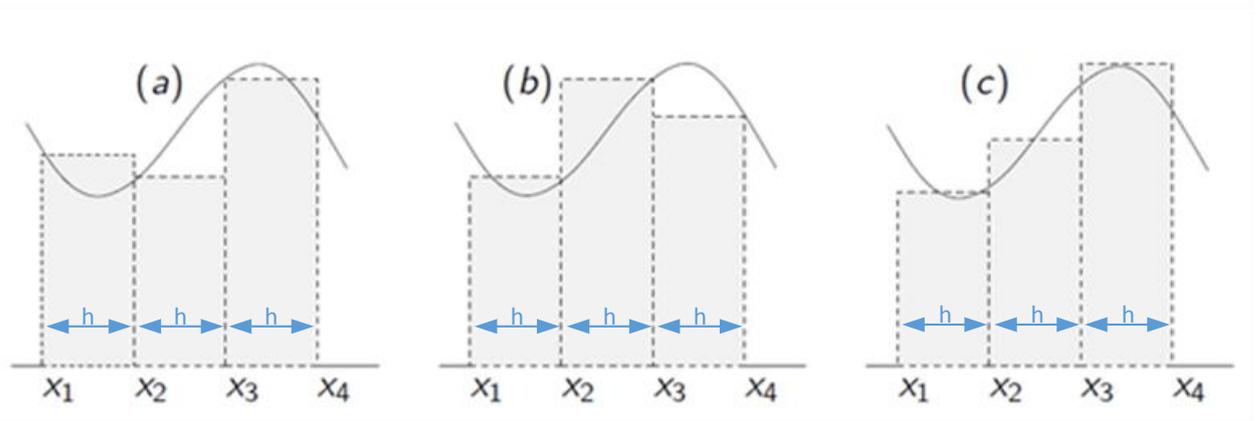
O giroscópio, como já referido, tem à saída a velocidade angular. Para se obter o deslocamento angular é necessário integrar. Para integrar foi analisada a regra dos retângulos e dos trapézios. O resultado da integração através destas regras é obtido pelo somatório de áreas de retângulos ou de trapézios por cada instante de amostragem. Ou seja, no instante  $t = kT$ , em que  $k$  é o instante considerado e  $T$  é o período de amostragem, a área é igual à área obtida até ao instante anterior mais a área desde o instante anterior até ao atual, como apresentado na equação (43).

$$A(kT) = A(kT - T) + \text{Área desde } (kT - T) \text{ até } (kT) \quad (43)$$

A área dos retângulos pode ser determinada de várias formas, como representado na Figura 40, sendo elas:

- Em (a), a área de cada retângulo é dada por  $A = f(x_{kT-T}) h$ ;
- Em (b), a área é dada por  $A = f(x_{kT}) h$ ;
- Em (c), a área é dada por  $A = f\left(\frac{x_{kT-T} + x_{kT}}{2}\right) h$ .

O “h” representa o passo, que é a diferença entre instante atual e o anterior ( $kT - (kT - T) = T$ ). Neste caso o passo é constante e é igual ao período  $T$ . As formas de determinar a área diferem pelo valor do sinal que tomam como referência. Em (a) a referência é o valor do instante anterior, em (b) é o valor do instante atual e em (c) a média dos valores do instante anterior e do atual.

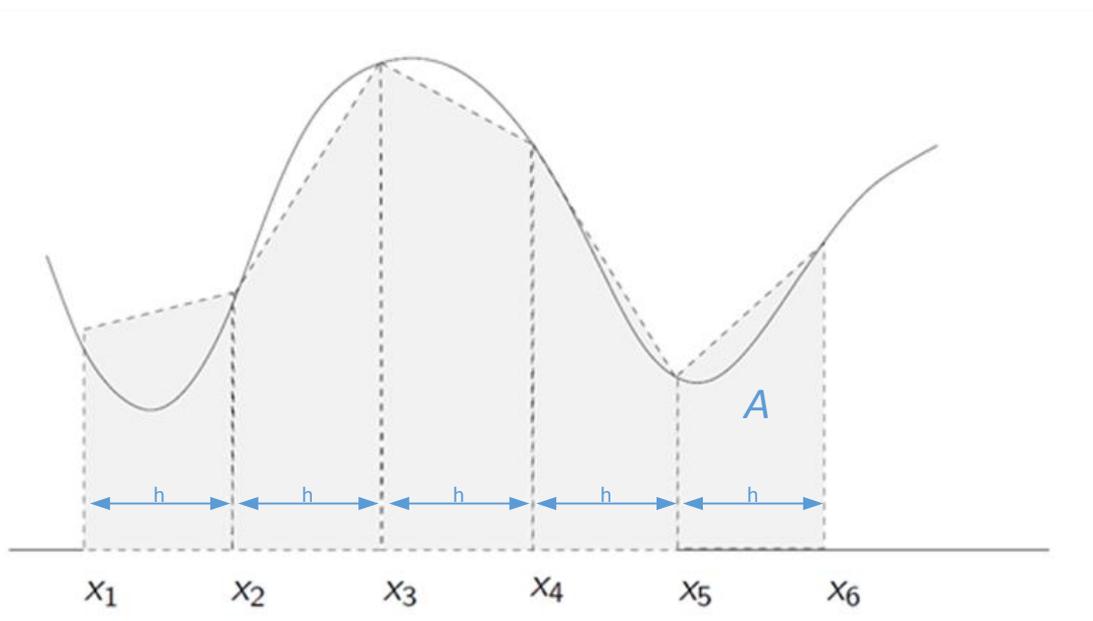


**Figura 40 - Formas de integração pela regra dos retângulos (adaptada de [77])**

A área de um trapézio é determinada como apresentado na equação (44).

$$A = \frac{T}{2} [x(kT) + x(kT - T)] \quad (44)$$

O resultado do somatório das várias áreas dos trapézios é o apresentado na Figura 41.



**Figura 41 - Resultado da integração pela regra dos trapézios (adaptada de [77])**

Em qualquer uma das opções o resultado após o somatório é uma aproximação a  $\int_0^t f(\tau) d\tau$ . [77][78] Tendo em consideração as Figura 40 e Figura 41 adotou-se a regra dos trapézios, uma vez que graficamente é possível presumir que esta terá menor erro. Este método também é o utilizado para estimar a distância pelo acelerómetro.

### 6.2.2.3. SENSOR DE FORÇA

Na subsecção 4.1.4 foi apresentado o estudo de vários sensores de força. Dos sensores de força apresentados na Tabela 10, foi escolhido o A201 da Tekscan. Este é o que tem maior gama de forças mensuráveis e é também o mais flexível pois permite escolher vários tamanhos. O tamanho dos sensores de força é uma característica importante para a utilização destes num pé, tanto por razões de conforto como para estimar com precisão as fases da marcha.

O circuito recomendado é o apresentado na Figura 42. Para se saber a força aplicada correspondente ao valor em tensão tem de se fazer um conjunto de testes em que são aplicadas forças diferentes conhecidas ao sensor e se mede a correspondente tensão. Com estes valores obtém-se uma relação entre a força e a tensão. Visto neste projeto não se ter como objetivo saber a força aplicada, mas sim que foi aplicada uma força não se procedeu ao cálculo dessa relação. Para se saber que foi aplicada uma força projetou-se um ganho suficientemente grande ( $R_F$  grande, precisamente 220 k $\Omega$ ) de forma a permitir verificar qualquer variação e a utilizar toda a escala do A/D.

O amplificador operacional (AmpOp) apresentado na Figura 42 é um AmpOp *Rail-to-Rail*<sup>12</sup>. Desta forma existe um menor *headroom*, ou seja, existe uma menor diferença entre a tensão de saída máxima ou mínima e o *rail*. [79]

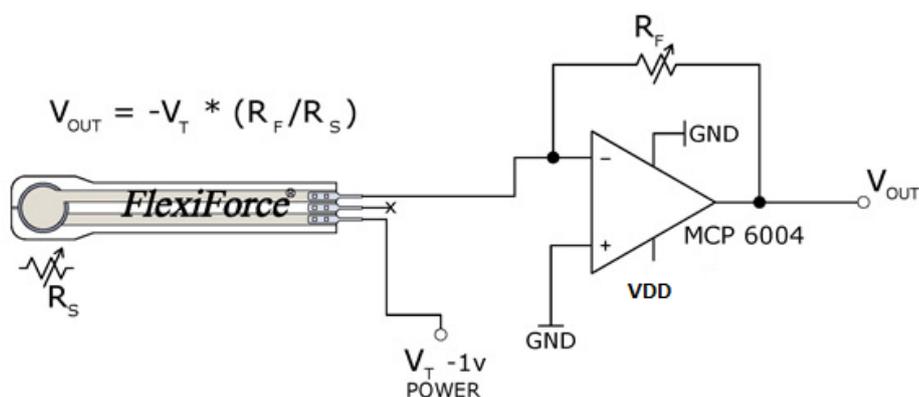


Figura 42 - Circuito recomendado para utilização do A201 da Tekscan (adaptado de [80])

A necessidade de utilizar amplificadores com saída *Rail-to-Rail* deve-se também à necessidade de manter uma alargada gama dinâmica<sup>13</sup> para aplicações com baixas tensões de alimentação, como é o caso para a tensão de alimentação de 3,3 V.

<sup>12</sup> *Rail* é utilizado para referir a tensão de alimentação ( $V_{DD}$  ou  $V_{SS}$ ).

### 6.2.3. MÓDULOS DE COMUNICAÇÃO

Este sistema tem de permitir a comunicação por Bluetooth e ZigBee. O Bluetooth tem como intuito permitir comunicar diretamente com a aplicação móvel. O ZigBee, mais concretamente o MiWi que é o protocolo proprietário da Microchip, tem como intuito comunicar com a BCU quando esta for desenvolvida. A BCU não faz parte deste projeto portanto não existe qualquer descrição desse módulo.

Nesta subsecção é inicialmente descrito o módulo Bluetooth, as configurações utilizadas e a sua interface, sendo posteriormente descrita a antena utilizada para comunicar por MiWi e a Interface para Programação de Aplicações (*Application Programming Interface* - API) para interagir com a *stack* de MiWi.

#### 6.2.3.1. BLUETOOTH

Sendo um dos objetivos do projeto a transferência de dados com um Smartphone optou-se pelo Bluetooth devido à sua vasta utilização nos dispositivos móveis. Para tal escolheu-se o módulo, apresentado na Figura 43, que utiliza o *chipset* BC417143 (BlueCore4 External) da CSR, devido ao seu preço e facilidade de interação. Esta última vantagem está relacionada com o facto de não ser necessário interpretar as tramas de comunicação do protocolo Bluetooth, pois a informação que chega ao RX do microcontrolador é unicamente a informação útil.



Figura 43 - Módulo Bluetooth com o *chipset* BC417143 [81]

As principais características deste módulo são: [81]

- Compatível com a especificação v2.0 de Bluetooth + EDR (*Enhanced Data Rate*);
- É um dispositivo de classe 2 (alcance até 10 m);
- Tem uma memória Flash de 8 Mbits;
- Alimentação a 3,3 V;

---

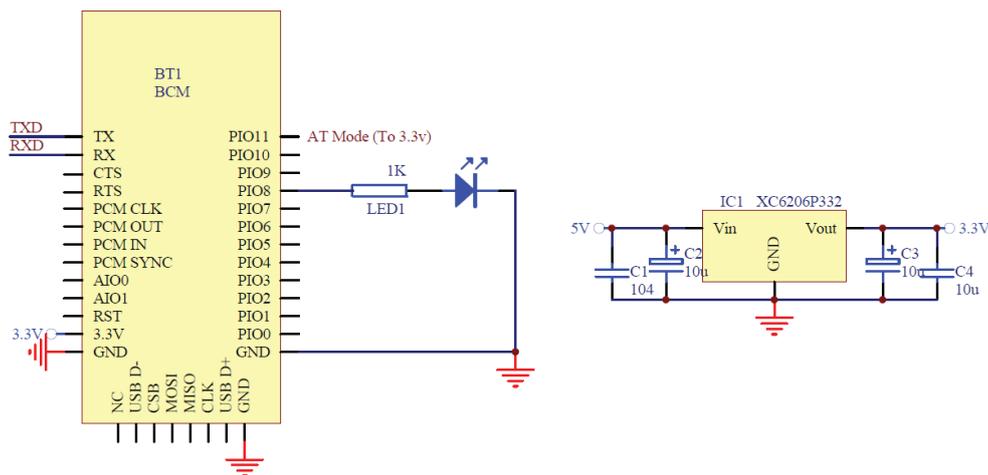
<sup>13</sup> Gama dinâmica é o rácio entre o maior e menor valor possível de uma quantidade variável.

- Interface UART, USB1.2, I<sup>2</sup>C, etc.

As configurações deste módulo são efetuadas recorrendo a comandos AT. De fábrica o módulo traz as seguintes configurações: [81]

- 9600 de taxa de transmissão;
- sem paridade;
- 8 bits de informação;
- 1 stop bit;
- sem controlo de fluxo;
- senha de emparelhamento: 1234;
- configurado para funcionar como *slave*.

Das configurações de fábrica que foram alteradas consta o taxa de transmissão, que foi alterado de 9600 para 115200 bits por segundo (bps).



**Figura 44 - Módulo Bluetooth e Interface (adaptada de [81])**

O circuito da *breakout board* do módulo Bluetooth é o apresentado na Figura 44. A interface com o microcontrolador possui cinco ligações, sendo estas: RX, TX, GND e dois pinos para alimentação positiva (5 V e 3,3 V). O módulo Bluetooth é alimentado a 3,3 V, portanto para possibilitar a alimentação por 5 V no circuito existe um regulador de 5 para 3,3 V. O circuito da Figura 44 tem também o pino de ligação para entrar em modo AT, bem como a ligação presente na placa PCB do LED que indica o seu modo de funcionamento. Este LED indica que: o módulo está em modo AT, que está conectado ou que está alimentado. Caso o LED pisque a baixa frequência indica que este está em modo AT, caso este pisque a uma alta frequência este está alimentado, mas não está conectado.

Por fim, caso o módulo Bluetooth esteja conectado a outro dispositivo este pisca a uma frequência muito baixa, aproximadamente de segundo em segundo. As três frequências são bastante perceptíveis ao olho humano.

Para a troca de informação envia-se e recebe-se do módulo os dados por comunicação sem ser necessário criar ou interpretar as tramas.

Por fim, tem de se ter atenção que o módulo Bluetooth está como *slave*, ou seja, este só aceita os pedidos de ligação.

### 6.2.3.2. MiWi

As antenas utilizadas para comunicar através do protocolo MiWi são as antenas que vêm no *kit* de demonstração PICDEM Z da Microchip. Este *kit* fornece uma plataforma de desenvolvimento e demonstração de aplicações baseadas na tecnologia ZigBee. O *kit* é composto por dois módulos ZigBee. Na Figura 45 está apresentado o *kit* de desenvolvimento PICDEM Z com a antena.



**Figura 45 - Kit de demonstração PICDEM Z da Microchip [82]**

A antena PICDEM™ Z 2.4 GHz RF, realçada na Figura 45, foi criada com o objetivo de ser uma solução para o protocolo ZigBee para a frequência de banda de 2,4 GHz. Esta é constituída pelo *transceiver* MRF24J40. O MRF24J40 é completamente compatível com a

especificação IEEE 802.15.4 e suporta ZigBee, MiWi e outros protocolos proprietários. As principais características do MRF24J40, para além das já apresentadas, são: [90]

- Suporta modos de poupança de energia;
- Baixo consumo de corrente, tipicamente 18 mA no modo RX e 22 mA no modo TX;
- Em modo *sleep* o consumo de corrente é de 2  $\mu$ A;
- Interface SPI;
- Permite funcionar com osciladores de 20 MHz e 32,768 kHz;
- Tem uma saída de referência de *Clock* para outros dispositivos.

O esquemático da placa é apresentado no Anexo C. Neste é apresentado as ligações entre a placa e o microcontrolador.

A Microchip disponibiliza uma API para permitir interação entre a sua *stack* e as aplicações desenvolvidas. Existem 5 categorias de APIs: [83]

- **Inicialização:** Interfaces que permitem inicializar corretamente o protocolo selecionado;
- **Hand-shaking:** Interfaces que permitem aos nós efetuar pesquisas de rede e conectarem-se, ou juntarem-se à rede;
- **Enviar mensagens:** Interfaces que permitem enviar mensagens para o destinatário através da rede;
- **Receber mensagens:** Interfaces que permitem receber mensagens de outros dispositivos;
- **Funcionalidades especiais:** Interfaces que permitem o bom funcionamento da rede em meios com ruído, e em condições de poupança de energia.

Aqui são só apresentadas algumas das funções mais importantes para a comunicação após os nós estarem conectados. Essas funções são as funções de receber e enviar mensagens. Para receber mensagens é necessário saber se existem mensagens para ler, a função no seguinte excerto de código tem essa funcionalidade.

```
bool MiApp_MessageAvailable(void);
```

Esta função não tem qualquer parâmetro de entrada, e tem como retorno “1” caso tenha sido recebida e “0” caso não haja novas mensagens.

Todas as mensagens recebidas são guardadas numa estrutura. Esta, entre outras funcionalidades, permite obter a mensagem e saber o tamanho da mensagem. Desta forma

pode-se aceder à mensagem como apresentado no seguinte excerto de código. A variável *rxMessage* é a variável da estrutura de dados da mensagem recebida.

```
for(i = 0; i < rxMessage.PayloadSize; i++){  
    fprintf(stdout, "%d ", rxMessage.Payload[i]);  
}
```

Para descartar uma mensagem é utilizada a função *MiApp\_DiscardMessage*, representada no seguinte excerto de código, para informar o protocolo que a aplicação já processou a atual mensagem e está pronta para receber a próxima.

```
void MiApp_DiscardMessage(void);
```

Para enviar mensagens é necessário um *buffer* que guarda a informação e funções para o gerir. Existem duas APIs definidas para gerir o *buffer*:

```
void MiApp_FlushTx(void);  
void MiApp_WriteData(BYTE OneByteTxData);
```

A função *MiApp\_FlushTx* é utilizada para efectuar o *reset* ao apontador do *buffer* de transmissão na *stack*.

A função *MiApp\_WriteData* é utilizada para preencher um *byte* de informação na *stack* do *buffer* de transmissão. O parâmetro de entrada, *OneByteTxData*, é a informação que se pretende transmitir.

Normalmente, a função *MiApp\_FlushTx* é efetuada primeiro para fazer o *reset* do apontador. Depois a função *MiApp\_WriteData* é executada, uma ou mais vezes, para escrever no *buffer* de transmissão. Após preencher o *buffer* o próximo passo é acionar os mecanismos necessários para que se dê início à transmissão. Existem 3 tipos de transmissão:

- *Broadcast*;
- *Unicast* para o nó indexado na tabela de ligações;
- *Unicast* para o nó identificado pelo endereço fornecido, fixo ou de rede.

As transmissões do tipo *unicast* visam entregar a mensagem a um único dispositivo, seja ele identificado através do índice da tabela de ligações, ou identificado diretamente pelo seu endereço físico ou de rede. A função a utilizar para transmissões *unicast* é a *MiApp\_UnicastConnection*. O aspeto da função pode variar de acordo como é identificado

o destinatário. Caso seja identificado pelo índice na tabela de ligações a função tem o seguinte aspeto:

```
BOOL MiApp_UnicastConnection(BYTE ConnectionIndex, BOOL SecEn);
```

O valor de retorno indica o sucesso ou não da transmissão. O parâmetro de entrada *ConnectionIndex* é o índice do destinatário na tabela de ligações. O parâmetro *SecEn* indica se a informação enviada necessita de ser segura, ou seja, indica se é para encriptar ou não os dados a transmitir. [83][84]

### **6.3. SOFTWARE DA BSU DO PÉ**

O *software* da BSU do pé deverá funcionar como descrito na Figura 46 o qual está repartido num programa principal e numa interrupção. O programa principal está dividido na inicialização e no processamento realizado a cada instante de amostragem. O período de amostragem é de 50 ms.

Na inicialização são realizadas as configurações dos vários periféricos e dos sensores. As configurações para cada sensor estão descritas na subsecção 6.2.2.

O processamento realizado a cada instante de amostragem consiste na leitura dos vários sensores e no tratamento dos dados provenientes destes.

Uma vez que o ODR do acelerómetro está definido a 100 Hz, por cada período o acelerómetro tem armazenado na FIFO 5 amostras. Após ser realizada a leitura da FIFO do acelerómetro é feita uma média dos dados de forma a obter um valor com menos ruído.

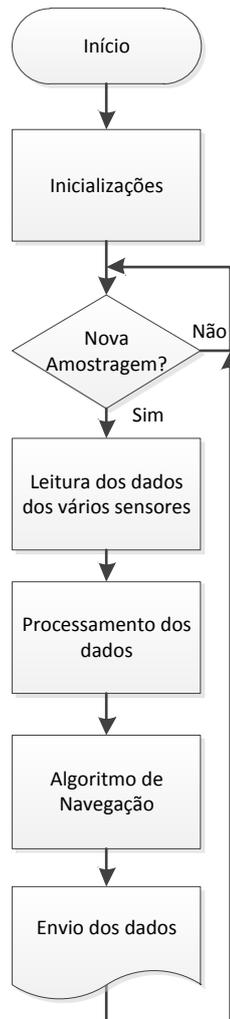
O ODR do giroscópio está também definido a 100 Hz. Mas ao contrário do efetuado com os dados do acelerómetro, cada dado é processado individualmente através do procedimento descrito na subsecção 6.2.2.2.

Os dados de cada sensor de força são obtidos através da leitura do valor analógico. Para cada um dos sensores são realizadas 64 leituras por período e o valor final corresponde à média dessas 64 amostras.

Após estes passos os dados são utilizados pelos algoritmos de navegação para estimar a distância percorrida. Os algoritmos de navegação desenvolvidos são apresentados no Capítulo 7. Por fim, os dados são enviados para a unidade móvel por Bluetooth.

A interrupção estabelece o período de amostragem. A interrupção está com a prioridade mais elevada assim no caso de se adicionar novas interrupções o período de amostragem continua a ser preciso.

## Programa Principal



## Interrupção

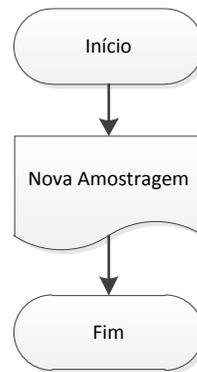


Figura 46 - Descrição de alto nível do *software* da BSU do pé

# 7. NAVEGAÇÃO

Este capítulo descreve o trabalho desenvolvido para estimar a distância percorrida por um pedestre. Aqui são apresentadas duas abordagens diferentes para estimar a distância percorrida por um pedestre.

## 7.1. CÁLCULO DA DISTÂNCIA ATRAVÉS DO NÚMERO DE PASSOS

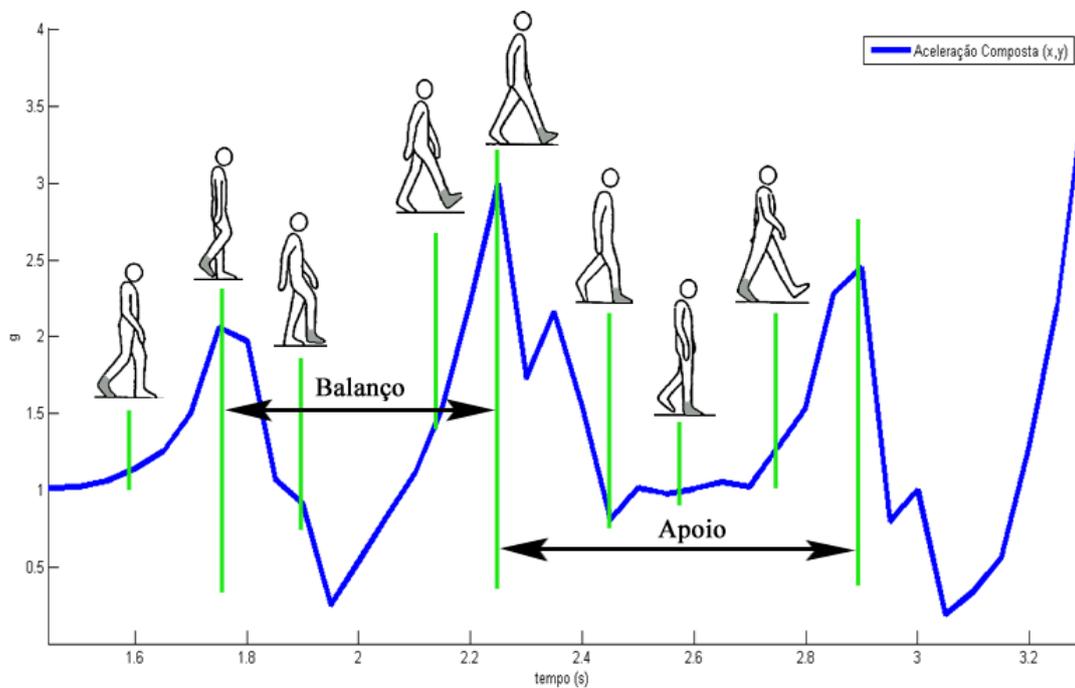
A abordagem inicial para resolver o problema do cálculo da distância percorrida passou pela detecção de passo. Para tal será nesta secção apresentada inicialmente a abordagem para estimar o número de passos, e posteriormente a abordagem para estimar a distância percorrida através do número de passos.

### 7.1.1. DETECÇÃO DE PASSO

Como referido anteriormente, para estimar o deslocamento recorreu-se inicialmente à detecção do passo. Para efetuar a detecção do passo estudaram-se vários métodos, entre eles o realizado por Pereira [2]. O método apresentado por Pereira recorre unicamente aos dados de um acelerómetro colocado no tornozelo, tendo como desvantagem ser computacionalmente pesado. Este algoritmo, para estimar o número de passos, necessita de guardar um conjunto de amostras (11 amostras de cada componente de aceleração) para que estas sejam processadas a cada nova iteração do ciclo de cálculo. Este algoritmo

estima o número de passos baseado na informação passada e futura do instante presente (5 amostras passadas, a amostra presente e 5 futuras). Este ainda recorre a filtros de mediana e Butterworth. De forma a criar um algoritmo computacionalmente mais leve, que funcione em tempo real e tenha resultados igualmente satisfatórios, utilizaram-se sensores de força em conjunto com o acelerómetro. Para tal recorreu-se ao módulo apresentado na secção 6.2, colocado também no tornozelo.

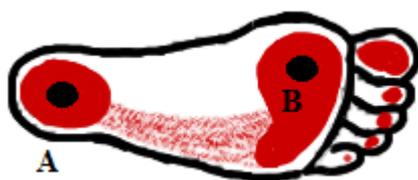
Ambos os algoritmos (o do Pereira [2] e o aqui apresentado) basearam-se no padrão de acelerações para estimar o número de passos. As acelerações obtidas com o módulo desenvolvido sobre o movimento da perna seguem o padrão apresentado na Figura 47. Como se pode verificar o padrão é idêntico ao apresentado na Figura 4 no capítulo da teoria da marcha humana (Capítulo 2).



**Figura 47 - Padrão de aceleração do tornozelo durante a marcha**

Para distinguir de forma mais precisa as fases do passo recorreu-se à análise da força aplicada na planta do pé. Na Figura 48 são ilustradas as partes da planta do pé onde é aplicada mais força (representado a vermelho) durante a locomoção.

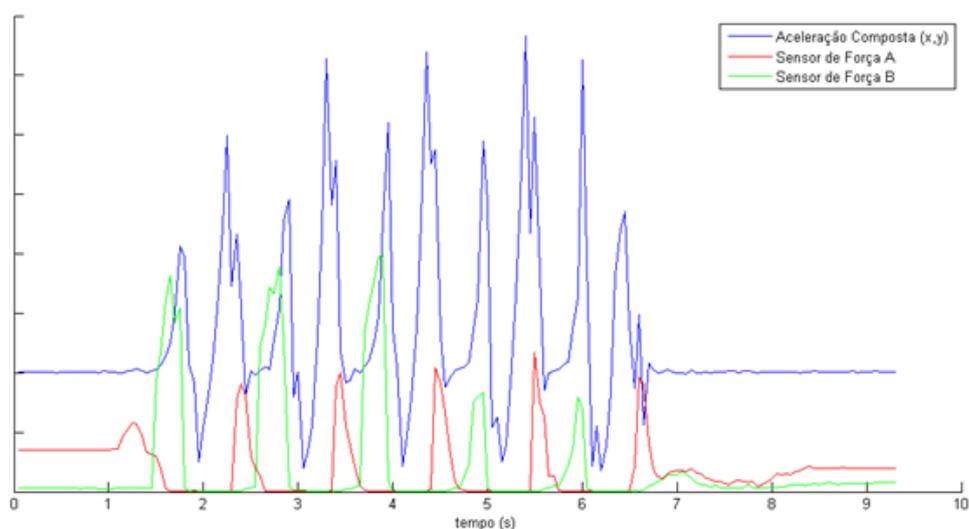
De forma a distinguir mais precisamente as fases do passo foram utilizados dois sensores de força dispostos como apresentado na Figura 48 (representados a preto como sensor A e sensor B).



**Figura 48 - Força aplicada na planta do pé e posição dos sensores de força**

Os dois sensores de força foram colocados como apresentado uma vez que na fase inicial da locomoção o primeiro contacto do pé no solo é o local onde se encontra o sensor A, e na fase final, que é o último contacto do pé com o solo, é onde o sensor B está colocado. [3]

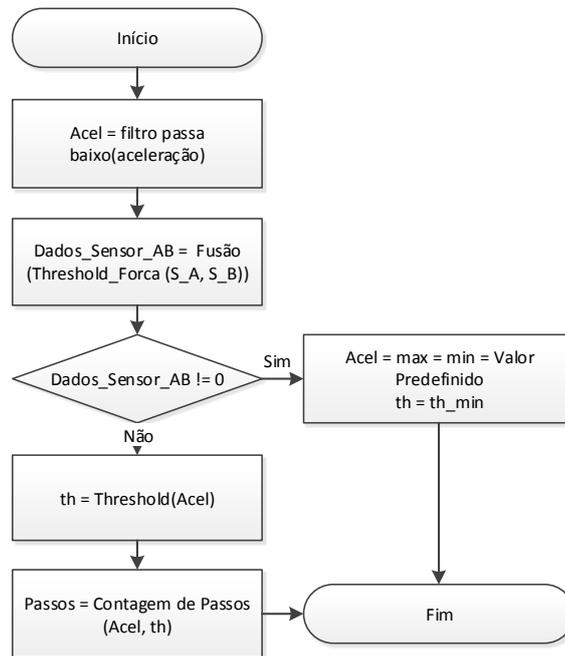
Na Figura 49 está representado um teste de dez passos com os dados do acelerómetro e dos sensores de força A e B. A azul está a aceleração composta da componente do eixo x e y. A vermelho e a verde estão os dados dos sensores A e B, respetivamente. Através da análise da figura é possível aferir que: o padrão, apresentado na Figura 47, repete-se ao longo da caminhada; os dados dos sensores de força tomam valores notoriamente diferentes quando o pé está estacionário (valores de aceleração de 1 g) e quando o pé está em movimento.



**Figura 49 - Dados do acelerómetro e dos sensores de força num teste de 10 passos**

O algoritmo para estimar o número de passos é apresentado na Figura 50 através de um diagrama de blocos. Este algoritmo baseia-se no cálculo de um *threshold* dinâmico que quando comparado com a aceleração permite estimar o número de passos. Tendo em consideração o padrão de aceleração apresentado na Figura 47, cada vez que a aceleração do tornozelo é superior ao *threshold* estima-se que o utilizador tenha dado um passo. Desta

forma, o número de passos é igual ao número de vezes que a aceleração é superior ao *threshold*.

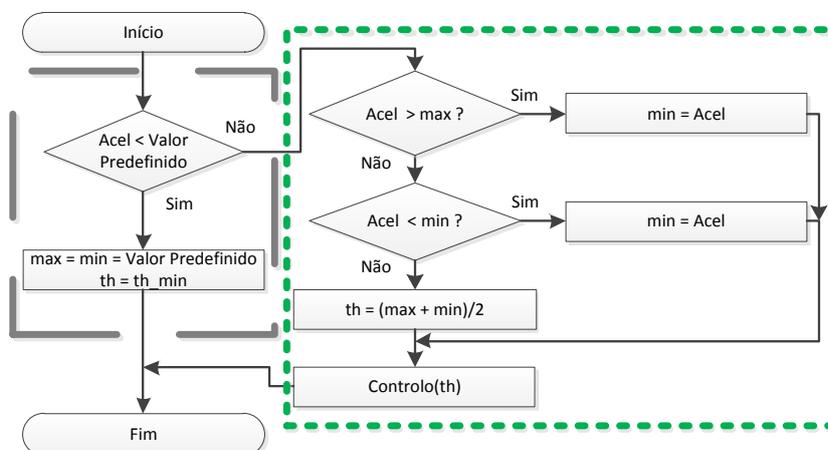


**Figura 50 - Algoritmo para estimar o número de passos**

O algoritmo a cada iteração após a aquisição de dados filtra a aceleração (aceleração composta com a componente x e y) através de um filtro passa baixo de primeira ordem e filtra os dados dos sensores de força através de um *threshold* (“Threshold\_Forca” na Figura 50). Este último é utilizado de forma a definir os dados dos sensores de força a zero, quando os dados obtidos destes são próximos de zero. A fase seguinte consiste em fundir os dados dos dois sensores (“Fusão” na Figura 50). O resultado desta fase será diferente de zero desde que seja aplicada uma força no calcanhar até que não seja aplicada força na frente do pé (*i.e.*, enquanto qualquer parte do pé está em contacto com o solo). Neste caso a aceleração e o *threshold* é fixado a um valor predefinido. Se o resultado for zero (quer dizer que o pé não está em contacto com o solo) o *threshold* é calculado e comparado com o valor da aceleração de forma a estimar se foi efetuado um passo.

Na Figura 51 é apresentado o algoritmo da função “Threshold” aplicada à aceleração, utilizada no algoritmo apresentado na Figura 50. Realçado a cinzento (linha tracejada) está o *reset* dos valores utilizados no algoritmo, que é executado se a aceleração for inferior ao valor predefinido (valor de aceleração quando não há movimento). Como pode ser visto na Figura 47, entre cada pico a aceleração toma um valor mais pequeno do que quando não há movimento (pé completamente em contacto com o solo). Esta característica permite

analisar cada pico individualmente através do *reset* dos valores utilizados para o cálculo do *threshold*. Infelizmente quando o utilizador está a correr esta característica já não se verifica.



**Figura 51 - Algoritmo do *threshold* para a aceleração**

Na Figura 51 realçado a verde (linha aos pontos) está representado o cálculo do *threshold* e o seu controlo. O controlo é realizado para não permitir que o *threshold* tenha um valor inferior ao mínimo definido.

De forma a testar o algoritmo foi realizada a aquisição de dados de 10 e 100 passos a caminhar, caminhar rápido e a correr. Estes dados foram analisados pelo algoritmo aqui descrito (apresentado na Figura 50) e pelo algoritmo apresentado por Pereira em [2]. Os erros obtidos com a nossa abordagem são apresentados na Tabela 12. Através da análise da Tabela 12 pode-se verificar que não existe erro no cálculo do número de passos a caminhar e a caminhar rápido. A correr, que representa as situações de maior “stress”, existe um ligeiro erro, que como se pode verificar, tende a reduzir quanto maior for o número de passos.

**Tabela 12 - Erros obtidos nos três tipos de locomoção pelo algoritmo desenvolvido**

Número de passos	Caminhar	Caminhar rápido	Correr
10 passos	0%	0%	1%
100 passos	0%	0%	0,4%

Os erros obtidos, para os mesmos dados, com a abordagem apresentada por Pereira [2] podem ser analisados na Tabela 13.

**Tabela 13 - Erros obtidos nos três tipos de locomoção pelo algoritmo de Pereira**

Número de passos	Caminhar	Caminhar rápido	Correr
10 passos	1%	0%	1%
100 passos	0,2%	0%	1,8%

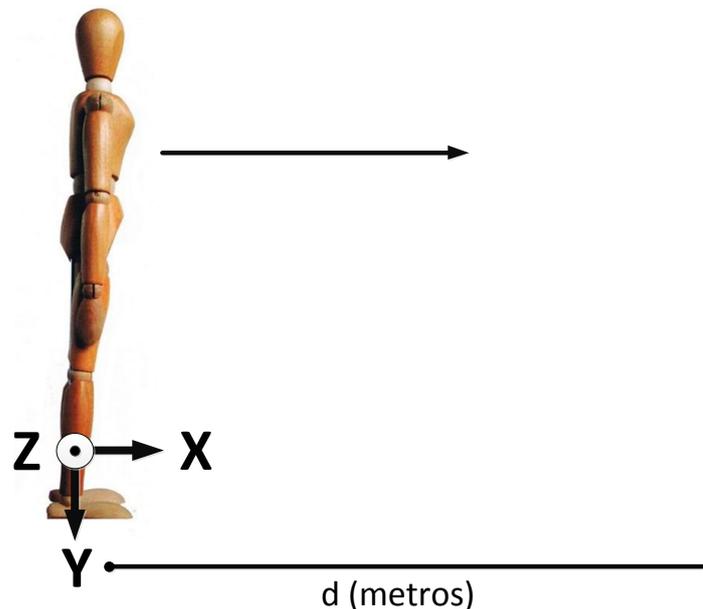
Como se pode verificar nesta abordagem existem erros a caminhar. Contudo também tende a reduzir quanto maior for o número de passos. A caminhar rápido, apesar de ser uma situação de maior “stress” que caminhar, as acelerações tendem a ser mais imponentes e o ruído não sobressai tanto. Na abordagem anterior, este problema não se verifica uma vez que os sensores de força permitem que o cálculo do *threshold* e do número de passos seja realizado unicamente quando a aceleração tem maior influência, ou seja, quando o pé está em movimento.

Como se pode verificar, nesta abordagem o erro de cálculo do número de passos não tende a decrescer ao longo do tempo quando o utilizador está a correr, sendo que o erro de 1,8% já é considerável quando comparado com os 0,4%. Desta forma conclui-se que a utilização dos sensores de força não só permite criar um algoritmo computacionalmente mais leve com erros residuais, como também permite em situações de maior “stress” (como correr) continuar a ter uma boa precisão.

De forma a verificar a robustez do algoritmo testou-se ainda a subir e descer escadas. Verificou-se que a subir escadas a força é aplicada em todo o pé concentrando-se na fase final do contacto do pé com o degrau (fase de propulsão) essencialmente na parte da frente. A descer as escadas a força é concentrada essencialmente na parte da frente do pé, sendo no calcanhar desprezável. De forma a testar o algoritmo desenvolvido neste cenário foram realizados um conjunto de testes de 20 passos a subir e descer escadas em que se obteve um erro médio de 3,342%, face ao erro médio de 3,634% com os mesmos testes no algoritmo de Pereira [2]. Desta forma verificou-se que a posição dos sensores e o algoritmo utilizado são adequados para as escadas.

### 7.1.2. CÁLCULO DE DESLOCAMENTO

A detecção do passo tem como objetivo permitir estimar o deslocamento. As abordagens aqui apresentadas baseiam-se na frequência de passos, que é estimada utilizando a técnica de detecção de passos apresentada na subsecção 7.1.1. Numa fase inicial, para estimar o deslocamento, tomou-se como referência a Tabela 2 apresentada na subsecção 2.3.1, realizada por Zhao. [10] Em que o deslocamento é obtido com base na altura do utilizador e do número de passos dados em intervalos de dois segundos. O número de passos realizados em cada intervalo de dois segundos permite através das relações apresentadas na Tabela 2 estimar a distância percorrida nesse intervalo. Esta distância é então somada à distância anterior, ou seja, por *Dead Reckoning* (DR), é obtida a distância total percorrida.



**Figura 52 - Primeiro cenário de simulação a andar em linha reta  $d$  metros considerando o sistema de eixos**

De forma a testar as relações apresentadas por Zhao foram realizados um conjunto de testes, no primeiro cenário de simulação apresentado na Figura 52, numa distância conhecida de 10 metros em três tipos de locomoção (caminhar, caminhar rápido e a correr). Os erros obtidos foram de 16,4%, de 54% e 50,43% para caminhar, caminhar rápido e a correr, respetivamente.

De forma a obter resultados com menor erro desenvolveu-se uma abordagem semelhante à de Zhao [10] em que o cálculo do número de passos é também efetuado de dois em dois segundos. O período de análise manteve-se, uma vez que os testes efetuados levaram a

concluir que em intervalos de meio segundo não é possível distinguir entre os três tipos de locomoção; em intervalos de um segundo não é possível distinguir entre caminhar rápido e correr; e a abordagem de cálculo de deslocamento efetuada por intervalos de dois segundos permite fazer esta distinção com eficácia.

As principais diferenças estão nas relações com a altura do utilizador para estimar o comprimento do passo e no número de passos que correspondem às diferentes relações. A abordagem a que se chegou é apresentada na Tabela 14.

**Tabela 14 - Comprimento em função do número de passos para pessoas de 1,80 m**

<b>Número de passos por 2 segundos</b>	<b>Comprimento de passo</b>
<b>2 ou 3</b>	$\approx$ Altura / 3
<b>4</b>	$\approx$ Altura / 2,5
<b>5</b>	$\approx$ Altura / 2
<b>6</b>	$\approx$ Altura / 1,5

Como se pode verificar na Tabela 14, não se considera quando é dado um passo em dois segundos. Esta alteração deve-se a considerarmos que um utilizador não se está a mover de um sítio para o outro, quando este só dá um passo de dois em dois segundos, mas está a mudar a posição ou a orientar-se.

De forma a testar a relação apresentada analisaram-se os testes anteriormente efetuados e obtiveram-se erros de cálculo de distância de 4,04%, 2,68% e 5,59% para caminhar, caminhar rápido e a correr, respetivamente. É de notar que a relação encontrada considerou um utilizador com um metro e oitenta de altura.

## **7.2. CÁLCULO DE DISTÂNCIA PELO INS**

Nesta secção são descritas as abordagens realizadas de forma a estimar a distância percorrida pelo pedestre através do INS. Estas abordagens têm como intuito estimar a distância percorrida com base num algoritmo que não dependa do utilizador, por um algoritmo que não seja baseado num estudo empírico e que tenha o menor erro possível.

A IN, como já referido, é uma técnica de navegação que utiliza os sensores inercias para monitorizar a posição e orientação de um objeto. [46] As abordagens apresentadas nesta secção utilizam a IN para, através das equações do movimento, estimar a distância percorrida.

De forma a estimar a distância percorrida recorreu-se ao módulo desenvolvido, apresentado na secção 6.2. Para tal, inicialmente foram realizados um conjunto de procedimentos para validar a precisão e fiabilidade do módulo. Nesta secção são discutidas as várias abordagens e técnicas utilizadas para estimar a distância percorrida, sendo que são também descritos os métodos utilizados para corrigir o *drift*, que consistem essencialmente na fusão sensorial e na aplicação de pressupostos. Por fim, é realizada uma comparação dos resultados.

### 7.2.1. VALIDAÇÃO DO BSU DO PÉ

O primeiro passo para estimar a distância percorrida através do sistema desenvolvido consistiu em assegurar que este funciona adequadamente. Para tal foi efetuado um conjunto de testes com um telemóvel (sistema validado) e com o módulo de forma a comparar os resultados. Os testes consistiram em percorrer um metro ao longo do eixo do x, como representado na Figura 53. Após a aquisição de dados pelos sistemas estes foram analisados pelo mesmo algoritmo.

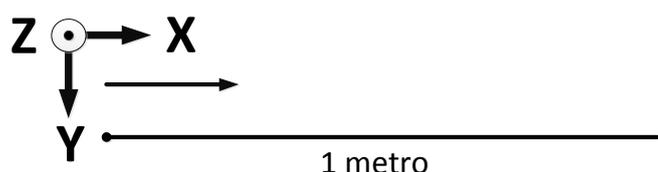


Figura 53 - Segundo cenário de simulação considerando o sistema de eixos

Uma vez que se tentou que o movimento efetuado fosse realizado sobre o eixo do x não se procedeu à correção das acelerações através da matriz de rotação. Para se estimar o deslocamento procedeu-se a uma remoção do ruído quando o dispositivo está estacionário através de um *threshold* e posteriormente corrigiu-se a gravidade do eixo do y e integrou-se duas vezes como apresentado na Figura 54.

O erro médio obtido pelo telemóvel foi na ordem dos 13,6% enquanto que pelo módulo foi na ordem dos 13,93%. Tendo em consideração os resultados conclui-se que o módulo comporta-se de forma semelhante ao telemóvel.



Figura 54 - Algoritmo de cálculo de distância percorrida através de integrações sucessivas

### 7.2.2. INTEGRAÇÕES SUCESSIVAS COM ZUPT

Nos testes efetuados para testar o módulo, apesar de se ter efetuado o movimento sobre um eixo, a possibilidade de existirem rotações não intencionais faz com que a gravidade influencie mais do que um eixo, resultando em erros. Quando o módulo está colocado no tornozelo não se pode continuar a supor que as rotações sobre este sejam desprezáveis. Desta forma, desenvolveu-se o algoritmo apresentado na Figura 55 que é baseado no algoritmo apresentado na subsecção 4.2.1.2 na Figura 23, que demonstra como estimar a distância percorrida considerando as rotações sobre o módulo. O algoritmo desenvolvido utiliza o giroscópio para estimar a orientação do acelerómetro de forma a projetar as acelerações no sistema de coordenadas de navegação (como apresentado na subsecção 4.2.1.3) sendo os dados posteriormente corrigidos devido ao efeito da gravidade. Os dados obtidos são corrigidos com o *offset* e posteriormente filtrados pelo filtro de *threshold*. Por fim, os dados são integrados duas vezes de forma a estimar o deslocamento.

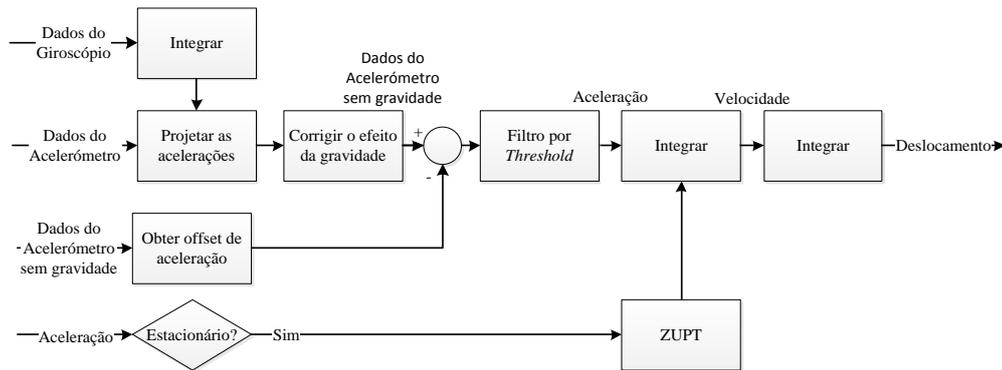
Numa fase inicial existe um procedimento de *setup* em que os dados de aceleração (projetados no sistema de coordenadas de navegação), após a correção do efeito da gravidade, são utilizados para obter o *offset*. Após a análise das primeiras amostras, enquanto o dispositivo está estacionário, o *offset* fica definido.

Os dados de aceleração após *threshold* são utilizados para estimar se o dispositivo está estacionário. Caso o dispositivo esteja estacionário (valores de aceleração dentro dos limites do filtro do *threshold*) a velocidade é estabelecida a zero, por outras palavras é aplicado a técnica designada de *Zero velocity UPdaTe* (ZUPT).

De forma a testar este algoritmo percorreu-se 1 metro com o módulo no tornozelo, como representado na Figura 52.

O erro médio obtido foi na ordem dos 6,473%. Tendo em consideração os resultados conclui-se que o algoritmo comporta-se de forma desejável. O problema deste algoritmo é

o *drift* do deslocamento angular calculado, pois tende a crescer ao longo do tempo o que leva os resultados a divergirem.



**Figura 55 - Algoritmo para estimar a distância com ZUPT**

### 7.2.3. INTEGRAÇÕES SUCESSIVAS COM ZUPT E ZARU OU ZAUP

De forma a corrigir o *drift* testaram-se duas hipóteses. A primeira consiste na fusão sensorial e a segunda na aplicação de pressupostos. Na primeira abordagem pretende-se fundir os dados do giroscópio com os do acelerómetro através de um filtro complementar ou de um filtro de Kalman.

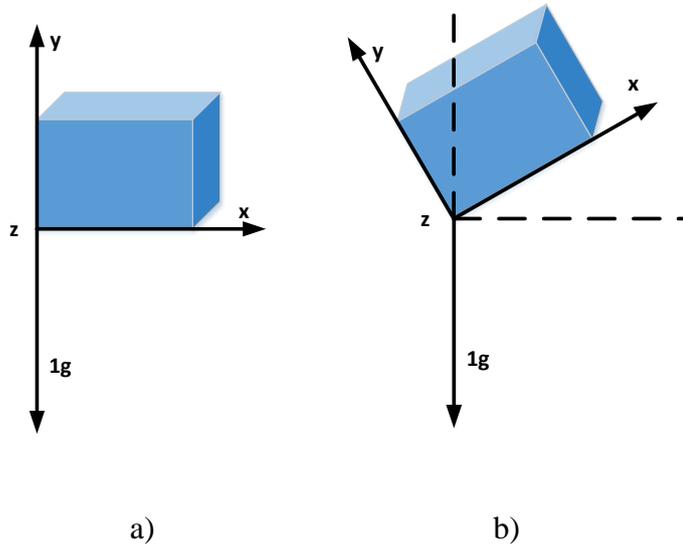
Com a fusão sensorial pretende-se corrigir o erro continuamente. Uma vez que, através do giroscópio, o deslocamento angular é calculado pela integração dos dados deste, o sinal obtido da orientação tem pouco ruído de alta frequência, visto que o processo de integração age como um filtro passa baixo. Porém, como já referido, o resultado da integração do giroscópio tende a divergir ao longo do tempo (*drift*).

O acelerómetro permite medir o campo gravitacional da Terra possibilitando o cálculo da orientação através de relações matemáticas. Porém, o acelerómetro é extremamente suscetível ao ruído.

Desta forma através do filtro complementar ou do filtro de Kalman pretende-se obter um sinal sem *drift* como o acelerómetro e sem ruído como o giroscópio (após integração).

Para tal, através do acelerómetro, obtiveram-se os ângulos para posteriormente fundir com os obtidos pelo giroscópio. O acelerómetro de três eixos mede as acelerações nesses eixos, desta forma é possível obter dois dos três ângulos. O terceiro ângulo não é possível obter pelo do acelerómetro, uma vez que estes são obtidos através da força gravítica aplicada a este. Se se considerar que o acelerómetro está posicionado como apresentado na Figura 56

a), e se este for movido em torno de  $z$  fica como apresentado na Figura 56 b). A partir da aceleração gravítica aplicada a cada eixo obtém-se o ângulo. Mas caso se tenha o acelerómetro como apresentado na Figura 56 a) e se mova este em torno de  $y$  a componente da gravidade continuará como apresentado na Figura 56 a).



**Figura 56 - Acelerómetro e ângulos**

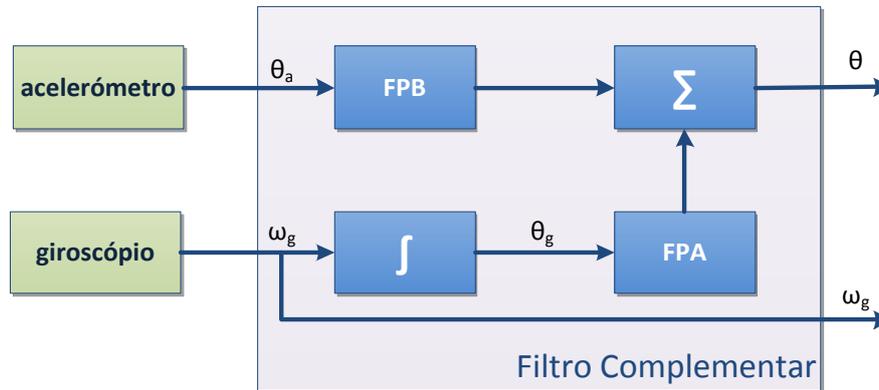
A Figura 57 apresenta o diagrama de blocos do filtro complementar implementado. Este consiste num filtro passa baixo para os dados do acelerómetro e num filtro passa alto para os dados do giroscópio.

O filtro complementar opera no domínio das frequências e pode ser definido pelo uso de duas ou mais funções de transferência que se complementam. Neste sistema o acelerómetro tem a informação com ruído de alta frequência, que é filtrada através de um Filtro Passa Baixo (FPB). O resultado da integração do giroscópio produz dados com ruído de baixa frequência, sendo, portanto, filtrado através de um Filtro Passa Alto (FPA). Sendo estes filtros matematicamente complementares, então o resultado do filtro complementar é a reconstrução completa da variável de interesse eliminando os ruídos.

O resultado obtido com o filtro complementar para o ângulo em torno do eixo do  $z$  é o apresentado na Figura 58.

O filtro complementar é simples de implementar e permite obter bons resultados, no entanto não é um estimador ótimo como o filtro de Kalman. O filtro complementar, ao

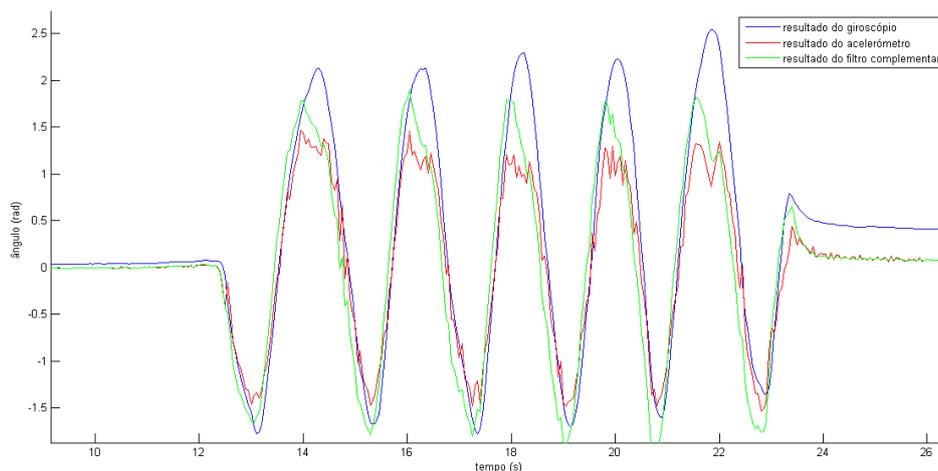
contrário do filtro de Kalman, não considera nenhuma descrição estatística do ruído que compromete os dados e é obtido da análise no domínio das frequências.



**Figura 57 - Diagrama de blocos de um filtro Complementar**

O filtro de Kalman produz estimativas do valor verdadeiro a partir das medições dos sensores prevendo um valor, estimando a incerteza do valor previsto, e calculando a média ponderada do valor previsto e o valor medido. O maior peso é dado pelo valor com menor incerteza. As estimativas produzidas pelo algoritmo tendem a ser mais próximas do valor verdadeiro do que a medição original porque a média ponderada tem uma melhor incerteza que qualquer um dos valores que constituem a média ponderada.

O filtro de Kalman tenta estimar o estado  $x$  do processo discreto que é modelado pela equação às diferenças (18) e em que as observações do estado são realizadas através da equação (19), apresentadas na secção 5.1.



**Figura 58 - Resultado do filtro complementar**

A matriz de transição de estado  $\Phi$ , a matriz de entrada ou controlo  $G$  e a matriz de observação  $H$  são constantes. As matrizes de covariância de ruído do processo  $Q$  e a matriz de covariância de ruído da medição (observação)  $R$  são também consideradas constantes. O ganho do filtro de Kalman  $K_k$  é calculado a cada iteração para manter a matriz de covariância de erro  $P_k$  no mínimo para que as atualizações do estado sejam precisas. O vetor de estado  $x_k$  é igual a  $[\theta_k \quad b_k]^T$ , em que  $\theta_k$  (em rad) é o ângulo e  $b_k$  (em rad/s) é a quantidade de desvio do giroscópio. A entrada do sistema  $u_k$  corresponde à velocidade angular obtida pelo giroscópio  $\omega_{gyro_k}$ . Desta forma a equação de estado é apresentada na equação (45).

$$x_k = \begin{bmatrix} 1 & -\Delta T \\ 0 & 1 \end{bmatrix} x_{k-1} + \begin{bmatrix} \Delta T \\ 0 \end{bmatrix} u_{k-1} \quad (45)$$

O valor medido é o ângulo obtido pelo acelerómetro. Desta forma a equação de medição ou de observação  $z_k$  corresponde à equação (46).

$$z_k = [1 \quad 0] \begin{bmatrix} \theta_{accel_k} \\ b_k \end{bmatrix} \quad (46)$$

A matriz de covariância de ruído do processo  $Q$  é apresentada na equação (47).

$$Q = E(x_k x_k^T) = \begin{bmatrix} E(\theta_k \theta_k^T) & 0 \\ 0 & E(\theta_k \theta_k^T) \end{bmatrix} \approx \begin{bmatrix} \sigma(\omega_{gyro})\Delta T & 0 \\ 0 & \sigma(b) \end{bmatrix} \quad (47)$$

A matriz de covariância de ruído da medição (observação)  $R$  é apresentada na equação (48).

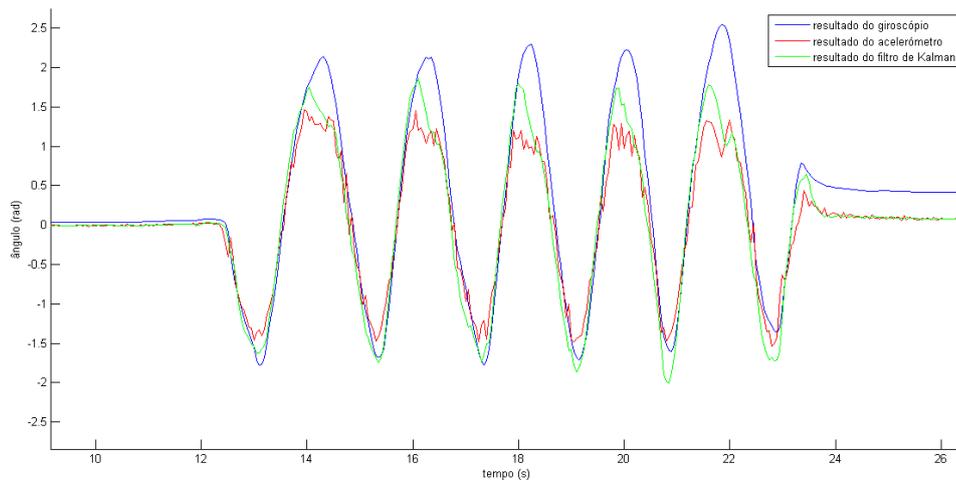
$$R = E(z_k z_k^T) = \sigma(\theta_{accel}) \quad (48)$$

Como referido anteriormente as matrizes  $R$  e  $Q$  são consideradas constantes. Para tal os valores são obtidos com os dispositivos em repouso e após se efetuarem os cálculos definem-se as matrizes. [85][86][87]

O resultado obtido com o filtro de Kalman para o ângulo em torno do eixo do  $z$  é o apresentado na Figura 59.

Tanto com o filtro complementar como com o filtro de Kalman os resultados foram os esperados, uma vez que o resultado final não tem *drift* como o acelerómetro, e tem uma resposta mais suave como o giroscópio (após integração). Mas verificou-se que era impraticável utilizar estas abordagens para os dados obtidos no tornozelo. Os dados apresentados foram obtidos aplicando rotações diretamente ao módulo, desta forma a

aceleração devido ao movimento era desprezável. Quando o módulo está no tornozelo verificou-se que estes dados só eram úteis enquanto o pé estava estacionário, ou seja, no início ou no fim do movimento e por instantes entre cada passada, como se pode verificar na Figura 60. Isto deve-se à predominância da componente da aceleração devido ao movimento face à componente devido a gravidade. E dada a dificuldade de isolar a componente da aceleração gravítica da aceleração obtida do acelerómetro sem recorrer aos dados do giroscópio. Pois estes são os dados afetados pelo *drift* que se está a tentar corrigir por esta abordagem.

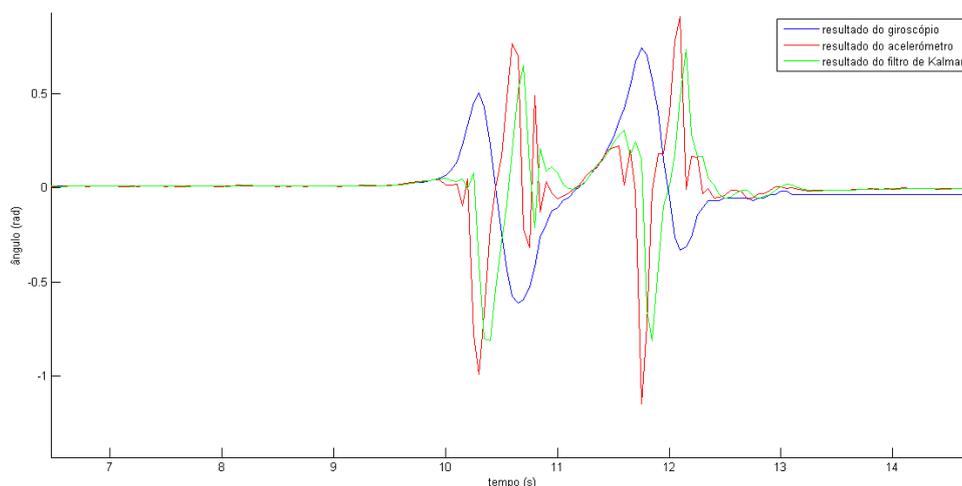


**Figura 59 - Resultado do filtro de Kalman**

A segunda hipótese para corrigir o problema do *drift* consiste em utilizar técnicas análogas ao ZUPT para os ângulos.

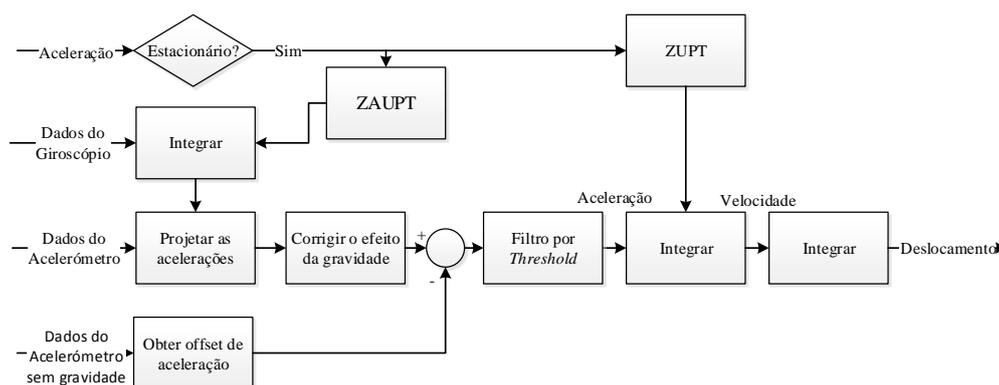
A utilização de pressupostos permite corrigir os três ângulos, face à abordagem anterior que permite corrigir dois dos três ângulos, no entanto a correção não é feita continuamente mas periodicamente quando é detetado que o pé está estacionário. O problema da aplicação destes pressupostos é ter um algoritmo eficiente que indique quando o pé está estacionário. Os algoritmos para efetuar esta estimativa serão discutidos na subsecção 7.2.6.

A primeira abordagem consistiu na aplicação do *Zero Angular Rate Update* (ZARU). Esta técnica consiste em fazer o *reset* da velocidade angular quando se determina que o pé está estacionário. Esta abordagem permitiu obter melhores resultados, no entanto estes não eram ainda satisfatórios. Desta forma testou-se a *Zero Angular UPdaTe* (ZAUPT). Esta técnica consiste em fazer o *reset* ao ângulo em vez da velocidade angular como no ZARU.



**Figura 60 - Filtro de Kalman aplicado aos dados obtidos no tornozelo**

O algoritmo para estimar a distância com esta abordagem é o apresentado na Figura 61. A diferença em relação ao algoritmo da Figura 55 é a inclusão do ZAUPT.



**Figura 61 - Algoritmo para estimar a distância com ZUPT e ZAUPT**

Ao testar o algoritmo, concluímos que se obtinha melhores resultados se fosse aplicada a técnica nos ângulos do giroscópio que sofrem de *drift* para realizar o ZAUPT em vez de fazer a todos os ângulos.

Desta forma obteve-se um erro no cálculo de distância de 9,423% no primeiro cenário de simulação (Figura 52) para uma distância de 10 metros.

#### 7.2.4. INTEGRAÇÕES SUCESSIVAS COM ZUPT, ZAUPT E AUPT

De forma a minimizar o erro foram estudadas várias formas de atualizar os ângulos. No teste anterior efetuou-se a correção do ângulo para o valor zero (técnica designada de ZAUPT). Uma vez que o módulo pode inicialmente ter uma inclinação diferente de zero

devido à postura do utilizador ou à colocação do módulo no calcanhar, testou-se definir o ângulo inicial (condições iniciais do processo de integração) igual ao obtido através dos dados do acelerómetro adquiridos no processo de *setup* do sistema. Ou seja, no fim do processo de *setup* em que é obtido o *offset* de cada eixo dos dados do acelerómetro calcula-se a inclinação e define-se as condições iniciais com estes valores. Desta forma nos mesmos testes obteve-se um erro de 9,340%.

Nesta abordagem foram utilizados os dados do acelerómetro para calcular as condições iniciais para o cálculo do ângulo e, nas fases em que o pé está completamente em contacto com o solo durante a caminhada definiu-se a zero (ZAUPT), desta forma conseguiu-se melhorar os resultados nos mesmos testes. Testou-se ainda definir o ângulo com o valor obtido inicialmente pelo acelerómetro sempre que o pé se encontra completamente em contacto com o solo. Pois admitiu-se que o tornozelo, nessas fases durante a caminhada, tem a mesma inclinação que quando o pé está estacionário antes de o utilizador começar a caminhar. Esta técnica é designada de *Angular UPdaTe* (AUPT). [88] Desta forma nos mesmos testes obteve-se um erro de 9,235%.

### 7.2.5. KALMAN COM ZUPT E AUPT

O erro obtido pelas várias técnicas é considerado aceitável mesmo utilizando estas com integrações sucessivas. Desta forma testou-se a técnica AUPT juntamente com o filtro de Kalman com o modelo do Processo de Aceleração de Wiener na versão *white-noise jerk* apresentado na secção 5.6. O algoritmo para estimar a distância com esta abordagem é o apresentado na Figura 62. Com esta abordagem o erro obtido foi de 9,192%.

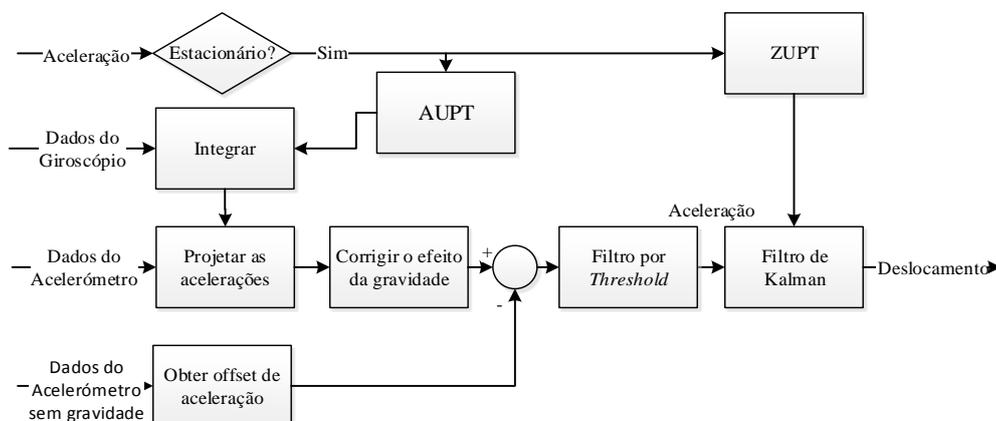


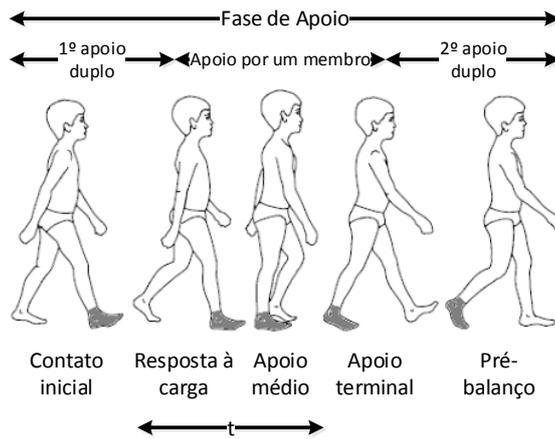
Figura 62 - Algoritmo com o filtro de Kalman para estimar a distância com ZUPT e AUPT

### 7.2.6. CÁLCULO DA DISTÂNCIA PELO SISTEMA INS COM OS SENSORES DE FORÇA

O calcanhar de Aquiles dos algoritmos apresentados, como já referido na subsecção 7.2.3, é estimar com precisão quando o pé está estacionário. A estimativa nos algoritmos apresentados é realizada através da análise dos dados da aceleração. Esta estimativa é possível uma vez que o acelerómetro não sofre de *drift*. A estimativa é realizada através de um *threshold*, ou seja, se a aceleração estiver dentro dos limites do *threshold* estima-se que o pé esteja estacionário. O problema é que o acelerómetro tem uma resposta ruidosa e caso o algoritmo indique prematuramente que o pé já não está estacionário é integrado ruído. Para corrigir este problema pode-se alargar os limites que definem que está estacionário, mas desta forma pode-se eliminar informação útil.

Utilizar unicamente a informação da aceleração para detetar que o pé está estacionário requer que se analise mais do que as amostras do instante atual. Pois na fase de Balanço (*swing phase*) o acelerómetro mede por instantes valores iguais aos que mede quando o pé está estacionário. Na Figura 47 é possível verificar o referido uma vez que durante a fase de Balanço o sinal de aceleração passa duas vezes pelo valor 1 g.

De forma a colmatar estas desvantagens recorreu-se à utilização dos sensores de força. Os sensores de força estão dispostos na planta do pé como apresentado na Figura 48 na subsecção 7.1.1. Esta disposição permite saber se o pé está em contacto com o solo, desde que o calcanhar entra em contacto com o solo até que a frente do pé deixe de estar em contacto com o solo, ou seja, durante toda a fase de Apoio (*stance phase*) como apresentado na Figura 63. A aplicação do ZUPT e de outras técnicas durante toda a fase de Apoio elimina informação útil, pois como se pode verificar na Figura 63, quando o pé entra em contacto com o solo ainda existe movimento do pé até iniciar a fase da resposta à carga (*Loading Response Phase*), e quando o pé entra na fase de apoio terminal (*Terminal Stance*) este ainda está em contacto com o solo mas já existe movimento. A correta utilização dos pressupostos ocorre quando estes são aplicados unicamente durante o intervalo “t” indicado na Figura 63. A utilização conjunta da informação dos sensores de força com a aceleração permite obter a informação útil e eliminar falsas deteções. Na Figura 64 são apresentados os algoritmos utilizados para estimar quando o pé está estacionário. O algoritmo a) é o utilizado sem os sensores de força (algoritmo utilizado nas abordagens anteriormente apresentadas) e o b) é com os sensores de força.

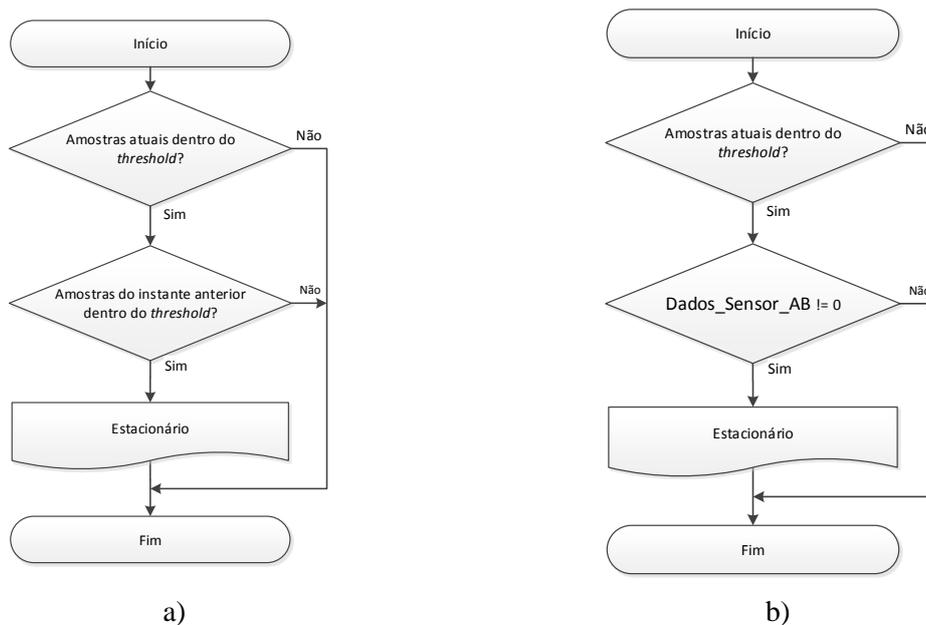


**Figura 63 - Fase de Apoio na locomoção humana (adaptado de [5])**

No algoritmo b) a variável “Dados\_Sensor\_AB” é obtida como referido na subsecção 7.1.1 em que resulta da fusão dos sensores de força A e B.

Através da análise dos algoritmos é possível visualizar que caso as acelerações estejam dentro do *threshold* num determinado instante podem ser acelerações de quando o pé está estacionário.

No algoritmo a) analisa-se as amostras do instante atual e do instante anterior. Esta análise permite ter uma maior confiança acerca de o pé estar estacionário e permite não detetar que está estacionário quando o pé está na fase de Balanço (*swing phase*).



**Figura 64 - Algoritmos de deteção de pé estacionário sem sensor de força em a) e com sensor de força em b)**

No algoritmo b) é realizada a análise às acelerações e aos dados dos sensores de força no instante atual. A fusão destes dados permite não detetar que está estacionário quando o pé está na fase de Balanço, que não se estime que o pé está estacionário quando existe um contacto involuntário durante a fase de Balanço, ou existe algum erro nos sensores de força, ou na análise dos dados deste. Permite assim ultrapassar os erros da análise unicamente dos dados do acelerómetro ou dos dados do sensor de força.

Em ambos os algoritmos, a) e b), caso não seja determinado que o pé está estacionário é definido que este não o está.

Na subsecção seguinte são apresentados os erros para as várias abordagens e a melhoria percentual obtida pela introdução dos sensores de força.

### **7.2.7. COMPARAÇÃO DOS RESULTADOS DOS MÉTODOS IMPLEMENTADOS**

Os métodos apresentados dividiram-se em:

1. Integrações Sucessivas com ZUPT
2. Integrações Sucessivas com ZUPT e ZARU
3. Integrações Sucessivas com ZUPT e ZAUPT
4. Integrações Sucessivas com ZUPT, ZAUPT com as condições iniciais obtidas pelo acelerómetro
5. Integrações Sucessivas com ZUPT e AUPT
6. Kalman com ZUPT e AUPT

Os dois métodos iniciais permitem estimar a distância percorrida com erros aceitáveis (à volta dos 7%) quando a distância é pequena (1 e 2 metros). Para distâncias maiores (*e.g.*, 10 metros) o erro diverge para valores superiores ao dobro, triplo ou até maiores que o da distância. Este erro colossal deve-se ao *drift* do giroscópio que não se conseguiu corrigir nem recorrendo ao ZARU. O ZARU permitiu melhorar os resultados levando o erro a reduzir (em testes no primeiro cenário da simulação para uma distância de um metro) de 6,473% (método 1) para 6,40%. O erro não reduziu significativamente devido ao processo realizado antes de se proceder a integração descrito na subsecção 6.2.2.2, que permite que

quando o dispositivo está estacionário não se integre ruído (resultado semelhante ao ZARU). No entanto para maiores distâncias o *drift* continuava a divergir. Desta forma optou-se por técnicas que se demonstraram eficazes. Os resultados dos algoritmos com estas técnicas (através de integrações sucessivas ou Kalman) estão apresentados em conjunto na Tabela 15. Os testes consistiram em percorrer 10 metros em linha em reta (no primeiro cenário da simulação). Fez-se um conjunto de 20 testes a caminhar devagar, normalmente e rápido. Estes 60 testes foram processados pelos diferentes algoritmos, obtendo-se os resultados apresentados na Tabela 15. Estes resultados são considerados satisfatórios e verificou-se que o erro diminui consoante o passo ficava mais rápido, *e.g.*, obtém-se um erro de 13,719% para caminhar devagar, 8,111% para caminhar normal e 5,875% para caminhar rápido no método de integrações sucessivas com ZUPT e AUPT o que dá um erro médio de 9,235%.

**Tabela 15 - Resultados para os testes de 10 m**

<b>Métodos</b>		<b>Erros</b>
<b>Integrações Sucessivas</b>	ZUPT e ZAAPT	9,423%
	ZUPT e ZAAPT	9,340%
	Condições iniciais obtidas do acelerómetro	
	ZUPT e AUPT	9,235%
<b>Kalman</b>	ZUPT e AUPT	9,192%
	ZUPT, AUPT	8,172%
	Com auxílio dos sensores de força	

Os resultados foram satisfatórios e as técnicas testadas permitiram melhorar o algoritmo. A técnica AUPT, utilizada nos métodos 5 (Integrações Sucessivas com ZUPT e AUPT) e 6 (Kalman com ZUPT e AUPT) permitiu obter melhores resultados, contudo pode levar a piores resultados se a postura inicial for uma postura muito diferente da adotada durante a caminhada. O que não se verificou nos testes efetuados mesmo sem ter o cuidado de adotar uma postura específica durante a fase inicial.

A abordagem 6 (Kalman com ZUPT e AUPT) foi a que obteve melhores resultados sem os sensores de força e apesar da redução de erro não ser significativa acredita-se que para testes maiores o filtro de Kalman irá ter uma importância mais preponderante.

Por fim, testou-se a adição dos sensores de força para estimar com maior precisão o instante para aplicar estas técnicas (os pressupostos). A adição dos sensores de força permitiu reduzir o erro para 8,172% no algoritmo do filtro de Kalman com ZUPT e AUPT, como apresentado na Tabela 15, e levou a uma melhoria média de todos os algoritmos de 1,293%. É de verificar que a introdução do filtro de Kalman no método 5 (Integrações Sucessivas com ZUPT e AUPT) levou a uma diminuição do erro reduzida de 0,043% quando comparada com a introdução dos sensores de força no método já com o filtro (Kalman com ZUPT e AUPT) de 1,02%, e que a introdução de qualquer uma das técnicas não foi tão significativa como a introdução dos sensores de força uma vez que a redução de erro de todas as técnicas (desde método 3 com ZUPT e ZAAPT até ao método 6 em que tem o filtro de Kalman com ZUPT e AUPT) foi de 0,231%. Desta forma conclui-se que a estimativa com os sensores de força é mais precisa traduzindo-se diretamente numa redução significativa do erro. Ou seja, a introdução dos sensores de força permite detetar com eficácia a fase em que o pé está completamente em contacto com o solo dentro da fase de Apoio (intervalo  $t$  indicado na Figura 63), ao contrário das abordagens com a aceleração que facilmente consideraram fases anteriores e posteriores. Mesmo que o tempo em que em que tal acontece seja reduzido, este tempo corresponde diretamente à remoção de informação útil e por conseguinte a um maior erro na distância estimada. É de ter em atenção que uma deteção menos correta leva à introdução de erros a cada passada o que numa caminhada pode levar a uma estimativa pouco útil, daí a importância desta abordagem. Assim sendo é possível afirmar que a melhoria na deteção do intervalo  $t$  (indicado na Figura 63) tem como esperado uma grande importância na redução do erro da estimativa da distância percorrida.

## 8. CONCLUSÕES

Ao longo deste texto foram sendo apresentadas conclusões que permitiram sustentar as opções de desenvolvimento efetuadas ao longo do projeto. Assim, nesta última seção é realizada uma síntese das principais conclusões, consequências e relevância do trabalho realizado e perspectivas futuros desenvolvimentos.

Sob pena de repetição, é inevitável voltar a recordar a condicionante que acabou por determinar a metodologia de desenvolvimento adotada. O constrangimento encontrado no desenvolvimento da solução para estimar a distância percorrida levou-nos a estudar inicialmente a estimativa da distância baseada na cadência de passo. O algoritmo desenvolvido por Pereira [2] para estimar a cadência de passo (número de passos) é bastante interessante uma vez que utiliza unicamente um acelerómetro para fazer a estimativa. Foram adicionados sensores de força para melhorar os resultados e reduzir a complexidade computacional. Este objetivo foi obtido com sucesso. Para estimar a distância percorrida baseada na cadência estudou-se a abordagem desenvolvida por Zhao [10] e adaptou-se este estudo por forma a obter melhores resultados. Apesar do objetivo ter sido realizado com sucesso, esta abordagem não foi tomada como referência porque é muito dependente do utilizador. As relações para estimar as distâncias foram obtidas e testadas apenas para um utilizador, podendo-se obter resultados diferentes com outros utilizadores. E ainda, acredita-se que, a estimativa do comprimento do passo com base na

altura do utilizador pode ser uma fonte de erro, já que duas pessoas com a mesma altura podem ter comprimentos da perna diferentes.

Um dos principais propósitos deste estudo inicial foi também estudar e perceber como se poderia utilizar o sistema e o conhecimento adquirido para estimar a distância percorrida através das equações do movimento utilizando a aceleração do pé bem como a força sentida na planta do pé durante uma caminhada. Numa primeira fase, para o cálculo da distância percorrida através da dupla integração da aceleração, foram desenvolvidas várias abordagens tendo unicamente em consideração os sensores inerciais. As abordagens estudadas consistiam na aplicação de fusão de dados e na aplicação de pressupostos para reduzir o erro do acelerómetro e giroscópio. A fusão de dados apresentou bons resultados, no entanto, no pé mostrou-se ser impraticável a sua utilização, uma vez que, a componente de aceleração devido ao movimento durante a fase de Balanço não permitiu obter o ângulo de rotação pelo acelerómetro. Os pressupostos mostraram ser bastante flexíveis, sendo que se pode aplicar a qualquer variável de interesse. No entanto, a aplicação de pressupostos têm de ser pesada cuidadosamente, pois uma utilização errada tem efeitos nefastos. A aplicação de pressupostos pode eliminar informação útil ou deixar passar ruído. Após se ter chegado a uma solução com melhores resultados unicamente com pressupostos e integrações sucessivas testou-se estimar a distância com o filtro de Kalman. O filtro de Kalman é de facto uma ferramenta de grande utilidade, e apesar de não ter reduzido o erro significativamente espera-se que para testes com maiores distâncias este irá ter uma importância mais preponderante.

Esta primeira fase da obtenção da distância percorrida através da dupla integração da aceleração, tendo unicamente em consideração os sensores inerciais, permitiu-nos estudar o impacto dos sensores de força e da informação da força na planta do pé nas abordagens desenvolvidas. O método apresentado com sensores de força provou ser mais eficaz, permitindo reduzir significativamente o erro quando comparado com qualquer uma das abordagens estudadas. Como referido na subsecção 7.2.7 a utilização de sensores de força permitiu uma redução média do erro em todos os algoritmos de 1,293%, enquanto a técnica que demonstrou ser mais eficaz na redução erro (método 6 que consiste no filtro de Kalman com ZUPT e AUPT), reduziu 0,231% face à técnica inicial (método 3 que consiste nas integrações sucessivas com ZUPT e ZAAPT).

Comprovou-se a redução do erro e o aumento da robustez num INS através da introdução dos sensores de força, mas crê-se que os erros possam ainda ser mais reduzidos. Pois supõe-se que os sensores de força permitam otimizar ainda mais a janela de tempo em que se aplicam os pressupostos. É neste sentido em que os trabalhos futuros serão conduzidos.

Apesar de se ter obtido erros na ordem dos 9% para os diferentes métodos e técnicas, é de notar que este erro toma em consideração várias cadências de passo. Sendo que a cadência com erros mais elevados verifica-se quando o utilizador está a andar ainda mais devagar que o caminhar normal. O caminhar que se considerou normal foi aquele que permite ao utilizador uma caminhada relaxada e que não o deixe exausto mesmo que seja significativa a distância percorrida. Apesar de se considerar que um utilizador não efetuará as caminhadas com um ritmo lento, uma vez que a cadência é extremamente reduzida, considerou-se os três tipos de movimento de forma a obter resultados mais genéricos e que permitam comprovar a robustez do projeto desenvolvido. Considerou-se também esta cadência tão reduzida porque as pessoas com dificuldades visuais normalmente caminham mais devagar uma vez que têm mais dificuldade em aferir a qualidade do terreno e o caminho a percorrer. Do ponto de vista do autor esta é uma importante consideração uma vez que estes sistemas podem ser no futuro de extrema relevância para aumentar a autonomia de pessoas invisuais.

Após os testes verificou-se que o erro do módulo não é dependente do tempo uma vez que se o utilizador estiver parado, e graças aos pressupostos e à deteção de pé estacionário, a distância mantém-se constante como é expetável.

Por fim, volta-se a referir que a utilização de sensores de força permitiram melhorar os resultados das várias abordagens para estimar a distância percorrida, incluindo a abordagem que estima a distância pela cadência do passo.

Este estudo permitiu-nos ainda verificar comportamentos que podem ser utilizados por abordagens futuras para estimar com maior exatidão a distância percorrida, mais concretamente verificou-se que entre passos os dados obtidos pelo acelerómetro podem ser utilizados para fundir com os do giroscópio e assim corrigir o *drift*. Esta abordagem tem de ser pesada para aferir se o benefício obtido é suficientemente interessante face aos pressupostos visto que estes são computacionalmente mais leves.

Além do projeto aqui descrito foi já desenvolvida uma unidade para funcionar como BCU. Esta unidade permitiu testar a recepção de dados por MiWi da BSU do pé, e posteriormente o envio para um dispositivo móvel (PDA) através de Bluetooth. Permitiu também a interação com o magnetómetro. Este mostrou ser afetado por várias interferências que se acredita que sejam fruto da antena de comunicação do MiWi. O sistema desenvolvido neste trabalho irá ser utilizado no projeto PLASYS para estimar a distância percorrida por um utilizador.

## Referências Documentais

- [1] FERNANDES, J. — *Semiologia Ortopédica Pericial*.
- [2] PEREIRA, S. — *Análise e identificação do sinal de aceleração num pé*. Dissertação de Mestrado, Instituto Superior de Engenharia do Porto, 2012.
- [3] ANACLETO, R. — *All over the Place Localization System (PLASYS)*. Dissertação da Pré-Tese Doutoramento, Universidade do Minho, 2011.
- [4] LEVANGIE, P.; NORKIN, C. — *Joint Structure and Fuction: A comprehensive Analysis, Fourth Edition*, F.A. Davis Company, 2005. ISBN 0-8036-1191-9.
- [5] VAUGHAN, C.; DAVIS, B.; O'CONNOR, J. — *Dynamics of human gait*. USA: Human Kinetics Publishers, 1992.
- [6] RUETERBORIES, J.; SPAICH, E.; LARSEN, B.; ANDERSEN, O. — *Methods for gait event detection and analysis in ambulatory systems*. Medical engineering & physics, v. 32, n. 6, pp 545-552, 2010.
- [7] AYYAPPA, E. — *Normal human locomotion, part 1: Basic concepts and terminology*. JPO: Journal of Prosthetics and Orthotics, v. 9, n. 1, p. 10-17, 1997.
- [8] HAMILL, J.; KNUTZEN, K. — *Biomechanical Basis of Human Movemen*. 3rd Edition, Lippincott Williams & Wilkins, 2008. ISBN-10: 0781791286.
- [9] LEE, J.-A.; CHO, S.-H.; LEE, Y.-J.; YANG, H.-K.; LEE, J.-W. — *Portable activity monitoring system for temporal parameters of gait cycles*. Journal of medical systems, v. 34, n. 5, p. 959-966, 2010.
- [10] ZHAO, N. — *Full-Featured Pedometer Design Realized with 3-Axis Digital Accelerometer*, Analog Dialogue, v. 44, n. 6, pp. 1-5, 2010
- [11] TERRA, R.; FIGUEIREDO, L.; BARBOSA, R.; ANACLETO, R. — *Step count algorithm adapted to indoor localization*. Proceedings of the International C\* Conference on Computer Science and Software Engineering (C3S2E '13), pp. 128-129, 2013
- [12] IDO, J.; SHIMIZU, Y.; MATSUMOTO, Y.; OGASAWARA, T. — *Indoor navigation for a humanoid robot using a view sequence*. The International Journal of Robotics Research, v. 28, n. 2, pp. 315-325, 2009.
- [13] FORNO, F.; MALNATI, G., PORTELLI, G. — *Design and implementation of a Bluetooth ad hoc network for indoor positioning*, Software, IEE Proceedings-. IET, pp. 223-228, 2005.
- [14] TESORIERO, R.; GALLUD, J.; LOZANO M.; PENICHERET V. — *Using active and passive RFID technology to support indoor location-aware systems*, Consumer Electronics, IEEE Transactions on, v. 54, n. 2, p. 578-583, 2008.

- [15] AIDER, O.; HOPPENOT, P.; COLLE, E. — *A model-based method for indoor mobile robot localization using monocular vision and straight-line correspondences*. Robotics and Autonomous Systems, v. 52, n. 2, pp. 229-246, 2005.
- [16] TORRES-SOLIS, J.; FALK, T.; CHAU, T. — *A review of indoor localization technologies: towards navigational assistance for topographical disorientation*. Ambient Intelligence, p. 51-84, 2010.
- [17] WU, C.-J.; CHIEN, T.-L.; LEE, T.-L.; LAI, L.-C. — *Navigation of a mobile robot in outdoor environments*. Journal of the Chinese Institute of Engineers, v. 28, n. 6, pp. 915-924, 2005.
- [18] GUENDA, L.; BRÁS, L.; OLIVEIRA, M.; CARVALHO, N. — *Indoor/Outdoor Management System Compliant with Google Maps and Android® OS*, EUROCON-International Conference on Computer as a Tool (EUROCON), 2011 IEEE, pp. 1-4, 2011.
- [19] RAMOS, J.; ANACLETO, R.; COSTA, A.; NOVAIS, P.; FIGUEIREDO, L.; ALMEIDA, A. — *Orientation system for people with cognitive disabilities*, Ambient Intelligence-Software and Applications. Springer Berlin Heidelberg, p. 43-50, 2012.
- [20] MOAYERI, N.; MAPAR, J.; TOMPKINS, S.; PAHLAVAN, K. — *Emerging opportunities for localization and tracking [Guest Editorial]*. Wireless Communications, IEEE, 18(2), 8-9, 2011
- [21] ANACLETO, R.; LUZ, N.; FIGUEIREDO, L. — *PSiS Mobile*. International Conference on Wireless Networks (ICWN2010), 2010.
- [22] FERREIRA, H.; FIGUEIREDO, L.; MEIRELES, A. — *INPERLYS - INdependent PERsonal Location sYstem*. AMIF, pp. 93-100, 2009.
- [23] KOUROGI, M.; SAKATA, N.; OKUMA, T.; KURATA, T. — *Indoor/Outdoor Pedestrian Navigation with an Embedded GPS/RFID/Self-contained Sensor System*. Advances in Artificial Reality and Tele-Existence, Springer Berlin Heidelberg, pp. 1310-1321, 2006.
- [24] U-Blox, LEA-6R GPS module with Dead Reckoning, <http://www.u-blox.com/en/gps-modules/u-blox-6-dead-reckoning-module/lea-6r.html>
- [25] RoyalTek, GPS Dead Reckoning module RDR-3300 integrated with Dead Reckoning technology, <http://www.royaltek.com/index.php/dead-reckoning-gps/rdr-3300>
- [26] Honeywell, DRM4000 Dead Reckoning Module, <http://www.magneticsensors.com/dead-reckoning-module.php>
- [27] JUDD, T.; VU, T. — *Use of a New Pedometric Dead Reckoning Module in GPS Denied Environments*. Proceedings of IEEE/ION Position, Location and Navigation (PLANS2008), pp. 120-128, 2008.
- [28] LAMPO, S. — *National MEMS Technology Roadmap – Markets, Applications and Devices*. Dissertação de Mestrado, Universidade de Aalto, Escola de Engenharia Elétrica, 2012.

- [29] JOHANSSON, G.; SELINDER, J. — *Directional E-Link – A position and attitude determination and directional system for WLAN communication antennas onboard stratospheric balloons*. Dissertação de Mestrado, Luleå University of Technology, 2005.
- [30] STORK, T. — *Electronic Compass Design using KMZ51 and KMZ52*. Philips Semiconductors Application Note, AN00022, 2000
- [31] FEYCHTING, M.; AHLBOM, A.; KHEIFETS, L. — EMF and health. *Annu. Rev. Public Health*, v. 26, pp. 165-189, 2005.
- [32] CARUSO, M. — *Applications of magnetic sensors for low cost compass systems*. Position Location and Navigation Symposium, IEEE 2000, pp. 177-184, 2000.
- [33] Honeywell, Compass heading using magnetometers AN-203. Honeywell Application Note, AN-203.
- [34] STMicroelectronics, *Using LSM303DLH for a tilt compensated electronic compass*. STMicroelectronics Application Note AN3192, 2010.
- [35] LAWRENCE, Anthony — *Modern Inertial Technology: Navigation, Guidance, and Control*, Second Edition. Springer, 1998. ISBN 0-387-98507-7.
- [36] BÄUMKER, M.; HEIMES, F. — *New Calibration and Computing Method for Direct Georeferencing of Image and Scanner Data Using the Position and Angular Data of an Hybrid Inertial Navigation System*. OEEPE Workshop, Integrated Sensor Orientation, 2001.
- [37] STOVALL, S. — *Basic Inertial Navigation*. Relatório Técnico. Naval Air Warfare Center Weapons Division, 1997.
- [38] DIGIKEY, <http://www.digikey.com/product-detail/en/HMC6343/342-1056-ND/1692480?cur=USD>. Março de 2013
- [39] DIGIKEY, <http://www.digikey.ca/product-detail/en/HMC5883L-TR/342-1082-1-ND/2507853>. Março de 2013
- [40] GAD-EL-HAK, M. — *The MEMS Handbook*. CRC Press, 2002. ISBN 0-8493-0077-0
- [41] AYUB, S.; BAHRAMINISAAB, A.; HONARY, B. — *A Sensor Fusion Method for Smart phone Orientation Estimation*. Proceedings of the 13th Annual Post Graduate Symposium on the Convergence of Telecommunications, Networking and Broadcasting, Liverpool. 2012.
- [42] WOODMAN, O. — *An introduction to inertial navigation*. University of Cambridge, Computer Laboratory, Tech. Rep. UCAMCL-TR-696, 2007.
- [43] MILETTE, G.; Stroud, A. — *Professional Android sensor programming*. John Wiley & Sons, Inc., 2012. ISBN: 978-1-118-18348-9.
- [44] SensorDynamics — *SD746 robust 6DOF IMU with wake-up on motion function for consumer and industrial applications*
- [45] Motion Lab Systems, [http://www.motion-labs.com/prod\\_access\\_footswitches.html](http://www.motion-labs.com/prod_access_footswitches.html), Março de 2013.

- [46] Seminar on Inertial Navigation Systems da Tampere University of Technology — *Basic Principles of Inertial Navigation*, Abril de 2013.
- [47] SHIN, S.; PARK, C.; CHOI, S. — *New Map-Matching Algorithm Using Virtual Track for Pedestrian Dead Reckoning*. ETRI Journal, 2010.
- [48] BEAUREGARD, S. — *A Helmet-Mounted Pedestrian Dead Reckoning System*. TZI Technologie-Zentrum Informatik Universität Bremen, Bremen, Alemanha, 2006.
- [49] CHRISTENSEN, R.; FOGH, N. — *Inertial Navigation System*. Dissertação de Mestrado, Aalborg University, Denmark, 2008.
- [50] KING, A. — *Inertial navigation-forty years of evolution*. GEC review, v. 13, n. 3, pp. 140-149, 1998.
- [51] TITTERTON, D.; WESTON, J. — *Strapdown Inertial Navigation Technology*. The American Institute of Aeronautics and Astronautics, 2nd edition, 2004.
- [52] Premerlani, W.; Bizard, P. — *Direction cosine matrix IMU: Theory. DIY DRONE: USA*, pp. 13-15, 2009.
- [53] DURRANT-WHYTE, H. — *Multi Sensor Data Fusion*. Australian Centre for Field Robotics, Universidade de Sydney, Austrália, 22 de Janeiro, 2001.
- [54] SOUSA, A. — *Data Fusion, Kalman Filtering, Self Localization*. Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto (FEUP). 2008.
- [55] MARTINS, J.— *Melhoramento do Desempenho do Robot de Serviço de Limpeza Comparação de desempenho de Filtros de Kalman e de Filtros de Partículas para Auto-Localização*. Dissertação de Mestrado, Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto. Junho 2008.
- [56] Ubisense, Ubisense Real-time Location Systems (RTLS), <http://www.ubisense.net/en/rtls-solutions/>. Fevereiro de 2013
- [57] XSENS, <http://www.xsens.com/en/general/mtx>. Fevereiro de 2013
- [58] FOXLIN, E. — *Pedestrian tracking with shoe-mounted inertial sensors*. Computer Graphics and Applications, IEEE, v. 25, n. 6, pp. 38-46, 2005.
- [59] BIRD, J.; ARDEN, D. — *Indoor navigation with foot-mounted strapdown inertial navigation and magnetic sensors [Emerging opportunities for localization and tracking]*. Wireless Communications, IEEE, v. 18, n. 2, pp. 28-35, 2011.
- [60] OJEDA, L.; BORENSTEIN, J. — *Non-GPS Navigation for Security Personnel and First Responders*. Journal of Navigation, v. 60, n. 3, p. 391, 2007.
- [61] KALMAN, R. — *A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems*. Journal of basic Engineering, v. 82, n. 1, pp. 35-45, 1960.
- [62] MAYBECK, P. — *Stochastic models, estimation, and control. Volume 1*. Academic Press, Inc, 1979. ISBN 0-12-480701-1 (v.1).
- [63] WELCH, G.; BISHOP, G. — *An Introduction to the Kalman Filter*. ACM, Inc. University of North Carolina at Chapel Hill. 2001
- [64] TEREJANU, G. — *Discrete Kalman Filter Tutorial*. Tutorial paper, University at Buffalo, NY.

- [65] ZHANG, K. — *SENSING AND CONTROL OF MEMS ACCELEROMETERS USING KALMAN FILTER*. Dissertação de Mestrado, East China Normal University, China. Junho, 2000.
- [66] MAU, S. — *What is Kalman Filter and How can it be used for Data Fusion?*. Robotics Math., 2005.
- [67] WHYTE, H. — *Introduction to Estimation and the Kalman Filter*. The University of Sydney, NSW. 2 de Janeiro, 2001.
- [68] LI, X.; JILKOV, V. — *A Survey of Maneuvering Target Tracking: Dynamic Models*. Proceedings 2000 SPIE Conference on Signal and Data Processing of Small Targets, v. 4048, pp. 212-236, 2000.
- [69] BAR-SHALOM, Y.; LI, X.; KIRUBARAJAN, T. — *Estimation with Applications to Tracking and Navigation: Theory Algorithms and Software*. John Wiley & Sons, Inc, 2001. ISBN 0-471-41655-X.
- [70] CARREIRAS, Paulo — *PREDGRAB - Predição de Trajectórias de Alvos Moveis*. Dissertação de Mestrado, Instituto Superior Técnico. 2007.
- [71] NARDELLO, F. — *Human Locomotion: Centre of Mass and Symmetry*. Dissertação de Doutorado, University of Verona, 2010
- [72] STIRLING, R.; COLLIN, J.; FYFE, K.; LACHAPELLE, G. — *An innovative shoe-mounted pedestrian navigation system*. In Proceedings of European Navigation Conference GNSS, pp. 110-5, 2003.
- [73] SUH, Y.; PARK, S. — *Pedestrian inertial navigation with gait phase detection assisted zero velocity updating*. Autonomous Robots and Agents, 2009. ICARA 2009. 4th International Conference on. IEEE, pp. 336-341, 2009.
- [74] ANALOG DEVICES — *Data Sheet ADXL345*. 2013
- [75] STMicroelectronics — *Data Sheet L3G4200D - L3G4200D, MEMS motion sensor: ultra-stable three-axis digital output gyroscope*. 2010
- [76] STMicroelectronics — *TA0343 Technical article, Everything about STMicroelectronics' 3-axis digital MEMS gyroscopes*. 2011
- [77] CAMPONOGARA, E. — *Integração Numérica - Introdução, Regra dos Retângulos e Regra dos Trapézios*. Departamento de Automação e Sistemas da Universidade Federal de Santa Catarina. 2013
- [78] BARBOSA, R. — *Acetatos de Apoio a disciplina de Sistemas Controlados por Computador*. Departamento de Engenharia Eletrotécnica, ISEP, 2012.
- [79] Microchip Technology Incorporated — *What Does "Rail-to-Rail" Operation Really Mean?*. Microchip WebSeminars, 2004.
- [80] Tekscan, Flexiforce Sample Circuit, <http://www.tekscan.com/flexiforce-sample-circuit>.
- [81] WIDE — *Bluetooth with AT-mode Manual*. [26-04-2013].
- [82] MICROCHIP — *PICDEM Z Demonstration kit User's Guide*. 2007
- [83] YANG, Y. — *AN1284, Microchip Wireles (MiWi™) Application Programming Interface – MiApp*. MICROCHIP, 2009.

- [84] Microchip MASTERS Conference — *1649 WN2 Wireless Networking with the MiWi™ Development Environment (MiWi Protocol II)*, MASTERS 2012, 2012
- [85] BUENO, A. — *Filtro complementar aplicado a medida de inclinação de plataformas móveis*. Centro Nacional de Pesquisa e Desenvolvimento – CNPq, 2011.
- [86] HIGGINS, W. — *A comparison of complementary and Kalman filtering*. Aerospace and Electronic Systems, IEEE Transactions on, n. 3, pp. 321-325, 1975.
- [87] ESFANDYARI, J.; NUCCIO, R; XU, G. — *Solutions for MEMS sensor fusion*. Mouser Eletronics, [http://pt.mouser.com/applications/sensor\\_solutions\\_mems/](http://pt.mouser.com/applications/sensor_solutions_mems/), 2011.
- [88] CASTANEDA, N.; LAMY-PERBAL, S. — *An improved shoe-mounted inertial navigation system*. Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN), 2010 International Conference on. IEEE. pp. 1-6, 2010.
- [89] GREWAL, M.; WEILL, L.; ANDREWS, A. — *Global positioning System, Inertial Navigation, and Integration*. 1<sup>st</sup> Edition, John Wiley & Sons, Inc. 2001. ISBN 0-471-35032-X.
- [90] MICROCHIP — *MRF24J40 Data Sheet, IEEE 802.15.4™ 2.4 GHz RF Transceiver*. 2006

## Anexo A. Terminologia comum no filtro de Kalman

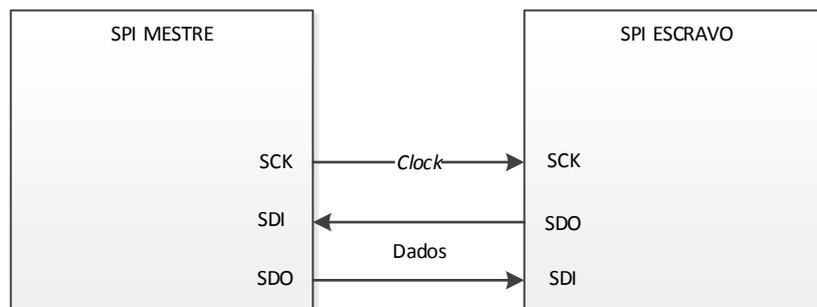
Tabela 16 - Terminologia comum no filtro de Kalman [63][66][89]

$\hat{x}_k^-$	Estimativa <i>a priori</i> do vetor de estado $x_k$ .
$\hat{x}_k$	É a correção ou o valor <i>a posteriori</i> do vetor de estado $x_k$ .
$z_k$	É o vetor de medições ou o vetor de observação.
$w_k$	Vetor que representa o ruído do processo (sistema ou planta).
$v_k$	Vetor que representa o ruído da medição (observação).
$Q_k$	Matriz de covariância de ruído do processo (sistema ou planta) ou Matriz de covariância de ruído de perturbação dinâmica.
$R_k$	Matriz de covariância de ruído da medição (observação) ou Matriz de covariância de ruído do sensor ou incerteza de medição.
$K_k$	Ganho do filtro de Kalman.
$\Phi_k$	Matriz de transição de estado.
$G_k$	Matriz de entrada (controle).
$P_k$	Matriz de covariância de erro atualizada.
$P_k^-$	Matriz de covariância de erro projetada <i>a priori</i> .
$H$	$H$ é a matriz de sensibilidade de medição, matriz de saída ou matriz de observação.
$H\hat{x}_k^-$	Previsão da medição.

$z_k - H\hat{x}_k^-$	É a diferença entre o vetor das medições e as previsões das medições, é designado de vetor das inovações, ou de inovação do sistema, ou de <i>measurement innovation</i> ou ainda de resíduo.
----------------------	-----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------

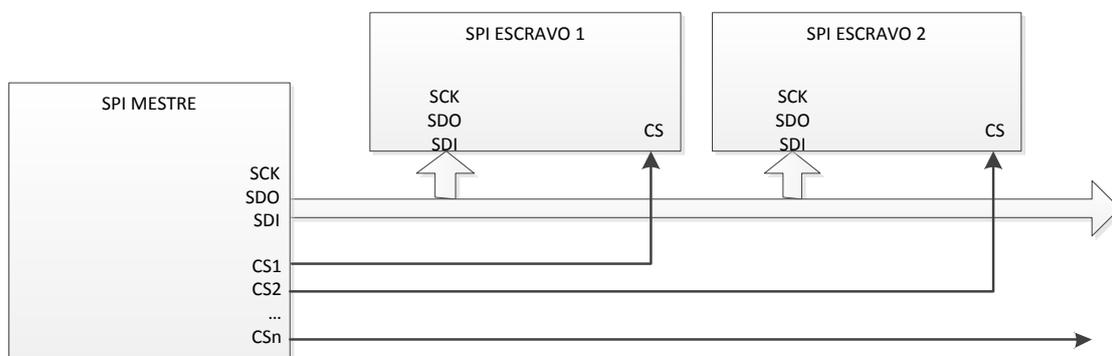
## Anexo B. Breve abordagem a comunicação I<sup>2</sup>C e comparação com SPI

Ambas as interfaces, I<sup>2</sup>C ou SPI, utilizam a relação mestre-escravo. A interface I<sup>2</sup>C utiliza dois fios (e portanto dois pinos no microcontrolador), um para o *clock* (designada de SCL) e outro (bidirecional) para os dados (designado de SDA). O SPI por sua vez separa a linha de dados em dois fios, um para entrada de dados (designado de SDI) e outro para a saída de dados (designado de SDO), necessitando de mais um fio mas permitindo comunicação simultânea em ambas as direções. A interface entre um mestre SPI e um escravo está representada na Figura 65.



**Figura 65 - Interface entre um mestre e escravo por SPI**

O SPI requer uma linha adicional, a linha *Chip Select* (CS), conectada a cada dispositivo. Na prática, isto significa, que quando o número de dispositivos cresce o número de IOs necessários da unidade de controlo (mestre) cresce proporcionalmente, como representado na Figura 66.



**Figura 66 - Interface entre um mestre e múltiplos escravos por SPI**

O I<sup>2</sup>C não necessita do CS. O I<sup>2</sup>C utiliza endereços para identificar os dispositivos. Desta forma para comunicar por I<sup>2</sup>C só é necessário dois pinos do microcontrolador e do sensor a comunicar. Esta característica também facilita na criação das Placas de Circuito Impresso (*Printed Circuit Board* - PCB).

Para comunicar por I<sup>2</sup>C deve-se seguir os diagramas apresentados na Tabela 17 e Tabela 18. Na Tabela 17 é apresentado, de cima para baixo, a escrita de um único byte, a escrita de mais de que um byte. Na Tabela 18 é apresentado, de cima para baixo, a leitura de um byte e por fim a leitura de mais do que um byte. As zonas sombreadas representam quando o dispositivo está a escuta.

A escrita por I<sup>2</sup>C, apresentada na Tabela 17, inicia-se pela sequência de *start* (START) enviada pelo master, posteriormente o master envia o endereço de 7 bits<sup>14</sup> do dispositivo escravo (*Slave Address* - SAD) concatenado com o bit de escrita (*Write* - W)<sup>15</sup>. O master após receber o *ACKnowledge* (ACK) envia o endereço em que quer escrever (REG ADDR) e após receber o *ACKnowledge* (ACK) envia o byte de dados (DATA). Subsequentemente recebe o *ACKnowledge* (ACK) do byte de dados enviado, opcionalmente envia mais bytes e por fim o master envia a sequência de *stop* (STOP).

**Tabela 17- Envio de dados por I<sup>2</sup>C (adaptado de [75])**

Master	START	SAD+W		REG ADDR		DATA		STOP
Slave			ACK		ACK		ACK	

Master	START	SAD+W		REG ADDR		DATA		DATA		STOP
Slave			ACK		ACK		ACK		ACK	

A leitura por I<sup>2</sup>C, apresentada na Tabela 18, inicia-se pela sequência de *start* (START) enviada pelo master, posteriormente o master envia o endereço de 7 bits do dispositivo (SAD) concatenado com o bit de escrita (W). O master posteriormente a receber o *ACKnowledge* (ACK) envia o endereço de que quer ler (REG ADDR) e após receber o *ACKnowledge* (ACK) envia a sequência de *restart* (RESTART) enviado de seguida o endereço de 7 bits do dispositivo (SAD) concatenado com o bit de leitura (*Read* - R). Quando efetuada esta sequência o master fica a escuta pelo byte de dados (DATA) seguido do *ACKnowledge* (ACK). Caso seja para receber mais dados o master envia o

<sup>14</sup> O I<sup>2</sup>C suporta endereços de 7 e 10 bits. Os dispositivos utilizados neste trabalho têm todos endereços de 7 bits.

<sup>15</sup> Os endereços enviados são o resultado da concatenação do endereço do *slave* (SAD), que corresponde aos 7 bits mais significativos do endereço final, com o bit de escrita (0) ou leitura (1), que corresponde ao bit menos significativo.

*ACKnowledge* (ACK) e espera por novos dados, quando não houver mais dados para receber envia o *Negative ACKnowledge* (NACK) e a sequência de *stop* (STOP).

**Tabela 18 - Leitura de dados por I<sup>2</sup>C (adaptado de [75])**

Master	START	SAD+W		REG ADDR		RESTART	SAD+R			NACK	STOP
Slave			ACK		ACK			ACK	DATA		

Master	START	SAD+W		REG ADDR		RESTART	SAD+R			ACK		NACK	STOP
Slave			ACK		ACK			ACK	DATA		DATA		



# Anexo C. Esquemático da placa de RF PICDEM Z 2.4 GHz

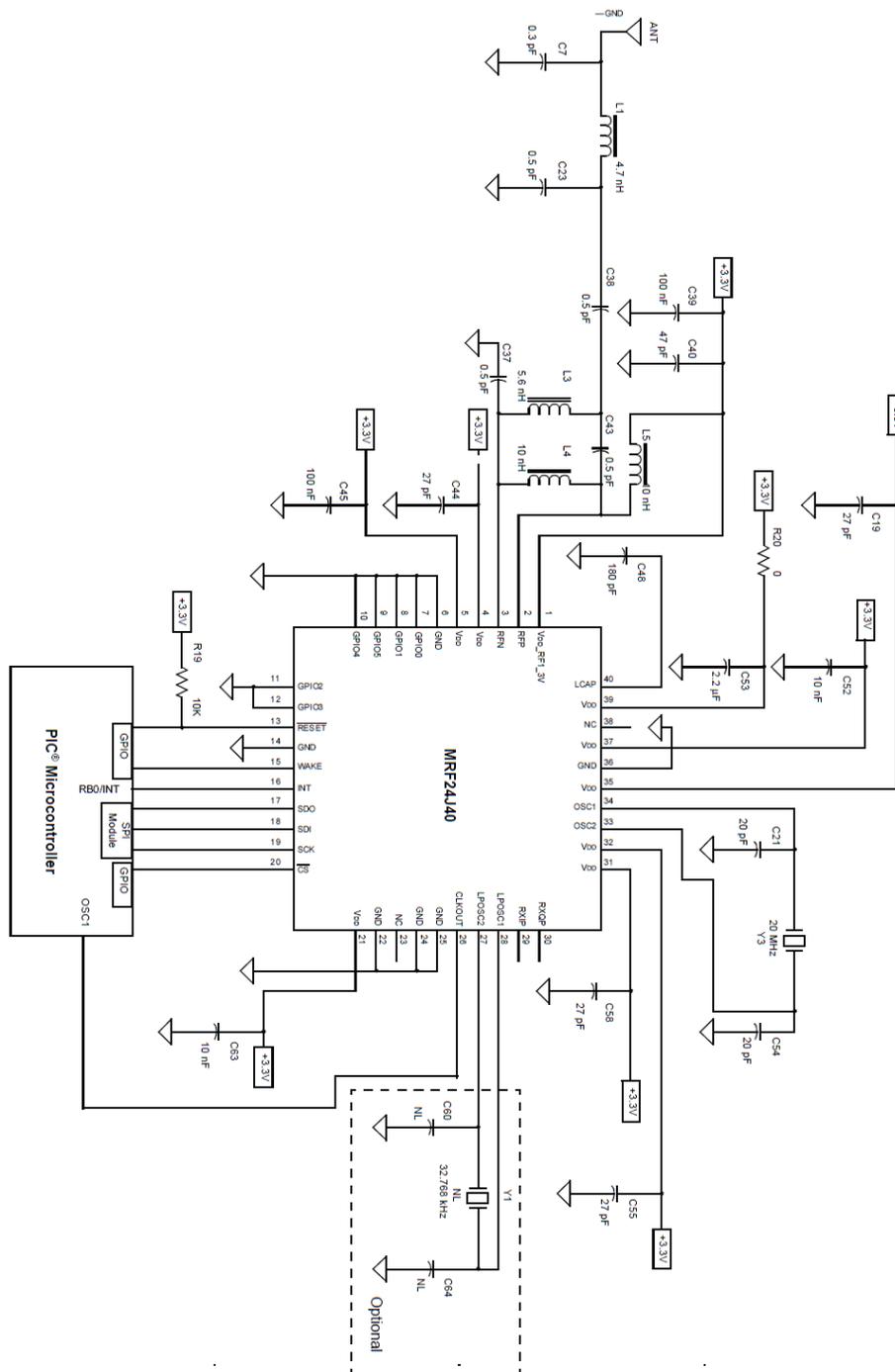


Figura 67 - Esquemático da placa de RF PICDEM Z 2.4 GHz [90]