

Universidade do Minho Escola de Engenharia

Diogo Manuel Brito Cordeiro

Controlo da Locomoção e Previsão de Eficiência de um Robô Hexápode Recorrendo a Aprendizagem Supervisionada



Universidade do Minho Escola de Engenharia

Diogo Manuel Brito Cordeiro

Controlo da Locomoção e Previsão de Eficiência de um Robô Hexápode Recorrendo a Aprendizagem Supervisionada

Dissertação de Mestrado Mestrado Integrado em Engenharia Mecânica

Trabalho efetuado sob a orientação de: **Professor Doutor João Paulo Flores Fernandes Professor Doutor Pedro Filipe Lima Marques**

DIREITOS DE AUTOR E CONDIÇÕES DE UTILIZAÇÃO DO TRABALHO POR TERCEIROS

Este é um trabalho académico que pode ser utilizado por terceiros desde que respeitadas as regras e boas práticas internacionalmente aceites, no que concerne aos direitos de autor e direitos conexos.

Assim, o presente trabalho pode ser utilizado nos termos previstos na licença abaixo indicada.

Caso o utilizador necessite de permissão para poder fazer um uso do trabalho em condições não previstas no licenciamento indicado, deverá contactar o autor, através do RepositóriUM da Universidade do Minho.

Licença concedida aos utilizadores deste trabalho



Atribuição-NãoComercial CC BY-NC https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/

AGRADECIMENTOS

Ao Adérito, à Gorete, ao Gonçalo e aos outros três elementos da casa pelo apoio incondicional e por conseguirem aguentar todo o stress dos últimos anos.

A toda a malta do LAR: Rui, Mafalda e Ricardo por me ajudarem a representar uma minoria naquele ambiente; ao Tiago e grupo do *CHARMIE* pela ajuda em vários momentos do projeto; ao pessoal da condução autónoma e aos futebolistas pela disponibilidade e bom ambiente criado no laboratório. Um obrigado ao Bob e ao Marco por me tornarem um homem. Um agradecimento não chega!

Ao orientador, Professor Paulo Flores pela disponibilidade e por todos os conhecimentos passados.

Ao Professor Gil e ao Professor Fernando Ribeiro por todo o interesse demonstrado e pelo apoio fornecido ao longo do desenvolvimento da dissertação.

Ao Professor Filipe Marques e à Joana pela ajuda incansável ao longo do projeto. Uma menção nos agradecimentos é curta para agradecer todo o apoio prestado.

À malta de Barcelos pela insistência mesmo depois de todas as recusas com desculpa da tese ou responsabilidades da universidade.

Por fim, a todos aqueles que tornaram estes últimos cinco anos inesquecíveis: CdM e pessoal da CdB. Este percurso só foi tão prazeroso por causa de vocês.

ii

DECLARAÇÃO DE INTEGRIDADE

Declaro ter atuado com integridade na elaboração do presente trabalho académico e confirmo que não recorri à prática de plágio nem a qualquer forma de utilização indevida ou falsificação de informações ou resultados em nenhuma das etapas conducente à sua elaboração.

Mais declaro que conheço e que respeitei o Código de Conduta Ética da Universidade do Minho.

STATEMENT OF INTEGRITY

I declare that I acted with integrity elaborating the present academic work and confirm that I did not resort to plagiarism or any other form of misuse or falsification of information or results in any leading steps to its elaboration.

I further declare that I know and have respected the Code of Ethical Conduct of the University of Minho.

Universidade do Minho, 31 de janeiro de 2023

RESUMO

O crescente interesse no campo da robótica móvel tem levado a um aumento na investigação e desenvolvimento de robôs móveis autónomos, especialmente para realizar tarefas perigosas para os seres humanos. Para se deslocarem em ambientes complexos, os robôs hexápodes são uma boa escolha devido à sua capacidade de se adaptarem a diferentes tipos de terreno graças ao seu elevado número de marchas. Além disso, a estabilidade corporal dos robôs hexápodes é considerada uma prioridade para a navegação em ambientes desafiantes.

A dissertação enquadra-se no projeto "ATHENA" (All-Terrain Hexapod for Environment Navigation Adaptability) e tem o intuito de desenvolver um modelo de um robô hexápode, tal como o seu controlo para locomoção em diferentes tipos de marcha. Ademais, procura-se também nesta dissertação a previsão da eficiência da marcha em diferentes topologias de terreno, recorrendo a técnicas de aprendizagem supervisionada para prever qual a marcha mais adequada em cada um.

Após uma introdução ao tema, é realizada uma revisão dos principais conceitos para o desenvolvimento do projeto. Posteriormente, é abordado o desenvolvimento do protótipo do robô hexápode, englobando a seleção de todo o *hardware* utilizado e o desenvolvimento dos diferentes componentes do modelo físico final. Concluída a parte relativa ao protótipo, é feita uma abordagem à cinemática e controlo do robô, onde se aborda a cinemática direta e cinemática inversa da perna, assim como curvas de *Bézier* para definição da trajetória do pé. Ainda nesta secção, é apresentada a aplicação dos conceitos no robô de forma a permitir a locomoção do mesmo em diferentes tipos de marcha, utilizando para o efeito *Arduíno* e a linguagem de programação *Python*. De seguida, é feita a avaliação das diferentes marchas em diferentes tipos de terreno, recorrendo à utilização de um IMU e de visão por computador para recolha de dados propriocetivos e dados exterocetivos, utilizados posteriormente num algoritmo de aprendizagem supervisionada para perceber qual a marcha mais adequada para cada topologia. Por fim, é feita uma avaliação final de todo o trabalho desenvolvido.

Palavras-Chave: Robô Hexápode, "ATHENA", Controlo, Aprendizagem Supervisionada, Visão por Computador

iv

ABSTRACT

The growing interest in the field of mobile robotics has led to an increase in research and development of autonomous mobile robots, particularly for performing tasks that are dangerous for humans. For movement in complex environments, hexapod robots are a good choice due to their ability to adapt to different types of terrain thanks to their high number of stable gait. In addition, the body stability of hexapod robots is considered a priority for navigation in challenging environments

The dissertation is part of the "ATHENA" (All-Terrain Hexapod for Environment Navigation Adaptability) project and aims to develop a model of a hexapod robot, as well as its control for movement in different types of gait. In addition, this dissertation also aims to predict the efficiency of gait in different types of terrain, using supervised learning techniques to predict the most appropriate gait in each one.

After an introduction to the topic, a review of the main concepts for the development of the project is carried out. Subsequently, the development of the hexapod robot prototype is addressed, including the selection of all the *hardware* used and the development of the different components of the final physical model. Once the prototype section is completed, an approach to the kinematics and control of the robot is made, where the direct kinematics and inverse kinematics of the leg are addressed, as well as *Bézier* curves for defining the foot trajectory. In this section, the application of the concepts on the robot is also presented in order to allow its movement in different types of gait, using Arduino and the Python programming language. Next, the evaluation of the different gaits on different types of terrain is made, using an IMU and computer vision for proprioceptive and exteroceptive data collection, which are subsequently used in a supervised learning algorithm to understand the most appropriate gait for each typology. Finally, a final evaluation of all the work developed is made.

Keywords: Hexapod Robot, "ATHENA", Control, Supervised Learning, Computer Vision

V

ÍNDICE

Agradecimentosii
Resumoiv
Abstract v
Índice vi
Índice de Figurasix
Índice de Tabelasxiii
Lista de Símbolosxv
1. Introdução1
1.1. Objetivos1
1.2. Estrutura da Dissertação2
2. Revisão de Literatura 4
2.1. Robôs Hexápodes
2.1.1. Arquitetura do Robô5
2.1.2. Tipos de Perna6
2.1.3. Tipos de Junta7
2.1.4. Robôs Hexápodes
2.2. Atuadores e Sensores
2.2.1. Atuadores
2.2.2. Sensores
2.3. Controlo14
2.3.1. Índices de Desempenho15
2.3.2. Tipos de Marcha17
2.3.3. Controlo da Locomoção20

	2.4.	Ma	chine Learning2	21
	2.4	.1.	Aprendizagem Supervisionada2	22
3.	Des	envo	plvimento do Protótipo2	26
	3.1.	Har	dware2	26
	3.1	.1.	Arduíno Mega2	26
	3.1	.2.	Servomotor2	27
	3.1	.3.	Servo Controlador	29
	3.1	.4.	Sensor resistivo Força	30
	3.1	.5.	IMU	31
	3.2.	Aná	ilise Estática	32
	3.2	.1.	Seleção de Motor	35
	3.3.	Mo	delo Físico3	38
	3.3	.1.	Projeto do Pé do Robô	39
	3.3	.2.	Seleção de Molas4	12
	3.3	.3.	Espaçamento Pé- Sensor Resistivo de Força4	13
	3.3	.4.	Torso4	14
	3.3	.5.	Perna4	1 5
	3.3	.6.	Componentes De Ligação4	18
	3.3	.7.	Características dos Componentes5	50
	3.4.	Alin	nentação5	51
	3.5.	Pro	tótipo Final e Ligações Eletrónicas5	51
	3.6.	Sun	nário e Conclusões5	53
4.	Cin	emát	ica e Controlo5	55
	4.1.	Cine	emática Direta5	55
	4.2.	Cine	emática Inversa5	56
	4.3.	Esp	aço de Trabalho5	57

	4.4.	Con	trolo	58
	4.4	.1.	Curvas de Bézier	59
	4.4	.2.	Trajetória	60
	4.4	.3.	Implementação da Trajetória	63
4	4.5.	Sum	nário e Conclusões	68
5.	Ava	liaçã	o da Marcha	.70
5	5.1.	Rec	olha de Dados	70
	5.1	.1.	Dados Propriocetivos	72
	5.1	.2.	Dados Exterocetivos	74
	5.2.	Aná	lise de Dados	.75
	5.2	.1.	Superfície Plana Regular	76
	5.2	.2.	Superfície Plana Irregular	81
	5.2	.3.	Superfície Plana Regular vs Superfície Plana Irregular	85
	5.3.	Apr	endizagem Supervisionada	86
	5.3	.1.	Superfície Plana Regular	88
	5.3	.2.	Superfície Plana Irregular	89
	5.4.	Sum	nário e Conclusões	90
6.	Con	sider	rações finais	92
	5.1.	Con	clusões	92
(5.2.	Pers	spetivas e Trabalhos Futuros	94
Re	ferên	cias		95
Ар	êndic	e A -	Superfície de Contacto com Sensor Resistivo Força	98
Ар	êndic	:е В —	- Seleção das Molas 1	100
Ар	êndic	eC-	- Algoritmos Desenvolvidos1	102
Ар	êndic	e D –	- Comparação dos dados Obtidos para Diferentes Superfícies	L03
Ар	êndic	eE-	· Desenhos Técnicos De Apoio1	106

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 2.1 - Tipos de arquitetura de um hexápode: (a) arquitetura retangular; (b)
arquitetura hexagonal5
Figura 2.2 - Tipos de Pernas (Adaptado de (Tedeschi & Carbone, 2014))7
Figura 2.3 - Representação dos diferentes tipos de juntas: (a) junta esférica, (b) junta
revolução, (c) junta prismática, (d) junta cilíndrica (Flores, 2015)
Figura 2.4 - Robô hexápode - LAURON V (He & Gao, 2020)9
Figura 2.5 - Robô hexápode Octopus10
Figura 2.6 - Hexabot- IV11
Figura 2.7 - Robô Hexápode HIT11
Figura 2.8 - Sensores comumente usados em robôs móveis. Adaptado de (He & Gao,
2020)14
Figura 2.9 - Diagrama esquemático para a margem de estabilidade PMZ (Deng et al.,
2017)
Figura 2.10 - (a) Distribuição das pernas; (b) Diagrama de marcha e de fase relativa -
marcha metacronal; (c) Diagrama de marcha e de fase relativa - marcha de onda; (d) Diagrama
de marcha e de fase relativa - marcha trípode19
Figura 2.11 - Exemplo de um sistema hierárquico de para controlo de um robô hexápode,
adaptado de (Tedeschi & Carbone, 2014)20
Figura 2.12 - Exemplo de uma representação esquemática de um controlo do
movimento de um robô
Figura 2.13 - Etapas de desenvolvimento de um algoritmo de machine learning21
Figura 2.14 - Tipos de Aprendizagem Supervisionada22
Figura 2.15 - Componentes de SVM (Adaptado de (Rani et al., 2022))
Figura 2.16 - Representação esquemática de uma árvore de decisão
Figura 3.1 - Placa Arduíno Mega27
Figura 3.2 - Servo <i>"DF15RMG"</i> 28
Figura 3.3 - Módulo <i>PCA9685</i> 29
Figura 3.4 - Representação esquemática da ligação do módulo PCA9685 ao
microcontrolador
Figure 2.5. Concer de Ferre Desistive

Figura 3.6 - Representação esquemática da ligação do sensor de força resistivo ao		
microcontrolador		
Figura 3.7 - IMU		
Figura 3.8 - Diagrama de corpo livre da coxa		
Figura 3.9 - Diagrama de corpo livre do fémur33		
Figura 3.10 - Diagrama de corpo livre da tíbia		
Figura 3.11 - Determinação da distância da junta ao centro de massa da coxa, recorrendo		
ao software SolidWorks		
Figura 3.12 - Determinação da distância da junta ao centro de massa do fémur,		
recorrendo ao software SolidWorks		
Figura 3.13 - Determinação da distância da junta ao centro de massa da tíbia, recorrendo		
ao software SolidWorks		
Figura 3.14 - Versão final do protótipo, desenvolvido em SolidWorks		
Figura 3.15 - Representação, a azul, das zonas de contacto entre pé e zona superior do		
mecanismo de suporte		
Figura 3.16 - Representação, a azul, das zonas de contacto entre pé e zona inferior do		
mecanismo de suporte41		
Figura 3.17 - Mola de Compressão42		
Figura 3.18 - Espaçamento entre pé e sensor de força resistivo		
Figura 3.19 - Torso superior desenvolvida com recurso ao software SolidWorks44		
Figura 3.20 - Torso inferior desenvolvida com recurso ao software SolidWorks		
Figura 3.21 - Perna do hexápode, desenvolvida com recurso ao software SolidWorks. 45		
Figura 3.22 - Coxa do hexápode, desenvolvida com recurso ao software SolidWorks 46		
Figura 3.23 - Fémur do hexápode, desenvolvido com recurso ao software SolidWorks.		
Figura 3.24 - Peças de ligação dos servomotores do fémur, desenvolvidas em		
SolidWorks		
Figura 3.25 - Suportes para os pés, desenvolvidos em SolidWorks		
Figura 3.26 - Peças laterais da tíbia (a) e suporte (b), desenvolvidas com recurso ao		
software SolidWorks		
Figura 3.27 - Tíbia do hexápode, desenvolvida com recurso ao software SolidWorks 48		

Figura 3.28 - (a) Disco rotativo Servo DF15RMG (1); (b) Disco rotativo Servo DF15RMG
(2)
Figura 3.29 - (a) Short U-sharp servo bracket; (b) Long U-sharp servo bracket
Figura 3.30 - Bateria a ser utilizada para alimentação do hexápode
Figura 3.31 - Modelo final do robô hexápode desenvolvido
Figura 3.32 - Representação das ligações entre os componentes eletrónicos do robô
hexápode52
Figura 3.33 - Representação das ligações entre os componentes eletrónicos do robô
hexápode (esquema)53
Figura 4.1 - Representação dos referenciais relativos utilizados na cinemática55
Figura 4.2 - Design cinemático dos membros e representação das posições angulares
relativas das juntas57
Figura 4.3 - Espaço de trabalho da perna do robô58
Figura 4.4 - Curva da função cosseno com fundo plano
Figura 4.5 - Trajetória do pé utilizando curva de <i>Bézier</i> quadrática60
Figura 4.6 - Trajetória do pé utilizando curva de <i>Bézier</i> cúbica
Figura 4.7 - Trajetória do pé utilizando curva de <i>Bézier</i> de ordem n=561
Figura 4.8 - Pontos de controlo para definição da curva de movimento do pé62
Figura 4.9 - Movimento da perna do hexápode ao longo de um passo63
Figura 4.10 - Numeração das pernas e dos servos63
Figura 4.11 - Fluxograma para descrição da marcha trípode
Figura 4.12 - Fluxograma para descrição da marcha de onda65
Figura 4.13 - Fluxograma para descrição da marcha metacronal65
Figura 4.14 - Fluxograma do controlo do robô66
Figura 4.15 - (a) Marcha trípode; (b) Marcha de Onda; (c) Marcha Metacronal67
Figura 5.1 - Fluxograma de algoritmo desenvolvido para recolha de dados
Figura 5.2 - Ambiente de teste e recolha de dados para (a) superfície plana regular e (b)
superfície plana irregular
Figura 5.3 - Sistemas de coordenadas do hexápode72
Figura 5.4 - Orbbec Astra Pro74
Figura 5.5 - Exemplo de diferentes testes efetuados para recolha de dados: (a) Superfície
plana regular; (b) Superfície plana irregular

Figura 5.6 - Diagrama de <i>Pearson</i> para a análise em superfície plana regular de todas as
marchas em estudo76
Figura 5.7 - Diagramas de Pearson das diferentes marchas para superfície plana regular
: (a) Marcha Trípode; (b) Marcha de Onda; (c) Marcha Metacronal
Figura 5.8 - Diagramas de caixas para superfície plana regular: (a) Pitch; (b) Roll 79
Figura 5.9 - Diagramas de caixas para superfície plana regular: (a) velocidade angular
(ωx); (b) velocidade angular (ωy)80
Figura 5.10 - Diagramas de caixas para superfície plana regular - Velocidade Linear 80
Figura 5.11 - Diagrama de Pearson para a análise em superfície plana irregular de todas
as marchas em estudo81
Figura 5.12 - Diagramas de Pearson das diferentes marchas para superfície plana
irregular : (a) Marcha Trípode; (b) Marcha de Onda; (c) Marcha Metacronal82
Figura 5.13 - Diagramas de caixas para superfície plana irregular: (a) Pitch; (b) Roll 83
Figura 5.14- Diagramas de caixas para superfície plana irregular: (a) velocidade angular
(ωx); (b) velocidade angular (ωy)
Figura 5.15 - Diagramas de caixas para superfície plana irregular - Velocidade Linear. 85
Figura 5.16 - Fluxograma dos algoritmos de aprendizagem supervisionada desenvolvidos
Figura A.0.1 - Representação das possíveis superfícies de contacto do pé com o sensor.
Figura A.0.2 - Representação esquemática das ligações do sensor resistivo ao Arduino.
Figura B.0.1 - Comprimento (L $_{\circ}$) das diferentes molas

ÍNDICE DE TABELAS

Tabela 1 - Vantagens e desvantagens de atuadores pneumáticos. 12
Tabela 2 - Vantagens e desvantagens de atuadores hidráulicos
Tabela 3 - Vantagens e desvantagens de atuadores elétricos. 13
Tabela 4 - Especificações do Servo "DF15RMG" (Kit Servo DF15RMG (20kg) + Suporte
<i>Pan/Tilt,</i> n.d.)
Tabela 5 - Especificações do Módulo PCA9685 (16-Canais 12-Bit PWM/Servo Driver - I20
Interface - PCA9685, n.d.)
Tabela 6 - Especificações do IMU (<i>IMU c/ 10 Graus de Liberdade - Baixo Consumo</i> , n.d.)
Tabela 7 - Massa dos diferentes componentes envolvidos no cálculo da estática37
Tabela 8 - Dimensões das zonas de contacto entre pé e suportes do mesmo
Tabela 9 - Parafusos e porcas utilizados para a ligação dos diferentes componentes 49
Tabela 10 - Componentes utilizados no modelo fisico do robô
Tabela 11 - Parâmetros Denavit-Hartenberg55
Tabela 12 - Faixa de Medição para conversão dos valores de aceleração (MPU-925
Product Specification, 2014)73
Tabela 13 - Faixa de Medição para conversão dos valores de velocidade angular(MPU
9255 Product Specification, 2014)74
Tabela 14 – Resultados obtidos para previsão de marcha em superfície plana regular
Tabela 15 - Resultados obtidos para previsão de marcha em superfície plana irregular
l'abela 16 - Resultados das medições efetuadas
Tabela 17 - Comprimento das diferentes molas adquiridas para o projeto
Tabela 18 - Comprimento das diferentes molas utilizadas no projeto. 101
Tabela 19 - Análise de dados dos diagramas de caixas para marcha trípode103
Tabela 20 - Análise de dados dos diagramas de caixas para marcha de onda104
Tabela 21 - Análise de dados dos diagramas de caixas para marcha metacronal 105

LISTA DE SÍMBOLOS

Siglas, abreviaturas e acrónimos

ATHENA	All-Terrain Hexapod for Environment Navigation Adaptability
CF	Coxa-Fémur
CMEMS	Center For MicroElectroMechanical Systems
FT	Fémur-Tíbia
GdL	Grau(s) de liberdade
GND	Graduated Neutral Density filter
IMU	Inertial measurement unit
KNN	K-Nearest Neighbor
LAR	Laboratório de Automação e Robótica
Lidar	Light Detection and Ranging
LSB	Least Significant Bit
OpenCv	Open-Source Computer Vision
PID	Proportional–Integral–Derivative
PLA	Ácido Polilático
PMZ	Ponto de Momento Zero
RGB-D	Red Green Blue-Depth
SCL	Serial Clock
SDA	Serial Data
SLA	Estereolitografia
SLS	Sinterização a laser seletiva
SVM	Support Vector Machine
тс	Torso-Coxa
VCC	Voltage Common Collector

Nomenclatura

а	Aceleração (m/s²)
D_i	Desvio inferior (μ m)
D_s	Desvio superior (μ m)
d_n	Distância de uma junta ao centro de massa de um segmento (mm)
F	Força (N)
F_i^G	Força gravítica de cada segmento (N)
f _{máx}	Folga máxima (mm)
\mathbf{f}_{\min}	Folga mínima (mm)
F^N	Força de contacto normal aplicada no pé (N)
F pé	Força total aplicada no pé (N)
g	Aceleração gravítica (9,81 m/s ²)
H_i	Força de reação de cada segmento em X (N)
k	Rigidez da Mola (N/m)
l_n	Comprimento de cada segmento (mm)
Lo	Comprimento da mola (mm)
Μ	Momento (N.m)
m	Massa (kg)
Ρ	Passo (mm)
Pi	Ponto de controlo
R _i	Força de reação de cada segmento em Y (N)
T_{Apoio}	Duração da fase de apoio (s)
T _{Passo}	Duração da fase do período de um passo (s)
Vi	Força de reação de cada segmento em Z (N)
β	Fator de Serviço
$ heta_i$, $arphi_i$	Posição angular absoluta de cada segmento (°)
ω	Velocidade angular (°/s)

1. INTRODUÇÃO

Robôs móveis com pernas têm sido alvo de atenção por parte de vários investigadores devido à sua superioridade na adaptabilidade a ambientes mais complexos e irregulares em comparação com robôs móveis com rodas. Esta superioridade oferece uma enorme importância na atuação em diferentes ambientes, como resgate e socorro, transporte de materiais ou exploração de recursos. De entre os robôs móveis com pernas, os robôs hexápodes apresentam facilidade de marcha estática estável.

Quando comparados com robôs bípedes e quadrúpedes, robôs hexápodes conseguem suportar mais carga e ter maior estabilidade (o que facilita a operação de transporte em terrenos mais irregulares). No entanto, o elevado número de pernas complexifica o controlo da locomoção deste tipo de robôs.

A presente dissertação enquadra-se no projeto "ATHENA" (All-Terrain Hexapod for Environment Navigation Adaptability), projeto em parceria com a Center For MicroElectroMechanical Systems (CMEMS) e desenvolvido no Laboratório de Automação e Robótica da Universidade do Minho e cujo objetivo é o desenvolvimento de um robô hexápode inteligente capaz de se movimentar em qualquer topologia de terreno. O projeto conta ainda com parceria do DONE Lab para produção das peças necessárias para desenvolvimento do modelo físico.

1.1. OBJETIVOS

O trabalho desenvolvido ao longo desta dissertação tem como objetivo principal o controlo eficiente da locomoção de um robô hexápode, recorrendo a técnicas de *machine learning* para avaliar e selecionar a marcha tendo em conta o tipo de terreno.

Primeiramente, espera-se então o desenvolvimento um protótipo de um robô hexápode, com capacidade de se mover em diferentes superfícies e de suportar um conjunto de sensores relevantes para o projeto "*ATHENA*".

1

De seguida, procura-se fazer o desenvolvimento do controlo cinemático do protótipo desenvolvido, fazendo este mover-se em três marchas diferentes: marcha trípode, marcha de onda e marcha metacronal.

Por fim, é de esperar uma avaliação das diferentes marchas em diferentes topologias de terreno, recorrendo a técnicas de *machine learning* (mais precisamente, aprendizagem supervisionada) para fazer o estudo de dados propriocetivos e exterocetivos. Espera-se ainda que a aquisição de dados permitam perceber qual o melhor tipo de marcha, tendo em conta parâmetros como velocidade, terreno e variação da sua orientação.

1.2. ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO

A presente dissertação encontra-se dividida em seis capítulos, respeitando a ordem das tarefas realizadas para que fossem cumpridos todos os objetivos propostos para o projeto.

No Capítulo 1 é feita uma introdução ao tema, incluindo objetivos e estrutura da dissertação, bem como motivação para realização da mesma.

O Capítulo 2 faz uma revisão da literatura dos tópicos essenciais para desenvolvimento do projeto, iniciando por uma exposição e descrição sobre robôs hexápodes, onde se inclui arquitetura, tipos de perna e tipos de junta. De seguida são apresentados sensores e atuadores, abordando atuadores pneumáticos, hidráulicos e elétricos, assim como sensores propriocetivos e exterocetivos. O capítulo aborda ainda o controlo de robôs hexápodes, incluindo índices de desempenho, tipos de marcha e controlo da locomoção. A revisão bibliográfica efetuada aborda ainda o uso de *machine learning* para controlo dos robôs hexápodes, focando em aprendizagem supervisionada e seus algoritmos, como regressão linear, SVM, KNN e árvores de decisão.

O Capítulo 3 aborda o desenvolvimento do protótipo do robô hexápode. O mesmo inicia-se com apresentação do *hardware* utilizado. De seguida, aborda a análise estática do protótipo, importante para a seleção dos servomotores utilizados. O capítulo inclui também as etapas essenciais para desenvolvimento do modelo físico do robô, com destaque para o projeto do pé do robô, seleção de molas e desenvolvimento e assemblagem dos diferentes componentes. Além disso, discute as características dos componentes e a alimentação do protótipo. O capítulo termina com a apresentação do protótipo final e as ligações eletrónicas.

2

O Capítulo 4 foca-se na cinemática e no controlo do robô hexápode. Este começa com cinemática direta e a cinemática inversa do robô. De seguida, aborda o espaço de trabalho do robô e seu controlo. O capítulo inclui também a implementação da trajetória, recorrendo ao uso de curvas de *Bézier*.

O Capítulo 5 apresenta a avaliação da marcha do robô hexápode. Começa discutindo sobre a recolha de dados, onde se incluem dados propriocetivos como orientação e velocidade angular, e dados exterocetivos como velocidade linear. Seguidamente, aborda a análise dos dados recolhidos para as diferentes topologias estudadas. O capítulo termina com a aplicação de aprendizagem supervisionada para avaliar o desempenho do robô em diferentes condições e superfícies.

Por fim, o Capítulo 6 apresenta as considerações finais sobre o projeto desenvolvido, expondo as conclusões e trabalhos futuros.

2. REVISÃO DE LITERATURA

Robôs terrestres móveis têm vindo a desempenhar um papel importante na substituição de seres humanos em tarefas como vigilância, desminagem, inspeção, resgate e missões exploratórias. A sua influência tem vindo a aumentar devido à necessidade de trabalhar em ambientes complexos, onde seres humanos podem ser expostos ao perigo.

De entre as soluções robóticas existentes, as soluções com pernas são adequadas para atravessar ambientes complexos devido aos seus pontos de apoio discretos e capacidade de gerar trajetórias em direções arbitrárias (Jie et al., 2014; Zhao et al., 2018). A partir desse tipo de robô, surgiram sistemas inspirados em insetos, que têm sido amplamente estudados para navegação de forma autônoma em ambientes complexos por causa da sua estabilidade estática, ou seja, a capacidade de manter o corpo estável quando apenas forças de reação são atuadas no sistema(Coelho et al., 2021; Sorin & Niţulescu, 2012). O design deste tipo de robô permite ainda a geração de diferentes padrões de marcha, o que pode potencialmente aumentar a sua adaptabilidade a um determinado ambiente (Liu et al., 2020).

De entre robôs com pernas, estão incluídos robôs hexápodes, cujo controlo implica uma sincronização da atuação dos membros. As abordagens mais tradicionais seguem rotinas predefinidas para gerar e adaptar a locomoção. Estes sistemas têm mostrado versatilidade ao longo dos anos, sendo capazes de navegar por diferentes topologias de terreno e executar várias tarefas de forma autónoma.

A evolução da inteligência artificial nos últimos anos tem sido um fator chave para o aumento na autonomia de robôs hexápodes, permitindo funcionalidades adaptativas nos mesmos, tais como, perceção do ambiente em que se inserem, planeamento de marchas ou imitação de comportamentos de animais (Coelho et al., 2021; Zhang et al., 2017). Nesta área inserem-se técnicas de *machine learning*, de entre as quais técnicas de aprendizagem supervisionada e técnicas de aprendizagem por reforço.

Este capítulo tem como objetivo a exposição de diferentes conceitos teóricos aplicados no desenvolvimento da dissertação, abordando inicialmente as características inerentes a um robô hexápode (dando exemplos de robôs já existentes), passando posteriormente para análise de sensores e atuadores, conceitos ligados ao controlo do robô e terminando com *machine learning*.

4

2.1. ROBÔS HEXÁPODES

Os robôs hexápodes caracterizam-se por ter seis pernas acopladas ao corpo, facilitando e melhorando a sua locomoção em diferentes tipos de terreno. Este tipo de robô apresenta formas de movimento abundantes, estrutura redundante de membros, boa flexibilidade e estabilidade, e é facilmente adaptável a terrenos não estruturados. Os mecanismos de perna da maioria dos protótipos de robôs hexápodes existentes são mecanismos com 3 graus de liberdade (GdL), incluindo 3 elos e 3 juntas de revolução.

Quando comparados com robôs bípedes e quadrúpedes, os robôs hexápodes podem aceitar cargas úteis mais altas e ter maior estabilidade (o que facilita a operação e transporte em ambientes não estruturados), mas também apresentam problemas maiores relativamente ao controlo da marcha devido ao aumento do número de pernas.

2.1.1. ARQUITETURA DO ROBÔ

Existem, para robôs hexápodes, duas arquiteturas básicas: retangular e hexagonal. A arquitetura retangular (Figura 2.1 (a)) apresenta o robô com seis pernas distribuídas simetricamente ao longo de dois lados, cada lado com três pernas enquanto na arquitetura hexagonal (Figura 2.1 (b)) apresenta as pernas distribuídos axialmente ao redor do corpo, de forma hexagonal ou circular (Tedeschi & Carbone, 2014)



Figura 2.1 - Tipos de arquitetura de um hexápode: (a) arquitetura retangular; (b) arquitetura hexagonal.

A simetria bilateral presente em robôs hexápodes com arquitetura retangular pode ser mais adequada do que a simetria radial apresentada por robôs hexápodes com arquitetura hexagonal para um movimento ao longo de uma linha reta. As arquiteturas retangulares requerem, no entanto, uma marcha especial para uma ação de rotação precisando geralmente de quatro etapas para realizar uma ação deste tipo. Assim sendo, robôs com arquitetura hexagonal permitem diferentes tipos de marcha e uma maior facilidade de mudança de direção visto que a sua simetria radial leva a uma ausência de distinção das pernas do robô fazendo com que este não tenha uma zona frontal ou uma zona traseira definida o que leva a que não haja uma direção de movimento preferencial (Tedeschi & Carbone, 2014).

2.1.2. TIPOS DE PERNA

A literatura mostra que existem vários tipos de pernas diferentes atualmente aplicados em robôs hexápodes. De uma forma mais geral, as pernas podem dividir-se entre pernas bio inspiradas e não-zoomórficas, como se pode observar na Figura 2.2 (a). As pernas bio inspiradas são motivadas principalmente pela marcha de diferentes animais, como répteis, mamíferos ou aracnídeos.

Relativamente à marcha de répteis, estes apresentam pernas e corpos para se mover em terrenos acidentados e irregulares e têm como principal característica o facto de as pernas serem colocadas em ambas as extremidades do corpo e os joelhos para o lado da base.

A configuração baseada em mamíferos apresenta o corpo acima das pernas, dando menos apoio à base, requerendo então menor consumo de energia para sustentar o corpo. No entanto, este tipo de configuração requer mais estabilidade do que outros tipos de animais.

Na configuração inspirada em aracnídeos, as extremidades das pernas estão situadas em ambos os lados, tendo os joelhos colocados numa posição superior ao corpo, permitindo melhor navegação em terrenos mais complexos.

A orientação das pernas em relação ao corpo do robô hexápode pode ser feita com três configurações: frontal, lateral ou circular, como se pode observar na Figura 2.2 (b). Na primeira, as direções são perpendiculares ao avanço da posição das pernas, contrariamente ao lateral, que se move paralelamente às pernas do robô. Na configuração circular, as pernas são posicionadas radialmente ao corpo do sistema permitindo um movimento em qualquer direção.

6

Em pernas inspiradas em marcha de mamíferos, estas podem apresentar as juntas em diferentes orientações, dependendo das necessidades, podendo ter joelhos afastados, na mesma orientação ou numa orientação oposta (joelhos para dentro). As diferentes orientações das juntas podem ser observadas na Figura 2.2 (c).

Quanto a pernas não-zoomórficas, estas podem ser híbridas, telescópicas ou subatuadas.



Figura 2.2 - Tipos de Pernas (Adaptado de (Tedeschi & Carbone, 2014)).

2.1.3. TIPOS DE JUNTA

As juntas de ligação entre os vários componentes de um mecanismo permitem, para além da sua união, o movimento relativo entre os mesmos. A necessidade de diferentes movimentos entre os componentes é refletida na existência de diferentes tipos de juntas, sendo que estas podem ser juntas esféricas, juntas de revolução, juntas prismáticas e juntas cilíndricas (Flores, 2015). Os diferentes tipos de junta estão representados na Figura 2.3.



Figura 2.3 - Representação dos diferentes tipos de juntas: (a) junta esférica, (b) junta revolução, (c) junta prismática, (d) junta cilíndrica (Flores, 2015).

Relativamente à junta esférica, esta caracteriza-se por ter três graus de liberdade, permitindo rotação em torno dos três eixos cartesianos, mas não permitindo translação em nenhum dos eixos.

Quanto à junta de revolução, esta caracteriza-se por ter apenas um grau de liberdade. Apesar de, tal como acontece na junta esférica, não permitir translação em nenhum dos eixos, o movimento de rotação apenas ocorre num dos eixos do sistema coordenado.

A junta prismática, contrariamente às juntas esféricas e de revolução, apresenta movimento de translação num dos eixos, não tendo nenhum movimento de rotação. Como tal, junta prismática tem apenas um grau de liberdade.

No que toca à junta cilíndrica, esta caracteriza-se por apresentar ambos os movimentos: translação e rotação, sendo que ambos ocorrem em torno de um determinado eixo. Este tipo de junta apresenta dois graus de liberdade.

Em robôs bio inspirados, as juntas mais comuns a ser usadas nas suas pernas são juntas de revolução, permitindo todos os movimentos necessários à sua locomoção, assim como uma maior facilidade no projeto das pernas, das dimensões do robô e do controlo do mesmo (Buschmann & Trimmer, 2017).

2.1.4. ROBÔS HEXÁPODES

Vários tipos de robô hexápode têm vindo a ser desenvolvidos e estudados ao longo das últimas décadas. Alguns robôs hexápodes já existentes são:

1. Lauron-V

Este robô hexápode caracteriza-se pela facilidade mudança da postura de qualquer um dos pés para otimizar a distribuição de carga. Além disso, cada perna tem um grau de liberdade passivo com um amortecedor de mola. O robô Lauron-V pode atravessar grandes obstáculos com uma inclinação maior que 25° e manter seu equilíbrio numa

8

inclinação de 43°. Este apresenta-se também capaz de manipular objetos com as suas pernas dianteiras. O Lauron-V possui um sistema de controlo baseado no seu comportamento, o que permite que o robô possa ser usado em ambientes não estruturados sem planeamento preciso (He & Gao, 2020).

Na Figura 2.4 é possível observar o robô LAURON-V.



Figura 2.4 - Robô hexápode - LAURON V (He & Gao, 2020).

2. Crabster 200

O robô Crabster200 foi desenvolvido para tarefas em ambientes subaquáticos. Este tipo de robô apresenta a capacidade de resistir à pressão hidráulica até 25 bar. Apresenta ainda duas pernas com 7 graus de liberdade que desempenham função de um braço e quatro pernas dedicadas de 4 graus de liberdade. Além disso, cada perna tem uma articulação de inclinação do ombro adicional para que a postura do corpo possa ser ajustada para se adaptar às inclinações e otimizar a distribuição de carga em ambiente subaquático raso com elevada corrente marítima (He & Gao, 2020).



Figura 2.5 - Robô hexápode Crabster200 (He & Gao, 2020).

3. Octopus

Robô Octopus foi projetado para tarefas em ambientes mais hostis, substituindo tarefas executadas anteriormente por humanos, evitando assim a exposição destes ao perigo adjacente a esse tipo de ambientes. Cada perna do robô Octopus é um mecanismo paralelo de 3 graus de liberdade e contém uma articulação esférica passiva no tornozelo. Todo o robô é uma estrutura dupla paralela, que fornece alta capacidade de carga, boa relação carga-peso e rigidez. Além disso, o corpo do robô é isotrópico, o que lhe confere alta destreza cinemática e boa prevenção de obstáculos. O robô Octopus apresenta um peso de cerca de 200 kg e uma carga útil máxima superior a 500 kg. A sua inclinação máxima de subida é de aproximadamente 25°, podendo atravessar obstáculos com uma altura de até 400 mm. (He & Gao, 2020)



Figura 2.5 - Robô hexápode Octopus.

4. Hexabot-IV

Este tipo de robô foi projetado para carregamento de equipamento de resgate. O Hexabot-IV apresenta dimensões de 1,1 m x 0,72 m x 1 m (Comprimento x Largura x Altura) na sua posição em pé padrão. O peso deste robô é de cerca de 270 kg, apresentando dois conjuntos de pacotes de baterias. Hexabot-IV é capaz de aguentar carga até 50 kg e atingir uma velocidade de 0,54 m/s.

Para diminuir a inércia da perna, é aplicado um mecanismo paralelo para mover indiretamente a ponta da perna em três dimensões. A parte superior do mecanismo da perna é um mecanismo paralelo com três membros: um membro com junta universal e dois membros com juntas esféricas. A parte inferior é um mecanismo de multiligação espacial. Assim, a perna tem um mecanismo híbrido série-paralelo. Além disso, os sistemas de atuação e controlo estão localizados na estrutura da carroceria e são bem protegidos de ambientes agressivos. (He & Gao, 2020)



Figura 2.6 - Hexabot- IV.

5. Robô hexápode HIT

O robô hexápode HIT foi projetado para tarefas de transporte e análise na superfície lunar. Cada perna apresenta três graus de liberdade ativos e uma junta esférica passiva na junta do tornozelo. O rácio entre carga suportada e peso do robô é de 0,46. O robô hexápode HIT consegue caminhar usando marchas de diferentes tipos (marchas inspiradas em marcha de caranguejo ou marcha de formiga, por exemplo)(He & Gao, 2020).



Figura 2.7 - Robô Hexápode HIT.

2.2. ATUADORES E SENSORES

2.2.1. ATUADORES

Atuador é um dispositivo que se caracteriza pela capacidade de transmitir força motriz ao robô. Como tal, para a sua aplicação num sistema de um robô com várias pernas, é necessário que este cumpra um conjunto de requisitos, tais como ser robusto, ter controlo preciso da velocidade e apresentar alta densidade de potência e controlo de força de baixa impedância (He & Gao, 2020).

Atuadores podem ser divididos em três grupos principais: atuadores pneumáticos, atuadores hidráulicos e atuadores elétricos.

• Atuadores Pneumáticos

Atuadores pneumáticos são dispositivos que geram movimento mecânico utilizando energia de ar comprimido e caracterizam-se pela sua alta durabilidade e baixo custo (de manutenção e de compra). Na Tabela 1 é possível observar algumas vantagens e desvantagens de atuadores pneumáticos.

Tabela 1 - Vantagens e desvantagens de atuadores pneumáticos.

Vantagens:

- Relativamente baratos quando em comparação com outros tipos de atuadores
- o Rápidos
- Não poluem a área de trabalho com líquidos
- Fonte de alimentação comum na indústria
- Podem falhar sem se danificarem

Desvantagens:

- Compressibilidade do ar limita o controlo e a precisão
- Poluição sonora dos escapes
- Fuga de ar pode ser preocupante
- Dificuldade em controlar a velocidade
- Dificuldade em levantar cargas elevadas

Atuadores Hidráulicos

Atuadores hidráulicos utilizam óleo sob pressão para gerar força motriz ao robô e caracterizam-se pela capacidade fornecer uma elevada potência e por serem naturalmente robustos contra carga impulsiva. Na Tabela 2 estão apresentadas algumas vantagens e desvantagens de atuadores hidráulicos.

Aprendizagem Supervisionada

Tabela 2 - Vantagens e desvantagens de atuadores hidráulicos.

Vantagens:

- Capacidade de levantar cargas elevadas
- Alta relação potência/peso
- Velocidades moderadas
- Óleo é incompressível, daí quando posicionado as articulações podem ser consideradas uma estrutura rija
- Auto lubrificação e auto arrefecimento
- Rápido tempo de resposta
- Segurança em atmosferas inflamáveis ou explosivas
- Operação uniforme a baixas velocidades

• Atuadores Elétricos

Desvantagens:

- Problemas com manutenção devido a fugas
- Não recomendado para altas velocidades

 Difícil de miniaturizar por causa da quantidade de pressões e fluxo

Atuadores elétricos convertem energia elétrica em movimento e caracterizam-se pela sua rapidez e precisão.

Tabela 3 - Vantagens e desvantagens de atuadores elétricos.

Vantagens:

- São rápidos e precisos
- Possibilidade de aplicar ao movimento técnicas de controlo sofisticadas
- o Baixo custo
- Desenvolve-se rapidamente para novos modelos

Desvantagens:

- Alta velocidade com baixo torque (necessidade de sistemas de direção assistida)
- Backlash na transmissão limita precisão
- Faíscas elétricas devem ser consideradas em ambientes inflamáveis
- Sobreaquecimento em casos de falha

2.2.2. SENSORES

Sensores são componentes capazes de caracterizar o estado e/ou grandeza de uma variável emitindo um sinal, geralmente elétrico, correlacionando o estímulo que recebem. Sensores podem ser divididos em dois principais grupos:

• Sensores propriocetivos;

• Sensores exterocetivos.

Sensores propriocetivos medem os estados de cada articulação e do corpo do robô. Exemplos de sensores propriocetivos podem ser *encoders* (dispositivo eletromecânico que conta ou reproduz pulsos elétricos a partir do movimento rotacional de seu eixo), IMU's (*inertial measurement unit*) ou sensores de torque (He & Gao, 2020).

Sensores exterocetivos medem informações ambientais. Estes sensores avaliam parâmetros geométricos como dimensões do contorno de um obstáculo, inclinação do solo e parâmetros físicos, como força de contacto, temperatura ou humidade.

Para medição de parâmetros geométricos, são utilizados sensores visuais (ex: câmara binocular ou câmara RGB-D) e sensores não visuais (ex: LiDAR (*light detection and ranging*), radares ou sensores ultrassónicos).

Para detetar parâmetros físicos ambientais, como força de contato, um sensor multiaxial de força e torque é frequentemente montado no corpo ou no final da perna, pois a perceção da força é muito importante para o controlo dinâmico de robôs com pernas.

Na Figura 2.8 é apresentado um diagrama resumo dos tipos de sensores usados em robôs móveis com pernas.



Figura 2.8 - Sensores comumente usados em robôs móveis. Adaptado de (He & Gao, 2020).

2.3. CONTROLO

O controlo é fator essencial no desenvolvimento de um robô, pois confere ao mesmo uma maior dinâmica e cumprimento de tarefas pretendidas. No controlo inserem-se os tipos de marcha e método de controlo da locomoção, que se refletem posteriormente nos índices de desempenho.

Neste subcapítulo é feita uma apresentação dos índices de desempenho de um robô hexápode, abordando de seguida os tipos de marcha e controlo da locomoção.

2.3.1. ÍNDICES DE DESEMPENHO

O desempenho de um robô móvel pode ser avaliado consoante diferentes métodos. A avaliação de desempenho do robô é feita segundo:

- Fator de Serviço;
- Critério de Estabilidade Estática;
- Margem de Estabilidade Dinâmica.

1. Fator de Serviço

O fator de serviço caracteriza-se pela percentagem da duração de um passo onde a perna se encontra em fase de apoio.

Relativamente ao fator de serviço, este pode ser descrito como:

$$\boldsymbol{\theta} = T_{Apoio} / T_{Passo} \tag{1}$$

Onde, T_{Apoio} é a duração da fase de apoio e T_{Passo} é a duração do período de um passo. (Kottege et al., 2015).

2. Critério de Estabilidade Estática

O critério de estabilidade estática indica que um robô se encontra estaticamente estável quando a projeção do seu centro de gravidade no solo se insere no polígono de suporte formado pelos apoios. Um polígono de suporte maior sugere maior estabilidade do robô, portanto um robô com maior número de pernas, será naturalmente mais estável.

3. Margem de Estabilidade Dinâmica

A margem de estabilidade dinâmica pode ser definida como a distância mínima do PMZ (Ponto de Momento Zero), para os limites do polígono de suporte.

O princípio de ponto de momento zero pode ser definido como distância mínima entre o ponto projetado do vetor do centro de gravidade no polígono de suporte. Existem duas formas de calcular o PMZ (Deng et al., 2017). A primeira recorre a variáveis de estado do robô, como se apresenta de seguida:

$$x_{PMZ} = \frac{\sum_{i=1}^{n} x_i m_i (\ddot{z}_i + g_z) - \sum_{i=1}^{n} z_i m_i (\ddot{x}_i + g_x)}{\sum_{i=1}^{n} m_i (\ddot{z}_i + g_z)}$$
(2)

$$y_{PMZ} = \frac{\sum_{i=1}^{n} y_i m_i (\ddot{z}_i + g_z) - \sum_{i=1}^{n} z_i m_i (\ddot{y}_i + g_y)}{\sum_{i=1}^{n} m_i (\ddot{z}_i + g_z)}$$
(3)

Onde x_i , y_i e z_i correspondem a coordenadas do centro de massa, m_i corresponde à massa do robô e (g_x, g_y, g_z) ao vetor de aceleração gravítica. Esta forma de cálculo do PMZ é mais adequada para contexto de simulação, tendo em conta a dificuldade de obtenção das variáveis de estado do robô em modelos físicos. A outra forma de cálculo de PMZ é feita recorrendo às forças aplicadas no pé do robô, tendo:

$$x_{PMZ} = \frac{\sum_{i=1}^{n} F_{zi} x_i}{\sum_{i=1}^{n} F_{zi}}$$
(4)

$$y_{PMZ} = \frac{\sum_{i=1}^{n} F_{zi} y_i}{\sum_{i=1}^{n} F_{zi}}$$
(5)

Onde x_i , $y_i e F_{zi}$ são coordenadas do ponto de contacto e força da componente do eixo z relativamente à estrutura global do robô. Quando dentro do polígono de suporte, o ponto de momento zero é igual ao centro de pressão.

De forma a usar o PMZ como indicador de estabilidade do robô é necessário definir o tipo de margem de estabilidade utilizando o Ponto de Momento Zero. A distância entre PMZ e as arestas do polígono de suporte pode representar numericamente a margem de estabilidade, como demonstrado na Figura 2.9. Assim, a margem de estabilidade PMZ é definida como:

Controlo da Locomoção e Previsão de Eficiência de um Robô Hexápode Recorrendo a Aprendizagem Supervisionada

$$\alpha_{PMZ} = \frac{\min(h_1, \dots, h_n)}{H}$$
(6)

Onde *H* representa a distância da origem a uma das arestas, isto é, a distância em condições ideais de h_i é a distância do PMZ à aresta i do polígono de suporte. De acordo com esta definição, $\alpha_{PMZ} \in [0, 1]$. Valor de $\alpha_{PMZ} = 0$ indica que o robô está instável e deverá ser incapaz de se manter de pé.



Figura 2.9 - Diagrama esquemático para a margem de estabilidade PMZ (Deng et al., 2017).

Controlo de estabilidade baseado no ponto de momento zero (PMZ) é abundantemente utilizado em todo o mundo. No entanto, este método não inclui o efeito da variação de altura do centro de gravidade, fazendo com que não possa ser usado em superfícies não lisas (Deng et al., 2017).

2.3.2. TIPOS DE MARCHA

Marcha é um conjunto de movimentos de uma perna com o intuito de efetuar um movimento segundo uma direção desejada. As pernas que se apresentam apoiadas no chão são descritas como estando em fase de apoio, enquanto as pernas que se encontram a impulsionar o movimento são descritas como estando em fase de balanço. Um passo de uma perna corresponde ao conjunto da fase de balanço e da fase de apoio, sendo que a execução repetida de passos corresponde a uma marcha. Por forma a manter a sua estabilidade, um robô hexápode precisa de ter de forma constante pelo menos três pernas em fase de apoio (Kottege et al., 2015).

Segundo os autores de (He & Gao, 2020), existem três tipos de termos técnicos para descrever a marcha de robôs móveis com pernas:

- Passo (distância do movimento da perna durante um ciclo);
- Fator de serviço β (percentagem da duração de um passo onde perna se encontra em fase de apoio);
- Fase relativa (percentagem da duração de um passo onde ocorre um atraso)

Consoante o fator de serviço, a marcha pode ser classificada como caminhada ou corrida. Marcha em caminhada apresenta fator de serviço maior que 0,5, enquanto marcha de corrida serviço inferior a 0,5 (He & Gao, 2020).

Marchas podem ser distinguidas entre marchas periódicas e marchas aperiódicas. Marchas periódicas ocorrem quando estados semelhantes da mesma perna acontecem no mesmo intervalo de tempo para todas as pernas durante passos sucessivos. Este tipo de marcha é ideal para terrenos mais regulares (Tedeschi & Carbone, 2014). Marchas periódicas podem ainda ser distinguidas entre marcha periódica contínua e marcha periódica descontinua. Marcha periódica continua ocorre quando o deslocamento do corpo decorre do movimento sequencial das pernas, enquanto marcha periódica descontinua ocorre quando o corpo é projetado para a frente ou para trás, com todos os membros pousados no solo, movendo um de cada vez (Sá, 2021).

Marchas aperiódicas apresentam uma maior adaptabilidade ao terreno quando em comparação a marchas periódicas. Isto acontece pelo facto de estas dependerem apenas da posição inicial dos apoios e da trajetória definida. Marchas livres apresentam-se como resultado das marchas aperiódicas, apresentando um movimento dos membros dependente da trajetória, das condições dos terrenos e do estado do robô. As marchas aperiódicas permitem um maior número de combinações de movimentos satisfazendo as restrições cinemáticas do robô (Coelho, 2018).

O movimento de robôs hexápodes possui por norma grau de simetria que pode ser descrito de acordo com as seguintes premissas:

- Nenhuma perna se move em frente até que a de trás se encontre em posição de apoio;
- Pernas do mesmo par deverão estar sempre em alternância estrita, realizando ciclos de etapas fora de fase de uma em relação à outra (0,5 fora de fase) (Campos et al., 2010).
Diagramas de marcha e de fase relativa dos tipos de marcha mais comuns de robôs hexápodes (marcha metacronal, marcha de onda e marcha trípode) estão descritos na Figura 2.10, onde cor branca representa pé apoiado no solo e cor preta representa pé não apoiado no solo.



Figura 2.10 - (a) Distribuição das pernas; (b) Diagrama de marcha e de fase relativa - marcha metacronal; (c) Diagrama de marcha e de fase relativa - marcha trípode.

A marcha metacronal descrita na figura anterior é adotada por hexápodes quando estes se movem a baixa velocidade (com $\beta = \frac{3}{4}$). Este tipo de marcha pode ser descrita como marcha de movimento de trás para a frente, movendo primeiro os membros do lado direito e posteriormente os membros do lado esquerdo. As pernas adjacentes de cada metade do corpo (p.e. R3 e R2; R2 e R1) encontram-se 60° fora de fase e pernas contralaterais (p.e. R3 e L3) estão meio período (180°) fora de fase (Campos et al., 2010).

A marcha de onda é usada por hexápodes para movimentos com uma velocidade média e fator de serviço $\beta = \frac{5}{8}$. As pernas anteriores e posteriores contralaterais (p.e. L1 e R3, L3 e R1) movem-se em conjunto em fase (Campos et al., 2010).

A marcha trípode permite movimento do hexápode a velocidades mais elevadas, usando um fator de serviço $\beta = \frac{1}{2}$. Um valor $\beta < \frac{1}{2}$ indicia que o robô se encontra em corrida. A cada movimento numa marcha trípode, as pernas anterior e posterior ipsilaterais (L1, L3, R1 e R3) e as pernas média contralaterais (L2 e R2) deslocam-se em fase (Campos et al., 2010).

2.3.3. CONTROLO DA LOCOMOÇÃO

O sistema de controlo dos modelos de robôs hexápodes mais recentes apresenta um sistema hierárquico distribuído composto por um computador que atua como *host*, um controlador e vários atuadores e sensores (Tedeschi & Carbone, 2014). Um exemplo de um sistema hierárquico para controlo é representado na Figura 2.11.



Figura 2.11 - Exemplo de um sistema hierárquico de para controlo de um robô hexápode, adaptado de (Tedeschi & Carbone, 2014).

O utilizador insere como *input*s relativos à geração da trajetória adequada os dados de posição que o robô deve atingir e o tipo de marcha que este deve adotar. Para o robô seguir a trajetória são determinadas as coordenadas cartesianas que o pé do robô tem de apresentar ao longo do percurso. Estes dados são enviados para o modelo da cinemática inversa que calcula as variações angulares que as diferentes juntas devem apresentar durante toda a trajetória, acionando movimento nos atuadores. Os dados das coordenadas angulares entram

então no ciclo de controlo. O controlo das juntas do robô é normalmente implementado recorrendo a um controlador PID.

Uma representação esquemática de um controlo do movimento de um robô pode ser vista na Figura 2.12.



Figura 2.12 - Exemplo de uma representação esquemática de um controlo do movimento de um robô.

2.4. MACHINE LEARNING

Machine learning é uma área da inteligência artificial que se foca no desenvolvimento de algoritmos e modelos com capacidade de aprender a partir de dados, em vez de serem explicitamente programados (Bhattacharya et al., 2018). Estes algoritmos e modelos usam técnicas estatísticas para encontrar padrões nos dados e fazer previsões ou decisões com base nos mesmos (Macaulay & Shafiee, 2022).

Existem vários tipos de *machine learning*, incluindo aprendizagem supervisionada (*supervised learning*), aprendizagem não supervisionada (*unsupervised learning*), aprendizagem semi-supervisionada (*semi-supervised learning*) e aprendizagem por reforço (*reinforcement learning*) (Bhattacharya et al., 2018).

Na Figura 2.13 é possível observar as diferentes etapas de desenvolvimento de um algoritmo de *machine learning.*



Figura 2.13 - Etapas de desenvolvimento de um algoritmo de machine learning.

2.4.1. APRENDIZAGEM SUPERVISIONADA

Aprendizagem supervisionada é uma ferramenta de *machine learning* que procura fazer uma relação entre dados de entrada e dados de saída, treinando de forma a fazer previsões acerca de futuros dados de saída tendo em conta dados de entrada desconhecidos (Bhattacharya et al., 2018). Esta técnica de *machine learning* pode ser dividida em algoritmos de classificação e algoritmos de regressão. Em algoritmos de classificação, os dados de saída são categóricos ou discretos e tem como exemplos KNN, máquina de vetor de suporte (SVM) ou árvore de decisões, enquanto que em algoritmos de regressão os dados de saída são valores contínuos.

Na Figura 2.14 estão representados alguns dos principais tipos de algoritmos de aprendizagem supervisionada.



Figura 2.14 - Tipos de Aprendizagem Supervisionada.

1. Regressão Linear

A regressão linear é um modelo de aprendizagem supervisionada utilizado para prever o valor de uma variável com base no valor de outra variável. O modelo assume uma relação linear entre as variáveis de entrada (*x*) e a variável de saída (*y*). Quando uma única variável de entrada (também conhecida como variável independente) é usada para estimar variável de saída (ou variável dependente) dá-se um caso de regressão linear simples. No caso de haver mais que uma variável de entrada, a regressão torna-se regressão linear múltipla. Os modelos de regressão linear ajustam uma reta a um conjunto de dados para descrever a relação entre duas variáveis (Macaulay & Shafiee, 2022).

2. Máquina de Vetor de Suporte (SVM)

O SVM (*Support Vector Machine*) é um algoritmo de aprendizagem supervisionada que pode ser aplicado tanto a abordagens de classificação como de regressão. O algoritmo SVM identifica uma "fronteira de decisão" para separar um conjunto de dados em duas classificações distintas. O algoritmo tenta maximizar a distância entre os pontos de dados mais próximos das duas classes dentro do conjunto de dados. Os vetores de suporte são os pontos de dados mais próximos da fronteira de decisão e uma mudança na posição dos mesmos influencia na posição da fronteira de decisão. Quanto maior a distância entre os pontos de dados e a fronteira de decisão, mais concreta é a sua classificação. O SVM é muito preciso e funciona muito bem com conjuntos de dados pequenos, mas a sua utilização em problemas com número elevado de dados resulta em elevado tempo de treino (Macaulay & Shafiee, 2022).



Figura 2.15 - Componentes de SVM (Adaptado de (Rani et al., 2022)).

3. KNN

KNN (*K-Nearest Neighbor*) é um algoritmo de *machine learning* que classifica um conjunto de dados de acordo com semelhanças entre si. O algoritmo procura fazer uma estimativa da probabilidade de um novo ponto de dados pertencer a um grupo particular. Este

processo envolve analisar pontos de dados próximos e, em seguida, identificar quais pontos de dados têm características semelhantes a um novo ponto de dados. O novo ponto de dados é então atribuído ao grupo que tem a maioria dos pontos de dados com características semelhantes (Macaulay & Shafiee, 2022).

O algoritmo KNN caracteriza-se pela facilidade de implementação e rapidez de execução. No entanto, não classifica bem os pontos de dados e a precisão do algoritmo depende da qualidade do conjunto de dados (Macaulay & Shafiee, 2022).

4. Árvores de Decisão

Árvores de Decisão é um algoritmo de aprendizagem supervisionada que constrói modelos de classificação ou regressão. Este apresenta forma de um diagrama de árvore, dividindo um conjunto de dados em subconjuntos menores, para facilitar o desenvolvimento de uma árvore com um nó de raiz e nós de decisão, com cada ramo externo do nó (nó de folha) representando uma possível decisão, resultado ou reação (Macaulay & Shafiee, 2022).



Figura 2.16 - Representação esquemática de uma árvore de decisão.

As árvores de decisão são geralmente usadas para determinar uma probabilidade estatística ou, de forma mais simples, uma ação para problemas complexos, fornecendo uma saída visual de um determinado processo de tomada de decisão e podendo processar tanto dados numéricos quanto dados categóricos (Macaulay & Shafiee, 2022).

As árvores de decisão são no entanto bastante suscetíveis a *overfitting* - que ocorre quando um modelo está demasiado treinado para um *dataset*, fazendo com que a introdução de um novo conjunto de dados torne o modelo menos eficaz (Macaulay & Shafiee, 2022).

3. DESENVOLVIMENTO DO PROTÓTIPO

Com enquadramento no projeto *"ATHENA"*, projeto em desenvolvimento no Laboratório de Automação e Robótica da Universidade do Minho e iniciado antes do início da presente dissertação, o protótipo do robô hexápode apresentava já alguns requisitos a ser cumpridos, entre os quais a necessidade de estabilidade em diferentes tipos de terreno.

Neste capítulo serão apresentadas as diferentes fases do desenvolvimento do modelo físico do robô, onde será também incluído o *hardware* a ser utilizado para o presente trabalho.

3.1. HARDWARE

Antes de se iniciar o desenvolvimento do modelo físico do robô hexápode, foi necessário proceder à seleção do *hardware* a ser utilizado no mesmo. Esta seleção foi feita tendo em conta as necessidades do robô e permitiu adaptar a estrutura do mesmo para que todo o *hardware* pudesse ser incluído. É de notar que algum do *hardware* utilizado já havia sido previamente selecionado para o projeto.

O *hardware* utilizado no projeto incluiu componentes associados ao controlo do hexápode e sensores para recolha de dados propriocetivos e exterocetivos para previsão da eficiência da locomoção, recorrendo a ferramentas de *Machine Learning*.

3.1.1.ARDUÍNO MEGA

Relativamente ao microcontrolador a utilizar no projeto, a escolha recaiu sobre uma placa *Arduíno Mega*, tendo em conta o seu baixo custo relativamente a outras opções existentes e o facto de apresentar um maior número de entradas analógicas quando comparado com, por exemplo, uma placa *Arduíno Uno*, que foi a opção inicial para o projeto. A necessidade de ter um número maior de entradas analógicas está relacionada com a quantidade de sensores a utilizar.

A placa Arduíno Mega (Figura 3.1) apresenta 54 pinos digitais de entrada/saída, 16 entradas analógicas, 4 UARTS (*portas de série de hardware*), uma entrada de alimentação, uma conexão USB, uma conexão ICSP e um botão de *reset*. Este microcontrolador apresenta uma tensão operacional de 5V, embora a tensão de entrada possa ir até aos 20V (sendo o limite recomendado igual a 12V) (*Arduino Mega 2560 R3 Compatível Com Cabo USB*, n.d.).

26



Figura 3.1 - Placa Arduíno Mega.

3.1.2.SERVOMOTOR

Para efetuar o movimento das juntas do robô e, consequentemente, permitir o seu movimento, optou-se pela utilização de dezoito servomotores (3 motores distribuídos por 6 pernas).

Servomotor é um atuador com movimento de rotação que permite um controlo eficiente da posição angular. Este tipo de atuador é normalmente projetado para aplicações robóticas.

A escolha do servomotor a utilizar no projeto desenvolvido recaiu sobre o servo *"DF15RMG"*, apresentado na Figura 3.2, pelo facto de este apresentar estruturas metálicas de ligação (facilitando a sua aplicação no projeto) e por este apresentar um valor de torque (1,89 N.m) que seria, à partida, capaz de cumprir com os requisitos do robô.

Para garantir que os servos eram adequados ao projeto foi calculado o torque mínimo necessário para o hexápode, sendo que este será apresentado mais à frente, no subcapítulo denominado Seleção de Motor.

27



Figura 3.2 - Servo "DF15RMG".

Na Tabela 4 estão apresentadas algumas das especificações do servomotor utilizado. Tabela 4 - Especificações do Servo "*DF15RMG*" (*Kit Servo DF15RMG* (20kg) + Suporte Pan/Tilt, n.d.)

Especificações Mecânicas	Especificações Eletrónicas			
• Amplitude de Rotação: 170 ° ;	• Tensão de Trabalho: 5-7,4 V;			
 Velocidade sem carga aplicada: 	• Corrente resitiva: 3A (@8,5 V – teste			
60°/0,16 s @7,4 V;	limite);			
• Torque resistivo: 1,89 N.m (7,4 V);	• Tensão PPM: 3-5 V;			
• Torque Dinâmico: 1,48 N.m (7,4 V);	 Resolução PPM: 2 μs; 			
Método de Montagem: fixação com	• Frequência do driver: 4 kHz;			
4 parafusos;	• Faixa de largura de pulso positivo			
• Equipado com 2 suportes de servo, e	PPM: 400 μs-2550 μs;			
2 peças de fixação de servo;	• Valor mínimo da largura de pulso			
• Dimensões: 40x40x20 (mm);	negativa PPM: 400 μs.			
• Peso: 65 g.				

É de notar ainda que a ligação ao servomotor é feita através de três cabos com cores distintas, onde:

- Cabo castanho é associado à porta GND;
- Cabo vermelho é associado à porta VCC;

• Cabo Laranja e associado ao input de sinal.

3.1.3.SERVO CONTROLADOR

A utilização de *Arduíno Mega* como microcontrolador fez com que, apesar de um número elevado de entradas, fosse necessário recorrer a um módulo para proceder à ligação e controlo dos servomotores.

Devido à possibilidade de fazer ligação de um número elevado de servomotores e o seu baixo custo , optou-se pela utilização de um módulo *PCA9685* (Figura 3.3).



Figura 3.3 - Módulo PCA9685.

O módulo escolhido permite o controlo de 16 servomotores em simultâneo e, devido à utilização da interface I2C, a sua ligação ao microcontrolador é feita através de apenas dois pinos. A utilização da interface I2C permite com que seja possível fazer a ligação de vários módulos *PCA9685* em simultâneo (num máximo de 6). No entanto, visto que apenas dois servomotores estão impossibilitados de fazer ligação a este módulo, a mesma será feita diretamente à placa *Arduíno*.

O protocolo I2C usa uma estratégia controlador-periférico, onde o microcontrolador apresenta papel de controlador, que ao gerar o sinal de relógio comanda a troca de dados com os outros dispositivos (os periféricos). A ligação de um módulo que funciona segundo protocolo I2C é feita ligando a linha *Serial Clock* (SCL) à porta analógica A5 do *Arduíno* e a linha *Serial Data* (SDA) à porta analógica A4.

Na Figura 3.4 pode ser vista uma representação esquemática da ligação do módulo *PCA9685* ao microcontrolador.



Figura 3.4 - Representação esquemática da ligação do módulo PCA9685 ao microcontrolador.

Na Tabela 5 estão algumas especificações deste módulo.

Tabela 5 - Especificações do Módulo *PCA9685* (16-Canais 12-Bit PWM/Servo Driver - I2C Interface - PCA9685, n.d.)

Especificações

- Alimentação: 3~5 Vdc ou 6 Vdc (se ligação for feita ao terminal V+);
- Tensão do Servo: 6Vdc máx;
- Tensão Lógica: 3,3 Vdc /5 Vdc;
- Interface de Controlo: I2C;
- Dimensões: 62,5 x 25,4 mm

3.1.4.SENSOR RESISTIVO FORÇA

Para recolha de dados sobre o contacto do pé do hexápode no chão e intensidade do mesmo, foi utilizado um sensor de força resistivo em cada pé. Para tal, tendo em conta as dimensões previstas do robô, optou-se pela utilização de Sensor de Força Resistivo com 4 mm de diâmetro (Figura 3.5).



Figura 3.5 - Sensor de Força Resistivo.

O sensor utilizado apresenta um comprimento de 44,5 mm, largura de 7,6 mm e diâmetro deteção de 7 mm, tendo ainda sensibilidade suficiente para deteção de massa a partir das 2 g e uma gama de sensibilidade em força que varia entre 0,1 N e 10 N.

Na Figura 3.6 é apresentada uma representação esquemática da ligação do sensor de força resistivo ao microcontrolador.



Figura 3.6 - Representação esquemática da ligação do sensor de força resistivo ao microcontrolador.

3.1.5.IMU

Para recolha de dados associados ao movimento e posição do robô, optou-se pela utilização de um IMU com 10 graus de liberdade (Figura 3.7). O IMU em questão caracterizase pela monotorização de dados como posição e altura, sendo também capaz de medir temperatura ambiente. Tal como o módulo *PCA9685*, apresentado anteriormente, o IMU apresenta interface I2C.



Figura 3.7 - IMU.

O IMU selecionado vem equipado com um chip *MPU9255*, que apresenta um giroscópio, acelerómetro e um magnetómetro, todos com funcionamento ao longo de 3 eixos. Para além deste chip, o IMU apresenta ainda um sensor de pressão barométrica (*BMP180*).

Na Tabela 6 estão algumas especificações do IMU utilizado.

Tabela 6 - Especificações do IMU (IMU c/ 10 Graus de Liberdade - Baixo Consumo, n.d.).

Especificações

•	Potência: 3,3 V ~ 5,5 V
•	Acelerómetro
	Resolução: 16 bits
	Faixa de medição (configurável): ±2, ±4, ±8, ±16 g
	Corrente operacional: 450 μA
•	Giroscópio
	Resolução: 16 bits
	Faixa de medição (configurável): ±250, ±500, ±1000, ±2000 °/seg
	Corrente operacional: 3,2 mA
•	Bússola/Magnetómetro
	Resolução (configurável): 14 ou 16 bits
	Faixa de medição: ±4800 μT
	Corrente operacional: 280 uA
•	Sensor de pressão barométrica
	Resolução (configurável): 16~19 bits
	Faixa de medição: 300~1100 hPa (altitude: +9000 m ~ -500 m)
	Precisão: 0,02 hPa (0,17 m)

3.2. ANÁLISE ESTÁTICA

Por forma a perceber o torque mínimo necessário por parte dos servomotores a utilizar, tornou-se necessário calcular os esforços a que os diferentes componentes do robô estão sujeitos. É de notar que estas análises foram feitas com uma versão ainda não definitiva do robô. Ainda assim, a diferença apresentada para a versão final não inviabiliza os resultados obtidos, visto que a massa global e a estrutura se apresentam semelhantes em ambas as versões.

Apesar do design mais complexo do robô hexápode desenvolvido, este capítulo foca apenas na análise da perna do robô como um sistema multi-corpo independente, por forma a simplificar o cálculo da estática do mecanismo. Para tal, é aplicado em cada segmento da perna o princípio *D'Alembert* para sistemas, resultando na obtenção do momento estático em cada junta.

Na Figura 3.8, Figura 3.9 e Figura 3.10, podem ser observados os diagrama de corpo livre de cada segmento da perna (coxa, fémur e tíbia, respetivamente), onde:

- *H_i*, *R_i* e *V_i* representam forças de reação de cada segmento em X, Y e Z, respetivamente;
- F_i^G representa a força gravítica em cada segmento;
- θ_i representa as posições angulares absolutas de cada segmento;
- F^N representa a força de contacto normal aplicada no pé;
- l_n representa o comprimento de cada segmento;



Figura 3.8 - Diagrama de corpo livre da coxa.



Figura 3.9 - Diagrama de corpo livre do fémur.



Figura 3.10 - Diagrama de corpo livre da tíbia.

De acordo com os digramas de corpo livre apresentados anteriormente, tem-se as equações para a estática da coxa, fémur e tíbia. É de notar que d_n , presente nas equações, representa a distância da junta ao centro de massa cada segmento.

Assim, as condições de estática para coxa são:

$$\begin{cases} \sum F_{coxa_x} = 0 \iff H_2 - H_1 = 0\\ \sum F_{coxa_y} = 0 \iff R_2 - R_1 = 0\\ \sum F_{coxa_z} = 0 \iff V_1 + F_1^G - V_2 = 0 \end{cases}$$
(7)

$$\begin{cases} \sum M_{coxa_x} = 0\\ \sum M_{coxa_y} = 0\\ \sum M_{coxa_z} = 0 \iff M_{coxa_z} = l_1 \cdot V_2 - d_1 \cdot F_1^G \end{cases}$$
(8)

Aplicando a mesma metodologia para o diagrama de corpo livre do fémur, tem-se:

$$\begin{cases} \sum F_{f\acute{e}mur_x} = 0 \iff H_3 - H_2 = 0\\ \sum F_{f\acute{e}mur_y} = 0 \iff R_3 - R_2 = 0\\ \sum F_{f\acute{e}mur_z} = 0 \iff -V_3 + F_2^G + V_2 = 0 \end{cases}$$
(9)

$$\begin{cases} \sum M_{f\acute{e}mur_x} = 0\\ \sum M_{f\acute{e}mur_y} = 0\\ \sum M_{f\acute{e}mur_z} = 0 \iff M_{f\acute{e}mur_z} = l_2.V_3.sen\theta_2 - d_2.F_2^G.sen\theta_2 \end{cases}$$
(10)

Para tíbia:

$$\begin{cases} \sum F_{tibia_x} = 0 \iff -H_3 = 0\\ \sum F_{tibia_y} = 0 \iff -R_3 = 0\\ \sum F_{tibia_z} = 0 \iff V_3 - F_N + F_3^G = 0 \end{cases}$$
(11)

$$\begin{cases} \sum M_{tibia_x} = 0\\ \sum M_{tibia_y} = 0\\ \sum M_{tibia_z} = 0 \iff M_{tibia_z} = l_3. F_N. sen\theta_3 - d_3. F_3^G. sen\theta_3 \end{cases}$$
(12)

3.2.1. SELEÇÃO DE MOTOR

Para a seleção dos motores para as juntas do robô foi necessário calcular o binário mínimo necessário para que estes consigam suportar toda a estrutura do robô e efetuar os movimentos pretendidos. Para tal, foi efetuada a análise estática na posição crítica do robô.

A posição crítica do robô, ou seja, aquela onde se gera um binário maior numa das juntas, ocorre quando o ângulo (θ_2) da junta que une a coxa ao fémur atinge o seu valor máximo.

Assim, recorrendo a simulações feitas previamente no âmbito do projeto "ATHENA", tem-se que, para posição crítica:

- $\theta_3 = -2,228 \text{ rad};$
- $\theta_2 = 1,230 \text{ rad}.$

Os valores de l_1 , l_2 e l_3 já eram previamente conhecidos, sendo:

- $l_1 = 63,75 \text{ mm};$
- *l*₂ = 80 mm;
- $l_3 = 120$ mm.

A força de contacto normal aplicada no pé é o resultado da divisão da força gravítica do robô pelo número mínimo de pernas em fase de apoio para que robô mantenha se mantenha estável, ou seja, três:

$$F_N = \frac{F_{Robô}^G}{3} \tag{13}$$

Para a obtenção da distância de cada junta ao centro de massa dos diferentes componentes, recorreu-se à utilização do *software SolidWorks*, como se pode ver na Figura 3.11, Figura 3.12 e Figura 3.13. Para tal, foi colocado em cada junta um referencial geométrico, obtendo então a distância d_n da junta ao centro de massa a partir desse mesmo referencial.

Coordinate system: Coord	linate System3	
Mass = 137.10 grams		
Volume = 40778.05 cubic mil	limeters	
Surface area = 17745.56 squ	are millimeters	
Center of mass: (millimeters)	
X = 31.02		
Y = -22.96		
Z = -0.07		
Principal axes of inertia and	principal moments of in	ertia: (grams * squa
Taken at the center of mass.		
Ix = (1.00, 0.07, 0.00)	Px = 42915.44	
ly = (-0.07, 1.00, 0.00)	Py = 103485.03	
Iz = (0.00, 0.00, 1.00)	Pz = 105574.98	
Moments of inertia: (grams '	square millimeters)	
Taken at the center of mass a	and aligned with the ou	tput coordinate syst
Lxx = 43188.90	Lxy = 4057.96	Lxz = -148.57
Lyx = 4057.96	Lyy = 103211.93	Lyz = -8.16
Lzx = -148.57	Lzy = -8.16	Lzz = 105574.6
Moments of inertia: (grams '	square millimeters)	
Taken at the output coordin	ate system.	
lvv = 115490 10	lxy = -93599.13	lxz = -430.06
100 - 110 - 20,10	har = 235118.86	$i_{V7} = 200.24$
lyx = -93599.13	177 - 233110.00	



Figura 3.11 - Determinação da distância da junta ao centro de massa da coxa, recorrendo ao *software SolidWorks.*



Figura 3.12 - Determinação da distância da junta ao centro de massa do fémur, recorrendo ao *software SolidWorks.*



Figura 3.13 - Determinação da distância da junta ao centro de massa da tíbia, recorrendo ao *software SolidWorks.*

Pela análise das figuras anteriores tem-se então:

- $d_1 = 31,02 \text{ mm};$
- $d_2 = 38,80$ mm;
- $d_3 = 27,39$ mm.

Na Tabela 7 são apresentados os valores da massa dos diferentes componentes necessários para o cálculo da estática. É de notar que o valor relativo à massa total do robô m_T foi calculada considerando grande parte dos componentes a ser usados na versão final, sendo que o valor utilizado para cálculo da estática apresentará um fator de segurança (n=2,5), pelo que m_T será 5723,55 g em vez do seu valor real ($m_T = 2289,42$ g).

Tabela 7 - Massa dos diferentes componentes envolvidos no cálculo da estática.

Massa Total (m_{Total})	2289,42 g
Massa da Coxa (m_1)	137,10 g
Massa do Fémur (m_2)	138,00 g
Massa da Tíbia (m_3)	18,59 g

Utilizando 9,81 m/s² como valor de aceleração gravítica para cálculo da força exercida pela gravidade nos diferentes elementos, obteve-se como binário exercido em cada junta:

• M_{coxa_z} = -1,77 N.m

- *M_{fémurz}* = 1,35 N.m
- $M_{tibia_{\pi}} = 1,05 \text{ N.m}$

Sendo o binário de perda do servo motor igual a 1,89 N.m, então conclui-se que os servos são adequados para suportar a estrutura do robô e executar os seus movimentos.

3.3. MODELO FÍSICO

Neste subcapítulo será apresentado o desenvolvimento de todos os componentes necessários para fazer agregação do *hardware* a utilizar, conferindo ao robô a estrutura desejada para que este seja capaz de cumprir com os objetivos do projeto.

Apesar de inicialmente o material a utilizar no projeto estar limitado ao material fornecido pelo LAR (PLA ou Resina Fotopolimérica, resultantes de impressão 3D), a parceria do projeto com o *DONE Lab* permitiu a utilização de Poliamida 12 para desenvolvimento do hexápode, material resultante de um processo de sinterização a laser seletiva (SLS).

Com exceção do pé, toda a estrutura foi então desenvolvida utilizando Poliamida 12. A utilização deste material em detrimento dos outros materiais disponíveis justifica-se com a sua elevada resistência mecânica e baixa densidade.

Na Figura 3.14 está apresentada a modelação final, em *SolidWorks*, do que viria a ser a versão final do modelo desenvolvido.



Figura 3.14 - Versão final do protótipo, desenvolvido em SolidWorks.

3.3.1. PROJETO DO PÉ DO ROBÔ

De entre todas as peças desenvolvidas para o protótipo do robô, as peças que envolviam o pé foram aquelas que careceram de um maior rigor dimensional, visto que havia uma necessidade de deslizamento com pouco atrito entre pé e suportes do mesmo. O dimensionamento do mesmo abre ainda possibilidade de em trabalho futuro haver desenvolvimento do pé num material adequado a possíveis necessidades do robô.

Assim, para o desenvolvimento da parte relativa ao pé e suas peças de suporte, foi necessário ter atenção especial aos furos dos suportes e às dimensões das superfícies cilíndricas do pé (para melhor compreensão dos cálculos as superfícies cilíndricas do pé serão assumidas como veio superior e veio inferior). Foram então efetuados toleranciamentos dimensionais por forma a garantir a existência de folga entre ambos os componentes, permitindo um deslizamento com o menor atrito possível.

Tendo em conta as limitações relativas à qualidade dimensional oferecidas pela impressão em 3D e as características desejadas para o mecanismo pé/suporte de pé, foi escolhido um ajustamento livre por forma a permitir folga e fácil deslizamento entre superfícies.

É de notar que o material utilizado para o pé foi resina fotopolimérica, por esta apresentar uma menor rugosidade quando comparada com as restantes opções disponíveis para desenvolvimento do modelo físico do robô (PLA e Poliamida 12).

• Zona de Contacto Superior

Para o contacto entre pé e suportes na zona superior do mecanismo, foi utilizada uma cota nominal de 4,20 mm e as classes de ajustamento H11/c11, de acordo com o tipo de ajustamento selecionado.

39



Figura 3.15 - Representação, a azul, das zonas de contacto entre pé e zona superior do mecanismo de suporte.

Classes de Ajustamento: H11/c11

Cota Nominal: 4,20 mm **Furo Superior: Veio superior** Qualidade: IT11[3,6] $T_f = 75 \ \mu m$ Qualidade: IT11]3,6] { $T_f = 75 \ \mu m$ 0 0 $\circ \quad \frac{Posição: H}{[3,6]} \{D_i = 0$ $\circ \quad \frac{Posição: c}{[3,6]} \{d_s = -70 \ \mu \text{m}$ $\circ \quad T_f = D_s - D_i \leftrightarrow$ $\circ \quad T_f = d_s - d_i \leftrightarrow$ $\leftrightarrow D_s = 75 \,\mu m$ $\leftrightarrow d_i = - - 145 \,\mu\text{m}$ +75 μm -70 μm 4,2H11 0 µm 4.2c11-145 µm

fmáx = 4,95 - 2,75 = 2,20 mm

fmin = 4, 20 - 3, 50 = 0, 70 mm

• Zona de Contacto Inferior

Para o contacto entre pé e suportes na zona inferior do mecanismo, foi utilizada uma cota nominal de 4,50 mm e as classes de ajustamento H11/c11, de acordo com o tipo de ajustamento selecionado.



Figura 3.16 - Representação, a azul, das zonas de contacto entre pé e zona inferior do mecanismo de suporte.

Classes de Ajustamento: H11/c11

Cota Nominal: 4,50 mm **Furo Inferior:** Veio inferior Qualidade: IT11[3,6] $T_f = 75 \ \mu m$ *Qualidade: IT*11 $\{T_f = 75 \ \mu m \}$ 0 0 $\circ \quad \frac{Posição: H}{13.61} \{D_i = 0$ $\circ \quad \frac{Posição: c}{[3,6]} \{d_s = -70 \ \mu \text{m}$ $\circ \quad T_f = D_s - D_i \leftrightarrow$ $\circ \quad T_f = d_s - d_i \leftrightarrow$ $\leftrightarrow d_i = - - 145 \,\mu\mathrm{m}$ $\leftrightarrow D_s = 75 \,\mu m$ ^{-70 μm} 4,50*c*11^{-145 μm} +75 μm 4,20H11 0 µm fmax = 5, 25 - 3, 05 = 2, 20 mm

fmin = 4,50 - 3,80 = 0,70 mm

Com os valores de folga máxima e mínima necessária para o contacto das diferentes superfícies, foram então selecionadas as dimensões finais de cada componente. As dimensões podem ser observadas na Tabela 8.

Furo Superior	4,42 mm
Veio Superior	3,72 mm
Furo Inferior	4,72 mm
Veio Inferior	4,02 mm

Tabela 8 - Dimensões das zonas de contacto entre pé e suportes do mesmo.

3.3.2.SELEÇÃO DE MOLAS

Por forma a garantir uma boa utilização do sensor de força resistivo, foi importante garantir que o contacto do mesmo com o pé era coincidente com a força exercida pelo pé no solo. Para tal, criou-se necessidade de exercer uma pré tensão no pé, garantindo assim que o contacto do mesmo com o sensor só ocorreria quando houvesse força a ser exercida no pé.

Como solução para o problema apresentado, optou-se pela utilização de uma mola de compressão para criar a pré tensão pretendida.

Tendo em conta as dimensões gerais do robô, foram dados como *input* para as dimensões da mola um comprimento total (L_o) de 12 mm e um diâmetro exterior (D_e) de 8,5 mm. Assim, de entre as opções disponíveis, a mola que melhor se adequava ao projeto foi uma S-1120. Para além de comprimento total de 12 mm e de um diâmetro exterior de 8,5 mm, o modelo S-1120 apresenta um passo (P) de 4,5 mm, um diâmetro de arame (D) de 1,067 mm e um coeficiente de rigidez de 9277,13 N/m.



Lo= Comprimento Total De= Diâmetro Exterior P= Passo D= Diâmetro arame

Figura 3.17 - Mola de Compressão .

Com a utilização de uma mola de compressão para gerar pré tensão, a força de contacto no sensor ($F_{Contacto Sensor}$) vai sofrer uma variação, passando a representar-se como a subtração da rigidez da mola (k), multiplicada pela deformação (Δl), à força total aplicada no pé (F_{Pe}):

$$F_{Contacto \ Sensor} = F_{P\acute{e}} - k.\Delta l \tag{14}$$

3.3.3. ESPAÇAMENTO PÉ- SENSOR RESISTIVO DE FORÇA

A utilização de uma mola para a existência de pré tensão fez com que houvesse uma necessidade de ajustar o espaçamento existente entre o pé e o sensor, garantindo assim que o sensor seria capaz de fazer uma leitura válida do contacto do pé com o solo.



Figura 3.18 - Espaçamento entre pé e sensor de força resistivo.

Assim, sabendo coeficiente de rigidez (k = 9277,13 N/m) da mola e a força exercida no pé no momento em que as seis pernas estão apoiadas no solo (Equação 15), recorreu-se à Lei de Hooke (Equação 16) para perceber a distância mínima a que o sensor deveria estar do pé.

$$F_{min}^{P\acute{e}} = \frac{F_{Robô}^{G}}{6} \tag{15}$$

$$F = k.\Delta l \tag{16}$$

Pela aplicação da Equação 16, tem-se que $\Delta l = 0,19$ mm. Tendo o sensor de força resistivo uma largura de 0,36 mm, então o espaçamento existente na zona de contacto entre pé e sensor ($l_{espaçamento}$) deverá ter valor máximo de:

$$l_{espacamento} = 0,19 + 0,36 = 0,55 \text{ mm}$$
(17)

3.3.4. TORSO

O desenvolvimento do torso teve como principais requisitos o suporte das seis pernas do robô e do *hardware* relativo ao controlo do mesmo.

Sendo que um dos objetivos do projeto é a avaliação da marcha em movimento retilíneo em diferentes tipos de terreno, optou-se por conferir ao robô uma arquitetura retangular, onde as seis pernas se encontram distribuídas simetricamente e em grupos de três ao longo das laterais do torso. A utilização desta arquitetura permite ainda a presença e distinção de uma zona frontal e de uma zona posterior do robô.

O tipo de orientação das pernas relativamente ao corpo do robô confere ao mesmo uma configuração que pode variar entre frontal e lateral.

Na Figura 3.19 encontra-se representada a zona superior do torso, onde é visível a presença de furos, distribuídos radialmente, para posterior acoplação das pernas.



Figura 3.19 - Torso superior desenvolvida com recurso ao software SolidWorks.

A zona inferior do torso do robô desenvolvida apresenta-se semelhante à zona superior, diferenciando-se pela presença de uma secção para suporte do microcontrolador a ser utilizado. O design da mesma pode ser visto na Figura 3.20.



Figura 3.20 - Torso inferior desenvolvida com recurso ao software SolidWorks.

3.3.5.PERNA

Relativamente às pernas do robô, estas foram desenvolvidas com intuito único de permitir o movimento e suporte do robô, não havendo necessidade de as projetar para tarefas de manipulação de objetos. Assim, foi possível projetar os diferentes membros das mesmas como um sistema multicorpo aberto.

Sendo o robô um robô bio-inspirado, foi necessário atribuir à perna três juntas de revolução (e consequentemente três graus de liberdade), conferindo à mesma a presença de coxa, fémur e tíbia.

Relativamente às dimensões dos três membros da perna, o tamanho do fémur ($l_{Fémur}$) deverá respeitar o tamanho da tíbia ($l_{T(bia})$, tendo:

$$l_{F\acute{e}mur} = [78\%, 98\%] \times l_{T\acute{b}ia}$$
(18)

A dimensão da coxa não apresenta relação direta com os outros membros (Danilov & Goncharenko, 2020).

Assim, tem-se como comprimento dos diferentes membros da perna:

- Coxa $l_1 = 63,75$ mm;
- Fémur $l_2 = 80$ mm;
- Tíbia $l_3 = 120 \text{ mm.}$

Na Figura 3.21 está representada a configuração final da perna, já com a presença dos diferentes membros e dos servomotores que funcionarão como junta de revolução.



Figura 3.21 - Perna do hexápode, desenvolvida com recurso ao software SolidWorks.

• Coxa

A coxa, que pode ser vista na Figura 3.22, apresenta-se constituída por um servomotor e pelos elementos de ligação do mesmo. Os elementos de ligação serão apresentados mais à frente.



Figura 3.22 - Coxa do hexápode, desenvolvida com recurso ao software SolidWorks.

• Fémur

O fémur (Figura 3.23) apresenta-se constituído por dois servomotores e duas peças de ligação retangulares (Figura 3.24).



Figura 3.23 - Fémur do hexápode, desenvolvido com recurso ao software SolidWorks.



Figura 3.24 - Peças de ligação dos servomotores do fémur, desenvolvidas em SolidWorks.

• Tíbia

Por fim, a tíbia foi o membro da perna ao qual teve associado maior complexidade no desenvolvimento.

Inicialmente, foram desenvolvidos suportes para os pés (Figura 3.25), respeitando as dimensões apresentadas no subcapítulo "Projeto do Pé do Robô" por forma a permitir um deslizamento adequado do pé e espaço para a presença de mola.



Figura 3.25 - Suportes para os pés, desenvolvidos em SolidWorks.

Posteriormente, foram desenvolvidas as peças laterais da tíbia (Figura 3.26 (a)) e suporte das mesmas (Figura 3.26 (b)). Estas peças apresentam como função a ligação do pé à junta que une fémur e tíbia.





Na Figura 3.27 é possível observar a constituição final da tíbia.



Figura 3.27 - Tíbia do hexápode, desenvolvida com recurso ao software SolidWorks.

3.3.6. COMPONENTES DE LIGAÇÃO

Uma das vantagens da utilização do servomotor *DF15RMG* é este apresentar componentes de ligação que permitem um acoplamento entre servos e ligação destes a outras partes do robô.

Na Figura 3.28 é possível observar os dois discos rotativos associados ao servo *DF15RMG*, sendo feita uma numeração destes para distinção dos mesmos.



(a)



Figura 3.28 - (a) Disco rotativo Servo DF15RMG (1); (b) Disco rotativo Servo DF15RMG (2).

Na Figura 3.29 encontram-se representadas as duas peças que permitem fazer a ligação entre servos.



Figura 3.29 - (a) Short U-sharp servo bracket; (b) Long U-sharp servo bracket.

Na Tabela 9 estão apresentados todos os parafusos e porcas utilizados para a ligação dos diferentes componentes.

	Tabela 9 - Parafusos	e porcas utilizados	para a ligação dos	diferentes componentes.
--	----------------------	---------------------	--------------------	-------------------------

Componente	Quantidade	Função	Foto
Parafuso de cabeça	12	Fixação da tíbia	
oca sextavada M3X35		(Peças laterais)	130
Parafuso de cabeça	10	Fixação da tíbia	
oca sextavada M3X10	12	(suporte)	Company of the second s
		Fixação dos discos rotativos	
Parafuso M3x8	180	aos vários componentes;	
		Fixação Servo Brackets	
Parafuso de rosca	102	Fixação Long U-sharp servo	****
M2,6x8		bracket a Servomotores	
Porca hexagonal	28		0
M2,5	-	-	O

3.3.7. CARACTERÍSTICAS DOS COMPONENTES

Na Tabela 10 está apresentada a lista dos diferentes componentes utilizados para construção do modelo físico do hexápode e suas características. É de notar que esta lista engloba apenas os componentes utilizados no modelo físico, não havendo inclusão de sensores e controlador, bem como parafusos ou porcas.

Tabela 10 - Componentes utilizados no modelo fisico do robô.

Componentes	Qtd.	Material	Processo de Fabrico	Volume (mm³)	Densidade	Massa (g)
Tíbia Direita	6	Poliamida 12 (Pa2200)	SLS	9434,85	0,93	8,77
Tíbia Esquerda	6	Poliamida 12 (Pa2200)	SLS	9523,01	0,93	8,86
Suporte Tíbias	6	Poliamida 12 (Pa2200)	SLS	5048,36	0,93	4,69
Fémur Esquerda	6	Poliamida 12 (Pa2200)	SLS	2296,08	0,93	2,14
Fémur Direita	6	Poliamida 12 (Pa2200)	SLS	1899,50	0,93	1,77
Suporte Pé Direita	6	Poliamida 12 (Pa2200)	SLS	5005,27	0,93	5,00
Suporte Pé Esquerda	6	Poliamida 12 (Pa2200)	SLS	4998,09	0,93	5,00
Pé	6	Resina Fotopolimérica	SLA	820,65	-	Desprezável
Torso Superior	1	Poliamida 12 (Pa2200)	SLS	61188,91	0,93	56,91
Torso Inferior	1	Poliamida 12 (Pa2200)	SLS	80694,78	0,93	75,05
Servo DF15RMG	18	-	-	-	-	65,00
Disco Rotativo Servo DF15RMG(1)	18	Liga Alumínio	Corte Laser	540,38	-	2,00
Disco Rotativo Servo DF15RMG(2)	18	Liga Alumínio	Corte Laser	628,40	-	4,00
Short U-sharp servo bracket	6	Liga Alumínio	Corte Laser e quinagem	4329,27	-	9,00
Long U-sharp servo bracket	6	Liga Alumínio	Corte Laser e quinagem	4514,52	-	11,00

3.4. ALIMENTAÇÃO

A alimentação dos diferentes componentes do robô, com exceção do microcontrolador e dos sensores utilizados, é feita utilizando uma bateria como aquela que está apresentada na Figura 3.30. O uso da bateria apresentada deveu-se ao facto de esta cumprir com os requisitos necessários para alimentação do robô hexápode e estar disponível para projetos desenvolvidos no laboratório de automação e robótica da Universidade do Minho. A bateria apresenta uma tensão de 6,4 V e uma capacidade de transmissão de 4400 mAh.



Figura 3.30 - Bateria a ser utilizada para alimentação do hexápode.

A alimentação da placa *Arduíno Mega*, dos sensores de força resistivos e IMU é feita através da porta USB da placa, que se encontra ligada ao computador.

3.5. PROTÓTIPO FINAL E LIGAÇÕES ELETRÓNICAS

Na Figura 3.31 é possível observar o modelo do robô hexápode após montagem de todos os componentes desenvolvidos, bem como todo o *hardware* selecionado.



Figura 3.31 - Modelo final do robô hexápode desenvolvido.

Relativamente às ligações entre os componentes eletrónicos, onde são englobados sensores, atuadores e microcontrolador, estas podem ser observadas na Figura 3.32.

O módulo *PCA9685* foi alimentado diretamente pela fonte, tendo as saídas VCC, GND e as portas I2C (SCL e SDA) ligadas aos 5V, GND, SCL e SDA do *Arduíno*, respetivamente.

Relativamente aos servomotores, dezasseis dos dezoito utilizados tiveram as três portas de saída (VCC, GND e sinal analógico) ligados diretamente ao módulo módulo *PCA9685*, enquanto que os restantes servos tiveram apenas as portas VCC e GND ligadas à mesma placa. Esses dois servos tiveram a porta analógica ligada às portas analógicas 2 e 3 do *Arduíno*.

Quanto ao IMU, este partilhou os terminais I2C com o módulo *PCA9685*, sendo as ligações das duas portas associadas feitas a essa placa. Os terminais VCC e GND foram ligados às portas 3V e GND do *Arduíno*.

É de notar a ausência da ligação dos sensores de força resistivos que, apesar de estarem já inseridos junto do pé do robô, não estão ainda ligados com os restantes componentes, visto que não serão usados nesta parte do projeto "*ATHENA*".



Figura 3.32 - Representação das ligações entre os componentes eletrónicos do robô hexápode.

Controlo da Locomoção e Previsão de Eficiência de um Robô Hexápode Recorrendo a

Aprendizagem Supervisionada



Figura 3.33 - Representação das ligações entre os componentes eletrónicos do robô hexápode (esquema).

3.6. SUMÁRIO E CONCLUSÕES

O desenvolvimento do protótipo englobou a conjugação de todo o *hardware* a utilizar com a estrutura a dar ao hexápode.

Relativamente ao *hardware*, a escolha ficou facilitada devido ao facto de esta dissertação se ter iniciado já numa fase intermédia do projeto "*ATHENA*". Ainda assim, foi necessário fazer uma revisão e análise dos componentes, havendo necessidade de efetuar algumas alterações de forma a ajustar às necessidades da presente dissertação.

Quanto à estrutura a dar ao hexápode, esta acabou por ser bastante influenciada pelos servomotores utilizados, que representam uma parte considerável da estrutura da perna. Ainda assim, foi necessário definir o *design* a dar ao robô, bem como ajustar as dimensões do mesmo de acordo com trabalho previamente desenvolvido no âmbito do projeto. Ademais, a estrutura do pé e do seu suporte acabou por carecer de um cuidado especial, visando a posterior implementação de um sensor resistivo de força em cada perna do hexápode. Excetuando os pés (desenvolvidos recorrendo a um processo de impressão 3D SLA), as ligações metálicas associadas aos servomotores e os servomotores, toda a estrutura foi desenvolvida em Poliamida 12, material que apresenta como principais características a

53

elevada resistência mecânica e baixa densidade, aspetos bastante relevantes para um projeto deste tipo.

Apesar de todo o cuidado para implementação dos sensores resistivos de força, estes, apesar de se encontrarem presentes na estrutura do robô, não se encontram ligados devido ao facto de não serem ainda relevantes nesta fase do projeto "*ATHENA*".

Em suma, foi conseguido um protótipo do robô hexápode com capacidade de cumprir com as necessidades do projeto, beneficiando ainda de uma estrutura leve e com boa resistência mecânica.
4. CINEMÁTICA E CONTROLO

Ao longo deste capítulo será apresentado o desenvolvimento do controlo do robô, apresentando inicialmente o estudo da cinemática direta e cinemática inversa, passando depois para desenvolvimento das curvas relativas ao movimento de cada perna do robô e posterior implementação no modelo físico.



Figura 4.1 - Representação dos referenciais relativos utilizados na cinemática.

4.1. CINEMÁTICA DIRETA

A cinemática direta permite determinar a posição de cada apoio do robô através do valor angular de cada junta da perna. Usando a convenção *Denavit-Hartenberg*, a transformação de matrizes entre cada ponto de apoio e o torso podem ser obtidas através dos parâmetros apresentados na Tabela 11. É de notar que a análise é feita recorrendo aos ângulos relativos entre juntas (θ_i^r). Assim, com base na Figura 4.1, tem-se $\varphi_1^r = \varphi_1^a$, $\theta_2^r = \theta_2^a$ e $\theta_{32}^r = \theta_3^a + \theta_2^r$.

Membro	i	Translação em X	Rotação em X	Translação em Z	Rotação em Z
		$a_i (mm)$	α_i (rad)	d_i (mm)	θ_i (rad)
Torso	0	0	0	0	$arphi_1^r$
Соха	1	l_1	$\frac{\pi}{2}$	0	$ heta_2^r$
Fémur	2	l_2	0	0	$ heta_{32}^r$
Tíbia	3	l_3	0	0	0

Tabela 11 - Parâmetros Denavit-Hartenberg.

De modo geral, a matriz transformação é dada pela Equação 19, recorrendo à convenção de *Denavit-Hartenberg*.

$$\mathbf{T}_{i}^{i-1} = \begin{bmatrix} \cos\theta_{i} - \sin\theta_{i}\cos\alpha_{i} & \sin\theta_{i}\sin\alpha_{i} & \alpha_{i}\cos\theta_{i} \\ \sin\theta_{i} & \cos\theta_{i}\cos\alpha_{i} & -\cos\theta_{i}\sin\alpha_{i} & \alpha_{i}\cos\theta_{i} \\ 0 & -\sin\alpha_{i} & \cos\alpha_{i} & d_{i} \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$
(19)

A partir da equação apresentada anteriormente, pode então ser expressa a matriz de transformação entre torso e pé:

$$\mathbf{T}_{3}^{0} = \begin{bmatrix} \cos\left(\varphi_{1}^{r}\right)\cos\left(\theta_{2}^{r} + \theta_{32}^{r}\right) & -\cos\left(\varphi_{1}^{r}\right)sen\left(\theta_{2}^{r} + \theta_{32}^{r}\right) & sen(\varphi_{1}^{r}\right) & x_{j}^{P} \\ sen(\varphi_{1}^{r})\cos\left(\theta_{2}^{r} + \theta_{32}^{r}\right) & -sen(\varphi_{1}^{r})sen(\theta_{2}^{r} + \theta_{32}^{r}) & -\cos\left(\varphi_{1}^{r}\right) & y_{j}^{P} \\ sen(\theta_{2}^{r} + \theta_{32}^{r}) & \cos\left(\theta_{2}^{r} + \theta_{32}^{r}\right) & 0 & z_{j}^{P} \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$
(20)

Onde $s_j^P = \{x_j^P, y_j^P, z_j^P\}^T$ é o vetor que contém as coordenadas relativas do pé de cada perna j e é dado pela expressão:

$$\mathbf{s}_{j}^{p} = \begin{cases} \cos\left(\varphi_{1}^{r}\right)(l_{3}\cos(\theta_{2}^{r} + \theta_{32}^{r}) + l_{2}\cos(\theta_{2}^{r}) + l_{1})\\ \sin\left(\varphi_{1}^{r}\right)(l_{3}\cos(\theta_{2}^{r} + \theta_{23}^{r}) + l_{2}\cos(\theta_{2}^{r}) + l_{1})\\ l_{3}\sin(\theta_{2}^{r} + \theta_{32}^{r}) + l_{2}\sin(\theta_{2}^{r}) \end{cases}$$
(21)

4.2. CINEMÁTICA INVERSA

A cinemática inversa permite o cálculo das posições angulares relativas de cada junta, de acordo com as coordenadas da posição do pé.

O ângulo φ_1^r corresponde ao ângulo entre o pé e a junta que une torso à coxa (TC). Assim, o seu valor pode ser expresso como:

$$\varphi_1^r = \arctan_2(y_{TC}^P, x_{TC}^P) \tag{22}$$

Onde $\mathbf{s}_{TC}^{P} = \{x_{TC}^{P}, y_{TC}^{P}, z_{TC}^{P}, 1\}$ contém a posição do pé relativamente à junta torso-coxa, sendo calculada pela expressão:

$$\mathbf{s}_{TC}^{P} = (\mathbf{T}_{3}^{0})^{-1} \mathbf{s}_{j}^{P}$$
(23)

Para as duas juntas planares, o cálculo das suas posições angulares relativas requer o cálculo do vetor s_{CF}^{P} , apresentado na Figura 4.2, onde CF corresponde à junta Coxa-Fémur, FT corresponde à junta Fémur-Tíbia e P corresponde ao pé.



Figura 4.2 - Design cinemático dos membros e representação das posições angulares relativas das juntas.

Assim o valor de θ_2^r pode ser calculado a partir da expressão:

$$\theta_2^r = \arccos(\frac{-l_3^2 + l_2^2 + \|s_{CF}^P\|^2}{2l_2 \|s_{CF}^P\|^2}) - \arcsin(\frac{z^{CF} - z^P}{\|s_{CF}^P\|^2})$$
(24)

Onde z^{CF} corresponde à coordenada Z relativa da junta Coxa-Fémur em relação ao centro de massa do robô e é obtida através da matriz de transformação T_1^0 , considerando os parâmetros de *Denavit-Hartenberg* descritos na Tabela 11.

Relativamente a θ_{32}^r este pode ser calculado através da expressão:

$$\theta_{32}^{r} = \pi + \arccos(\frac{l_{3}^{2} + l_{2}^{2} - \|s_{CF}^{p}\|^{2}}{2l_{2}l_{3}})$$
(25)

4.3. ESPAÇO DE TRABALHO

Com a cinemática inversa desenvolvida, tornou-se relevante perceber o espaço de trabalho relativo a cada perna do robô por forma a desenvolver o seu controlo. Para tal, foi desenvolvido no *software PyCharm*, utilizando *Python* como linguagem de programação, um algoritmo que, usando as dimensões de cada articulação da perna e amplitude de

movimento de cada junta como *inputs*, recorria à cinemática inversa para estimar o espaço de trabalho de cada perna.

Para a junta de ligação torso-coxa (φ_1), foi definida uma amplitude de movimento mais reduzida por forma a evitar colisão entre pernas durante o movimento. Para as restantes juntas não havia uma necessidade de restringir o movimento, fazendo com que a amplitude das mesmas fosse dependente da amplitude máxima de cada servo motor (170º). Assim, teremos como amplitudes de movimento para cada junta:

- Torso-Coxa (*φ*₁): [-35,35]^o;
- Coxa-Fémur (θ₃): [-85,85]°;
- Fémur-Tíbia (*θ*₃₄): [-85,85]°.

Na Figura 4.3 é apresentado o espaço de trabalho relativo a uma perna do robô.



Figura 4.3 - Espaço de trabalho da perna do robô.

4.4. CONTROLO

Robôs hexápodes apresentam o seu movimento dividido em três tipos de marcha: metacronal, trípode e onda. As marchas trípodes e de onda caracterizam-se pelo movimento em fase das pernas em grupos de três e dois, respetivamente, onde em cada fase um grupo de pernas se encontra em fase de apoio enquanto as restantes se encontram em fase de balanço. Relativamente à marcha metacronal, as pernas mexem-se individualmente e de forma sequencial. Os três tipos de marcha apresentam em comum o movimento que cada perna terá de efetuar. Assim, o movimento efetuado pelo pé apresenta-se como uma aproximação do comportamento de uma curva da função cosseno com um fundo plano (Figura 4.4).



Figura 4.4 - Curva da função cosseno com fundo plano.

4.4.1.CURVAS DE BÉZIER

O movimento da perna do robô exige uma mudança de direção de suave, principalmente quando existe contacto do pé com o solo. Como tal, a sua curva de movimento não pode apresentar uma transição repentina quando muda o seu comportamento. Para corrigir este problema e proporcionar ao pé um trajeto suave recorreu-se então às curvas de *Bézier*.

As curvas de *Bézier* são curvas determinadas por uma sequência de pontos denominados por pontos de controlo que definem uma curva contínua e suave, com recurso a funções paramétricas já definidas. Geralmente, esses pontos de controlo especificam a forma da curva recorrendo a um conjunto de interpolações lineares, portanto, ajustar a sua forma envolve apenas mover a posição desses mesmos pontos. Os pontos de controlo variam de P₀ até P_n, onde n representa a ordem da curva (n=1 para linear, n=2 para quadrática, n=3 para cúbica, etc.), sendo que o ponto 0 e o ponto n representam os pontos extremos da curva.

As curvas de *Bézier* linear, quadrática e cúbica são definidas pelas seguintes equações, onde i é um valor que varia entre 0 e 1 e representa o incremento utilizado para percorrer as curvas:

Curva de Bézier Linear:

$$B(i) = (1-i).P_0 + i.P_1$$
(26)

Curva de Bézier Quadrática:

$$B(i) = (1-i)^2 P_0 + 2(1-i) P_1 + i^2 P_2$$
(27)

Curva de Bézier Cúbica:

$$B(i) = (1-i)^3 \cdot P_0 + 3 \cdot (1-i)^2 \cdot i \cdot P_1 + 3 \cdot (1-i)^2 \cdot i^2 \cdot P_2 + i^3 \cdot P_3$$
(28)

4.4.2.TRAJETÓRIA

A geração de trajetória para o movimento do hexápode apresentou-se como um processo iterativo. Assim sendo, foi utilizada numa primeira fase uma curva de *Bézier* quadrática, recorrendo a 3 pontos de controlo (P₀, P₁ e P₂) para a caracterização da mesma. No entanto, a utilização de uma curva de *Bézier* quadrática não garantia uma fase de apoio bem definida, fazendo com que em termos práticos isso fosse refletido num movimento sem critério do servomotor sendo o mesmo feito a uma velocidade que não permitia a conjugação com fase de balanço das restantes pernas.

Na Figura 4.5 é possível observar uma simulação da trajetória do pé do robô utilizando uma curva de *Bézier* quadrática. A simulação apresentada é resultante de um algoritmo desenvolvido no *software Pycharm*. É de notar que os pontos de controlo utilizados na simulação foram definidos de forma aleatória, não representando os pontos de controlo reais a serem utilizados no robô.



Figura 4.5 - Trajetória do pé utilizando curva de Bézier quadrática.

Na tentativa de corrigir alguns dos problemas apresentados com a utilização de uma curva de *Bézier* quadrática, foi utilizada uma curva de *Bézier* cúbica. Para tal, recorreu-se a 4 pontos de controlo (P₀, P₁,P₂ e P₃) para definição da mesma, sendo o último ponto (P₃) igual

ao ponto inicial (P₀), por forma a garantir que havia uma transição suave entre a primeira e última posição do pé do robô. Apesar de já definir uma curva para a fase de apoio e fazer com que as fases de apoio e balanço tivessem tempos semelhantes, a utilização de uma curva de *Bézier* cúbica não garantia uma fase de apoio desejável e, devido ao facto de o ponto de controlo P₃ ser igual a P₀, a passagem de fase de apoio para fase de balanço nessa posição era feita de forma repentina.

Na Figura 4.6 é possível observar uma simulação da trajetória do pé do robô utilizando uma curva de *Bézier* cúbica.



Figura 4.6 - Trajetória do pé utilizando curva de *Bézier* cúbica.

De forma a tentar resolver o problema presente na utilização de 4 pontos de controlo, foi utilizada uma curva de *Bézier* resultante de 5 pontos de controlo, utilizando dois pontos para fase de apoio e três para fase de balanço.



Na Figura 4.7 está representada a definição da curva de *Bézier* de ordem n=5.

Figura 4.7 - Trajetória do pé utilizando curva de *Bézier* de ordem n=5.

Apesar da mudança de fases ser menos repentina com a utilização de um número maior de pontos de controlo, a curva resultante continuava a não garantir uma trajetória adequada para um movimento suave do hexápode.

Após tentativa de desenvolvimento da trajetória recorrendo a apenas uma curva, a solução seguinte passou pela utilização de várias curvas para definir o movimento do pé. Assim, foram definidas duas curvas para fase de balanço (uma para movimento de subida do pé e uma para movimento de descida do pé) e uma para fase de apoio, como pode ser observado na Figura 4.8.



Figura 4.8 - Pontos de controlo para definição da curva de movimento do pé.

Na Figura 4.9 encontra-se representada uma simulação do movimento da perna ao longo de uma dada trajetória, recorrendo à utilização de três curvas de *Bézier* para descrever diferentes fases do movimento.



Controlo da Locomoção e Previsão de Eficiência de um Robô Hexápode Recorrendo a Aprendizagem Supervisionada



Figura 4.9 - Movimento da perna do hexápode ao longo de um passo.

4.4.3. IMPLEMENTAÇÃO DA TRAJETÓRIA

Após a definição da trajetória de cada perna, foi feita a implementação da mesma no robô. Para tal, foi necessário fazer a conjugação de movimentos das diferentes pernas de acordo com o tipo de marcha. De forma a facilitar a implementação da trajetória e conjugação de movimentos, foi feita numeração das diferentes pernas (0, 1, 2, 3, 4 e 5) e dos servos (0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, A1 e A2), como se pode observar na Figura 4.10.



Figura 4.10 - Numeração das pernas e dos servos.

Visto que a primeira marcha desenvolvida foi a marcha trípode, a curva para a fase de apoio acabou a ser dividida em duas curvas cuja soma coincidia com a curva inicial, permitindo garantir uma fase de balanço igual à fase de apoio para este tipo de marcha. Esta divisão da curva da fase de apoio em dois acabou por posteriormente ser aplicada nas restantes marchas.

Assim, relativamente à marcha trípode, foi necessário apenas implementar de forma alternada o movimento das pernas em grupos de 3 (0, 2, 4 e 1, 3, 5) visto que a trajetória definida já garantia um tempo da fase de balanço igual ao tempo da fase de apoio (característica da marcha em questão). Uma representação esquemática da marcha trípode pode ser vista na Figura 4.11, onde o primeiro *input* de cada comando representa o número da perna e o segundo *input* (i) representa o incremento que permite ao pé descrever a trajetória definida pela curva de *Bézier*. É de notar que as pernas do lado direito do robô apresentam movimento simétrico às pernas do lado esquerdo, pelo que em vez de haver um incremento para percorrer a curva de trajetória definida, é feito um decremento (1-i), fazendo com que a curva de *Bézier* seja percorrida de forma inversa.



Figura 4.11 - Fluxograma para descrição da marcha trípode..

Quanto às marchas de onda e metacronal, a fase de apoio requereu mais atenção, enquanto que a fase de balanço se manteve igual à marcha trípode.

Para a marcha de onda, a fase de apoio acabou por ser divida em duas partes, sendo que o incremento usado para percorrer a curva também foi divido em 2 (i/2). Em termos práticos, estas divisões permitem que o movimento da perna na fase de apoio seja duas vezes mais lento que o movimento da fase de balanço, garantindo o bom funcionamento desta marcha. Na marcha de onda, as pernas movem-se em fase em grupos de 2 (0 e 5; 1 e 3; 2 e 4). Na Figura 4.12 é apresentada uma representação esquemática da marcha de onda.



Figura 4.12 - Fluxograma para descrição da marcha de onda

Para a fase de apoio da marcha metacronal, foi necessário garantir a duração da mesma correspondia a cinco vezes o tempo da fase de balanço. Para tal, a curva da fase de apoio foi dividida em cinco partes, sendo que cada uma dessas partes acabaria por ser percorrida a 1/5 da velocidade da fase de balanço. Na marcha metacronal, as pernas percorrem a fase de balanço de forma sequencial, como pode ser visto na Figura 4.13.



Figura 4.13 - Fluxograma para descrição da marcha metacronal.

Tendo definidas as três marchas e a aplicação das mesmas, foi desenvolvido em *Arduíno* um algoritmo que reuniu aquilo que foi apresentado anteriormente, permitindo fazer o controlo e implementação da trajetória no robô. O algoritmo apresenta, para além das marchas apresentadas anteriormente, dois movimentos de rotação: um no sentido horário e um no sentido anti horário.

O algoritmo desenvolvido é capaz de ler *inputs* do teclado em tempo real, facilitando o controlo do hexápode. Assim, foram usadas as teclas "w" e "s" para fazer inicio e termino de uma marcha, respetivamente. Para além destas teclas, foram também utilizadas as teclas numéricas "0", "1", "2", "3", e "9" para fazer a alteração do tipo de marcha a adotar por parte do robô.

Para além dos *inputs* em tempo real, são ainda inseridos alguns *inputs* antes de iniciar o programa, tais como:

- Passo (em mm);
- Altura (em mm) do pé em fase de apoio, relativamente ao torso do robô;
- Ponto máximo (em mm) do pé em fase de balanço, relativamente ao torso do robô;

Na Figura 4.14 é apresentado um fluxograma que descreve o funcionamento do algoritmo implementado para controlo do robô hexápode.



Figura 4.14 - Fluxograma do controlo do robô.

Na Figura 4.15 é possível observar a descrição do movimento efetuado pelo hexápode para cada tipo de marcha.

Controlo da Locomoção e Previsão de Eficiência de um Robô Hexápode Recorrendo a Aprendizagem Supervisionada



(a)

(b)







Analisando as figuras apresentadas anteriormente, é possível concluir que a curva referente à marcha metacronal e à marcha de onda não descrevem um movimento retilíneo. Após análise do algoritmo desenvolvido e alteração de diferentes variáveis, percebeu-se que havia uma relação entre a velocidade de marcha e o desvio efetuado ao percorrer um trajeto, justificando assim o porquê de as marchas metacronal e de onda (mais lentas que a marcha trípode) apresentarem o desvio descrito anteriormente. Também se testou posteriormente uma diminuição da velocidade na marcha trípode, que acabou por confirmar a influência da velocidade num possível desvio ao longo de uma trajetória retilínea.

Para perceber a razão das marchas serem afetadas pela velocidade a que o hexápode se movia, foram feitas várias análises a possíveis causas do problema, entre as quais:

- Revisão e melhoramento do algoritmo desenvolvido;
- Alteração do centro de massa do hexápode, através da troca da posição da bateria;
- Troca de posição de diferentes pernas;

- Verificação dos pulsos enviados ao módulo PCA9685, bem como alteração dos mesmos para perceber a sua influência;
- Troca de posição do servo "A2" de forma a que este tivesse associado a uma junta que fizesse movimento simétrico ao servo "A1".

No entanto, nenhuma das análises feitas provou ser a causa do problema. Uma possível causa não testada prende-se com a utilização de uma placa *Arduíno* para fazer o controlo, visto que a mesma não apresenta capacidade de processamento para executar várias tarefas em simultâneo (o algoritmo de controlo foi desenvolvido de forma a que essa incapacidade não fosse percetível).

Ainda assim, e mesmo que a hipótese não testada não se revele a causa do problema, este pode ser resolvido com um sistema de controlo fechado que, recorrendo ao IMU presente na estrutura do robô para perceber a variação de *Yaw* (ou seja, variação angular no eixo Z), consiga detetar um desvio da marcha e fazer o ajuste da mesma.

4.5. SUMÁRIO E CONCLUSÕES

Ao longo do capítulo foram apresentadas as diferentes fases envolvidas no desenvolvimento do controlo do hexápode.

Inicialmente foi apresentada a cinemática direta e inversa, sendo que esta última tornou possível a obtenção dos ângulos das diferentes juntas para cada posição do pé.

Com a cinemática inversa desenvolvida, foi então possível desenvolver uma curva para a trajetória do pé. Esta etapa foi desenvolvida maioritariamente com recurso à linguagem *Python,* no ambiente *PyCharm,* o que permitiu a simulação das diferentes possibilidades para a trajetória final do pé, bem como a confirmação dos resultados obtidos na cinemática, sem haver necessidade de um modelo físico para perceber a eficácia das mesmas. Nesta etapa foi concluído que a estratégia mais eficaz para a trajetória do pé consistiu na utilização de curvas de *Bézier* para fases de balanço e fases de apoio.

Após definição da curva que cada pé teria de descrever (e consequentemente o movimento que cada servo acabaria por ter de apresentar), foi feita a implementação da trajetória no robô hexápode, fazendo a conjugação dos movimentos de cada perna consoante a marcha pretendida. Esta implementação foi feita utilizando *Arduíno* para desenvolvimento do algoritmo envolvido no controlo.

68

Este capítulo permitiu cumprir com um dos principais objetivos da dissertação: o controlo do robô hexápode. No entanto, e apesar de esse não ser um dos objetivos desta dissertação, o robô demonstrou-se incapaz de percorrer um percurso em linha reta quando sujeito a determinadas condições.

5. Avaliação da Marcha

Neste capítulo será feita uma avaliação das diferentes marchas, expondo as mesmas a dois tipos diferentes de terreno: uma superfície plana regular, onde o robô percorre uma superfície sem variação de altitude, e uma superfície plana irregular, onde o robô percorre um terreno com ligeiras variações da altitude.

Inicialmente será feita uma descrição dos procedimentos utilizados para a recolha de dados, fazendo posteriormente uma análise extensiva dos mesmos. Esta análise permitirá já tirar conclusões acerca da eficiência das diferentes marchas consoante o tipo de terreno.

Ademais, é feita uma comparação das diferentes marchas em diferentes topologias de terreno.

Por fim, será utilizada uma técnica de aprendizagem supervisionada por forma a perceber qual o tipo de marcha mais adequada a cada topologia de terreno, tendo em conta parâmetros pré-definidos.

5.1. RECOLHA DE DADOS

Para fazer a recolha de dados para avaliação das marchas, recorreu-se apenas a um IMU (para recolha de dados propriocetivos) e a uma câmara RGB (para recolha de dados exterocetivos).

Foi utilizado um algoritmo desenvolvido em *Python* para fazer a recolha dos dados. Este algoritmo permitiu fazer a ligação ao *Arduino*, permitindo o controlo do hexápode em simultâneo com a recolha de dados, exportando posteriormente os mesmos para um ficheiro *Excel*, por forma a fazer a sua análise. O algoritmo foi desenvolvido para que a recolha de dados fosse feita em cada ciclo de marcha do robô.

Relativamente aos *inputs* dados ao robô, em todos os testes efetuados a trajetória do pé apresentou um passo de 60 mm, um ponto máximo (relativamente ao torso do hexápode) de -20 mm e uma altura (no momento em que se encontra em contacto com o solo) de -120 mm, relativamente ao torso do hexápode.

Na Figura 5.1 pode ser visto um fluxograma que descreve o funcionamento do algoritmo desenvolvido em *Python* para a recolha e exportação de dados.

Controlo da Locomoção e Previsão de Eficiência de um Robô Hexápode Recorrendo a

Aprendizagem Supervisionada



Figura 5.1 - Fluxograma de algoritmo desenvolvido para recolha de dados.

A recolha de dados foi feita efetuando dez testes por marcha em cada topologia em estudo, totalizando trinta testes por topologia.

Na Figura 5.2 pode ser visto o *setup* montado para recolha de dados nas diferentes topologias de terreno.





Figura 5.2 - Ambiente de teste e recolha de dados para (a) superfície plana regular e (b) superfície plana irregular.

5.1.1. DADOS PROPRIOCETIVOS

Para recolha de dados propriocetivos, foi utilizado um sensor IMU, por forma a recolher dados relativos à orientação e velocidade angular do hexápode. Os dados recolhidos por este sensor englobam apenas dados associados aos eixos X e Y (Figura 5.3). Isto deve-se ao facto de o robô apresentar um desvio ao longo da seu percurso quando utiliza marcha de onda e marcha metacronal, pelo que a inclusão de dados no eixo Z poderia influenciar negativamente a avaliação das marchas.



Figura 5.3 - Sistemas de coordenadas do hexápode.

1. Orientação

A orientação do hexápode foi calculada com recurso ao acelerómetro presente no IMU. Para conseguir perceber a orientação do robô com recurso à aceleração nos diferentes eixos, recorreu-se às seguintes equações, que se apresentam como uma adaptação dos Ângulos de *Euler* para o problema:

$$Pitch(Y) = \arctan(\frac{X}{\sqrt{y^2 + z^2}})$$
(29)

$$Roll(X) = \arctan(\frac{Y}{\sqrt{x^2 + z^2}})$$
(30)

A aceleração dada pelo IMU é medida em LSB (*least significant bit*), havendo então necessidade de fazer a conversão dos dados para uma unidade que possa ser utilizada para calcular a orientação do robô. Para fazer essa conversão é utilizada a seguinte equação, obtendo a aceleração em g (aceleração gravítica) (10 DOF IMU Sensor – User Manual, 2015):

$$a = \frac{aceleração (LSB)}{Faixa de medição}$$
(31)

Onde faixa de medição é um valor padrão relacionado com o intervalo de valores que se pretende utilizar para a medição e pode ser visto na Tabela 12.

Tabela 12 - Faixa de Medição para conversão dos valores de aceleração (*MPU-9255 Product Specification*, 2014).

Intervalo	Faixa de Medição
±2g	16834 (LSB/g)
±4g	8192 (LSB/g)
±8g	4096 (LSB/g)
±16g	2048 (LSB/g)

Para a orientação do hexápode foi usada uma escala de \pm 4g, pelo que a aceleração (em g) foi obtida dividindo os dados fornecidos pelo IMU por 8192. Posteriormente, e por forma a facilitar a utilização dos dados, a aceleração obtida foi convertida para m/s²:

$$a (m/s2) = \frac{aceleração (g)}{9,81 (m/s2)}$$
(32)

2. Velocidade Angular

Para a recolha de dados relativos à velocidade angular foi utilizado o giroscópio presente no IMU. Tal como no acelerómetro, os dados fornecidos pelo sensor são apresentados em *LSB*, pelo que, para obtenção da velocidade angular (ω) em °/s, foi necessário utilizar a seguinte equação:

$$\omega = \frac{velocidade angular (LSB)}{Faixa de medição}$$
(33)

Intervalo	Faixa de Medição
±250 (°∕s)	131 (LSB/(°/s))
±500 (°∕s)	65,5 (LSB/(°/s))
±1000 (°/s)	32,8 (LSB/(°/s))
±2000 (°/s)	16,4 (LSB/(°/s))

Tabela 13 - Faixa de Medição para conversão dos valores de velocidade angular(*MPU-9255 Product Specification*, 2014).

Foi utilizada uma escala \pm 250 (°/s) para a recolha da velocidade angular do hexápode, significando que foi necessário fazer uma divisão dos dados fornecidos pelo robô por 131.

5.1.2. DADOS EXTEROCETIVOS

Para recolha de dados exterocetivos foi utilizada uma câmara do modelo Orbbec Astra Pro (Figura 5.4), por forma a recolher valores relativos à velocidade linear do hexápode. Esta câmara RGB apresenta um conjunto enorme de características associadas com inteligência artificial. No entanto, para o projeto desenvolvido, as características mais relevantes estão associadas com a sua alta qualidade de imagem e amplo ângulo de visão.



Figura 5.4 - Orbbec Astra Pro.

1. Velocidade Linear

Os dados relativos à velocidade linear foram obtidos com recurso a técnicas de visão por computador, utilizando a linguagem de programação *Python* no ambiente *PyCharm*. Para desenvolvimento do algoritmo para a visão, utilizou-se a biblioteca *OpenCV*, que contém um conjunto de funções essenciais para o efeito.

Para calcular a velocidade de linear do robô, foi utilizada a bateria presente na zona superior do mesmo, por esta apresentar uma cor distinta dos restantes elementos no ambiente de teste, ter uma área que permitia facilmente a sua deteção e poder ser colocada no centro do robô.

Assim foi feita uma máscara para a cor azul da bateria, delimitando a área da mesma (área verde na Figura 5.5) e calculando o seu centro geométrico. Foi a partir do centro geométrico que se obteve o valor da velocidade linear, sendo que para isso foi feita a conversão dos pixéis da imagem obtida pela câmara RGB para milímetros, utilizando as dimensões da bateria para auxiliar essa conversão. Com essa conversão, foi necessário apenas associar a distância percorrida pelo robô ao tempo que este demorava a percorrer.

Foi ainda acrescentada uma linha para definir a trajetória percorrida pelo hexápode (linha a vermelho na Figura 5.5), havendo novamente recurso ao centro geométrico da bateria para o efeito.

Na Figura 5.5 é apresentada a representação visual de diferentes testes efetuados, destacando o tempo e a velocidade linear instantânea.



(a)

(b)

Figura 5.5 - Exemplo de diferentes testes efetuados para recolha de dados: (a) Superfície plana regular; (b) Superfície plana irregular.

5.2. ANÁLISE DE DADOS

A análise de dados para as diferentes topologias de terreno em estudo será feita com auxílio de diagramas de *Pearson* e diagramas de caixas.

Os diagramas de *Pearson* são uma forma de representar a relação linear entre duas variáveis quantitativas. Estes diagramas consistem numa linha de tendência que é ajustada

aos dados e um coeficiente de correlação (r), que varia de 0 a 1, e que mede a relação entre as variáveis. Os diagramas de *Pearson* são amplamente utilizados em estatística e análise de dados para explorar relações entre variáveis e identificar tendências.

Diagrama de caixas é uma ferramenta gráfica utilizada para representar a distribuição de dados quantitativos. A representação de cada variável e feita num retângulo dividido em três partes: a caixa, que contém a maioria dos dados, os bigodes, que mostram a extensão dos dados, e os traços, que indicam os dados fora da caixa. A caixa mostra a mediana, o primeiro e terceiro quartil dos dados, enquanto os bigodes mostram a variação dos dados fora da caixa. O diagrama de caixas é utilizado para identificar *outliers* (valores atípicos) e comparar a distribuição de vários conjuntos de dados.

É de notar que para a análise de dados, as diferentes marchas foram convertidas em variáveis quantitativas, por ordem crescente de velocidade, tendo:

- Marcha Trípode = 1;
- Marcha de Onda = 2;
- Marcha Metacronal = 3.

5.2.1. SUPERFÍCIE PLANA REGULAR

Na Figura 5.6 é apresentado um diagrama de *Pearson* que faz a relação das diferentes variáveis analisadas nos trinta testes efetuados para a superfície plana regular.



Figura 5.6 - Diagrama de *Pearson* para a análise em superfície plana regular de todas as marchas em estudo.

A análise do diagrama de *Pearson* apresentado anteriormente permite fazer desde já a relação do tipo de marcha com diferentes variáveis.

O tempo que o hexápode demorou a percorrer o percurso definido para o teste apresenta-se como a característica mais relevante para definir o tipo de marcha.

É ainda possível concluir que, de um modo geral, as variáveis *Pitch, Ro*ll e velocidade linear apresentam uma relação de proporcionalidade inversa com o tipo de marcha, indicando que a marcha trípode está associada a um valor maior destas variáveis, seguida de marcha de onda e marcha metacronal. Também as variáveis velocidade angular em X (ω_x) e velocidade angular em Y (ω_y) apresentam uma relação semelhante com o tipo de marcha, não sendo no entanto grande o suficiente para retirar conclusões assertivas.

Ademais, existe uma relação entre as variáveis *Pitch* e *Roll*, que apresentam uma proporcionalidade inversa entre si.

Posto isto, estabeleceram-se os diagramas de Pearson para cada um dos tipos de marcha estudados, tal como se apresenta na Figura 5.7. Com base nestes diagramas, é possível estudar a relação entre as variáveis para cada tipo de marcha.



Controlo da Locomoção e Previsão de Eficiência de um Robô Hexápode Recorrendo a Aprendizagem Supervisionada



Figura 5.7 - Diagramas de Pearson das diferentes marchas para superfície plana regular : (a) Marcha Trípode; (b) Marcha de Onda; (c) Marcha Metacronal.

Relativamente à marcha trípode, destaca-se a proporcionalidade inversa entre as variáveis *Pitch* e *Roll*.

Quanto à marcha de onda, apesar de se observar pequenas relações entre variáveis, estas não são fortes o suficiente para se poder extrair algum tipo de tendência.

Por fim, na marcha metacronal, é possível destacar uma relações forte entre *Pitch* e *Roll,* que variam inversamente.

Em suma, a análise dos diagramas de *Pearson* não permitem concluir acerca da eficiência da marcha, servindo apenas para destacar algumas tendências esperadas (proporcionalidade inversa entre *Pitch* e *Roll*) e ligeira relação entre as velocidades angulares em X e em Y com a respetiva variação angular nesses eixos (*Roll* e *Pitch*, respetivamente).

Na Figura 5.8 são apresentados diagramas de caixas que fazem a relação das variáveis *Pitch* e *Roll*, respetivamente, com os diferentes tipos de marcha. Nesta relação é percetível que a marcha trípode apresenta uma maior variação dos seus valores ao longo do percurso, o que pode estar associado a uma maior instabilidade desta marcha quando em comparação com as restantes. Entre a marcha de onda e a marcha metacronal, esta última é a que apresenta menor variação angular nos eixos X e Y.

78



Ainda assim, todas as marchas apresentam um valor médio próximo dos 0°, valor expectável tendo em conta o facto de a superfície em estudo não apresentar irregularidades.

Figura 5.8 - Diagramas de caixas para superfície plana regular: (a) Pitch; (b) Roll

Na Figura 5.9 é possível observar a relação das velocidades angulares nos eixos analisados com o tipo de marcha. A análise dos diagramas de caixas permite concluir que a velocidade angular em X (ω_x) e a velocidade angular em Y (ω_y) seguem e acentuam a tendência da variação angular associada as estes eixos (*Roll e Pitch*, respetivamente), verificando-se não só uma maior variação da velocidade na marcha trípode, mas também valores maiores em termos absolutos. A análise destes dois parâmetros permite ainda destacar a marcha de onda como marcha mais estável na topologia de terreno em estudo.

Tal como os diagramas de caixas relativas a *Pitch* e *Roll*, também as velocidades angulares $\omega_v e \omega_x$ apresentam valor médio próximo de 0.

Controlo da Locomoção e Previsão de Eficiência de um Robô Hexápode Recorrendo a Aprendizagem Supervisionada



Figura 5.9 - Diagramas de caixas para superfície plana regular: (a) velocidade angular (ω_x); (b) velocidade angular (ω_y).

Por fim, na Figura 5.10 é apresentado o diagrama de caixas relativo à velocidade linear. Da análise da mesma, é possível concluir que a marcha trípode é a que apresenta maior velocidade de marcha, seguindo-se a marcha de onda e marcha metacronal, por esta ordem.



Figura 5.10 - Diagramas de caixas para superfície plana regular - Velocidade Linear.

Em suma, a análise dos trinta testes efetuados para a superfície plana regular confirma aquilo seria expectável: a marcha trípode, apesar de ser a mais instável, é aquela que confere

ao robô hexápode uma velocidade maior, ao passo que a marcha metacronal apresenta-se como mais lenta e mais estável. A marcha de onda apresenta-se como ponto intermédio entre as duas marchas anteriores.

Embora seja a mais instável, a instabilidade da marcha trípode não apresenta valores elevados o suficiente para serem usados como fator decisivo para a escolha de marcha para esta topologia de terreno. Assim, tendo em conta a maior rapidez para completar um dado trajeto, a marcha trípode apresenta-se, em condições semelhantes às dos testes efetuados, como a marcha mais fiável para uma superfície plana irregular.

5.2.2. SUPERFÍCIE PLANA IRREGULAR

Uma relação das diferentes variáveis analisadas nos testes realizados em superfície plana irregular pode ser observada na Figura 5.11.





A análise da figura anterior destaca o tempo e a velocidade linear como variáveis mais influentes para caracterização do tipo de marcha, associando a marcha trípode a um tempo de duração de percurso menor e a uma velocidade linear maior, contrariamente à marcha metacronal.

Relativamente às restantes variáveis, é de destacar uma relação de proporcionalidade inversa das mesmas com o tipo de marcha, associando a marcha trípode a um valor maior de *Pitch, Roll,* velocidade angular em X (ω_x) e velocidade angular em Y (ω_y).

Na Figura 5.12 são apresentados os diagramas de *Pearson* dos diferentes tipos de marcha estudados.



Figura 5.12 - Diagramas de Pearson das diferentes marchas para superfície plana irregular : (a) Marcha Trípode; (b) Marcha de Onda; (c) Marcha Metacronal.

A análise dos diagramas apresentados anteriormente permite concluir que as variáveis *Pitch, Ro*ll, velocidade angular em X (ω_x) e velocidade angular em Y (ω_y) variam inversamente com as variáveis tempo e velocidade linear, sendo esta variação mais acentuada nas marchas trípode e de onda.

Na marcha trípode é de notar, contrariamente às marchas de onda e metacronal, que a velocidade angular em X (ω_x) é tanto maior quanto maior for a velocidade angular em Y (ω_y).

As variáveis de velocidade angular variam inversamente com as variáveis *Pitch* e *Roll*, sendo esta variação menor na marcha metacronal.

É de notar ainda uma relação de proporcionalidade inversa entre as variáveis *Pitch* e *Roll,* sendo esta menos acentuada na marcha de onda, quando em comparação com as restantes marchas.

Na Figura 5.13 é descrita a relação entre as variáveis *Pitch* e *Roll* com os diferentes tipos de marcha. A marcha trípode é aquela que apresenta não só maiores valores absolutos, como uma variação maior dos valores referentes às variáveis em análise, apresentando também um maior número de *outliers* quando em comparação às restantes marchas. A marcha metacronal é a marcha que apresenta simultaneamente menor valores absolutos e variação menor das variáveis *Pitch* e *Roll*.



Figura 5.13 - Diagramas de caixas para superfície plana irregular: (a) Pitch; (b) Roll.

A relação das variáveis velocidade angular em X (ω_x) e velocidade angular em Y (ω_y) com os diferentes tipos de marcha pode ser vista na Figura 5.14.

A análise da Figura 5.14 permite concluir que a variação das variáveis analisadas segue a tendência das variáveis *Pitch* e *Roll*, havendo uma maior variação e número de *outliers* na marcha trípode, diminuindo na marcha de onda e metacronal.



Figura 5.14- Diagramas de caixas para superfície plana irregular: (a) velocidade angular (ω_x); (b) velocidade angular (ω_y).

Para finalizar, é apresentado na Figura 5.15 o diagrama de caixas relativo à velocidade linear. Analisando a mesma, conclui-se que a marcha trípode é a que apresenta maior velocidade de marcha, seguindo-se a marcha de onda e marcha metacronal, por esta ordem. É de notar ainda que a marcha metacronal apresenta uma quantidade considerável de valores de velocidade igual a 0 m/s. Isto justifica-se pelo facto de a frequência de recolha de dados através de visão, onde existe uma conversão em tempo real dos pixéis obtidos em mm, não ser elevada o suficiente para detetar movimento em todos os *frames* recolhidos pela camâra, principalmente em marchas mais lentas (como a metacronal). Controlo da Locomoção e Previsão de Eficiência de um Robô Hexápode Recorrendo a Aprendizagem Supervisionada



Figura 5.15 - Diagramas de caixas para superfície plana irregular - Velocidade Linear.

Assim, é possível concluir que a marcha metacronal se caracteriza simultaneamente como marcha mais estável e mais lenta para a superfície plana irregular, seguindo-se a marcha de onda e marcha trípode, por esta ordem.

No entanto, o facto de a marcha trípode se apresentar como marcha mais instável, tal como na superfície plana regular, os valores obtidos para as variáveis importantes para caracterização da estabilidade (*Pitch, Roll*, velocidade angular em X (ω_x) e velocidade angular em Y (ω_y)) não são, em termos absolutos, elevados o suficiente, permitindo caracterizar esta marcha como marcha mais eficiente para esta topologia de terreno.

5.2.3. SUPERFÍCIE PLANA REGULAR VS SUPERFÍCIE PLANA IRREGULAR

No Apêndice D são apresentadas tabelas comparativas dos dados de cada tipo de marcha para as diferentes topologias de terreno estudadas. Esta comparação é feita utilizando a média, 1º quartil e 3º quartil obtidos através dos diagramas de caixas. Os valores mínimos e máximos não são relevantes para a comparação por, de modo geral, se apresentarem como *outliers*, resultante de possíveis erros pontuais nas medições por parte do sensor IMU.

Analisando as tabelas apresentadas no Apêndice D, é de destacar para a marcha trípode e para a marcha de onda, uma maior instabilidade na marcha em superfície plana irregular, quando em comparação com a superfície plana acidentada, visto que as variáveis *Pitch*, *Roll*,

85

velocidade angular em X (ω_x) e velocidade angular em Y (ω_y) apresentam, de modo geral, valores absolutos maiores na média, 1º quartil e 3º quartil nesta topologia de terreno.

Relativamente à marcha metacronal, é de notar uma estabilidade semelhante quando analisadas as duas topologias de terreno estudadas. Isto permite concluir que esta marcha tem maior facilidade em manter a estabilidade do hexápode em diferentes topologias de terreno.

A velocidade linear nas duas topologias de terreno manteve-se semelhante nos três tipos de marcha.

O aumento da instabilidade na segunda topologia de terreno estudada não se apresenta grande o suficiente para deixar de caracterizar a marcha trípode como marcha mais adequada, tendo em conta as condições propostas. No entanto, este aumento pode ajudar a prever uma mudança no tipo de marcha mais adequada se a irregularidade do terreno aumentar, havendo uma tendência para a marcha metacronal nessas circunstâncias, por esta ter melhor capacidade de manter a sua estabilidade.

5.3. APRENDIZAGEM SUPERVISIONADA

A análise dos dados obtidos nos testes realizados permitem já tirar conclusões sobre a eficiência das diferentes marchas. No entanto, existe ainda espaço para conferir ao robô hexápode uma maior autonomia, permitindo que este adeque a sua marcha às condições onde se encontra. Como tal, foram desenvolvidos algoritmos de aprendizagem supervisionada que permitem ao robô decidir o tipo de marcha a adaptar em condições pré-definidas. Os algoritmos, semelhantes entre si, caracterizavam-se como algoritmos de classificação, sendo estes: *KNN, SVM* e *Decision Trees*.

Para desenvolvimento dos algoritmos foram utilizadas em *Python* as bibliotecas *Pandas*, *Sklearn* e *numpy*. A biblioteca *sklearn*, biblioteca de *machine learning*, oferece uma variedade de algoritmos de aprendizagem supervisionada e não supervisionada, incluindo regressão, classificação, agrupamento e seleção de características. A biblioteca *Pandas* foi utilizada para análise e manipulação de dados.

O algoritmo faz uma importação e tratamento de dados, recorrendo à biblioteca *Pandas*. Posteriormente, divide todos os dados em dois conjuntos: conjunto de teste (80%) e conjunto de treino (20%). Recorrendo a funções presentes na biblioteca *sklearn*, é

86

desenvolvido um modelo utilizando o conjunto de treino, usando de seguida o conjunto de teste para fazer a avaliação da precisão deste. A precisão do modelo é uma medida da capacidade do modelo de prever corretamente o valor da marcha, com base nos dados do conjunto teste (quanto mais previsões certas houverem no conjunto de teste, mais preciso é o modelo). Antes de dar *input* de novos dados, é feita ainda uma nova avaliação do desempenho do modelo, usando uma métrica diferente: *F1-Score*.

Uma descrição dos algoritmos desenvolvidos é apresentada na Figura 5.16.



Figura 5.16 - Fluxograma dos algoritmos de aprendizagem supervisionada desenvolvidos

Os algoritmos desenvolvidos usam a informação recolhida nos testes realizados para cada marcha para desenvolver um modelo, utilizado posteriormente para prever em que marcha se inseriria um novo conjunto de dados. O modelo desenvolvido nesta dissertação não foi ligado ao controlo do robô, servindo apenas para prever a marcha para uma situação pré definida. Esta ausência de ligação deve-se também à ausência de componentes capazes de fazer mapeamento e análise dos tipos de terreno, como sensores resistivos força, LiDAR ou sensores ultrassónicos, por exemplo. Sendo o objetivo da aplicação de técnicas de *machine learning* conferir ao robô a marcha mais adequada para um percurso rápido e estável, foram inseridos para as diferentes topologias estudadas um novo conjunto de dados, onde:

- Velocidade linear = 0,5 m/s;
- Velocidade angular (ω_x) = 0 °/s;
- Velocidade angular (ω_v) = 0 °/s;
- Roll = 0 °;
- Pitch = 0 °.

Este conjunto de dados permite então prever qual a marcha que percorre um determinado trajeto com menor oscilação angular e maior velocidade linear (e, consequentemente, de forma mais rápida), não atribuindo diferença nos pesos de cada variável para seleção da marcha.

Dada a semelhança na precisão e pontuações *F1-Score* dos diferentes algoritmos, focou-se apenas no algoritmo KNN para cumprir com os objetivos desta parte do trabalho.

5.3.1. SUPERFÍCIE PLANA REGULAR

Para a superfície plana regular, o algoritmo foi utilizado 8 vezes, visto que todos os modelos desenvolvidos apresentaram uma precisão inferior a 80%. A ligeira variação da precisão do modelo quando executado mais que uma vez prende-se com o facto de a divisão dos dados em conjunto de teste e conjunto de treino ser aleatória, obtendo diferentes conjuntos de teste e de treino em diferentes execuções do algoritmo.

Tabela 14 – Resultados obtidos	para previsão de marcha	em superfície plana regular.
--------------------------------	-------------------------	------------------------------

Teste	Precisão do	F1-Score	Previsão
	modelo		
1	0,779	0,780	Onda
2	0,785	0,782	Onda
3	0,725	0,718	Trípode
4	0,751	0,751	Onda
5	0,745	0,743	Onda
6	0,772	0,769	Onda

Controlo da Locomoção e Previsão de Eficiência de um Robô Hexápode Recorrendo a Aprendizagem Supervisionada

7	0,785	0,782	Onda
8	0,778	0,777	Onda

Contrariamente às conclusões tidas através da análise de dados, a utilização de um algoritmo de aprendizagem supervisionada prevê marcha de onda como marcha mais adequada para um trajeto que conjuga estabilidade e velocidade. Esta diferença nos resultados obtidos prende-se com o facto de o algoritmo não ser capaz de perceber aquilo que será uma variação de *Roll, Pitch* e velocidades angulares $\omega_x e \omega_y$ grande o suficiente para considerar a marcha instável.

5.3.2. SUPERFÍCIE PLANA IRREGULAR

Assim como na superfície plana regular, para a superfície plana irregular o algoritmo foi utilizado 8 vezes.

Teste	Precisão do	F1-Score	Previsão
	modelo		
1	0,721	0,720	Onda
2	0,667	0,652	Onda
3	0,728	0,727	Onda
4	0,762	0,760	Onda
5	0,721	0,717	Onda
6	0,728	0,725	Onda
7	0,735	0,731	Onda
8	0,728	0,729	Onda

Tabela 15 - Resultados obtidos para previsão de marcha em superfície plana irregular.

Quando comparada com a superfície plana regular, os resultados para a superfície plana irregular apresentam-se mais consistentes, mantendo marcha de onda como marcha mais adequada para as características sugeridas.

A escolha de marcha de onda como marcha mais adequada poderá estar relacionada, tal como a outra topologia estudada, com a não definição de pesos a atribuir às diferentes

89

variáveis, bem como a incapacidade do algoritmo em perceber aquilo que podem ser valores elevados ou pequenos das variáveis relacionadas com a estabilidade.

5.4. SUMÁRIO E CONCLUSÕES

Neste capítulo foram abordadas as diferentes fases envolvidas na avaliação da marcha em diferentes topologias de terreno.

Inicialmente foi exposta a metodologia para a recolha de dados essenciais para avaliação dos diferentes tipos de marcha, permitindo a recolha de dados como tempo, velocidade linear, velocidade angular em X (ω_x), velocidade angular em Y (ω_y) e variação angular nos eixos X e Y (*Roll e Pitch*, respetivamente). A recolha de dados revelou-se um processo demorado e complexo, visto que foi preciso haver uma análise e compreensão dos sensores e seu funcionamento, bem como o desenvolvimento de um algoritmo de visão para recolha de dados exterocetivos.

Após exposição da recolha de dados, foi feita uma análise dos mesmos, recorrendo a diagramas de *Pearson* e a diagramas de caixas para fazer a relação entre as variáveis. Esta análise dos dados permitiu concluir que a marcha metacronal, como seria de esperar, apresenta-se, em oposição à marcha trípode, como marcha mais estável e simultaneamente mais lenta. A marcha de onda encontra-se numa posição intermédia quando em consideração essas duas vertentes. Ainda assim, para ambas as topologias estudadas, a marcha trípode apresenta-se como mais indicada para as condições apresentadas visto que, para além de ser a marcha mais rápida, a sua variação de velocidade angular e da orientação nos eixos X e Y não é, em termos absolutos, grande o suficiente para poder considerar a marcha como instável. No entanto, pela análise feita aos dados, é possível prever que, se a irregularidade do terreno na segunda ronda de testes fosse mais acentuada, a marcha trípode poderia não ser a mais eficiente.

Foram ainda desenvolvidos algoritmos de *machine learning* para perceber qual o tipo de marcha mais adequada para as diferentes topologias. Seria de esperar nesta fase que os resultados coincidissem com a análise feita anteriormente. No entanto, como os algoritmos desenvolvidos não atribuíam pesos às variáveis utilizadas nem conseguiam ter perceção daquilo que seria necessário variar nas variáveis ω_x , ω_y , *Roll* e *Pitch* para fazer distinção de marcha estável ou instável, os resultados acabaram por diferir do pretendido. Como tal, tendo

90
em conta o *input* de dados fornecidos para a obtenção de resultados, o algoritmo optou maioritariamente pela marcha que melhor equilibrava os dados de velocidade e orientação - marcha de onda.

A utilização de aprendizagem supervisionada acabou por se demonstrar pouco útil para a forma como o projeto foi desenvolvido nesta fase. Isso deveu-se, principalmente, ao facto de não terem sido ainda aplicados no robô sensores que permitiriam um reconhecimento topológico da superfície em que este se encontrava, fazendo com que não fosse conferida maior autonomia ao hexápode. Ainda assim, os algoritmos desenvolvidos poderão ser utilizados em fases mais adiantadas do projeto "*ATHENA*", sendo necessário ajuste de alguns pormenores, bem como conjugação do mesmo com o controlo do hexápode.

Em suma, o capítulo conseguiu concluir acerca da eficiência dos diferentes tipos de marcha, permitindo ainda tirar ilações relativamente aquela que seria a melhor marcha para diferentes topologias de terreno.

6. CONSIDERAÇÕES FINAIS

A presente dissertação obteve como trabalho final um protótipo de um robô hexápode funcional e capaz de efetuar diferentes tipos de marcha em diferentes topologias de terreno. Adicionando a isso uma avaliação dessas marchas em diferentes topologias de terreno, podese considerar que, de um modo geral, foram cumpridos todos os objetivos da dissertação. Ainda que todos os objetivos tenham sido cumpridos, existe ainda possível trabalho a desenvolver e a implementar no robô (algum já iniciado nesta dissertação).

6.1. CONCLUSÕES

Durante a revisão da bibliografia existente relativamente ao tema, foi notória a abundância de informação nos diferentes tópicos que a dissertação abordou, o que facilitou no estudo e desenvolvimento de conhecimentos para a realização do projeto.

Uma das fases mais relevantes do projeto prendeu-se com o desenvolvimento do protótipo. Tendo esta dissertação sido iniciada já numa fase intermédia do projeto "ATHENA", a seleção de algum hardware já havia sido feita, sendo apenas necessário fazer um estudo para perceber se o mesmo seria adequado para os objetivos pretendidos. Isto facilitou o desenvolvimento do protótipo, visto que grande parte do trabalho nesta fase se prendeu com a acoplação do hardware a utilizar, garantindo que este cumpria com alguns requisitos já predefinidos, nomeadamente em termos de dimensões. Ainda nesta fase, é de notar uma preocupação especial com os pés, por forma a garantir a boa aplicação de sensores resistivos força numa fase mais adiantada do projeto. Com exceção dos pés (desenvolvidos em resina fotopolimérica), toda a estrutura do robô foi desenvolvida em Poliamida 12 conferindo ao robô boa resistência mecânica e baixa massa. Os objetivos que se prendiam com o desenvolvimento do protótipo foram cumpridos com êxito, ficando apenas por implementar os sensores resistivos de força.

O desenvolvimento do controlo do hexápode revelou-se como um dos maiores desafios apresentados nesta dissertação. Embora o desenvolvimento da cinemática tenha sido facilitado pelo mecanismo da perna de apenas 3 graus de liberdade, a definição da curva da trajetória do pé e a conjugação de movimentos das diferentes pernas para definição das diferentes marchas demonstraram-se como tarefas mais complexas, envolvendo a utilização

92

de conhecimentos pouco dominados até ao desenvolvimento desta dissertação. Após desenvolvimento do controlo, foi notório um desvio na trajetória em linha reta do robô hexápode quando este fazia marchas mais lentas. Ainda assim, embora a causa desse desvio não tenha sido detetada, esse problema pode ser facilmente resolvido num trabalho futuro, não comprometendo assim o sucesso no cumprimento dos objetivos para esta parte da dissertação.

Por fim, a recolha de dados e avaliação das marchas demonstrou-se também como um enorme desafio. Inicialmente foi necessário fazer análise e implementação de sensores, bem como desenvolvimento de algoritmos para aplicação dos mesmos. Essa análise e implementação revelou-se demorada e complexa pela ausência de uma exposição a este tipo de tarefas em momentos prévios ao inicio da dissertação. Também a recolha de dados exterocetivos se demonstrou complexa, visto que não tinha conhecimentos de visão por computador aquando do inicio do projeto. A aplicação de técnicas de machine learning nesta fase do projeto também se demonstrou desafiadora, mas acabou por ser facilitada pela existência das bibliotecas pandas e sklearn em Python. Quanto à análise da eficiência dos diferentes tipos de marcha, foi possível obter algumas conclusões pela análise dos dados obtidos nos testes e na aplicação de técnicas de aprendizagem supervisionada. A análise dos dados obtidos atribui a marcha trípode como marcha mais eficaz nas topologias de terreno estudadas, dada a sua maior velocidade quando em comparação com as restantes marchas. No entanto, percebeu-se que este fenómeno decorre do facto de os terrenos estudados não apresentarem uma irregularidade muito acentuada, sendo de notar uma possível tendência para a necessidade do robô utilizar marchas progressivamente mais estáveis em condições mais adversas. Relativamente aos resultados obtidos na aprendizagem supervisionada, é de notar uma tendência para o algoritmo optar pela marcha de onda nas duas topologias estudadas. Esta disparidade de resultados apresentada pelos dois métodos utilizados para estudo da eficiência da marcha prende-se com o facto de os algoritmos de aprendizagem supervisionada desenvolvidos não atribuírem pesos às diferentes variáveis estudadas nem conseguirem ter, nesta fase, perceção de grandezas das mesmas.

Em suma, foi resultado da presente dissertação um protótipo de um robô hexápode funcional e capaz de se mover em diferentes topologias de terreno utilizando diferentes

93

marchas, pelo que é possível concluir que foram preenchidos os objetivos inicialmente propostos.

6.2. PERSPETIVAS E TRABALHOS FUTUROS

Apesar de haver satisfação com os resultados obtidos, existe ainda um conjunto de implementações e melhorias que podem ser adicionadas ao projeto.

A primeira melhoria prende-se em tentar que o hexápode descreva um movimento retilíneo em todas as suas marchas, seja qual for a velocidade. Para implementar esta melhoria, existem duas possíveis soluções: perceber origem do problema ou desenvolver um sistema de controlo fechado, que usa o IMU já implementado para detetar variações no percurso e corrigir as mesmas em tempo real.

Para além disso, existe ainda espaço para implementação de um maior número de sensores no robô, tendo em conta o espaço existente na placa *Arduíno Mega* para novas ligações. De entre possíveis sensores, sensores resistivos força ou LiDAR/sensor ultrassónico apresentam-se como prioridade, por forma a conferir ao robô hexápode uma capacidade de perceber em que topologia de terreno se move, dando-lhe uma maior autonomia.

Também no design é possível fazer alterações, melhorando a sua estética ou adaptando para possíveis novas tarefas.

Por fim, existe ainda a possibilidade, principalmente se os sensores referidos anteriormente forem colocados, de garantir que o robô se tornaria mais autónomo na sua marcha, implementando-lhe um algoritmo de *machine learning* para tal. Relativamente ao algoritmo de *machine learning*, este poderia ser um algoritmo de aprendizagem supervisionada semelhante aquele desenvolvido nesta dissertação, um algoritmo de *reinforcement learning* ou uma conjugação de ambos.

94

REFERÊNCIAS

10 DOF IMU Sensor - User Manual. (2015).

- 16-Canais 12-bit PWM/Servo Driver I2C interface PCA9685. (n.d.). Retrieved January 21, 2023, from https://www.botnroll.com/pt/controladores/3681-16-channel-12-bit-pwmservo-driver-i2c-interface-pca9685.html
- Arduino Mega 2560 R3 Compativel com Cabo USB. (n.d.). Retrieved January 21, 2023, from https://www.electrofun.pt/arduino/arduino-mega
- Bhattacharya, S., Dutta, S., Maiti, T. K., Miura-Mattausch, M., Navarro, D., & Mattausch, H. J. (2018). Machine learning algorithm for autonomous control of walking robot. 2018 International Symposium on Devices, Circuits and Systems, ISDCS 2018, 1–4. https://doi.org/10.1109/ISDCS.2018.8379644
- Buschmann, T., & Trimmer, B. (2017). *Bio-inspired Robot Locomotion: Fundamental Concepts and New Directions* (pp. 443–472). https://doi.org/10.1002/9781118873397.ch14
- Campos, R., Matos, V., & Santos, C. (2010). Hexapod locomotion: A nonlinear dynamical systems approach. *IECON Proceedings (Industrial Electronics Conference)*, 1546–1551. https://doi.org/10.1109/IECON.2010.5675454
- Coelho J. (2018). *Estudo do Comportamento da Marcha de um Robô Hexápode para Combate a Incêndios*. Universidade do Minho.
- Coelho, J., Ribeiro, F., Dias, B., Lopes, G., & Flores, P. (2021). Trends in the Control of Hexapod Robots: A Survey. *Robotics*, *10*, 100. https://doi.org/10.3390/robotics10030100
- Danilov, V., & Goncharenko, V. (2020, September 28). Development and Implementation of a Six-Legged Walking Robot Prototype. *Proceedings of 2020 13th International Conference Management of Large-Scale System Development, MLSD 2020*. https://doi.org/10.1109/MLSD49919.2020.9247723
- Deng, H., Xin, G., Zhong, G., & Mistry, M. (2017). Gait and trajectory rolling planning and control of hexapod robots for disaster rescue applications. *Robotics and Autonomous Systems*, 95, 13–24. https://doi.org/10.1016/J.ROBOT.2017.05.007

Flores, P. (2015). Concepts and Formulations for Spatial Multibody Dynamics.

- He, J., & Gao, F. (2020). Mechanism, Actuation, Perception, and Control of Highly Dynamic Multilegged Robots: A Review. *Chinese Journal of Mechanical Engineering*, 33(1), 79. https://doi.org/10.1186/s10033-020-00485-9
- IMU c/ 10 graus de liberdade Baixo Consumo. (n.d.). Retrieved January 21, 2023, from https://www.botnroll.com/pt/imu-giroscopios/1483--imu-c-10-graus-de-liberdadebaixo-consumo-.html
- Jie, C., Liu, Y., Zhao, J., Zhanghe, he, & Jin, H. (2014). Biomimetic Design and Optimal Swing of a Hexapod Robot Leg. *Journal of Bionic Engineering*, *11*, 26–35. https://doi.org/10.1016/S1672-6529(14)60017-2
- *Kit Servo DF15RMG (20kg) + Suporte Pan/Tilt*. (n.d.). Retrieved January 21, 2023, from https://www.botnroll.com/pt/servos/482-kit-servo-20kg-suporte-pan-tilt-df15rmg.html
- Kottege, N., Parkinson, C., Moghadam, P., Elfes, A., & Singh, S. P. N. (2015). Energeticsinformed hexapod gait transitions across terrains. *Proceedings - IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2015-June*(June), 5140–5147. https://doi.org/10.1109/ICRA.2015.7139915
- Liu, Y., Fan, X., Ding, L., Wang, J., Liu, T., & Gao, H. (2020). Fault-Tolerant Tripod Gait Planning and Verification of a Hexapod Robot. *Applied Sciences*, *10*, 2959. https://doi.org/10.3390/app10082959
- Macaulay, M. O., & Shafiee, M. (2022). Machine learning techniques for robotic and autonomous inspection of mechanical systems and civil infrastructure. *Autonomous Intelligent Systems*, 2(1). https://doi.org/10.1007/s43684-022-00025-3
- MPU-9255 Product Specification. (2014).
- Sá, R. (2021). *Dinâmica de um Robô Móvel Hexápode: Controlo e Otimização*. Universidade do Minho .
- Rani, A., Kumar, N., Kumar, J., & Sinha, N. K. (2022). Machine learning for soil moisture assessment. *Deep Learning for Sustainable Agriculture*, 143–168. https://doi.org/10.1016/B978-0-323-85214-2.00001-X
- Sorin, M. O., & Niţulescu, M. (2012). Hexapod Robot Leg Dynamic Simulation and Experimental Control using Matlab. *IFAC Proceedings Volumes*, 45(6), 895–899. https://doi.org/https://doi.org/10.3182/20120523-3-RO-2023.00335

- Tedeschi, F., & Carbone, G. (2014). Design issues for hexapod walking robots design issues for hexapod walking robots. *Robotics*, *3*(2), 181–206. https://doi.org/10.3390/robotics3020181
- Zhang, T., Li, Q., Zhang, C., Liang, H., Li, P., Wang, T., Li, S., Zhu, Y., & Wu, C. (2017). Current trends in the development of intelligent unmanned autonomous systems. *Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering*, 18, 68–85. https://doi.org/10.1631/FITEE.1601650
- Zhao, Y., Chai, X., Gao, F., & Qi, C. (2018). Obstacle avoidance and motion planning scheme for a hexapod robot Octopus-III. *Robotics and Autonomous Systems*, 103, 199–212. https://doi.org/10.1016/j.robot.2018.01.007

APÊNDICE A - SUPERFÍCIE DE CONTACTO COM SENSOR RESISTIVO FORÇA

A necessidade de garantia de uma correta leitura e repetibilidade dos valores de força aplicados por cada perna levou a que a superfície de contacto entre sensor e o pé do robô se tornasse um aspeto de estudo relevante. Assim, foram desenvolvidas duas superfícies para testar o contacto do pé do robô com o sensor: uma superfície semiesférica para testar o contacto em apenas um ponto do sensor e uma superfície lisa para testar o contacto numa superfície maior. As duas superfícies podem ser observadas na seguinte figura.



Figura A.0.1 - Representação das possíveis superfícies de contacto do pé com o sensor.

Para o teste do contacto entre pé e sensor, foi feita impressão de peças com superfície lisa e superfície semiesférica recorrendo a impressão 3D em resina, por forma a garantir um maior detalhe e uma menor rugosidade das peças em questão.

Na Figura A.O.2 encontra-se representado o circuito utilizado para o teste do sensor com cada superfície de contacto.



Figura A.0.2 - Representação esquemática das ligações do sensor resistivo ao Arduino.

Visto que o principal objetivo do teste em questão seria garantir que o sensor seria capar de efetuar a leitura do contacto e não havendo nesta fase a necessidade de perceber a precisão do mesmo, a medição foi feita manualmente e sem uma metodologia elaborada. Assim, foram induzidos de forma manual vários contactos entre sensor e as superfícies das duas peças impressas. Foi ainda introduzido um delay de 2s entre cada contacto, de forma a garantir que havia contacto entre superfícies em todas as leituras, evitando falsos nulos. Tabela 16 - Resultados das medições efetuadas.

	Medição				
Tempo (s)	Superfície Lisa	Superfície Semi-Esférica			
0	47	277			
2	Nulo / Ausência de Contacto	293			
4	294	308			
6	297	354			
8	283	300			
10	310	295			
12	Nulo / Ausência de Contacto	284			
14	320	331			
16	88	333			
18	101	189			
20	111	290			
22 Nulo / Ausência de Contacto		208			
24	Nulo / Ausência de Contacto	218			
26	235	251			
28	142	218			

Após efetuadas as medições, foi possível tirar algumas conclusões:

- Sensor demonstrou-se pouco sensível quando contacto com pé era efetuado nas extremidades;
- Superfície semi-esférica garante uma melhor leitura por parte do sensor;
- Superfície lisa faz com que exista dificuldade de leitura de força por parte do sensor (poderá estar relacionado com possível defeito na impressão do pé)

Assim, optou-se pela superfície semi-esférica para fazer contacto do sensor resistivo força com o pé.

APÊNDICE **B – S**ELEÇÃO DAS **MOLAS**

A aquisição de um número maior de molas do que aquilo que era necessário para o projeto permitiu seleciona-las por tamanho. Apesar de, em teoria, as molas apresentarem todas o mesmo comprimento, devido aos processos de fabrico associados ao seu desenvolvimento, estas apresentaram-se diferentes entre si.

Na Tabela 17 é apresentado o comprimento (L_o) das diferentes molas adquiridas para o projeto.

Molas	Comprimento (mm)			
1	12,68			
2	12,81			
3	12,83			
4	13,60			
5	12,85			
6	13,42			
7	12,22			
8	12,53			
9	12,68			
10	12,71			
11	12,61			
12	12,29			

Tabela 17 - Comprimento das diferentes molas adquiridas para o projeto.

Dos dados apresentados anteriormente, tem-se:

- Valor máximo: 13,60 mm;
- Valor mínimo: 12,22 mm;
- Média: 12,77 mm.

A seleção das seis molas necessárias ao projeto foi então feita selecionando aquelas que apresentavam valores de comprimento bastante semelhantes.

Na Figura B.O.1 é apresentada a seleção das seis molas de entre a amostra disponível para o projeto.

Controlo da Locomoção e Previsão de Eficiência de um Robô Hexápode Recorrendo a Aprendizagem Supervisionada



Figura B.0.1 - Comprimento (L_o) das diferentes molas

As molas utilizadas no projeto são apresentadas na tabela seguinte:

Tabela 18 - Con	nprimento das	diferentes molas	utilizadas no projeto	э.
	inprinterite das	and childs into as		~.

Mola	Comprimento (mm				
1	12,68				
2	12,81				
3	12,83				
5	12,85				
9	12,68				
10	12,71				

APÊNDICE C - ALGORITMOS DESENVOLVIDOS

A consulta dos algoritmos desenvolvidos para nas diferentes fases do projeto pode ser efetuada em: <u>https://github.com/dcordeiro1/Hexapod-Robot-Control.git</u>.

O link apresentado contém três pastas diferentes: "Auxiliary files for control development", "Gait evaluation" e "Hexapod's Control".

A pasta "Auxiliary files for control development" apresenta um conjunto de ficheiros em *Python* usados para auxiliar no desenvolvimento do controlo do robô hexápode, apresentando as diferentes cinemáticas, espaço de trabalho, desenho de curvas de Bézier e desenvolvimento da trajetória do pé para gerar movimento frontal e lateral.

Em *"Hexapod's Control"*, encontra-se em *Arduíno* o algoritmo utilizado para fazer o controlo do robô hexápode.

Por fim, "Gait evaluation" apresenta todos os algoritmos utilizados para desenvolvimento do capítulo 5 - Avaliação da Marcha. Nesta pasta encontram-se os ficheiros utilizados para recolha de dados (em *Arduíno*), os ficheiros utilizados para a análise dos dados e os ficheiros referentes a aprendizagem supervisionada (ambos em *Python*).

APÊNDICE D – COMPARAÇÃO DOS DADOS OBTIDOS PARA

DIFERENTES SUPERFÍCIES

Nas Tabela 19, Tabela 20 e Tabela 21, são apresentados dados relativos à média, valor mínimo, valor máximo e valores de 1º e 3º quartil, retirados dos diagramas de caixas obtidos através dos dados dos diferentes testes realizados em diferentes topologias de terreno.

Marcha Trípode							
	Média	Mínimo	1º Quartil	3º Quartil	Máximo		
Velocidade Linear (m/s)							
Superfície Plana Regular	0,092	0,000	0,000	0,134	0,341		
Superfície Plana Irregular	0,088	0,000	0,066	0,146	0,379		
• Pitch (°)							
Superfície Plana Regular	2,0	-18,0	-2,0	10,0	37,0		
Superfície Plana Irregular	3,5	-64,0	-4,0	12,0	76,0		
• Roll (°)							
Superfície Plana Regular	0,0	-20,0	-2,0	4,0	20,0		
Superfície Plana Irregular	1,0	-71,0	-4,0	7,0	76,0		
• Velocidade angular em X (ω_x) (°/s)							
Superfície Plana Regular	-3,5	-34,0	-11,0	0,0	23,0		
Superfície Plana Irregular	0,0	-56,0	-7,0	8,0	54,0		
• Velocidade angular em Y (ω_y) (°/s)							
Superfície Plana Regular	-4,0	-44,0	-14,0	0,8	50,0		
Superfície Plana Irregular	0,0	-89,0	-8,0	6,0	70,0		

Tabela 19 - Análise de dados dos diagramas de caixas para marcha trípode

Marcha de Onda						
	Média	Mínimo	1º Quartil	3º Quartil	Máximo	
• Velocidade Linear (m/s)					·	
Superfície Plana Regular	0,058	0,000	0,035	0,087	0,597	
Superfície Plana Irregular	0,073	0,000	0,048	0,067	0,685	
• Pitch (°)			·	·	'	
Superfície Plana Regular	-0,3	-17,6	-4,8	2,8	11,2	
Superfície Plana Irregular	1,0	-35,0	-3,0	6,0	23,0	
• Roll (°)			1	1		
Superfície Plana Regular	-0,8	-10,7	-3,6	1,8	9,43	
Superfície Plana Irregular	1,0	-71,0	-4,0	2,0	40,0	
• Velocidade angular em X (ω_x) (°/s)						
Superfície Plana Regular	1,9	-16,1	-1,8	6,3	28,9	
Superfície Plana Irregular	5,0	-26,0	1,0	8,0	28,0	
• Velocidade angular em Y (ω_y) (°/s)						
Superfície Plana Regular	-1,89	-44,4	-9,4	4,4	42,6	
Superfície Plana Irregular	-1,0	-29,0	-6,0	2,0	31,0	

Tabela 20 - Análise de dados dos diagramas de caixas para marcha de onda

Marcha Metacronal						
	Média	Mínimo	1º Quartil	3º Quartil	Máximo	
• Velocidade Linear (m/s)			<u></u>		1	
Superfície Plana Regular	0,000	0,000	0,000	0,032	0,193	
Superfície Plana Irregular	0,000	0,000	0,000	0,067	0,227	
• Pitch (°)			1		1	
Superfície Plana Regular	0,0	-12,0	-3,0	4,0	12,0	
Superfície Plana Irregular	1,0	-24,0	-1,0	4,0	23,0	
• Roll (°)			1		1	
Superfície Plana Regular	0,0	-7,0	-1,0	3,0	11,0	
Superfície Plana Irregular	0,0	-12,0	-2,0	3,0	13,0	
• Velocidade angular em X (ω_x)						
Superfície Plana Regular	1,0	-5,0	0,0	2,0	6,0	
Superfície Plana Irregular	1,0	-15,0	-1,0	3,0	12,0	
• Velocidade angular em Y (ω_y)						
Superfície Plana Regular	1.0	-6,0	0,0	3,0	10,0	
Superfície Plana Irregular	2,0	-6,0	0,0	5,25	25,0	

Tabela 21 - Análise de dados dos diagramas de caixas para marcha metacronal

Aprendizagem Supervisionada

APÊNDICE E - DESENHOS TÉCNICOS DE APOIO



















