Resum

El treball presentat s'emmarca en una iniciativa global que té com a objectiu la recuperació del robot AIBO de Sony. Aquest treball s'ha fet per demostrar el bon funcionament de l'arquitectura proposada. L'arquitectura que es proposa és tal que permet la comunicació de l'AIBO amb *ROS* (***R**obot **O**perating **S**ystem*), a través d'un client *URBI* (***U**niversal **R**obot **B**ody **I**nterface*).

En aquest treball, s'exposa com s'és capaç d'implementar l'algorisme de *DMP* (***D**yamic **M**ovement **P**rimitive*) a través d'un entorn estat de l'art com és *ROS*. El robot AIBO és controlat en tot moment, tot i processar-se l'algorisme de *DMPs* fora del robot, amb un temps de resposta adequat per la tasca de reaccionar davant els moviments no desitjats de la plataforma sobre la que es troba. Aquests moviments són interpretats gràcies a un sensor triaxial d'accelerometria (MPU6050) i un giroscopi de tres eixos (GY-521), col·locats sobre el robot. Finalment, es plantegen futurs treballs per millorar la tasca utilitzant l'algorisme PI^2 (***P**ath **I**ntegral **P**olicy **I**mprovement*), una plataforma automatitzada, visió i la millora d'un model creat a l'inici del treball.

Agraïments

Agrair primer de tot l'ajuda i la paciència del tutor Dr. Manel Velasco i del co-tutor Dr. Cecilio Angulo. Per altra banda, també el suport del Dr. Ricardo Téllez i dels companys de laboratori: Diego Muñoz, Lucia Lillo, Joan Guasch i Gabriel de la Cal. Finalment, donar gràcies a tots els amics i familiars per donar-me ànims en els moments en que defallia.

Índex

Índex de figures

Índex de taules

Prefaci

Motivació

A moltes persones que tenen devoció pel món de la robòtica, aquesta els hi ha vingut des de ben joves; aquest no és el meu cas. A mi m'agradava la informàtica. Essent un escolar vaig aprendre de forma autodidacta a programar en *C++* i crear un servidor propi. Fet que ajudà, en arribar a la *UPC*, a divertir-me amb assignatures relacionades amb programació, però em faltava veure reflectit el meu treball amb alguna utilitat física. No va ser fins que a l'assignatura de "Projectes II" on varem controlar un mecanisme a través d'un microcontrolador *Arduino*[1], amb programació basada en *Wiring* [5], que vaig veure clar cap on volia enfocar el meu futur, la robòtica.

D'aquesta motivació, que ha crescut poc a poc, n'ha sorgit el perquè de desenvolupar aquest *TFG* (***T**reball **F**inal de **G**rau*). A més, a cada pas que he fet en el treball, com més he vist i entès la gran complexitat d'altres robots, com el *Big Dog* de *Boston Dinamics* o el *NAO* d'*Aldebaran Robotics*[2], entre d'altres, més estímuls tenia per avançar i millorar.

Ara bé, deixant de banda les pròpies ganes de treballar en robòtica, també he tingut en compte la preparació pel futur professional. Per això, en molts casos, a l'hora de fer alguna elecció, he intentat escollir la que fos més innovadora i útil en un futur proper. Aquest fet es visualitza tant en l'elecció dels llenguatges de programació utilitzats, com també en els algorismes de resolució de la problemàtica de treball en qüestió. Per tant, queda palès que aquest treball té com a motivació la combinació d'entusiasme pel món de la robòtica, la millora continuada d'un mateix per tal de poder arribar a un bon futur professional en aquest camp i l'objectiu d'integrar els coneixements i habilitats apresos al llarg del grau.

[1] *Arduino* és la marca d'una família de microcontroladors.
[2] En l'estat de l'art es dona una breu explicació d'aquests i altres robots.

Definició del *TFG*

Aquest Treball de Final de Grau forma part d'una iniciativa per fomentar la reutilització del robot AIBO de Sony. En aquesta direcció es pretén fer una demostració de les prestacions de l'arquitectura proposada mitjançant aquest treball, entre d'altres projectes. A tal efecte, s'implementen diferents algorismes i entorns de treballs estat de l'art. D'aquesta forma es demostra que tot i ser un robot que va ser dissenyat fa molts anys, amb la plataforma adequada pot ser utilitzat en investigacions pioneres.

En concret, en aquest treball, es presenta el robot AIBO amb la intenció de provocar que s'adapti a un suposat entorn accessible, per tant capaç d'acomodar-se a unes pendents no més elevades a la normativa d'accessibilitat. Val a dir que en aquest cas es treballa en l'adaptació d'unes pendents provocades externament, al trobar-se sobre una plataforma mòbil, en cap cas el propi robot es desplaça, tan sols s'acomoda a la pendent.

Requeriments previs

Per fer el seguiment del *TFG* que es presenta, tot i que s'ha donat explicació als conceptes que podrien ser més novedosos i/o complicats d'entendre, és necessari disposar d'uns certs coneixements previs o nocions en *ROS* (per ***R**obot **O**perative **S**ystem*)[3], Control Automàtic, llenguatges de programació com *C++* i *Python*, Arduino, Mecànica i Xarxes de dades.

A banda del que s'ha esmentat anteriorment, per reproduir de nou l'experiència és molt recomanable llegir articles sobre aprenentatge de robots, tant per reforç, com utilitzant *DMPs* (***D**ynamic **M**ovement **P**rimitives*). Algunes de les referències més recomanades es poden trobar a l'apartat de Referències.

Finalment, el més necessari de tot és tenir molta motivació i paciència, per així, no decaure davant les adversitats que un s'arriba a trobar i continuar endavant.

Estructura

El treball està dividit en nou capítols i dos apèndixs, que aporten informació addicional del treball. En el primer capítol es presenta una introducció i l'estat de l'art en la temàtica relacionada amb el treball. En el segon, es descriu l'aplicació de cada element

[3]S'explica detalladament en l'apartat 1.4.2.

pel bon funcionament del conjunt del treball, aportant diverses solucions i determinant la més adequada, segons el cas. En el següent capítol es planteja el desenvolupament de les solucions estudiades anteriorment, analitzant els seus possibles inconvenients i els paràmetres dels quals depenen. Després es descriu el procediment seguit per dur a terme l'experiència.

En el cinquè, sisè i setè capítols es mostren la planificació, pressupost i impacte medi ambiental del treball plantejat, respectivament. En el vuitè i el novè capítols s'exposen les conclusions i els possibles treballs a futur per tal de fer possible la millora de l'actual treball. Finalment, en els annexes, s'explica el procés a seguir per instal·lar algun dels entorns i *softwares* utilitzats al llarg del treball.

Capítol 1

Introducció

Els robots són mecanismes programables i accionats per dos o més eixos amb cert grau d'autonomia, movent-se en el seu entorn, per realitzar les tasques previstes [20]. Actualment, els robots s'utilitzen principalment a nivell industrial, per la realització d'accions de forma més exacte i barata o per treballs perillosos o repetitius. Ara bé, també existeix el cas de robots com l'AIBO, de Sony, entre d'altres robots, que poden ser utilitzats tant per entreteniment de l'usuari, com robot social o per la investigació o millora dels robots actuals.

Els estudis en robòtica es poden centrar tant en el *hardware*, com en el *software*. Tot i només enfocar-se en una de les dues branques, sempre es requereix de l'altre en més o menys proporció. El fet és que el dissenyar i fabricar el *hardware* necessari s'emporta una gran partida del pressupost. Per això, en les investigacions que no compten amb grans pressuposts, com ara estudis universitaris, és comú l'ús de robots comercials en que es pot modificar el codi intern, com és el cas de l'AIBO.

A banda d'aquest robot, n'hi ha molts més que són utilitzats per dur a terme investigacions, tant robots comercials, com dissenyats i fabricats des de zero. El treball present es centra en l'AIBO, l'estabilitat, el modelat i l'aprenentatge d'un robot, per tant, tan sols es fa l'estudi d'antecedents d'aquests casos.

1.1 Objectius

L'objectiu general del present *TFG* és l'optimització de l'adaptabilitat de la marxa d'un robot quadrúpede, en aquest cas un robot AIBO, en un entorn/edifici accessible[1] i desconegut pel robot. En particular, el robot ha de ser capaç de mantenir el seu equilibri en la marxa i la seva màxima estabilitat tot i trobar-se amb pendents d'una certa inclinació màxima. Per arribar a aquest objectiu general s'han determinat uns objectius més específics:

- Accessibilitat al treball de forma lliure, ajudant així a la recuperació del robot AIBO de Sony
- Implementar un entorn de treball que permeti la comunicació entre l'algorisme de control i la resta d'elements sensors i robòtics, tot assegurant-se que s'hi puguin utilitzar algorismes que són estat de l'art en el domini de control.
- Ser capaç d'implementar aquests algorismes en l'entorn de treball del robot AIBO, incloent la transmissió de les accions de control al robot des d'un processador extern.
- Ser capaç d'extreure dades fiables del moviment del robot.
- Ser capaç de comprovar l'adaptabilitat robusta del robot als possibles pendents que poden aparèixer en un entorn obert o edifici accessible.
- Aconseguir un temps de resposta davant de la rampa adequat dins l'entorn estudiat.
- Automatitzar i millorar la plataforma mòbil utilitzada com a simulació d'entorn de treball. Aquesta plataforma ha estat realitzada inicialment per en Carlos Ramos (estudiant de l'*EPSEVG*) [47] amb un objectiu ben diferent, així que requerirà d'un procés de modificació.

1.2 Metodologia

La metodologia de treball inclou de forma determinant un intercanvi continuat d'opinions i experiències amb el tutor Dr. Manel Velasco, co-tutor Dr. Cecilio Angulo, el Dr. Ricardo Téllez i amb altres estudiants que treballen en el seu *PFC* o *TFG* en el mateix laboratori.

[1] S'entén per accessible un entorn obert o edifici adaptat per ser accessible per persones de mobilitat reduïda.

Per una banda, setmanalment s'han anat fent trobades amb els tutors per observar els problemes que anaven sorgint i mirar de trobar algunes solucions. A més, tota la feina feta s'ha actualitzat periòdicament al GitHub de l'estudiant[2] i, per tant, s'ha pogut dur un seguiment continu. Per altra banda, s'han organitzat diverses trobades amb el Dr. Ricardo Téllez (de l'empresa PAL Robotics), creador d'un codi inicial de comunicació AIBO-*ROS*, per tal de millorar-lo i modificar-lo en la forma convenient. Però, sense dubtes, un dels fets fonamentals ha estat poder treballar en el mateix laboratori que altres estudiants que poden oferir un altra punt de vista de les situacions que van sorgint al llarg del projecte.

1.3 Abast del treball

La memòria aquí presentada és d'un TFG equivalent a 12 crèdits ECTS, segons la normativa de Treballs de Fi de Grau, de forma orientativa serien unes 300 hores de treball per part de l'estudiant. La realitat, però, és que s'ha sobrepassat aquest temps previst per tal de poder implementar algorismes que són molt novedosos a l'estat de l'art. Això implica que aquests poden ser de difícil estudi i implementació.

Per altra banda, es treballa amb el concepte d'estabilitat, concepte ampli i abstracte segons la seva interpretació. En aquest treball, finalment, la cerca de l'estabilitat és considerat com el fet de du a terme alguna de les aproximacions esmentades en l'apartat 2.2.

Per últim, un altre factor a tenir en compte és el fet que el robot AIBO va ser dissenyat fa molt anys, per tant porta unes certes limitacions en processament i transmissió de dades. Es podria haver millorat el *hardware* d'aquest, però s'ha considerat fora de l'abast del treball.

1.4 Estat de l'art

En la branca d'investigació sobre l'estabilitat en robots, tant bípedes, com quadrúpedes, hi ha multitud de tesis, treballs, articles, etc. Tots ells, centrant-se en un o altre aspecte com són: modelat de robots, aprenentatge supervisat, per reforç o *DMP*, generador de patrons centrals (*CPG*, per ***C****entral* ***P****attern* ***G****enerator*), algorismes genètics (*GA*, per ***G****enetic* ***A****lgorithms*)[3], i molts altres.

[2] `https://github.com/lluissalord/TFG/`

[3] La majoria d'aquests conceptes seran explicats al llarg d'aquest apartat.

Tot seguit, s'exposa un conjunt d'antecedents, organitzat en diferents àmbits, importants tots ells tant per realitzar l'experiència, com per entendre els factors que han conduït a cadascuna de les decisions preses.

1.4.1 Robot AIBO

L'AIBO (***A**rtificial **I**ntelligence Ro**BO**t*) és un robot quadrúpede dissenyat i fabricat per Sony Corporation, amb aparença canina. El primer model, que va ser tret al mercat, fou el *ERS-110* l'any 1999, a partir d'aquest, i després de tres generacions, el 2003 s'arribà al *ERS-7*, molt més sofisticat que els seus predecessors, tot i que en el 2006 s'aturà la producció de la família AIBO. L'*ERS-7* és el model que s'estudia i s'utilitza en el present treball.

Aquest és considerat un robot autònom, per tant, és capaç d'extreure informació del seu entorn, funcionar per un període llarg sense la intervenció humana, moure alguna o totes les parts d'ell mateix dins d'un entorn de treball sense l'ajut d'un humà i, finalment, evitar situacions de perill per les persones, els bens o ell mateix, si no és per especificacions del propi disseny.

L'aplicació d'aquest robot autònom està enfocada en ser utilitzat en propòsits d'entreteniment, tot i ser, en molts casos, utilitzat en tasques d'investigació. Els robots autònoms corrents tendeixen a ser dissenyats per desenvolupar tasques de seguretat o treballs perillosos, ara bé, en aquests casos no es pot tolerar cap tipus d'error en les operacions crítiques. Mentre que si s'han dissenyat per usos d'entreteniment, en el cas que es produís algun error, aquest no seria un amenaça per la vida [13].

Els dissenyadors de l'AIBO han perseguit l'objectiu d'aconseguir que el comportament sigui el més realista possible, que sembli viu. Per assolir-ho, han avançat per diferents camins:

- Estímuls
  - Comportaments reflexius i deliberats segons una escala de temps.
  - Comportaments per ordres externes i per desigs interns (instints i emocions).
  - Motivacions independents donades per parts del robot com coll, cua i potes.
- Instints i emocions amb els que pot canviar el comportament davant d'altres estímuls externs.

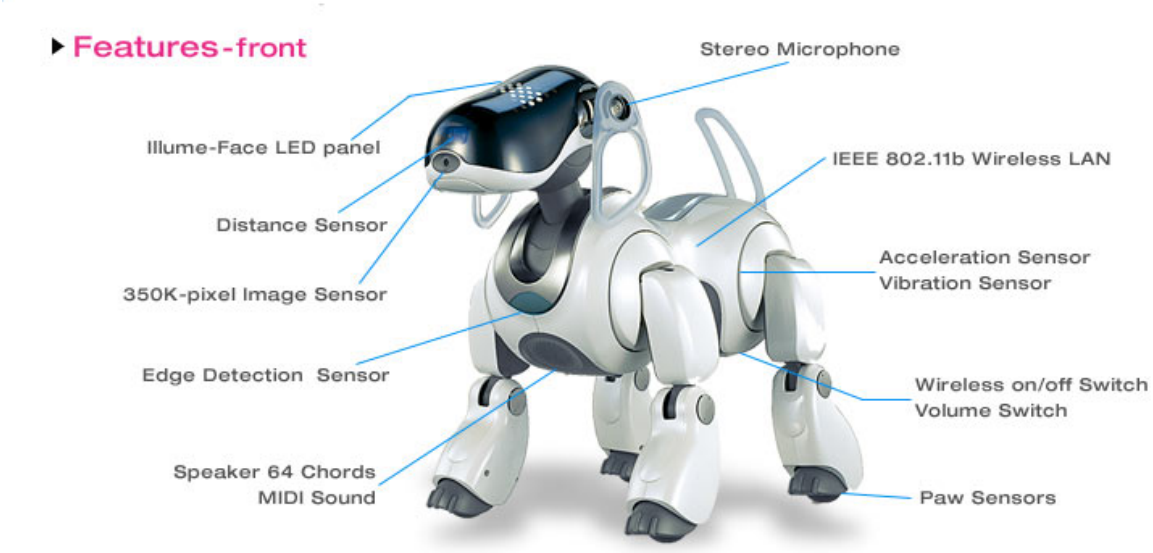


Figura 1.1: AIBO ERS-7 (vista frontal) [46]

- Aprenentatge i evolució. Inicialment és com un nadó sense pràcticament cap coneixements, però així com passa el temps, l'AIBO aprèn i creix segons com el tractis. Per tant, podria arribar a comportar-se com un noi entremaliat, si no se li dona l'atenció necessària.

Hardware

Les característiques del robot són les següents: [4]

- Processador MIPS R7000 de 576 MHz
- Memòria *RAM* de 64 MB
- *LAN* sense fils, 802.11b (estàndard)
- Targeta interna de memòria lectura/escriptura
- 18 articulacions *PID*, cadascuna amb un sensor de força
  - 4 potes
    - 3 articulacions cadascuna (elevació, rotació i genoll)
    - 1 sensor de pressió a cada peu
  - 3 articulacions al coll (moviment horitzontal, vertical i inclinació)
  - 2 articulacions a la cua (moviment vertical i inclinació)

Figura 1.2: AIBO ERS-7 (vista posterior) [46]

  - 1 articulació a la boca

- 2 orelles, on hi ha els micròfon estèreo i amb una articulació booleana (posició dalt o baix)
- Altaveus de 500 mW
- 26 LEDs independents
- Càmera de vídeo
  - Sensor d'imatge CMOS
  - 56.9° ample i 45.2°
  - Resolucions: $208 \times 160, 104 \times 80, 52 \times 40$
  - 30 imatges per segon
- 3 sensors de distància per infrarojos (un al cos i dos al nas, d'aquests dos, un és per objectes llunyans i un altre per pròxims)
- Acceleròmetres X, Y i Z
- 4 botons sensorials de pressió (un al cap i tres al llom)
- 1 botó booleà sota la boca
- Sensor de vibració

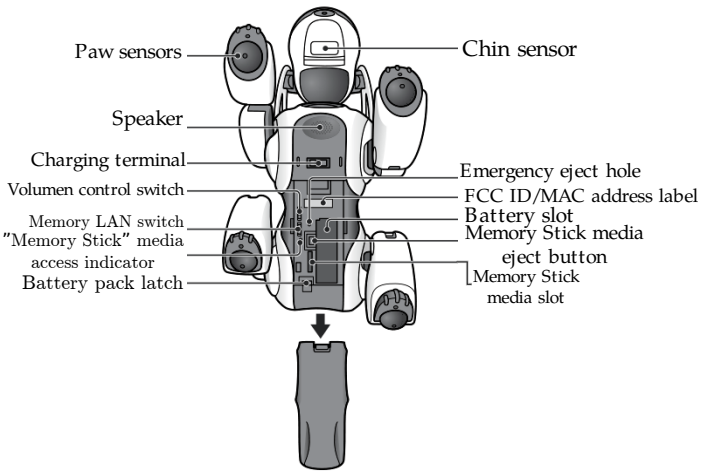


Figura 1.3: AIBO ERS-7 (vista inferior) [46]

- Actualització dels sensors cada 32 ms, amb 4 mostres per actualització
- Dimensions: $319 \times 180 \times 278$
- Pes aproximat: 1,65 kg (bateria i targeta de memòria incloses)

Les articulacions *PID*, segons la seva funció i les pròpies limitacions físiques tenen uns rangs de treball diferents, aquest són els que s'exposen tot seguit en la Taula 1.1:

Name	Range	Units	Description
legRF1	range=[-134.000000,120.000000]	unit=deg	Right fore legJ1
legRF2	range=[-9.000000,91.000000]	unit=deg	Right fore legJ2
legRF3	range=[-29.000000,119.000000]	unit=deg	Right fore legJ3
legRH1	range=[-134.000000,120.000000]	unit=deg	Right hind legJ1
legRH2	range=[-9.000000,91.000000]	unit=deg	Right hind legJ2
legRH3	range=[-29.000000,119.000000]	unit=deg	Right hind legJ3
legLF1	range=[-120.000000,134.000000]	unit=deg	Left fore legJ1
legLF2	range=[-9.000000,91.000000]	unit=deg	Left fore legJ2
legLF3	range=[-29.000000,119.000000]	unit=deg	Left fore legJ3
legLH1	range=[-120.000000,134.000000]	unit=deg	Left hind legJ1
legLH2	range=[-9.000000,91.000000]	unit=deg	Left hind legJ2
legLH3	range=[-29.000000,119.000000]	unit=deg	Left hind legJ3
neck	range=[-79.000000,2.000000]	unit=deg	Neck tilt1
headTilt	range=[-16.000000,44.000000]	unit=deg	Neck tilt2
headPan	range=[-91.000000,91.000000]	unit=deg	Head pan
tailPan	range=[-59.000000,59.000000]	unit=deg	Tail pan
tailTilt	range=[2.000000,63.000000]	unit=deg	Tail tilt
mouth	range=[-58.000000,-3.000000]	unit=deg	Mouth

Taula 1.1: Rangs de funcionament de les articulacions [15]

Software

El robot AIBO funciona a partir d'un sistema operatiu anomenat Aperios, desenvolupat per Sony. Es podria considerar que té varies capes de *softwares*, que permeten el control del robot. Aquestes capes ordenades de baix nivell a alt nivell són:

OPEN-R SDK és el *kit* de desenvolupament publicat per Sony, escrit en C++, és la forma més bàsica de programació de l'AIBO.

Tekkotsu és una eina per dur a terme tasques rutinàries, centrant-se més d'aquesta forma en el llenguatge d'alt nivell. Ara bé, si s'aprofundeix prou es poden modificar les funcionalitats i centrar-se en el baix nivell, al estar escrit en C++ no hi ha cap problema en fer-ho [1].

URBI* 1.5** (U**niversal **R**obot **B**ody **I**nterface*) és l'eina d'alt nivell per excel·lència en l'AIBO i en algun que altre robot. Desenvolupat inicialment per Baillie [6] i després per l'empresa Gostai [15]. La idea d'aquest és escriure els *scripts* en llenguatge `urbiscript` de tal manera que manipuli els actuadors i sensors, treballant a aquest nivell o més alt.

Un dels grans problemes de l'AIBO, i raó de perquè es va deixar de fabricar, és que cap de les capes de *software* podia descentralitzar còmodament els càlculs a un processador extern. Avui dia, les noves versions d'*URBI* incorporen la comunicació amb *ROS* i per tant, aquesta descentralització, però la versió *URBI* 1.5 no.

1.4.2 *ROS*

***R**obot **O**perating **S**ystem* [48] és un entorn de treball *open-source* i flexible per la programació de robots. Les bases d'aquest projecte s'iniciaren en unes investigacions a Stanford el 2007, on es varen dur a terme diferents prototips d'entorns de treball per programari de robots, com ara ***ST**anford **A**rtificial **I**ntelligence **R**obot* (*STAIR*) o ***P**ersonal **R**obotics* (*PR*). Més endavant, *Willow Garage*, una empresa inversora en robòtica, va proveir recursos per tal de millorar el concepte i permetre crear implementacions correctament testejades. Finalment, amb la col·laboració desinteressada d'incomptables investigadors, millorant el nucli de *ROS* i les eines principals que proveeix, s'ha arribat al que és ara, una de les plataforma amb més diversitat d'algorismes i més utilitzada en les investigacions de robòtica.

En el moment de la redacció d'aquest treball, la versió més actual de *ROS* és la *ROS Hydro Medusa*, publicada el setembre de 2013, i pròximament es publicarà la *ROS Indigo Igloo*. La Hydro està dissenyada especialment per Ubuntu 12.04 LTS (*Precise*), tot i suportà també altres sistemes Linux, Mac OS X, Android i Windows en altres graus.

Estructura de *ROS*

ROS ofereix una interfície que permet la comunicació entre processos per tal de processar dades conjuntament, és comú referir-s'hi com a capa intermèdia. Els conceptes fonamentals de la implementació de *ROS* són els `nodes`, `Master`, `messages`, `services`, `topics` i `bags`.

- **Nodes**: Els `nodes` són processos que realitzen càlculs. Típicament, un sistema compren multitud de `nodes`. En aquests casos és útil entendre les comunicacions entre `nodes` com un graf, amb arcs que uneixen els que s'estan comunicant.
- **Master**: El *ROS* `Master` proveeix els noms d'enregistrament dels `nodes`, `topics` i `services` existents als altres `nodes`. Per tant, el `Master` rep la informació de registre dels `nodes` i després aquest informa als altres `nodes` per tal que puguin establir, entre ells, connexions de forma adequada.
- **Messages**: Els `nodes` es comuniquen un amb l'altre mitjançant `messages`. Aquest són simplement estructures de dades, que poden anar des de tipus `integer`, `float`, `boolean` fins a `array`.
- **Topics**: Un `node` envia un `message` mitjançant la publicació d'aquest en un `topic` donat. El `topic` és el nom que s'utilitza per identificar el contingut d'un `message` concret.
- **Services**: El `service` és el nom que ha d'utilitzar un `node` per enviar un `message`, amb la funció de sol·licitar una resposta que depèn del `message` enviat.
- **Bags**: Els `bags` són un format per guardar i poder reproduir un altre cop les dades de `messages` de *ROS*. Aquests són de gran importància a l'hora d'emmagatzemar dades i, per tant, per desenvolupar i testejar algorismes.

Aquesta capa intermèdia ofereix dos models de comunicació: (1) sistema de *publicació/subscripció* (`publisher/subscriber`) ; i (2) utilitzant `services`.

1. El sistema de *publicació/subscripció* és anònim, asíncron i les dades poden ser capturades i rellegides sense canvis en el codi. Per tant, si per fer una certa tasca es requereix de les dades d'una altra tasca, com per exemple un sensor, llavors a partir

de subscriure's al `topic` corresponent es poden llegir les dades que publica la tasca (sensor). Pot haver-hi múltiples publicadors i subscriptors per un únic `topic` i, en general, entre ells no saben de l'existència dels altres.

2. Els `services` estan definits per dos `messages`, un és la demanda que ha fet el `node` i l'altre és la resposta a aquesta demanda. Per tant, el seu ús és molt simple, en el moment que es crida un `service`, amb les dades que aquest requereixi, el procés dona una resposta al `node` segons les dades que s'han enviat.

Objectius de *ROS*

El principal objectiu de *ROS* és poder *reutilitzar* el codi de desenvolupament i d'investigacions en robòtica. L'estructura de processos distribuïts permet aquest fet, ja que pot executar-se un procés (amb un codi determinat) de forma individual i acoblar-se fàcilment al conjunt. A més, aquests processos poden agrupar-se en `Packages` i `Stacks`, per ser compartits de forma senzilla.

D'altra banda, també és tenen altres finalitats [44]: (1) descentralització; (2) plurilingüisme; (3) estar basat en eines; (4) ser una capa intermèdia fina; (5) gratuïta i *open-source*.

1. Descentralització

   ROS està estructurat de forma que els processos estan distribuïts, amb la possibilitat de trobar-se en *hosts* diferents, però funcionant conjuntament. Altres entorns de treball, que poden també treballar amb múltiples processos i *hosts*, si es basen en un servidor central, podrien tenir problemes en una xarxa heterogènia[4].

2. Plurilingüisme

   Cada programador és un món, cadascú té el seu llenguatge de programació preferit, sigui per la raó que sigui. Per això, *ROS* s'ha dissenyat per ser un llenguatge neutral. Actualment, *ROS* admet quatre llenguatges de programació: (1) *C++*, (2) *Python*, (3) *Octave* i (4) *LISP*, havent altres en desenvolupament.

3. Basat en eines

   S'ha optat per dissenyar un nucli simple, on s'utilitzen multitud d'eines per construir i fer funcionar els diversos components de *ROS*, en lloc, de dissenyar un enorme entorn de treball, tot en un. Tot i haver-se implementat alguns serveis en el propi nucli,

[4]Una xarxa heterogènia és una xarxa de connexió d'ordinadors i altres dispositius amb diferents sistemes operatius i/o protocols [11].

s'ha intentat distribuir tot en mòduls separats. La pèrdua d'eficiència compensa els guanys en estabilitat i complexitat del conjunt.

4. Capa intermèdia fina

   En molts casos, és molts difícil "*extreure*" la funcionalitat d'un codi, del seu context original, per a poder ser reutilitzat, això és degut a factors provocats pel propi entorn de treball d'origen. Per això, en *ROS* s'indueix a la independència dels algorismes, amb el nucli del *ROS*, creant-los en llibreries separades. Es facilita l'extracció de codi i la seva reutilització a traves d'aquest fet, entre d'altres característiques de la interfície.

5. Gratuït i *open-source*

   El codi natiu de *ROS* està disponible públicament. Aquest és un fet que permet facilitar el testeig i correcció de *software* en tots els nivells.

Eines de *ROS*

Com s'ha comentat breument en l'apartat anterior, *ROS* és basa, en gran part, en la multitud d'eines que disposa. Aquestes eines poden arribar a dur a terme diverses tasques diferents, per exemple, navegar per l'arbre de codi font, obtenir i establir els paràmetres de configuració, visualitzar les connexions entre processos, mesurar la utilització d'ample de banda, exposar de forma gràfica les dades dels `message`, i més. A continuació es comenten breument alguns dels més utilitzats:

- `rviz`
  `rviz` és un entorn de visualització 3D que pot combinar les dades dels sensors del robot i el model que es té, juntament amb altres dades 3D que se li aporti, per poder visualitzar el conjunt.

- `rosbag` i `rxbag`
  `rosbag` és la comanda que et permet emmagatzemar i reproduir de nou les dades d'un `message` en un arxiu `bag`. Per altra banda, `rxbag` és un visualitzador per a les dades emmagatzemades dins els arxius `bag`.

- `rxplot`
  `rxplot` permet veure dades escalars publicades en els `topics` de *ROS*.

- `rxgraph`
  `rxgraph` exposa visualment amb un gràfic com funcionen els processos de *ROS* i les seves connexions, en aquell instant.

1.4.3 Robots

Alguns dels robots sobre els que s'hi ha investigat, amb temàtiques relacionades amb el treball present són:

QRIO Robot humanoide dissenyat i fabricat per Sony Corporation, és el successor de l'AIBO. Entre d'altres articles i investigacions que se n'ha fet es troba [37] sobre l'estabilitat d'un robot bípede a l'hora de caminar, córrer i saltar. Basat en la teoria del *ZMP*.

REEM-C Aquest humanoide és el creat per PAL Robotics [49]. Destaca pel fet de ser el primer bípede enfocat en la investigació i basat 100% en *ROS*. El REEM-C està basat, entre d'altres teories, en el *ZMP* i en l'aprenentatge propi del robot. A més, les seves característiques de reconeixement de veu, manipulació d'objectes i d'interacció amb humans, és una eina educativa molt útil [49].

Figura 1.4: REEM-C [49]

ASIMO És un altre robot humanoide, aquest desenvolupat per HONDA, a partir de l'any 2000. Inicialment, en els seus predecessors, tan sols s'havia plantejat el fet de crear un robot mòbil bípede, però, poc a poc, s'hi han incorporat més facultats, fins arribar a ser un dels humanoides amb els moviments més semblants al dels humans [18]. De les referències llegides en el moment de redactar el treball, de l'ASIMO hi ha estudis sobre la planificació dels passos per tal d'evitar obstacles [9] i sobre la interacció amb els humans [36].

BigDog És un dels grans robots que s'han creat a l'empresa *Boston Dynamics*, prenent el que va ser inicialment desenvolupat en la *DARPA* [45]. Aquest "*gos*" va ser dissenyat per ús militar, en concret, per acompanyar als soldats portant la càrrega necessària en terrenys on no podria desplaçar-se un vehicle convencional. Aquest quadrúpede és dinàmicament estable[5] gràcies al gran conjunt de sensors i actuadors que arriba a tenir. A banda d'un sistema mecànic molt complert, també s'hi ha implementat algorismes d'aprenentatge per reforç (`Reinforcement Learning`[6]), en concret *DMP* (***D**ynamic **M**ovement **P**rimitives*)[7] [45].

[5] Sistema que és estable tenint en compte els efectes inercials i altres components dinàmiques que apareixen en el propi sistema [43].

[6] Aprenentatge per reforç s'explica en detall en l'apartat 1.4.6. En molts casos es abreviat com *RL*.

[7] *DMP* (***D**ynamic **M**ovement **P**rimitives*) s'explica en detall en l'estat de l'art a l'apartat 1.4.7.

LittleDog Aquest quadrúpede és el predecessor del BigDog. Té la mateixa base que l'anterior, tot i que en aquest és on s'ha fet més estudi del aprenentatge del robot. La investigació que s'hi ha fet al damunt, tant d'aprenentatge, com de criteri de *ZMP* és pot entendre de forma genèrica en [23].

(a) BigDog [45]

(b) LittleDog [23]

Figura 1.5: Quadrúpeds del *Boston Dynamics*

A banda dels nombrats anteriorment, existeixen molts altres robots amb potes que han servit per aprofundir en coneixements diversos, com l'estabilitat o l'aprenentatge dels robots. Molts d'ells han sigut creats des de zero, com són els següents exemples: (1) el PLEO, un robot "*dinosaure*", que en el projecte [34] se li aporta una millora substancial en la comunicació robot-ordinador; (2) el BISAM, on en l'article [2] s'estudia com provocar que els moviments siguin més semblants als d'un mamífer quadrúpede; (3) el MRWALL-SPECT IV, on l'autor d'aquests articles [31] i [32] es centra en l'adaptabilitat del quadrúpede a diferents terrenys; (4) el MERO, estudiat en [21] per fer una anàlisi d'estabilitat quan aquest es desplaça; (5) per últim, també hi ha els casos d'hexàpodes, tant per l'estudi del caminar amb el criteri de les tres potes [30], com en la construcció des de zero [33], entre d'altres.

1.4.4 Modelat de robots

Un model d'un robot és un sistema virtual que representa de forma aproximada la cinemàtica i/o la dinàmica d'un robot, mitjançant formes geomètriques enllaçades entre elles amb una configuració determinada. Aquesta és la base d'un model, ara bé, se li poden afegir complements, com un aspecte visual més vistós, amb alguna textura o concretar quins són els actuadors o sensors, on situar-los, etc.

Durant molt temps, per utilitzar un robot es requeria d'un model. D'aquesta manera, l'autòmat podia saber en quina posició es trobava, en tot moment, i reaccionar de forma

correcte. Si no es feia seguint aquest procediment, l'única opció era que el programador tingués en compte totes les diferents possibilitats de fallada i les corregís, sent aquesta un tasca molt complicada.

Classificació de models

Per crear el model d'un robot existeixen diverses possibilitats. La més rudimentària és prenent les mesures del propi robot i introduir-les al programa, avui dia aquest mètode és poc utilitzat quan es vol un model molt acurat. El més típic, en aquests casos, és utilitzar el propi robot, amb una arquitectura d'aprenentatge òptima, per fer el model. Aquesta arquitectura es basa en un sistema realimentat amb (1) robot, (2) el model en construcció i (3) un controlador per la realimentació; per així arribar finalment a desenvolupar el model, està il·lustra molt clarament a la Figura 1.6.

Ara bé, existeixen tants tipus diferents de models, com també formes diferents de crear-los segons [38]:

- Tipus de models:

  Directes Aquest preveu el pròxim estat d'un sistema dinàmic, donada un acció i estat actual. Per tant, els models directes representen la relació causal entre estats i accions. Una de les seves utilitats és en el control automàtic clàssic, entre d'altres.

  Indirectes Per altra banda, aquests preveuen l'acció requerida pel sistema per passar d'un estat actual al desitjat pel futur. A diferència dels directes, aquest representen una relació anticausal. Aquest és molt utilitzat en estudis de dinàmica inversa, ja que la relació inversa està ben definida.

  Mixtes La combinació dels dos models dona el model mixt. La idea és que la informació del model directe pugui ajudar en la manca d'unicitat del model indirecte, ja que el model indirecte té infinitat de solucions.

  De predicció de múltiples passos Finalment, aquest és principalment utilitzat per la predicció d'una acció o estat futur concret, sense la disponibilitat de les mesures en del moment en qüestió.

  Cadascun dels models té unes característiques que el defineixen, però aquestes delimiten els diferents modes d'aprenentatge que poden ser utilitzats per crear-los. Per tant, no tots els models poden ser creats a partir de qualsevol arquitectura d'aprenentatge. Aquest fet s'exemplifica a la Taula 1.2.

- Arquitectura d'aprenentatge, Figura1.6:

  Modelat directe El model s'extreu amb l'aprenentatge a partir de l'observació dels *inputs* i els *outputs* del propi robot. Aquesta és probablement la tècnica d'aprenentatge més freqüent per aproximació de models.

  Modelat indirecte Una de les tècniques per dur a terme modelat indirecte és l'aprenentatge de l'error de realimentació. Aquest utilitza l'error creat pel controlador de realimentació per tal d'aprendre i crear així el model.

  Aprenentatge amb professor distal La idea és crear un model invers, però guiat amb un model directe, per tal de minimitzar la manca d'unicitat del model invers.

Simulació amb models

Un dels beneficis de tenir el model d'un robot és poder fer simulacions virtuals del robot, de tal manera que no es provoca cap desgast al robot real, ni es poden donar situacions de perill. Tot i ser de gran utilitat, els simuladors també tenen les seves limitacions, és difícil simular la física d'un robot (actuadors, interaccions amb l'entorn, sensors...) de manera realista. A més, passar de simulacions a un robot real no sempre és fàcil [17].

Ara bé, existeixen una gran multitud de simuladors cada un amb les seves peculiaritats. Alguns dels que s'ha pogut extreure informació i que podrien ser de més interès són els següents:

Webots™ [35] Simulador de robots mòbils desenvolupat per Cyberbotics Ltd. La física està basada en Open Dinamic Engine (*ODE*), per així simular una dinàmica més acurada. Aquest *software* proveeix un entorn de treball per modelar i programar

Model Type	**Learning Architecture**
Forward Model	Direct Modeling
Inverse Model	Direct Modeling Indirect Modeling
Mixed Model	Direct Modeling (if invertible) Indrect Modeling Distal-Teacher
Multi-step Prediction Model	Direct Modeling

Taula 1.2: Relació tipus de model amb arquitectura d'aprenentatge [38]

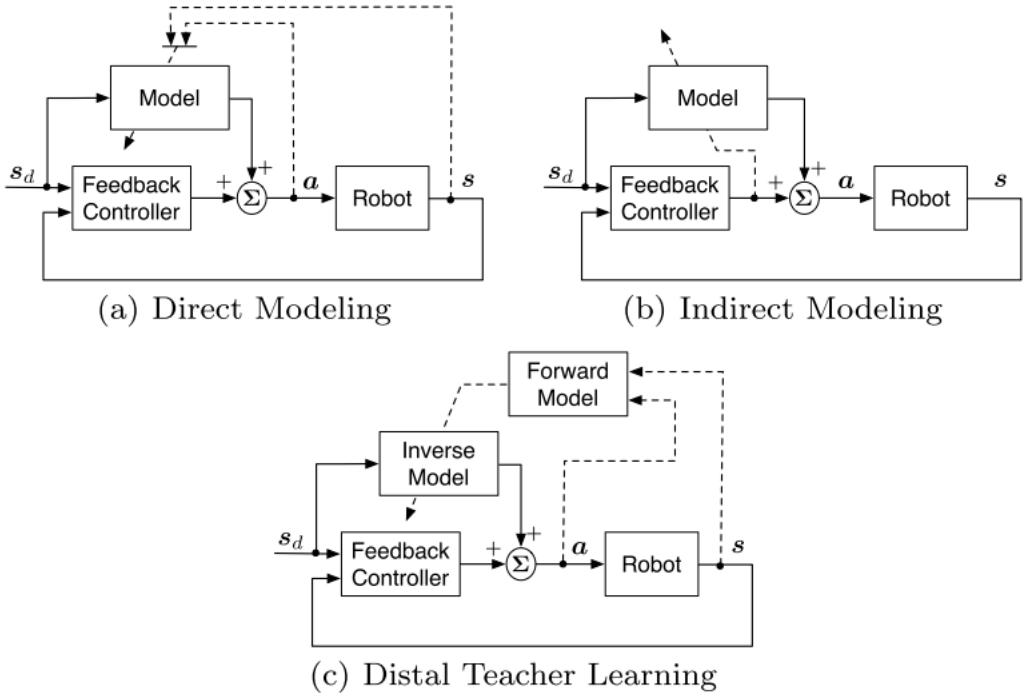


Figura 1.6: Esquema de cada arquitectura d'aprenentatge [38]

el teu propi robot, a més inclou models de diversos robots com són Sony AIBO, Khepera, Lego Mindstorms™o Pioneer2. Però té la desventatge que és un simulador de pagament.

SimRobot [27] Aquest és un simulador genèric de robots en 3D. Com el Webots™, el SimRobot també es basa en la física d'*ODE*. Un dels inconvenients d'aquest simulador és que no es possible transferir els controladors de la simulació al robot real.

Gazebo [24] És un simulador multi-robots en 3D. Aquest, al igual que Webots™, permet el modelat del teu propi robot, tot i ser en llenguatge C. També es diferencia pels models de robot que inclou, que són el Pioneer2DX i el SegwayRMP.

Com s'ha mencionat, Webots™inclou un model del Sony AIBO, dissenyat en [17]. Aquest té implementat l'estructura cinemàtica, propietats dinàmiques[8], el seu control i l'aspecte gràfic. Per altra banda, també es poden simular els sensors de distància i els de les potes. El model té certes limitacions, els sensors del llom, cap, acceleròmetres i tèrmics no estan implementats per poder ser simulats.

[8]Masses i moments d'inèrcia.

1.4.5 Aprenentatge supervisat *(SL)*

En l'aprenentatge supervisat (en estadística anomenat *anàlisi clúster*), un agent extern presenta una sèrie de dades d'exemple o d'entrenament, que són prediccions correctes a fer en diferents situacions [25]. A partir d'aquestes dades d'entrenament, s'ha d'extreure un model estadístic per tal que, en una situació desconeguda, s'esculli l'acció correcte. L'aprenentatge supervisat és, segons [10], la metodologia més important d'aprenentatge automàtic i amb molt pes en el processament de dades multimèdia.

Les dades a estimar poden ser binàries, on s'escull si una dada desconeguda és d'un tipus (p. e. pertany a un grup o no), o numèriques, on s'utilitza la regressió per aproximar. Tant siguin unes o altres, les bases de l'aprenentatge supervisat són: (1) el model estadístic, (2) la funció de pèrdua i la d'error d'aproximació, i (3) procediment d'optimització [3].

1. El model es representa com $g(x|\theta)$[9], on $g(\cdot)$ és la classe d'hipòtesi i els valors de θ donen una hipòtesi en concret, d'entre les possibles en el model.

2. La funció de pèrdua, $L(\cdot)$, quantifica la diferència entre la sortida desitjada, r^t, i l'aproximació $g(x^t|\theta)$, mentre la suma de les pèrdues de cada cas és l'error d'aproximació

$$E(\theta|X) = \sum_t L(r^t, g(x^t|\theta)) \tag{1.1}$$

3. El procediment d'optimització per trobar θ^* que minimitza l'error total, $E(\theta|X)$, és:

$$\theta^* = arg \min_\theta E(\theta|X) \tag{1.2}$$

   En models complexes, seria més convenient utilitzar mètodes basats en el gradient (p. e. gradient descendent, gradient conjugat, gradient biconjugat...) o l'algorisme de recuita simulada[10].

Un dels algorismes més simples és la classificació per veí més proper, aquest és molt útil per entendre el funcionament bàsic de l'aprenentatge supervisat [29]. En aquest cas, les dades d'entrenament estan etiquetades, per tant, cada una pertany a un grup en concret. Suposem que es té alguna forma de fer el càlcul de la distància entre dues mostres x_1 i x_2, expressat com $D(x_1, x_2)$.

[9] La x són les entrades, mentre θ són els paràmetres.

[10] A partir d'una solució inicial es selecciona una nova, aleatòriament, pròxima a la inicial. Si es millor s'hi queda, i sinó, segons una certa probabilitat, torna a l'anterior o es queda en la nova. Això es repeteix fins a la condició d'acabament[62].

Llavors amb la forma simplificada, pel cas de binàries, de (1.2)

$$i^* = \underset{i \in \{1...n\}}{\arg\min}\, D(x_t, x_i) \tag{1.3}$$

Sent x_t la dada a classificar i x_i l'exemple més pròxim. Després de trobar i^*, s'assigna l'etiqueta de x_i a x_t, queda així classificada la dada. Per suposat, aquesta assignació és una suposició, pot ser correcte o incorrecte.

1.4.6 Aprenentatge per reforç *(RL)*

En la robòtica, l'aprenentatge per reforç proveeix d'unes eines molt útils per tal de crear comportaments sofisticats i amb gran dificultat de disseny. Permet a un robot desenvolupar el seu propi comportament a base de prova i error. En aquest cas, el dissenyador, en lloc de donar unes dades per explícitament crear la solució al problema, tan sols proveeix una realimentació amb una funció objectiu de valors escalars que mesura la bondat de l'acció anterior. Per tant, un agent explora les possibles estratègies i després rep una recompensa per l'acció feta, intentant sempre maximitzar la recompensa acumulada durant el seu temps de vida [25]. Però a diferència de l'aprenentatge supervisat, no es "*diu*" quina acció hauria estat la millor a llarg plaç, a més de no haver d'explorar l'entorn, una altra diferència, en *RL* el fet de les accions ser en temps real és molt influent, ja que és concurrent amb l'aprenentatge [22].

Aquest agent i el seu entorn poden ser modelat com un estat[11] $s \in S$ i una acció[12] $a \in A$. Una recompensa es donada a l'agent, per cadascuna de les accions que desenvolupa, en funció de l'estat i les observacions. L'objectiu de *RL* és crear una política[13] π que maximitza la recompensa acumulada escollint unes accions a en determinats estats s.

La idea clàssica d'aprenentatge per reforç es prenia des del punt de vista que l'agent consistia en un procés de decisions de Markov (*Markov Decsion Process* o *MDP*)[14] on la propietat de Markov estableix que el següent estat s' i la recompensa estan definits tan sols per l'acció a i l'estat s [59].

L'acumulació de recompensa és el que es maximitza o minimitza segons l'algorisme utilitzat, aquí s'exemplifica maximitzant. Per tant segons el mètode d'atorgar la recompensa

[11] Un estat s conté la informació necessària per descriure la situació actual i futures.
[12] Un estat del sistema es controlat o carregat per una acció a.
[13] Per política s'entén com en [12] "*Manera de conduir un afer.*"
[14] Conjunt d'estats S, accions A, recompenses R i probabilitats de transició T, aquest últim defineix la dinàmica del sistema per predir l'efecte de l'acció en un estat donat.

es defineix el comportament òptim [25]. Existeixen diversos models, aquí se n'exposen tres:

Horitzó finit Aplicat en models on es sap en quants passos es resol el problema, maximitza la recompensa per H passos.

$$J = E\left\{\sum_{h=0}^{H} R_h\right\}. \tag{1.4}$$

Model de descompte Un factor de descompte ($\gamma \in [0, 1)$) a la recompensa futura. Aquest és introduït manualment i determina en quina proporció afecta el futur[15].

$$J = E\left\{\sum_{h=0}^{\infty} \gamma^h R_h\right\}. \tag{1.5}$$

Recompensa mitja Finalment en aquest es té en compte la mitja total de les recompenses. El problema d'aquesta és que no es pot diferenciar si s'esta afavorint l'inici o el final del temps de vida.

$$J = \lim_{H\to\infty} E\left\{\frac{1}{H}\sum_{h=0}^{H} R_h\right\}. \tag{1.6}$$

A l'hora d'estimar la política π òptima, existeixen una gran diversitat de mètodes que es podrien desglossar en dos grans grups segons si requereixen del model probabilístic de transició $\mathrm{T}(s', a, s)$.

- Els mètodes que requereixen de model són anomenats *model-based*.
- Per altra banda, dels que no requereixen d'un model els més utilitzats són el *Monte Carlo*, Mètodes de diferencia temporal, *SARSA*, *R-learning* i *Q-learning*, sent aquest últim el més extès, gràcies a la seva senzillesa.

El comportament aprés és totalment depenent de la funció de recompensa que s'ha utilitzat. En la practica, és molt difícil crear la funció per a l'aprenentatge per reforç d'un robot. En molts cops, convé utilitzar recompenses contínues per tal de guiar l'aprenentatge, en lloc d'una recompensa binària segons si s'ha complert o no la tasca [26]. Molts cops el comportament no és l'esperat, tot i que, per la nostra forma de pensar semblés que la solució és òbvia. Per això, en alguns casos, s'utilitza l'aprenentatge per reforç invers,

[15] Com més pròxim a 0 la recompensa a llarg plaç és menys significant, ara bé, també s'ha de tenir en compte que la *policy* òptima pot ser inestable si el factor de descompte és massa baix [25].

que aconsegueix extreure la funció recompensa gràcies a un seguit de demostracions, pot ser no sigui la verdadera recompensa, però provoca l'actuació de la forma desitjada [25].

Alguns dels molts problemes que comporta el fet d'aplicar-se en robots es descriuen a [25]. A banda d'haver de decidir la forma de treballar: com d'acurat es vol el control del robot, si discret o per aproximació de funcions, a quina freqüència actuar, etc. Un ha de tenir en compte que l'augment de la dimensionalitat provoca un creixement exponencial dels càlculs per cobrir l'espai d'estats i accions, és per això que en molts cops es treballa l'aprenentatge de forma jeràrquica[16] o amb tasques progressives[17]. Per altra banda, dur a terme experiments en el món físic és car, la comunicació i reacció dels motors del robot porten sempre un cert retard, pot ser complicat el recrear les condicions de l'entorn necessàries per l'aprenentatge i s'ha de tenir molta cura perquè l'exploració d'aquest entorn sigui segur, ja que pot crear tot tipus de riscs. Per a molts d'aquests problemes, la solució podria ser l'ús de models simulats, però s'ha de tenir en compte que aquests no són perfectes i tan sols un petit error pot acumular i donar un comportament diferent.

1.4.7 *DMP (Dynamic Moviment Primitive)*

Les *DMPs* representen un moviment a partir d'un conjunt d'equacions diferencials, on la dinàmica del propi sistema corregeix les pertorbacions que puguin aparèixer, és per això que són considerats sistemes robusts davant pertorbacions. A més, és molt fàcil modificar l'objectiu (o *goal*) del moviment al estar presentat com equacions, ja que tan sols és modificar el paràmetre g en l'equació . Aquesta robustesa i adaptabilitat que dona aquest tipus d'entorn de treball és molt favorable per millorar altres sistemes d'aprenentatge com és l'aprenentatge per demostració (*learning from demostration* o *LfD*) on a partir de certs exemples s'aprén el comportament.

El *LfD* és podria estructurar en tres grans grups, segons la forma d'adquirir les dades de la demostració:

Imitació L'exemple és produeix sobre una plataforma que no és el robot, per tant, la informació extreta requereix ser modificada i interpretada per adequar-se a les articulacions del robot. Dos possibles mètodes són amb sensors a sobre el professor o a través de l'observació externa amb els sensors del robot.

Demostració L'execució és produeix sobre el mateix robot, per tant, no s'han de trans-

[16] S'assumeix que una part és fixa, mentre les altres s'aprenen, per tenir un solució inicial per després fer l'aprenentatge global.

[17] Alguns cops és més senzill aprendre una tasca complicada si es fan anteriorment algunes de no tant complicades.

formar les dades per tal d'interpretar com és el moviment sobre els motors del propi robot. En aquest cas, un dels mètodes utilitzats és la teleoperació del robot per part del professor, mentre l'autòmat registre el moviment amb els sensors propis.

Trajectòria programada Per últim, la demostració pot ser donada per un seguit de coordenades d'una trajectòria preestablerta en el propi codi. Aquest cas, només es possible d'efectuar si el robot "*sap*" en tot moment la posició de les seves articulacions, i per tant, és pot complir perfectament el recorregut.

Transformation system

El sistema dinàmic és pot interpretar com un PD[18], amb els paràmetres K, pel coeficient proporcional, i D, pel derivatiu; o com si fos un sistema mecànic de molla lineal amb una força externa viscosa, en aquest cas, sent el coeficient de fregament i de la fricció viscosa respectivament. Per últim, la x i v són la posició i la velocitat, la constant τ és el període del moviment i g és el paràmetre d'atracció del sistema.

$$\tau \dot{v} = K(g - x) - Dv + (g - x_0)f(s) \tag{1.7}$$

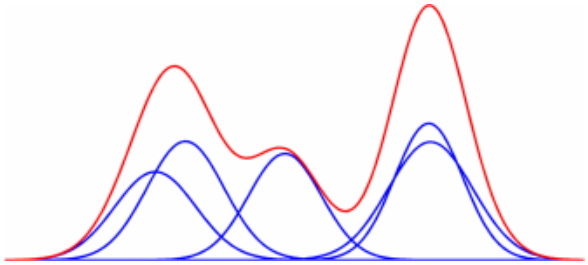
$$\tau \dot{x} = v \tag{1.8}$$

Si s'estudia el sistema dinàmic unidimensional de les equacions (1.7) (1.8), que correspondrien al sistema de transformació (*transformation system*), és pot comprovar que aquest és estable, tendint sempre a la posició g, per qualsevol valor de $f(s)$. Aquesta és una funció no lineal que no depèn del temps, sinó de la variable de fase $s \in [0, 1]$ que representa la durada del moviment en tant per un. Aquesta variable està definida per τ i per α[19] com es veu en l'equació diferencial (1.10), conegut com a sistema canònic (*canonical system*). A més, aquesta funció $f(s)$ pot aprendre per tal de dur a terme moviments complexes de forma arbitrària, ja que els pesos w_i es poden ajustar.

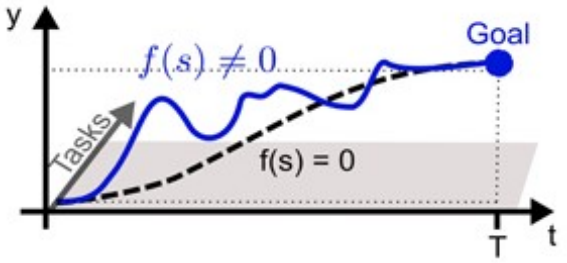
$$f(s) = \frac{\sum_i w_i \psi_i(s) s}{\sum_i \psi_i(s)} \tag{1.9}$$

$$\tau \dot{s} = -\alpha s \tag{1.10}$$

[18] Controlador proporcional i derivatiu.
[19] La α és una constant pre-definida



(a) Representació de la suma de funcions gaussianes, on cada linea blava és una gaussiana i la vermella és la suma del conjunt [53].



(b) Representació de la *DMP* amb funció no lineal i sense [52].

Figura 1.7: Gràfics explicatius de la funció no lineal $f(s)$

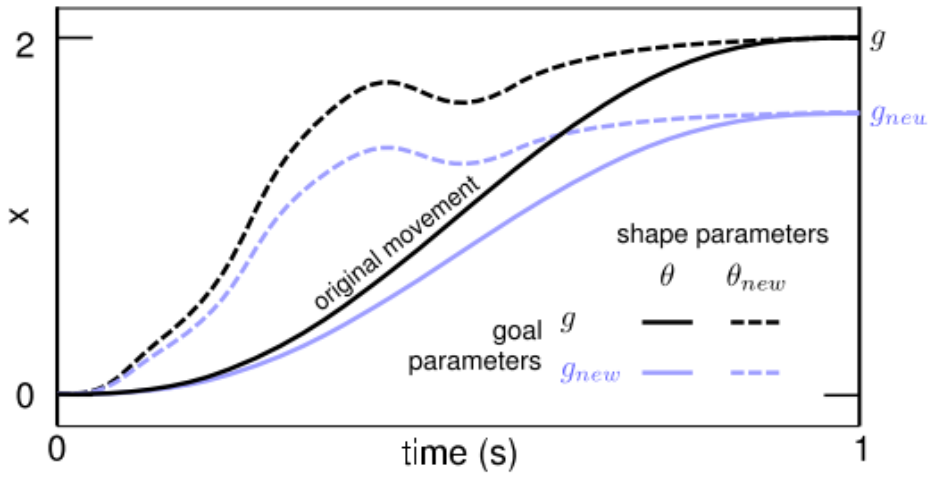


Figura 1.8: Efecte dels pesos w_i (representats per θ) i de l'objectiu (*goal*) en la trajectòria [57]. Els pesos varien l'estil de la trajectòria, mentre el *goal*, l'escurça o allarga.

Les $\psi_i(s)$ són funcions gaussianes expressades com $\psi_i(s) = exp(-h_i(s - c_i)^2)$ on les h_i defineixen l'amplada i les c_i el centre de la gaussiana i. La peculiaritat de la funció $f(s)$ és el fet de ser la suma ponderada de les gaussianes, cadascuna amb el seu pes, i per tant, pot crear la corba que és vulgui, com es veu exemplificat en la Figura 1.7a. Això permet que, aquesta corba no lineal, sigui sumada amb la trajectòria, definida pels paràmetres K i D, com en l'exemple de la Figura 1.7b, per així, poder-se adaptar a noves situacions (com evadir obstacles, canvi d'objectiu, etc.).

Realment, en les *DMPs*, el que determina la trajectòria duta a terme és la part no lineal, i aquesta es veu controlada per els pesos w_i. Per aprendre aquests existeixen diferents mètodes: (1) aprenentatge per demostració, on és fa una aproximació, per mínims quadrats, amb gaussianes d'aquesta trajectòria; (2) aprenentatge per reforç, en aquest cas, un dels algorismes més utilitzats per les *DMPs* és el PI^2, que s'explica en el següent punt d'aquesta secció.

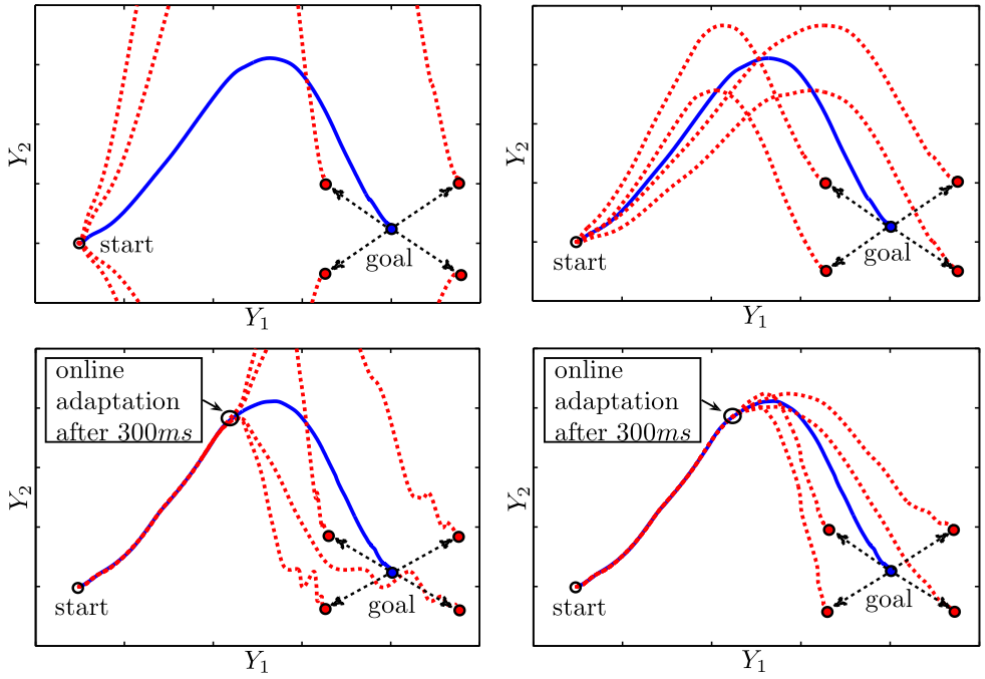


Figura 1.9: Comparació de l'algorisme de *DMP* original (esquerra) i el modificat per [41] (dreta). S'utilitzen els mateixos moviment original i *goals*, a dalt els goals són modificats a l'inici, mentre a la part de baix es modifiquen als 300 ms d'haver començat.

Modificació de l'algorisme

Fins ara s'ha explicat l'algorisme original de les *DMPs*, ara bé, aquest porta inherents una sèrie d'inconvenients [41]:

- Si la posició inicial x_0 i la posició g són la mateixa, llavors la funció $f(s)$ no es capaç de desplaçar el sistema de l'estat inicial.

- Si es dona el cas que $g - x_0$ és molt pròxim a zero, probablement $f(s)$ sigui un numero elevat, per tant, si varia el valor de g pot provocar acceleracions molt grans que sobrepassi els limits del robot.

- Finalment, s'ha de tenir en compte el fet que si el signe de $g_new - x_0$ és canviat respecte $g_{original} - x_0$ l'efecte de la funció no lineal és reflectit.

Es per això, que en l'article [41] es proposa una modificació de l'algorisme original. L'única equació que es veu retocada és (1.7) que és substituïda per

$$\tau \dot{v} = K(g - x) - Dv - K(g - x_0)s + Kf(s) \tag{1.11}$$

Els trets importants són que $g-x_0$ no multiplica a $f(s)$ i el terme $K(g-x_0)s$ és necessari per tal que en l'inici del moviment no es produeixin salts, la millora, respecte l'algorisme original, es veu reflectida a la Figura 1.9 de sobre.

1.4.8 Path Integral Policy Improvement (PI^2)

L'algorisme PI^2 [57] té com a principal objectiu polir el pesos w_i (al llarg d'aquest apartat s'hi refereix com paràmetres θ_t), per tal que es minimitzi la funció de cost (1.12) de la trajectòria τ_i. Ara bé, una bona solució inicial, per aconseguir una convergència més ràpida, és l'extreta a partir del *LfD*, comentat en el punt anterior.

$$J(\tau_i) = \phi_{t_N} + \int_{t_i}^{t_N} (r_t + \frac{1}{2}\theta_t^T R\theta_t)\mathrm{d}t \tag{1.12}$$

La funció $J(\tau_i)$ és creada per l'usuari, segons la tasca que es vulgui desenvolupar, sent ϕ_{t_N} el cost final, r_t el cost immediat i $\frac{1}{2}\theta_t^T R\theta_t$ cost de control immediat[20]. Aquests dos últims, determinen principalment els valors que prenen els diferents θ_t durant la trajectòria, mentre el cost final ϕ_{t_N} és el que decideix la bondat del resultat. Degut a la pròpia naturalesa d'aquests, el cost final ha de ser el més influent, ja que normalment el que interessa més és arribar a l'objectiu. Per això, quan la tasca que interessa és que en un determinat instant el robot passi per una coordenada en concret[21], els costos es presentarien d'una forma similar a (1.13). L'altre plantejament seria com un problema de *RL*, per exemple[22], si es vol acabar en un punt (*goal*), amb poca velocitat i durant el recorregut amb l'acceleració minimitzada seria de l'estil de (1.14).

$$r_{300ms} = 100000000(G - y_{t_{300ms}})^2 \qquad \phi_{t_N} = 0 \tag{1.13}$$

$$r_t = 0.5\ddot{y_t}^2 + \frac{1}{2}10000(\theta_t^T\theta_t) \qquad \phi_{t_N} = 10000(\dot{y}_{t_N}^2 + (g - y_t)^2) \tag{1.14}$$

Els mètodes de millora de política, com és el PI^2, consisteixen en un procés iteratiu d'exploració i actualització dels paràmetres, a l'estil la Figura 1.10. En l'exploració es proven K *DMPs* diferenciades per prendre els θ^{init} inicials més un cert soroll $\epsilon_{t,k}^{\theta}$, d'aquests

[20] Regula el fet d'augmentar o disminuir els paràmetres θ_t, envers el benefici de fer-ho [16]
[21] Extret de [54] apartat 5.2 *Learning Optimal Performance of a 1 DOF Via-Point Task.*
[22] Extret de [54] apartat 5.1 *Learning Optimal Performance of a 1 DOF Reaching Task.*

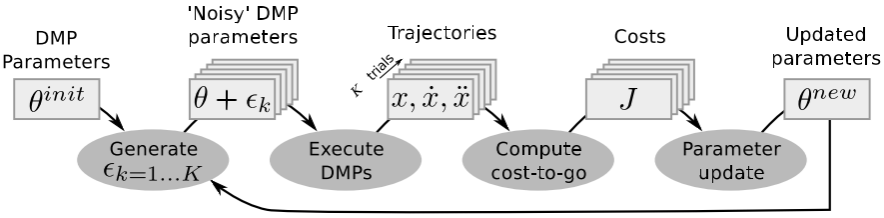


Figura 1.10: Algorisme genèric dels mètodes de millora de política [57]

se'n calcula les respectives funcions de cost i a partir d'aquí s'actualitzen els valors dels paràmetres per donar θ^{new} que són els actuals.

Per últim, en el cas concret del PI^2, l'algorisme segueix la següent estructura, segons [57] on està més detallat:

1. Determina el cost de cadascuna dels `trials`, per tant, du a terme cada *DMP* amb el respectiu paràmetre $\theta^{init} + \epsilon^{\theta}_{t,k}$.
2. Calcula la probabilitat de cada un. La idea és que a menor cost, major probabilitat.
3. Proceix a calcular el $\delta\theta$, primer és traient la mitjana respecte els `trials`, on es té en compte la probabilitat d'aquests, i després la mitjana respecte el temps.
4. Finalment dona $\theta^{new} = \theta^{init} + \delta\theta$.

1.4.9 Algorismes avançats

CPG *Central Pattern Generators*, la idea és crear una arquitectura capaç de generar coordinació entre diferents elements, independentment de la tasca a realitzar i de la plataforma robòtica utilitzada. Una forma de veure-ho és des del punt de vista dels autors de [61]:

> "*... we see the robot's mind as a group of different modules each one in charge of its own device (sensor or actuator) that interacts with the rest of modules...*"

Aquesta cita podria ser traduïda com que cada dispositiu encarregant-se d'ell mateix, però amb la interacció amb els altres, tots junt arriben a crear la ment del robot.

Per poder dur a terme aquesta arquitectura es requereixen de dos tipus d'algorismes: (1) algorismes neuro-evolutius, per poder cooperar entre mòduls i controlar els

elements associats; i (2) algorismes co-evolutius, per instruir i arribar a un objectiu comú entre tots.

CBR *Case Based Reasoning*, aquest algorisme podria ser considerat de la família de l'aprenentatge supervisat. Consisteix l'aproximació de l'acció correcte a través de dos tipus de dades: (1) dades d'entrenament, del mateix estil que les del supervisat; i (2) extretes a partir de la pròpia experiència. El cicle de funcionament del CBR seria el següent: (i) prendre el cas o els casos més semblants a la situació actual, dels que estan emmagatzemats; (ii) adaptar el cas pres a la situació; (iii) avaluar com de satisfactori ha estat la solució adoptada; (iv) aprendre d'aquest nou cas.

GA *Genetic Algorithm*, és un mètode estocàstic de cerca que pren la idea de l'evolució biològica natural. Aquest pren uns antecedents aleatoris, d'aquests en treu solucions les quals s'hi provoca una mutació, per últim, les solucions alterades es converteixen en els antecedents. Aquest procés es repeteix fins arribar a la solució que s'adapta suficient a la funció objectiu o al limit de generacions.

Capítol 2

Estudis preliminars

2.1 Comunicació mitjançant *ROS*

L'entorn de treball *ROS* és una eina que està a l'ordre del dia en robòtica. Fins aquest moment, no existia la possibilitat de comunicació del robot AIBO a través de *ROS*, tot i que han existit intents, però no serveixen pel nostre cas[1]. Per això, tot seguint una iniciativa del Departament d'Automàtica de la Universitat Politècnica de Catalunya, el doctor Ricardo Téllez va fer-se-la seva i va començar a crear un primer `package`. Des del Departament, i a través de diversos TFGs, s'ha promogut la continuació d'aquest `package` per permetre que l'AIBO pugui treballar amb *ROS*. Per això, dos Projecte de Final de Carrera i aquest mateix Treball Final de Grau, han millorat de forma conjunta aquesta eina.

Gràcies a aquests ara permet la transferència de vídeo i so, el control de les articulacions del robot, s'ha optimitzat la freqüència de treball, etc. Actualment la connexió amb AIBO comporta la creació de sis `topics` on aquest publica i dos al que està com a subscriptor, la llista és:

- Publicador en els `topics`:

  /aibo/infrared on dona la informació de cada sensor d'infrarojos (`distanceChest`, `distanceNear`, `distanceFar`), la distancia que ha calculat fins un obstacle en cadascun.

  /aibo/image en aquest `topic` publica les imatges de la càmara frontal de l'AIBO,

[1] Per una banda, el cas del `roseus package` [39] que utilitza l'entorn de treball `EusLisp`, no ha tingut gaire èxit. Per l'altra banda, s'ha enfocat des de perspectives diferents, a les establertes en aquest treball, com en el cas de [50].

en format `sensor_msgs::Image`.

/aibo/joints en aquest `topic` es publiquen les posicions de cadascuna de les articulacions en unitats de graus.

/aibo/accel les acceleracions de l'acceleròmetre que porta incorporat l'AIBO en unitats de m/s^2.

/aibo/paws els sensors de les potes són binaris, per tant els valors d'aquest `topic` varien entre 1 i 0 segons si estan pressionats o no.

/aibo/touch en aquest cas els sensors són de pressió, excepte el quint valor que també és binari. Aquests sensors es troben repartits per tot el cos.

- Subscriptor dels `topics`:

/aibo/sound en aquest `topic` s'hi publiquen els sons que desitgen ser reproduïts per l'AIBO.

/aibo/subJoints quan es desitja que l'AIBO prengui una determinada posició, definida per l'estat de les articulacions, s'ha de publicar en aquest `topic` un missatge de tipus `aibo_server::Joints`[2] amb les unitats de graus restringit dins el rang determinat en la Taula 1.1.

2.1.1 Entre l'AIBO i *ROS*

El funcionament actual de la comunicació entre AIBO i *ROS* es basa en *URBI*, ja que la informació que es publica en els `topics` de *ROS*, en realitat, són les dades extretes d'*URBI* 1.5[3]. De la mateixa manera, les accions de control que són publicades a *ROS* s'interpreten i es transformen en comandes d'*URBI*. Aquests conceptes s'expliquen a continuació en detall i es veuen il·lustrats en la Figura 2.1. Aquests dos tipus de tasques es desenvolupen en paral·lel per dos clients d'*URBI* separats: (1) client publicador, és aquell que introdueix les dades de l'AIBO en els `topics`; (2) client subscriptor, on la seva funció és recollir el que s'ha publicat en el `topic` de comandes.

Publicació a *ROS* d'informació de l'AIBO a traves d'*URBI*

1. Per una banda, *URBI* demana la informació a l'AIBO, en forma de `callbacks`.

[2] Aquest tipus de missatge està inclòs en el `package aibo_server`.

[3] S'ha de remarcar el fet que és l'*URBI* 1.5 perquè per a versions posteriors ja existeix la comunicació entre *URBI* i *ROS*.

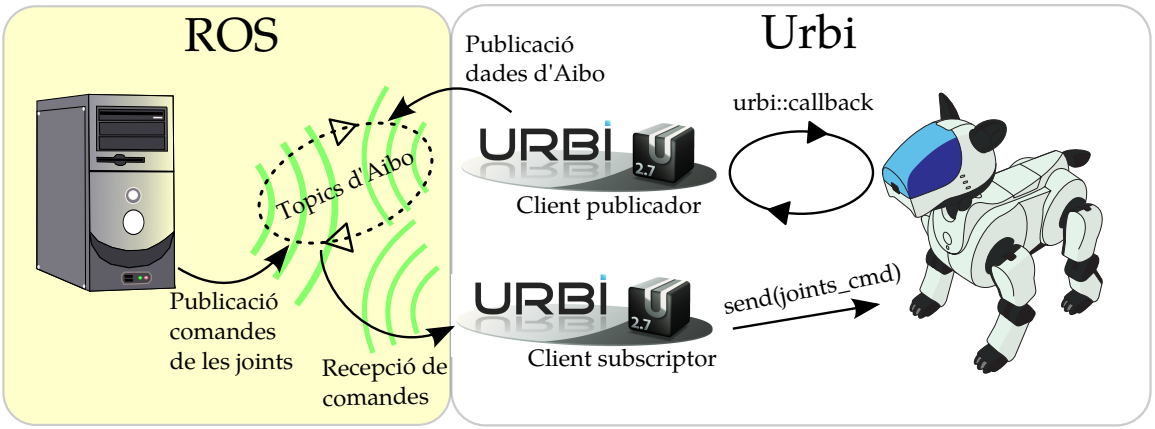


Figura 2.1: Comunicació entre l'AIBO, *URBI* i *ROS*

2. Per l'altra banda, *URBI* publica contínuament en els `topics`, on hi ha subscriptors, el missatge respectiu segons el `topic`.

3. En el moment en que la informació de l'AIBO és rebuda per *URBI*, es modifica el missatge que aquest publica a *ROS*.

Control de les articulacions a partir d'un `topic`

1. L'algorisme de control crea un `topic` anomenat `aibo_server/aibo/subJoints`, cada cop que s'hagi de modificar la posició de les articulacions, hi publica un `message`[4].

2. En aparèixer un nou `message` al `topic`, *URBI* pren el `message` i el transforma per tal d'enviar-lo com a comanda per les articulacions a l'AIBO.

2.1.2 Entre l'algorisme de control i *ROS*

En parlar d'algorisme de control es refereix al codi que processa els càlculs que es requereixen per dur a terme tot el procés d'estabilització. Aquest codi és executat en un ordinador o servidor, on està instal·lat tot el *software* requerit[5].

L'algorisme de control només depèn de *ROS* per recollir la informació del conjunt acceleròmetre-giroscopi i per executar el moviment de les articulacions de l'AIBO. Per tant, el `node` d'execució és tant subscriptor del `topic` del sensor, com, alhora, és publicador del `topic` de les comandes per les articulacions.

[4]El `message` conté un conjunt de `floats` que representen cadascuna de les articulacions, amb el seu nom seguint la Taula 1.1, canviant la paraula "`leg`"per "`joint`".
[5]El procés d'instal·lació està explicat en els Annexos.

2.1.3 Entre l'Arduino i *ROS*

El conjunt acceleròmetre-giroscopi està connectat a l'Arduino, per tant, ha de ser aquest el que creï el `topic` on es publica la informació que ha de transmetre per *ROS* a l'algorisme de control. A tal efecte existeix un `package` que permet aconseguir-ho, `rosserial`. A banda d'haver-se d'instal·lar i executar quan és el cas, també es requereix que en el codi es carreguin la llibreria `ros.h` i les corresponents al tipus de `message` al que s'hagi de subscriure o de publicar. Aquestes llibreries, juntament amb les variables que es requereixen com el `node`, el publicador i el `message`, ocupen una gran quantitat de memòria del microcontrolador i pot arribar a donar algun que altre problema, com s'explica més endavant en l'apartat 3.2.2.

2.2 Estabilitat

El concepte d'estabilitat és molt genèric, s'ha definit de múltiples maneres al llarg del temps, sense mai tenir una única interpretació. Dins el concepte d'estabilitat es pot diferenciar entre dues:

Estàtica és aquella que assumeix que la projecció vertical del *CdG* està, en tot moment, dins el polígon d'estabilitat[6] amb un marge d'estabilitat[7] adequat [19].

Dinàmica , en aquest cas, es tenen en compte els efectes de paràmetres dinàmics com la velocitat i l'acceleració de diferents parts del robot [64].

El fet d'estudiar l'estabilitat dinàmica es sortiria de l'abast d'aquest treball, per la seva gran complexitat, tot i existir conceptes com el *ZMP*, explicat en detall en [63], que permeten aquests tipus d'estudis, fins i tot per robots bípedes. Però en aquest cas, tan sols es treballa amb l'estabilitat estàtica. Per tant, s'estableix que l'objectiu de l'algorisme de control és mantenir el *CdG* del robot a dintre del polígon d'estabilitat en tot moment. Aquesta tasca es podria aconseguir realitzar de diferents formes, però la majoria d'aquestes probablement queden fora de l'abast d'aquest treball. Per això, l'idea és fer-ne una aproximació, s'assumeix que la plataforma no arriba, en cap cas, a certes pendents molt elevades[8].

S'han plantejat dos tipus d'aproximacions molt diferents, però d'igual validesa sigui quina sigui de les dues la que s'intenti aproximar. Ara bé, si es fes un estudi cinemàtic

[6] El polígon d'estabilitat esta definit pels punts de suport del robot.

[7] El marge d'estabilitat assegura que per qualsevol velocitat que el robot pot arribar, no caurà degut al seu propi moment [19].

[8] Aquesta pendent màxima s'estableix en els objectius del *TFG*, Secció 1.1

acurat de l'AIBO s'hagués pogut treure alguna solució quasi perfecte per a qualsevol de les dues aproximacions, però aquest no és l'objectiu del treball.

2.2.1 Estabilitat del *CdG*

La primera d'aquestes aproximacions és l'intent de mantenir el *CdG* sempre en el mateix lloc. La plataforma introdueix una pertorbació al sistema, desplaçant d'aquesta forma el robot en una certa direcció. En aquest moment el robot ha d'interpretar el desplaçament que ha tingut i intentar corregir-lo. Per tant, les articulacions han de prendre una posició tal que el *CdG* de l'AIBO es trobi el més pròxim possible a la posició inicial d'aquest.

Per aconseguir-ho s'ha de tenir alguna forma d'extreure els desplaçaments provocats al robot, tant per la plataforma com pel propi robot. Aquesta part està explicada en l'apartat 3.2. En tenir aquests desplaçaments, la intenció de l'algorisme ha de ser provocar que el desplaçament, respecte la posició inicial, sigui el més pròxim a zero.

2.2.2 Horitzontalitat del robot AIBO

En aquest cas, s'ha pres com a objectiu la horitzontalitat del cos de l'AIBO. Per tant, sigui quina sigui la pertorbació que introdueix la plataforma en el sistema, el robot ha de ser capaç de reaccionar a aquesta i tendir a l'horitzontalitat. Finalment, com s'argumenta en l'apartat 3.2, aquesta és l'aproximació que es pren com a cerca de l'estabilitat.

2.3 Algorismes de resposta davant pertorbacions

En la robòtica, com en qualsevol àmbit, per un mateix problema poden ser utilitzades una infinitat de solucions. Ara bé, el tret característic de l'enginyeria és que d'entre la multitud de possibilitats, s'esculli la més òptima segons les condicions del moment. Abans d'optar per una opció, s'ha de tenir una idea clara del que aporta cadascuna i observar com s'adapta a la problemàtica actual.

En l'estat de l'art, s'han esmentat algunes de les possibilitats per dur a terme els objectius fixats inicialment. Aquestes opcions han estat explicades anteriorment, amb una breu descripció i trets característics que podrien ser d'interès pel nostre cas. A continuació, s'exposa com cadascuna podria adaptar-se al problema, mencionant els seus avantatges i inconvenients.

2.3.1 Model del robot

Una de les possibilitats podria ser la creació d'un model del l'AIBO. D'aquesta forma davant una pertorbació, com és el canvi d'inclinació de la plataforma, es podrien saber les accions de control que portarien el robot a l'estat desitjat.

A banda de beneficiar-se de la cinemàtica inversa[9], un model permetria aplicar els algorismes, de forma virtual, en un simulador. La simulació de l'algorisme donaria una solució, que podria servir com a punt de partida per aplicar-ho al model físic, així la probabilitat de provocar algun risc seria molt més baixa.

2.3.2 Aprenentatge supervisat

Per altra banda, per no continuar amb la forma típica de controlar els robots com és el fer un model, es podria utilitzar l'aprenentatge supervisat. Per tant, a partir d'un conjunt de mostres d'exemple que utilitzi com a variables explicatives l'estat del robot i com a variable resposta la posició final de les articulacions, s'extrauria un aprenentatge. L'estat del robot s'hauria d'interpretar com el conjunt de posicions de les articulacions i inclinacions, en l'eix x i l'eix y, actuals. S'han d'utilitzar tant posicions com inclinacions, ja que sinó un mateix estat tindria més d'una solució possible.

Es cert que si s'aconsegueix determinar de forma correcte l'espai de solucions, aquest model podria ser molt útil. Ara bé, hi ha cert inconvenients a l'hora de crear les mostres d'exemple segons [3]:

- Pot haver-hi imprecisions en la gravació d'atributs d'entrada. En aquest cas és l'error que tenen els sensors de les articulacions i l'aparell que mesura l'angle d'inclinació.
- Possibles errors a l'hora d'etiquetar la resposta, ja que és difícil, a banda d'infinites solucions[10], encertar a mà quines han de ser les posicions exactes perquè l'AIBO es trobi horitzontal. A més, no hi ha una mesura exacta de com d'estable es troba el robot, l'únic que es té es la inclinació, però podria estar desplaçat.
- Per últim, poden existir factors que no s'han tingut en compte, però que influeixin la resposta, com podria ser el desplaçament lateral o longitudinal, o l'acceleració.

Per la pròpia motivació que es té en el treball de voler aprendre nous coneixements, i que aquest mètode en el seu origen és fer un estudi estadístic, s'ha preferit no utilitzar-lo,

[9] Tècnica permet determinar el moviment d'unes articulacions per portar el cos a una posició concreta
[10] Existeixen infinites solucions ja que en cada pota hi ha dues articulacions que permeten desplaçar o inclinar el robot de forma longitudinal.

tot i poder ser una eina totalment vàlida.

2.3.3 Aprenentatge per reforç

D'entre les possibilitats que s'han plantejat en aquesta apartat fins aquest moment, aquesta és la que més ha atret. Això és degut a que és una eina molt potent, però amb una lògica interna mitjanament simple. S'hauria de plantejar el mètode que més s'adapti al cas, i llavors crear la funció a minimitzar o maximitzar per tal de dur a terme la tasca d'estabilitat.

En aquest treball, no es té un model del robot prou acurat, per tant, es requereix d'un algorisme apta per ser utilitzat sense model. D'entre els possibles, s'escolliria el `Q-learning`, ja que és del que es disposa de més informació i, a més, l'algorisme no és molt difícil d'implementar. El `Q-learning` es basa en augmentar o disminuir la probabilitat d'una acció en un estat concret, segons el `reward` que s'ha concedit quan s'ha fet aquesta acció en aquell estat en un instant del passat[11].

En referència a l'acumulació de recompensa J, que és la funció a maximitzar o minimitzar, s'hauria d'escollir inicialment quin model utilitzar d'entre: (1) horitzó finit, (2) model de descompte o (3) recompensa mitja. Al ser l'objectiu: la bondat de la posició final i que és dugui a terme en un temps determinat, el model que s'hi adapta millor és el d'**Horitzó finit**:

$$J = E\left\{\sum_{h=0}^{H} R_h\right\}. \tag{2.1}$$

Els algorismes d'aprenentatge per reforç es basen en gran part en l'exploració dels estats, ara bé, en un sistema com és l'AIBO existeixen massa possibles estats per poder explorar-los de forma física, a banda que són continus, i per tant, s'haurien de discretitzar per utilitzar algorismes com `Q-learning`. Per això, si s'hagués de fer s'utilitzaria l'aprenentatge de forma jeràrquica, per tal de primer només aplicar-ho a unes poques articulacions, mentre les altres estan fixes i aquestes s'afegirien de forma progressiva quan les primeres ja hagin aprés.

Ara bé, tot i poder-se dur a terme seguint aquest procediment, és creu més convenient utilitzar algun altre mètode que convergeixi de forma més ràpida, i si escau, fer ús del RL per millorar el comportament del que s'hagi aconseguit.

[11] Per tant, en tornar al mateix estat hi ha més probabilitats de fer l'acció correcte, o com a mínim, menys probabilitat d'equivocar-se de nou.

2.3.4 *DMP*

L'algorisme de *DMP* és el que s'adapta millor a la situació, ja que està dissenyat per tractar sistemes dinàmics, com és el cas. A més, té una gran robustesa davant pertorbacions, que és el que justament es necessita, considerant que el moviment de la plataforma és una pertorbació. Per altra banda, s'adapta perfectament a noves situacions, com pot ser un inici diferent al original i/o acabar en una posició que difereixi de la posició final primera.

El robot consta de diferents articulacions, cadascuna afecta d'una o altre manera el moviment del conjunt del robot. Per implementar l'algorisme, s'ha de crear una *DMP* per cadascuna de les articulacions, per tant el procés d'aprenentatge s'ha de repetir tants cops com nombre juntures. En la majoria de les explicacions següents és refereix en l'aprenentatge d'una individualment, per les altres seria el mateix procés.

Moviment original

El primer pas que s'ha de fer, per dur a terme la DMP, és tenir un moviment original. Aquest és podria extreure, com s'ha explicat en l'apartat 1.4.7, a partir de: (1) imitació, (2) demostració amb el propi robot, (3) trajectòria programada. D'entre les tres, s'ha escollit la tercera, ja que les articulacions de l'AIBO són *PIDs* i, per tant, la posició que se li programi és segur que es durà a terme. A més, la imitació no tindria sentit, si no hi ha un altre robot a imitar, i la demostració no és una bona opció, perquè a banda de ser impossible donar el moviment a totes les articulacions alhora de forma manual, tampoc seria precís.

Havent escollit el mètode per donar el moviment original, s'ha de saber com ha de ser aquest. Un tipus de trajectòria molt utilitzat és la de mínim *jerk*[12]. Aquesta és una trajectòria suavitzada calculada a partir d'una posició inicial, final i el temps requerit per arriba-hi, minimitzant el *jerk*. Es deixen els detalls d'aquest tipus de trajectòria per [56].

Pesos de la funció *f(s)*

Un cop es té la trajectòria, a partir d'aquesta es poden extreure els pesos w_i aproximant mínims quadrats amb gaussianes i, per tant, la funció no lineal $f(s)$ queda definida amb una primera solució, Figura 2.2. Amb tan sols aquesta primera solució és factible el dur a terme les *DMPs* de forma correcta. Ara bé, en el treball és desitja que s'arribi a la posició

[12] *Jerk* és la derivada de l'acceleració

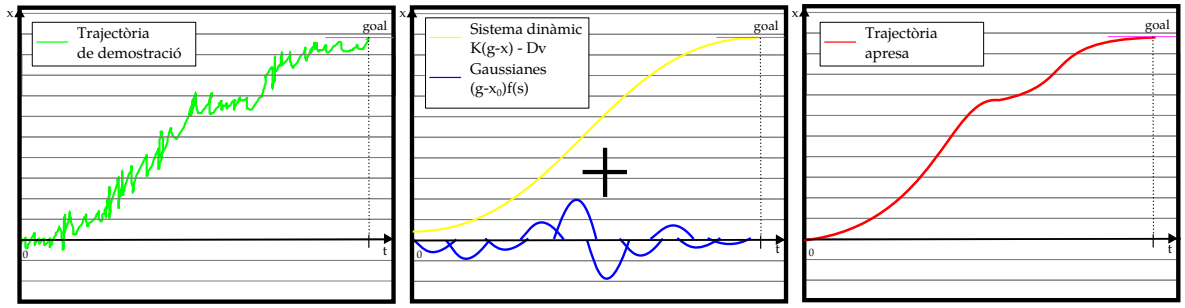


Figura 2.2: Figura il·lustrativa on donada una trajectòria de demostració (esquerra), aquesta és aproximada a partir de la suma del sistema dinàmic, definit per K i D preestablertes, i d'unes gaussianes (centre), que són les que s'han aproximat per mínims quadrats. La suma resulta en la trajectòria apresa (dreta).

de màxima estabilitat de la forma més precisa. Per això, s'han de poder modificar els pesos w_i i el *goals* de les articulacions, de tal manera que la posició final sigui l'adequada. Una bona opció és l'algorisme PI^2, que et permet millorar tan els pesos, com els *goals* depenent de paràmetres externs a la dinàmic del sistema, com podria ser el desplaçament del *CdG* o la inclinació.

2.3.5 Elecció final

En conclusió, el mètode utilitzat és la *DMP* conjuntament amb l'algorisme PI^2. Per una banda, la *DMP* dona una solució inicial bastant encertada[13]. Per l'altra banda, el PI^2 millora tant els pesos com els *goals* de les articulacions, depenent dels paràmetres externs com són el desplaçament del *CdG* o la inclinació del robot.

2.4 Codis amb *DMPs* implementades

La creació de l'algorisme de *DMPs* és un fet que no es troba dins l'abast del treball, degut a la gran complexitat d'aquest. Està basat en equacions diferencials, canvis de variables, ús de Gaussianes o Fourier (segons la implementació), aproximacions per mínims quadrats, etc. Per una banda, estaria la dificultat de crear el codi, però més complicat és el treball que porta el depurar-lo. Per això, s'ha optat per cercar codis que portin implementades les *DMPs*, d'entre els que s'han trobat només s'han plantejat els dos que es troben a continuació perquè són uns dels que utilitzen la *DMP* modificada que s'ha plantejat en l'apartat 1.4.7 de l'estat de l'art.

[13]La bondat d'aquesta solució depèn de la qualitat del *goal* per les articulacions que s'ha estimat.

2.4.1 *DMPs* de Scott Niekum

El package creat per Scott Niekum està basat en l'article [41]. Inicialment, s'ha optat per aquest codi perquè és senzill i útil, Figura 2.3.

1. Donada una trajectòria, o calculada si es dona la posició inicial, final, nombre de mostres i duració; calcula els pesos que aproximen la trajectòria, i per tant, crea la *DMP*.

2. Proporcionades les característiques del moviment desitjat (posició i velocitat actual, objectiu final, temps tardat...), es fa el càlcul de les accions de control.

3. En cada acció de control duta a terme es comprova si s'ha canviat l'objectiu final i si s'ha acabat el moviment. En cas de canviar d'objectiu es torna a repetir el pas 3) i en cas d'haver-se acabat la *DMP* s'atura el robot comprovant contínuament si s'ha canviat l'objectiu.

S'ha estudiat el seu funcionament, on a diferència de l'algorisme explicat en l'apartat 1.4.7, aquest l'aproximació es fa amb *Fourier*, en lloc d'utilitzar *gaussianes*. D'aquest codi, se'n poden diferenciar dues grans parts: (1) l'aprenentatge dels pesos a partir de la trajectòria donada, (2) el càlcul de les accions de control del robot, com són posicions i velocitats suposades les articulacions en cada instant.

Aprenentatge dels pesos

A l'hora de fer l'aprenentatge es prenen un seguit de m mostres de la trajectòria, d'on de cada trajectòria j s'extreu la posició x_j i velocitat v_j en l'instant t_j. A partir d'aquestes variables es calcula la $f_{target}(s_j)$ en (2.3) que és el valor de $f(s_j)$ per dur a terme la mateixa trajectòria que la d'exemple. El valor de s_j, calculat en (2.2), sorgeix de solucionar l'equació diferencial (2.9). Per altra banda, en aquest codi s'aproxima amb *Fourier* en base cosinus (2.4).

$$s_j = exp(-\frac{\alpha}{\tau}t_j) \tag{2.2}$$

$$f_{target}(s_j) = \frac{\tau\dot{v}_j + Dv_j}{K} - (g - x_j) + (g - x_0)s_j \tag{2.3}$$

$$\psi_i(s_j) = \cos(\pi n s_j) \tag{2.4}$$

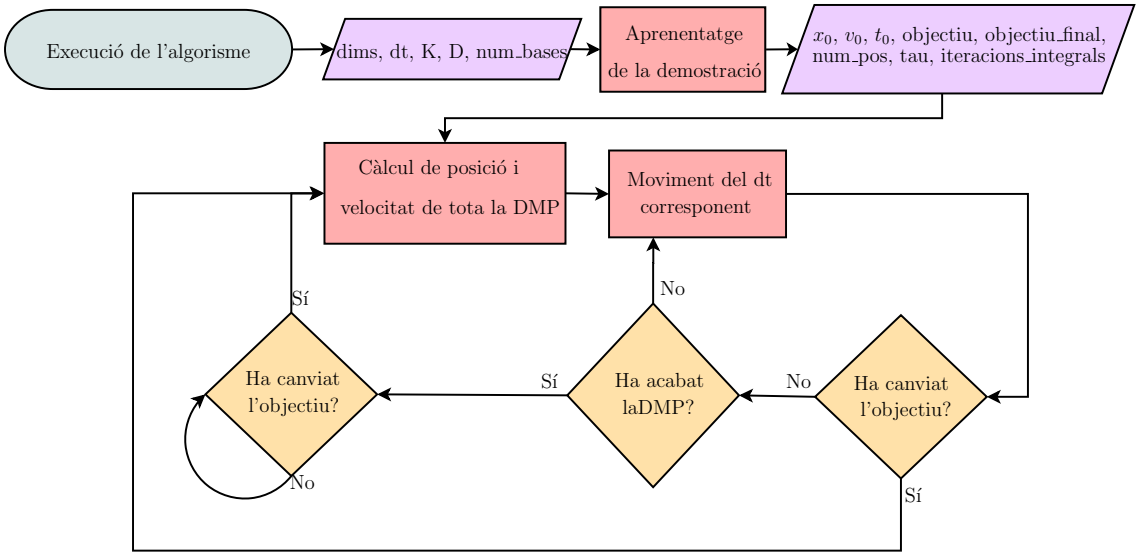


Figura 2.3: Diagrama de fluxos del suposat funcionament en aquest cas del codi de Scott Niekum.

L'aproximació és per mínims quadrats, prenent les matrius de l'equació (2.5) per tal d'extreure els valors de w_i. Aquests pesos es calculen resolent el sistema matricial (2.6).

$$A_{m,n} = \begin{pmatrix} \psi_1(s_1) & \psi_2(s_1) & \cdots & \psi_n(s_1) \\ \psi_1(s_2) & \psi_2(s_2) & \cdots & \psi_n(s_2) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \psi_1(s_m) & \psi_2(s_m) & \cdots & \psi_n(s_m) \end{pmatrix} \quad W_m = \begin{pmatrix} w_1 \\ w_2 \\ \vdots \\ w_m \end{pmatrix} \quad Y_m = \begin{pmatrix} f(s_1) \\ f(s_2) \\ \vdots \\ f(s_m) \end{pmatrix} \tag{2.5}$$

$$(A_{m,n}^T A_{m,n}) W_m = A_{m,n}^T Y_m \tag{2.6}$$

Càlcul de les accions de control

A l'hora de dur a terme el control del robot, s'han d'utilitzar els pesos w_i calculats anteriorment i tan sols depenent del valor de s de l'equació (2.9) i del *transformation system* de les *DMPs* expressat per les equacions (2.7) i (2.8).

$$\tau \dot{v} = K(g - x) - Dv - K(g - x_0)s + Kf(s) \tag{2.7}$$

$$\tau \dot{x} = v \tag{2.8}$$

$$\tau \dot{s} = -\alpha s \tag{2.9}$$

Aquest codi crea les *DMPs* sense problemes, com s'ha es veu en [42] que també l'utilitza. Ara bé, té el problema que no porta implementat cap tipus d'algorisme de millora de la política a partir de paràmetres externs a la pròpia dinàmica del sistema. Per això, s'ha preferit utilitzar el `package` que s'explica a continuació.

2.4.2 Package complert del robot PR2 del *USC-CLMC*

A continuació es presenta un conjunt de `packages` públics, es poden trobar en aquesta web [40] del *USC-CLMC* (***C**omputational **L**earning and **M**otor **C**ontrol **L**ab at the **U**niversity of **S**outhern **C**alifornia*). Aquests permeten l'ús de les DMPs amb l'algorisme PI^2, en el robot PR2 de Willow Garage [8], incloent el control en temps real per interfície gràfica, l'ús de percepció auditiva, etc. Per tant, ha hagut de ser adaptat al cas del treball, enfocat per l'AIBO, amb molts menys complements. Per fer-ho, s'han eliminat molts dels `packages` que s'hi inclouen, perquè no s'han d'utilitzar. A més, s'ha hagut de crear un codi d'execució, perquè realment el `package` és la base sobre la que pot funciona l'algorisme, però es necessita un codi que l'engegui.

El fet d'eliminar els `package` pot semblar una tasca fàcil, però al darrera hi ha hagut un gran treball d'entendre un conjunt de codis, creats per altres persones i, a més, de gran complexitat[14]. Per altra banda, a mesura que s'ha avançat en el coneixement del conjunt del `package` i en la creació del codi d'execució, s'ha anat modificant el conjunt per permetre el funcionament global. En aquest apartat, inicialment s'explica els trets més importants dels `packages` que finalment s'han utilitzat, i cap el final s'esmenten alguns dels canvis respecte el codi original i el perquè d'aquests.

DMP

El `package` de les *DMPs* és el nucli de tot l'algorisme de control. En la seva base, el `subpackage` dynamic_movement_primitive juntament amb locally_weighted_regression, funcionen de la mateixa forma que el codi presentat anteriorment de Scott Niekum. Ara bé, canvien dos aspectes respecte l'anterior: (1) treballa amb funcions gaussianes, del tipus $\psi_i(s) = exp(-h_i(s - c_i)^2)$, en lloc d'utilitzar *Fourier* (2.4); (2) la comunicació amb el propi codi és fa des de *ROS*.

El `subpackage` dynamic_movement_primitive s'encarrega del càlcul de les accions de control i de concedir la comunicació de *ROS* al conjunt. Amb aquest tipus de comunicació

[14]Es considera de gran complexitat tant per la grandària, com per estar pensat per usuaris de coneixements avançats en el llenguatge de programació *C++*.

es permet modificar els paràmetres de la *DMP* sense la necessitat de modificar el codi, sinó que és pot fer modificant les propietats del node d'execució[15]. En el codi d'execució d'aquest treball, aquests paràmetres estan donats de forma automàtica dins el codi. Altres grans avantatges de la comunicació mitjançant *ROS* són el poder publicar l'estat de la *DMP*, en tot moment, a través d'un `topic` i la facilitat d'intercanviar informació amb l'exterior.

Per altra banda, el `subpackage` locally_weighted_regression és el que s'encarrega de la transformació la trajectòria programada de mínim *jerk*[16] en la suma del sistema dinàmic amb el conjunt de gaussianes, explicat a l'apartat 2.3.4. Tot aquest procés és requereix perquè la *DMP* de cada articulació pugui ser creada. La classe principal és `LWR`, que permet definir el conjunt de gaussianes, aquesta és característica per cada articulació. Tot i ser un codi diferent al de Niekum, realment els dos duen a terme els mateixos càlculs, però expressats de forma diferent i utilitzant gaussianes.

Policy_learning

Fins aquest punt s'ha explicat la base de les *DMPs*, sense qualsevol de les parts anteriors no seria possible dur-les a terme. Ara bé, la integració de l'algorisme PI^2 és, en realitat, un complement, per millorar-ne l'eficàcia. Aquest `package` integra PI^2, juntament amb varies derivacions d'aquest, que poden ser utilitzats en altres casos.

La interacció entre aquest i les *DMPs* és produeix a partir d'haver-se fet l'aproximació per gaussianes. En aquest moment, comença el procés iteratiu exemplificat en la Figura 2.4, on es modifiquen els pesos per tal de minimitzar una funció objectiu. Per tant, si la funció objectiu del PI^2 és l'adequada, el moviment dut a terme pel robot millora. Si es desitja modificar la funció objectiu s'ha d'accedir a l'arxiu `dmp_waypoint_task.cpp` al `subpackage` policy_improvement_loop.

[15] Això és pot fer amb la comanda `node_handle.setParam("nom_paràmetre", valor_paràmetre)` o amb `usc_utilities::write(node, "nom_paràmetre", valor_paràmetre)` si és un vector.

[16] Aquesta trajectòria és creada pel propi `subpackage` dynamic_movement_primitive.

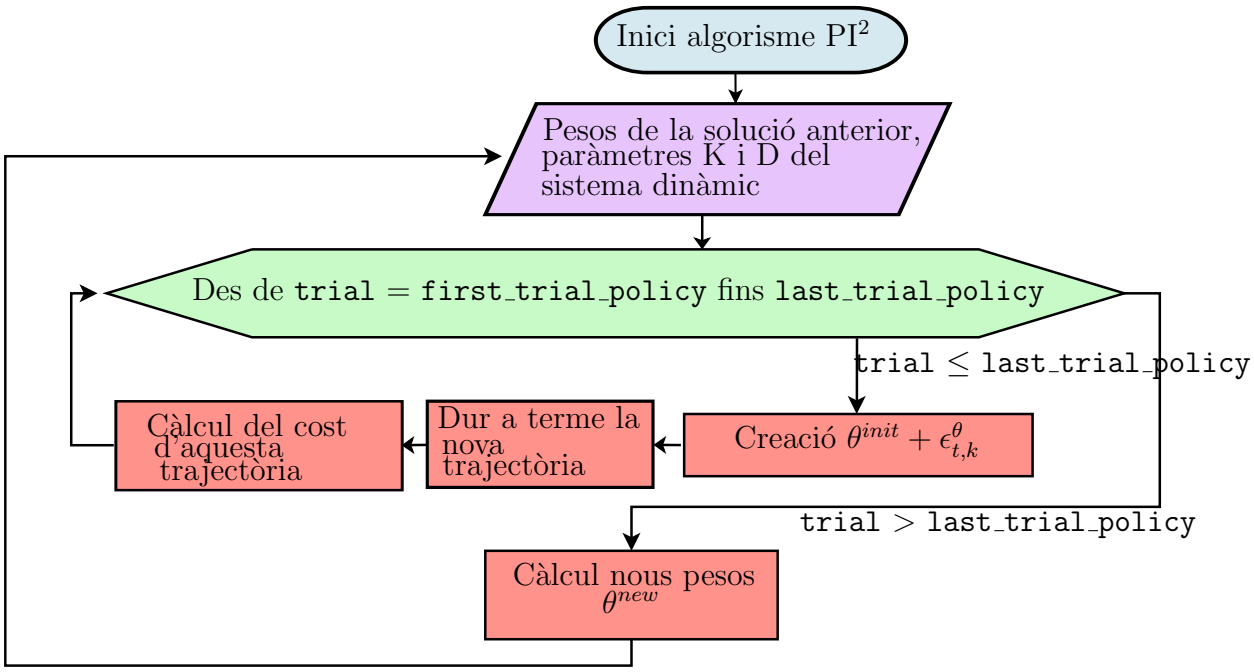


Figura 2.4: Procés iteratiu del codi Policy_learning

Capítol 3

Disseny

Inicialment, s'ha plantejat un disseny amb un model del robot que serviria per simular tot el conjunt amb l'ordinador. D'aquí en sortiria un solució inicial per implementar al robot físic, i a partir d'aquest arribar a la solució final. La solució primera estalviaria possibles perills, tant pel propi robot com per l'entorn, i ajudaria a aconseguir la convergència a una solució final més ràpidament. En referència a les *DMPs*, com s'ha explicat en l'apartat 2.4.2, el codi utilitzat és el creat per *USC-CLMC*, però modificat per l'adaptació a aquest treball. Aquest modificació dona dues opció d'execució a escollir segons l'algorisme: (1) *DMPs* conjuntament amb l'algorisme PI^2, (2) *DMPs* sense el PI^2; el funcionament dels dos tipus es troben explicats en aquest mateix apartat. Per altra banda, en aquest apartat també s'explica l'ús del conjunt acceleròmetre-giroscopi, en l'algorisme de control, quin és el *goal* de les *DMPs* i la funció recompensa PI^2 adequada en aquest cas.

3.1 Model de l'AIBO

Com s'ha explicat en l'apartat 1.4.4, hi ha una gran multitud de possibles formes de fer un model per un robot. Ara bé, tots aquests mètodes són complexos i requereixen de bastant temps. Per això, s'ha considerat que fer el model seguint algun d'aquests mètodes no es trobava dins l'abast del treball i, per tant, s'ha escollit fer el model escrivint el codi de forma manual. Per dur a terme el model s'ha pres com a referència les mesures aproximades de la figurar 3.1.

A l'hora de fer el model es poden escollir diferents formats d'arxiu, tals com `urdf`, `model`

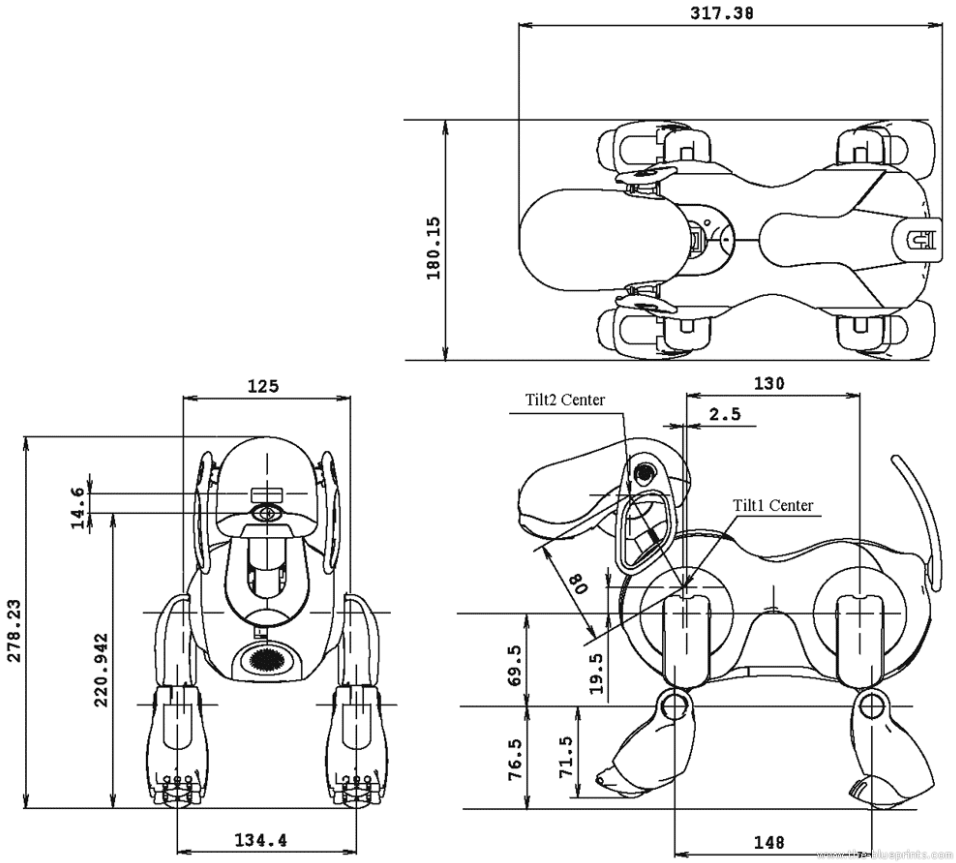


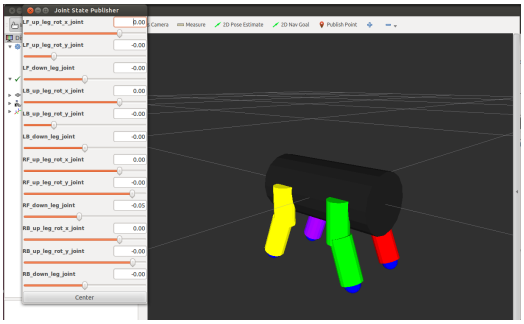
Figura 3.1: Mesures en *mm* de l'AIBO [7]

o `sdf`. Ara bé, d'aquests l'únic que tan és compatible amb `rviz`[1] i com amb `Gazebo`[2], pel control de robots mòbils, és l'`urdf`. Tot i que amb aquest format al ser utilitzat en `Gazebo` existeix un petit retard a diferència del `sdf`, que és el format òptim, s'ha escollit per fer el model en `urdf` [58].

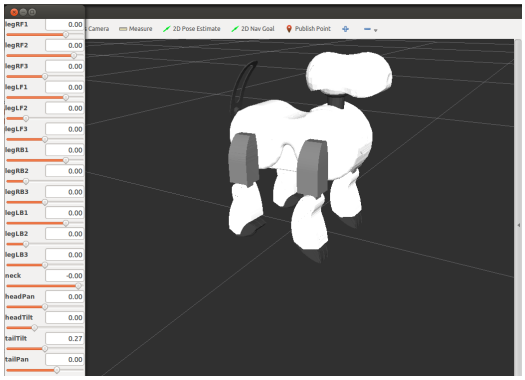
El model inicial que s'ha fet consta de nou cilindres, un pel cos, quatre per les parts superiors de les potes i quatre més per les parts inferiors. A més de quatre esferes pels punts de contacte amb el terra. Les unions entre les potes o entre el cos i les potes són de tipus `revolute`, aquest tipus defineix una articulació que gira entorn de l'eix indicat i en la posició donada. Per altra banda, els punts de contacte al terra són fixos i, a més, amb fricció molt alta[3]. Un fet a tenir en compte en aquest model és que no s'ha tingut en compte la inèrcia de cadascuna de les parts del robot, deguda al temps que requeriria fer el càlculs.

En un model es poden diferenciar dues estructures molt clares. Per una banda, existeix

[1]Mencionat en l'apartat 1.4.2.
[2]Mencionat en l'apartat 1.4.4.
[3]La fricció alta ha sigut posada perquè es pugui provar el model en `Gazebo`, tot i que realment en el model final no s'ha de posar d'aquesta manera.



(a) Model inicial de l'AIBO en l'entorn `Rviz` i amb el control de les articulacions (esquerra).



(b) Model final de l'AIBO en l'entorn `Rviz` i amb el control de les articulacions (esquerra).

Figura 3.2: Models de l'AIBO en l'entorn `rviz`

la part física, que és la que es té en compte a l'hora de fer les col·lisions, i en general tots els càlculs. Per altra banda, està la part visual que és la decorativa, la veu l'usuari en simular el robot. La idea per fer en el model final ha estat recrear aquest tant amb la part física com visual que té el robot, de tal manera que els càlculs i la visualització siguin molt més realistes. Per dur a terme aquesta tasca s'han hagut de descarregar les textures de l'AIBO de tipus `Sketchup` de [55], prendre cada part del robot per separat i guardar-les en arxius separats.

Finalment, s'ha deixat la continuïtat de la construcció del model, quedant-se amb el model inicial, tot i haver fet algunes proves d'introduir les textures de l'AIBO. La causa és que s'ha vist que el benefici que comporta la creació d'un model, amb els algorismes que s'estan plantejant a utilitzar, no és rendible pel temps que s'hi ha de dedicar. En gran part és degut a la no necessitat d'un model per part dels algorismes, ja que poden treballar perfectament sense aquest.

Ara bé, el projecte del model es continuat, en l'estat que s'ha deixat en aquest treball (model inicial amb control de les articulacions, textures classificades i preparades per ser implementades), per l'estudiant Diego Muñoz, veure Figura 3.2b. Aquest l'utilitza per veure l'estat del robot físic a través de l'aplicació `rviz`. A més, el model està també en el GitHub del *TFG*[4], amb el nom d'`aibo_model`, i pot ser utilitzat i millorat per qualsevol persona que s'hi vulgui dedicar.

[4] `https://github.com/lluissalord/TFG/`

3.2 Moviment del centre de gravetat

Tal i com s'ha vist al llarg del treball, uns dels requisits per poder aconseguir recuperar l'estabilitat és tenir les mesures dels moviments del robot. Com a idea inicial, s'ha pensat utilitzar el sensor triaxial d'accelerometria que porta incorporat el propi AIBO, i d'aquesta forma poder estudiar el moviment d'aquest. Però abans s'han fet unes comprovacions de la fiabilitat de les dades d'aquest sensor. Aquestes comprovacions es basen en l'observació de la variabilitat de les mesures i comprovar si l'angle d'inclinació extret a partir de l'acceleració és el mateix que el mesurat externament. Finalment ha resultat que no és gens precís per la tasca que ha de desenvolupar.

3.2.1 Acceleròmetre MPU6050 i giroscopi GY-521

Al no ser el sensor del propi robot d'utilitat en el treball, s'ha decidit comprar un altre sensor triaxial d'accelerometria amb un giroscopi de tres eixos. En aquest cas, s'ha optat per una peça on hi ha integrat l'acceleròmetre `MPU6050` i el giroscopi `GY-521`. S'ha escollit aquest, en primera instancia, perquè està enfocat per a ser utilitzat amb Arduino, que és un microcontrolador del que es disposa en el departament i que ja es pensa utilitzar per altres motius. A més, existeix molta informació per la xarxa, com llibreries[5] o aplicacions fetes, a banda de ser recomanat per la seva qualitat-preu.

Ara bé, el fet de formar part de l'AIBO crea la problemàtica d'haver d'implementar una comunicació entre el sensor i l'algorisme de control. Com que és té un entorn de treball, *ROS*, que ja s'està utilitzant per comunicar-se amb l'ordinador, és pot aprofitar aquest entorn per tal d'incorporar la informació que es vulgui enviar al robot.

A partir de l'acceleròmetre es treu informació de les acceleracions que pateix aquest sensor, incloent la gravetat, aquest transmet les dades en RAW que s'han de dividir per 16384 per a ser transformats a Gs[6]. Per altra banda, el giroscopi mesura la velocitat angular, abans d'utilitzar les dades que arriben directament d'aquest, s'ha de passar del RAW a $^o/s$ (graus per segon) dividint-ho 131.

[5]Entre d'elles un de les més utilitzades i molt pràctica és la `i2cdevlib`, on a banda de per aquest conjunt acceleròmetre-giroscopi, també n'hi ha per molts altres [51]

[6]Força G, per tant, el resultat de la divisió s'ha de multiplicar per $9,80665$ per passar-ho a m/s^2.

3.2.2 Càlcul de la posició i de la inclinació

Com s'ha explicat en l'apartat 2.2 d'Estabilitat, una de les formes de cercar la màxima estabilitat, dins l'abast del *TFG*, és provocar que el *CdG* retorni a la posició d'origen. Per tant, es requereix saber en tot moment quan s'ha desplaçat respecte aquest origen, però per això es necessita tenir la informació de la inclinació del robot, per tal d'eliminar la component de la gravetat.

Càlcul de la inclinació

En aquest càlcul, es requereix essencialment del giroscopi, perquè tant sols s'han d'integrar les dades subministrades per aquest. L'acceleròmetre només podria ser servir, per extreure la inclinació, si s'estigués estàtic o, com és en aquest cas, per ajudar a filtrar les dades. Per tal de dur a terme aquest filtre, s'han trobat dos tipus de filtres que podrien ser útils, el filtre `Kalman` i el filtre `complementari`.

El filtre Kalman es basa en l'estimació de l'estat del sistema a partir de la informació de l'acceleròmetre i el giroscopi, en el moment anterior i en l'actual. Per altra banda, el filtre complementari és basa en l'ús de les dades del giroscopi, per la mesura en temps curts, i realitzar la correcció de la deriva, amb les dades de l'acceleròmetre [14]. Un filtre complementari és un filtre Kalman, però en unes condicions i restriccions determinades. Per això no difereixen gaire en els resultats donats, el Kalman és més precís, però requereix de més recursos computacionals.

Inicialment, s'ha plantejat utilitzar el filtre Kalman, per això s'ha pres el codi de [28], on està l'algorisme del Kalman i del filtre complementari fets en un exemple per Arduino. El problema ha sorgit en intentar implementar tot el conjunt de filtre Kalman i les llibreries que permeten la comunicació de l'*Arduino Uno* amb *ROS*, perquè la placa no té prou memòria per abarcar-ho tot. Pel que sembla, la llibreria de *ROS* ocupa pràcticament la meitat de la memòria del microcontrolador i la resta no és suficient per l'algorisme del filtre Kalman, tot i haver intentat optimitzar al màxim l'ús de memòria.

Una opció per solucionar el problema anterior hagués pogut ser transmetre per *ROS* tan sols les dades RAW dels sensors, i llavors fer el filtratge en l'ordinador, però s'hauria de tenir un procés més en paral·lel. A més, s'ha cregut més convenient utilitzar el filtre complementari, que com s'ha dit requereix de menys recursos computacionals i s'ha provat que, amb una bona optimització de recursos, no abasta tota la memòria per implementar tot el conjunt.

El filtre complementari matemàticament és molt simple (3.1), tant sols depèn d'un

paràmetre λ que determina quin percentatge es pren de l'angle calculat amb l'acceleració i la resta pel giroscopi. Ara bé, per tal de poder ser útil s'hi han hagut de fer algunes millores:

- Les dades que s'utilitzen són una mitja de quinze mostres RAW
- Només varia la publicació a *ROS* si la diferència, entre l'angle anterior i l'actual, és major a 0,02 º

$$\theta_{compl} = (1 - \lambda)(\theta_{compl} + w_{giro}\mathrm{d}t) + \lambda\theta_{accel} \tag{3.1}$$

Càlcul del desplaçament

En haver calculat l'angle d'inclinació, en l'acceleració es pot eliminar la component de la gravetat, i per tant, quedant tan sols les pertorbacions fetes per la plataforma i les acceleracions creades pel moviment del propi robot. Doncs el desplaçament és tan sols la doble integració de l'acceleració resultant. El problema de fer una doble integració és que el sensor ha de ser molt precís perquè l'error que es pot acumular pot arribar a ser molt gran. Per intentar evitar aquest problema s'han fet una sèrie de correccions, algunes coincideixen amb les que s'han fet per l'angle d'inclinació:

- Les dades que s'utilitzen són una mitja de quinze mostres RAW
- Només varia la publicació a *ROS* si la diferència, entre l'acceleració anterior i l'actual, és major a 0,02 *G*s
- S'ha simulat un final de moviment. Si després de vint mitjanes (equivalent a trescentes mostres), l'acceleració és més petita, en mòdul, a 0,025 *G*s la velocitat en aquella direcció és posada a zero.

Després de totes les millores que s'han intentat fer, s'ha comprovat que les dades del desplaçament del *CdG* no són útils. Tant per l'error quan es produïa un moviment, com per la no estacionaritat[7] de l'error, provocant que no es pogués eliminar permanentment amb el filtratge donat.

Finalment, l'única informació del moviment del *CdG* que pot ser utilitzada és la de les inclinacions. Per tant, també queda descartat el poder cercar l'estabilitat del *CdG* i s'ha d'optar per l'horitzontalitat del robot de l'apartat 2.2.2

[7]S'entén la no estacionaritat d'unes dades com el fet d mantenir-se en una tendència constant sumat amb una component aleatòria definida per una normal.

3.3 *Goals* de les *DMPs* i funció recompensa del PI^2

La idea de conjunt és a partir d'un solució inicial, que s'hi arriba gràcies a les *DMPs*, s'aconsegueix en certa mesura l'objectiu, en aquest cas l'horitzontalitat del robot. Ara bé, després, si escau, es millora aquesta solució aplicant l'aprenentatge a partir de l'algorisme PI^2.

3.3.1 *Goals* de les *DMPs*

La solució inicial que s'ha comentat ha de porta al robot a una posició aproximada a la que es desitja. Aquesta serveix per facilitar la convergència de l'aprenentatge, si la solució fos prou bona seria possible la no necessitat d'aprenentatge. Per tal de tenir un control més senzill i no tenir problemes a l'hora d'arribar a la convergència d'una solució, només és controlen vuit de les dotze articulacions, dues per cada pota. L'articulació que no es controla i es deixa fixa és la que equivaldria al "*genoll*" del robot.

En aquest treball s'ha escollit una solució senzilla que permet disminuir l'angle de l'espatlla, tot i no ser capaç de suprimir-lo totalment. Aquesta solució dona com a angle objectiu de les articulacions, el mateix angles de l'espatlla respecte el terra, com es veu fotografia corresponent a la Figura 3.3.

Per tant els *goals* per cadascuna de les articulacions són els que es mostren en la Taula 3.1.

Articulació	Angle Objectiu
LF1	$AngX$
LF2	$\lvert AngY \rvert$
LF3	30^o
LH1	$-AngX$
LH2	$\lvert AngY \rvert$
LH3	30^o
RF1	$AngX$
RF2	$\lvert AngY \rvert$
RF3	30^o
RH1	$-AngX$
RH2	$\lvert AngY \rvert$
RH3	30^o

Taula 3.1: *Goals* per a cadascuna de les articulacions. El nom de les articulacions està pres de la Taula 1.1. Els signes varien segons el sentit de gir de les articulacions, respecte l'eix X són inversos potes frontals amb posteriors i respecte l'eix Y són inverses les dretes amb les esquerres.

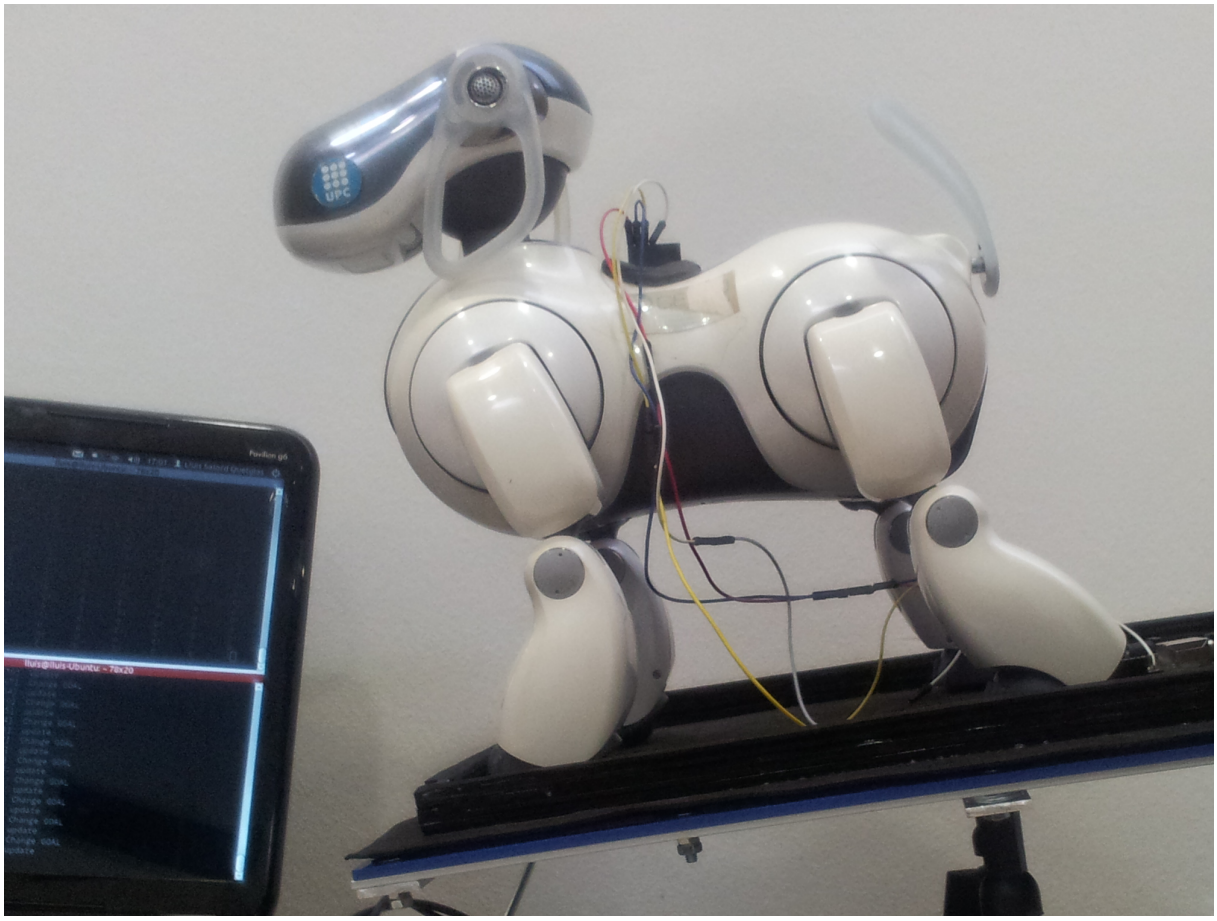


Figura 3.3: Fotografia de la posició de les articulacions respecte la inclinació de la espatlla

3.3.2 Funció recompensa del PI^2

En aquest apartat s'explica quina hauria de ser la funció recompensa, explicat en l'apartat 1.4.8, o al menys la forma aproximada que hauria de tenir. En aquest treball l'objectiu és que la posició final, suposadament en repòs, sigui la més pròxima possible a la horitzontalitat, per tant, que els angles d'inclinació siguin pràcticament zero. Ara bé, també es desitja en segon pla que el moviment sigui suau. En aquests casos una de les possibles funcions més convenients seria de l'estil (1.14), que es planteja a l'estil d'un problema de *RL*, on hi ha uns costos immediats per la forma del moviment i un cost final molt influent. Considerant els aspectes esmentats es podria considerar una bona funció objectiu la mostrada en (3.2), considerant ϕ_{X_t} i ϕ_{Y_t} l'angle d'inclinació en l'instant t de l'eix X i l'eix Y respectivament, θ_t els pesos en l'instant t i y_t la posició en l'instant t.

$$r_t = 0.5\ddot{y_t}^2 + \frac{1}{2}10000(\theta_t^T\theta_t) \qquad \phi_{t_N} = 10000000(\dot{y}_{t_N}^2 + \phi_{X_t}^2 + \phi_{Y_t}^2) \tag{3.2}$$

Val a dir que aquesta funció és una suposició, ja que no s'ha pogut comprovar experi-

mentalment que funciona, com tot en global l'algorisme PI^2. Degut a la falta de temps no ha sigut possible la implementació d'aquest, tan sols el plantejament de com hauria de ser i la programació d'aquest, tot i no haver donat el resultat esperat per un o altre inconvenient.

Capítol 4

Funcionament i execució

En aquest apartat es pensa explicar quins són els passos que s'han de seguir per tal d'aconseguir dur a terme l'execució del conjunt.

4.1 Connexions a establir

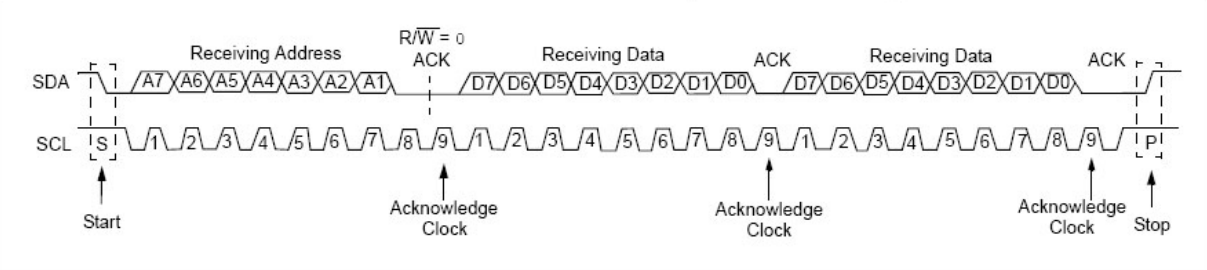
Un dels aspectes que fins aquest instant no s'ha esmentat és la configuració de les connexions. Per tal de poder transmetre tota la informació que requereix l'algorisme de control s'ha de donar un canal de comunicació amb el conjunt acceleròmetre-giroscopi, com també un altre amb les articulacions del propi AIBO.

4.1.1 Conjunt acceleròmetre-giroscopi

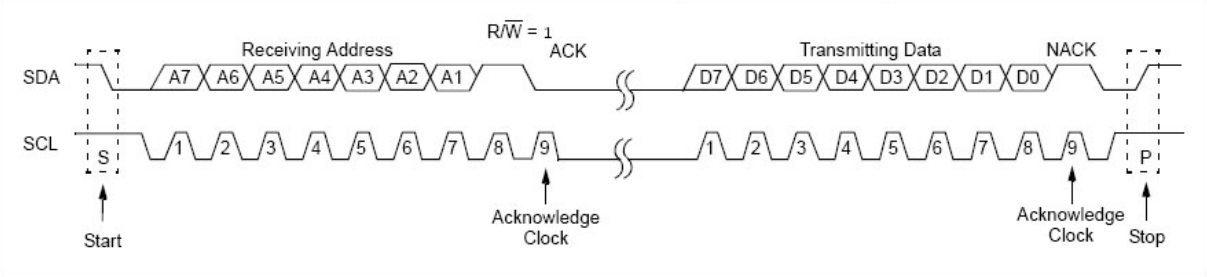
En l'apartat 2.1.3 s'ha explicat per sobre com es transmet la informació des de l'Arduino a *ROS*. Aquí s'exposa la comunicació entre el sensor i el microcontrolador. Aquesta es basa en el bus de comunicació I^2C, la principal característica és que utilitza dues lines, una per la informació `SDA` i una per la senyal de rellotge `SCL`, a banda d'una línia de terra.

L'I^2C és un bus de comunicació bidireccional, però no permet enviar i rebre informació de forma simultània. El seu funcionament comença i acaba amb unes combinacions determinades dels nivells de la línia `SDA` i `SCL`. A l'inici de la transmissió, s'envia la direcció[1] del dispositiu al que va dirigida la informació amb un indicador de lectura o escriptura. A més, aquest bus després de cada `byte` es validat amb un bit de reconeixement *ACK*

[1] Aquesta direcció és única per cada dispositiu connectat



(a) Escriptura amb I^2C.



(b) Lectura amb I^2C.

Figura 4.1: Esquemes del funcionament del bus I^2C d'escriptura (dalt) i de lectura (baix).

(***A****cknowledge* ***Clock***). Tot aquest procés es pot veure exemplificat tant per escriptura, Figura 4.1a, com per lectura, Figura 4.1b.

En el cas del sensor és fàcilment distingir cadascun dels pins corresponents, ja que els noms corresponen amb la nomenclatura de la placa. Ara bé, en el microcontrolador Arduino Uno els pins `SDA` i `SCL` no es troben designats sobre aquesta placa, tot i que s'hagin d'utilitzar uns en concret. Aquests pins són el `A4` pel `SDA` i el `A5` pel `SCL`. Per últim, cal a dir que l'alimentació del conjunt acceleròmetre-giroscopi ha de ser la de 3 V, per tant, les connexions quedarien com es veu en la Figura 4.2.

4.1.2 AIBO a través d'*Access Point* (*AP*)

Si es desitja establir una comunicació entre l'algorisme de control i l'AIBO de forma continua, no hi ha altra solució que fer-ho amb una connexió sense fils. Ara bé, hi ha dos modes de connexió: (1) a través d'*Access Point*, (2) sense *Access Point*. En aquest treball s'ha utilitzat la primera, ja que en el moment de fer les proves l'altre mètode ha donat problemes per establir la connexió.

Abans de començar amb la descripció del procediment de connexió amb *AP*, s'ha de tenir em compte que el tipus de xifratge de la contrasenya ha de ser `WEP` o sense contrasenya. Per altra banda, en aquest apartat es suposen uns coneixements bàsics en nomenclatura de protocols TCP/IP.

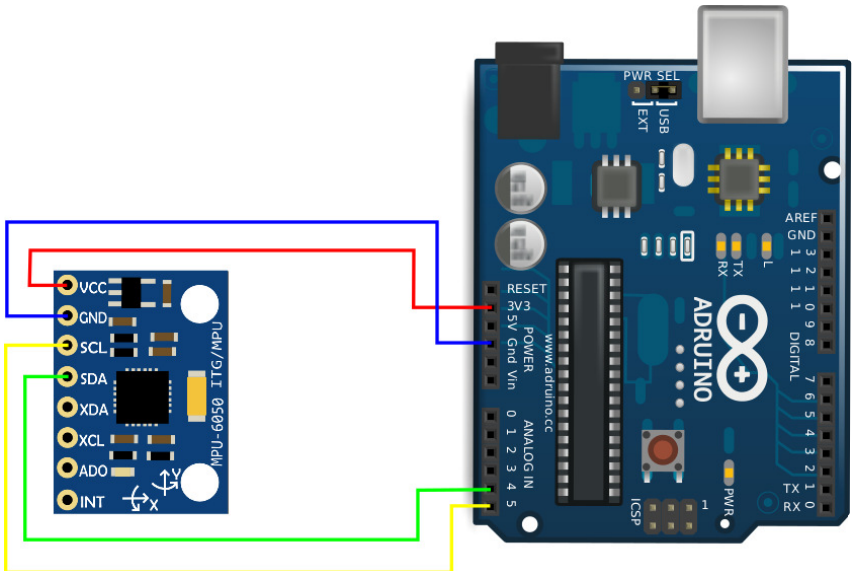


Figura 4.2: Connexions del conjunt acceleròmetre-giroscopi amb l'Arduino.

Per tal de configurar la targeta de xarxa de l'AIBO s'ha d'accedir al fitxer de configuració de la targeta de memòria `OPEN-R\SYSTEM\CONF\WLANDFLT.TXT`. Una possible configuració és la que s'exposa a continuació, suposant que la porta d'enllaç predeterminada és la 192.168.10.1, la mascara de subred és 255.255.255.0, canal de connexió numero 3 i amb AIBONET i AIBO2 com a nom de xarxa i contrasenya, respectivament. Si és desitja informació més detallada o fer la connexió sense *Acces Point* es pot trobar en [60].

```
HOSTNAME=AIBO
ETHER_IP=192.168.10.124
ETHER_NETMASK=255.255.255.0
IP_GATEWAY=192.168.10.1
ESSID=AIBONET
WEPENABLE=1
WEPKEY=AIBO2
APMODE=2 # this mode indicates auto-mode
CHANNEL=3
```

Havent configurat la targeta de xarxa, en engegar-se l'AIBO busca la xarxa del nom que se li ha donat i s'hi connecta. Finalment, tan sols quedaria crear la comunicació amb *ROS*, que es crea a partir d'un `script`, explicat en el següent apartat, i el conjunt de connexions quedarien com l'esquematitzat en la Figura 4.3, també es pot visualitzar el conjunt amb la fotografia que correspon a la Figura 4.4.

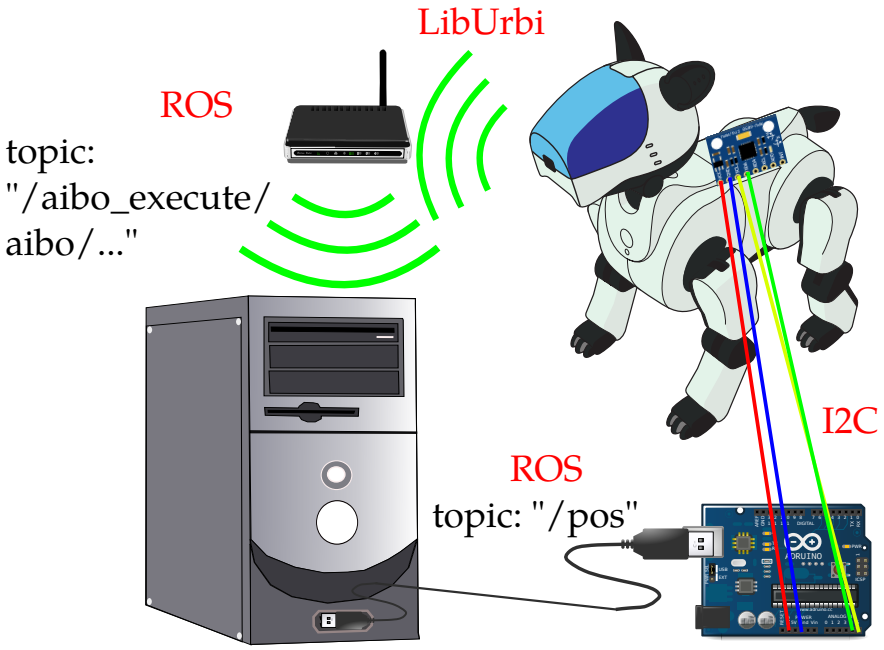


Figura 4.3: Esquema de connexions entre AIBO-*ROS* i sensor-Arduino-*ROS*

4.2 Processos previs

En primer terme, pel bon funcionament de les *DMPs* cal engegar una sèrie de processos per permetre l'intercanvi d'informació. En aquest apartat s'explica com s'ha de procedir per posar en funcionament tot el conjunt. Ara bé, es dona per suposat que el *software* requerit ja s'ha instal·lat[2].

4.2.1 Carrega del programa de control del *CdG* a Arduino

En el GitHub del *TFG*[3] existeix un programa d'Arduino (`arduino/MPU6050_compl.ino`) que ha de ser arreglat a la placa per tal de poder transmetre de forma correcta la informació al `topic` de *ROS* corresponent (`/pos`).

Per poder carregar el programa s'ha de tenir connectat l'Arduino amb un cable `USB` a l'ordinador. Després també s'ha d'obrir, amb l'`IDE` d'Arduino, el fitxer nombrat anteriorment, per finalment prémer a l'opció `Archivo->Subir`.

[2]El procés d'instal·lació està explicat en els Annexos.
[3]`https://github.com/lluissalord/TFG`

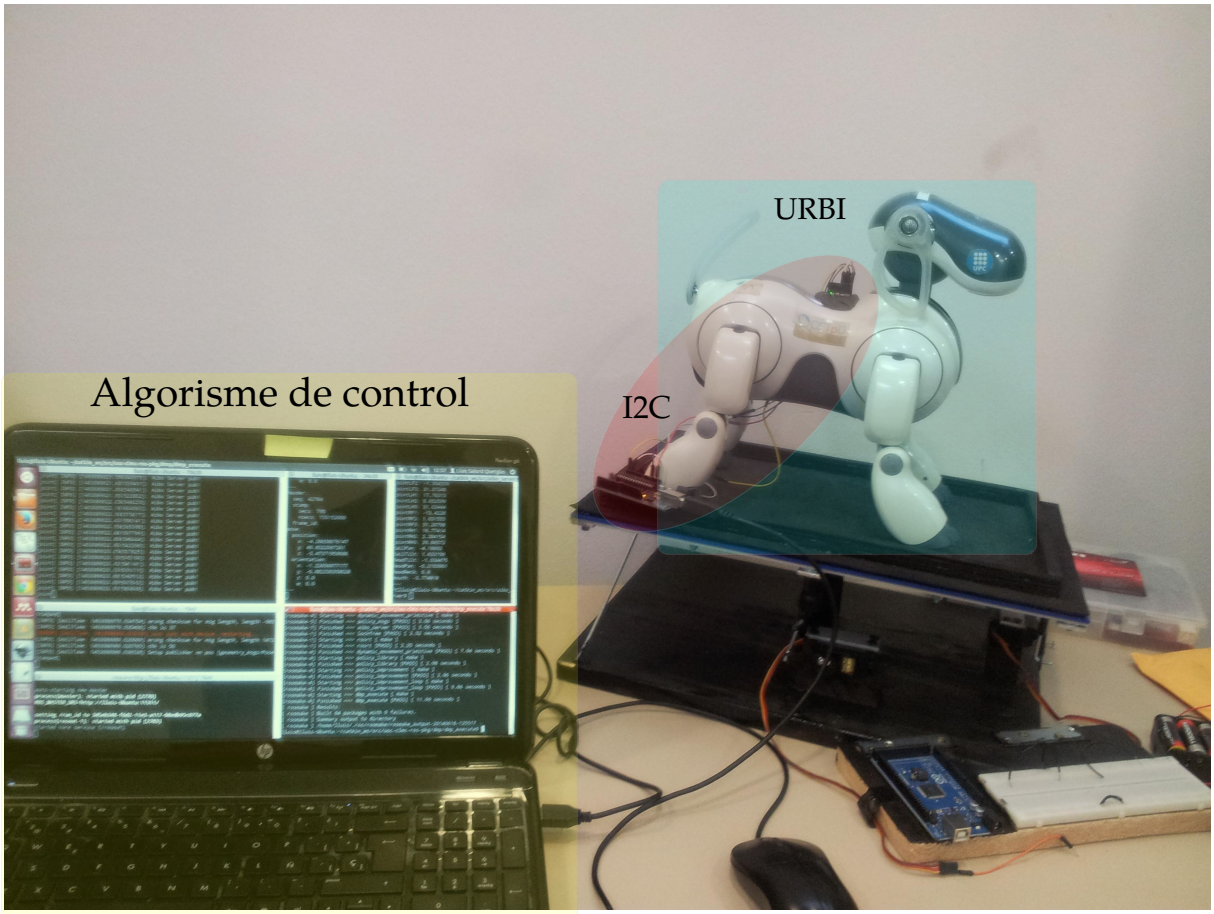


Figura 4.4: Fotografia del conjunt d'elements

4.2.2 Execucions per línia de comandes

Cadascuna de les accions següents s'ha de realitzar per separat en un terminal independent, preferiblement en aquest ordre per evitar possibles falls i perills:

$ roscore executa el *ROS* `Master`[4]

$ rosrun rosserial_python serial_node.py \dev\ttyACM0 activa la comunicació entre l'Arduino i *ROS*[5]. Pot ser que en algun moment l'entrada de dades no sigui `\dev\ttyACM0`, per saber-ho s'ha d'observa en el `IDE` d'Arduino a quin port està connenctat.

$ rosrun aibo_server aibo_server 192.168.0.124 execució del programa que permet la comunicació AIBO-*ROS*. El número 192.168.0.124 és la `IP` de l'AIBO, varia segons la configuració que s'ha seguit en l'apartat 4.1.2.

[4]Concepte explicat en l'apartat 1.4.2

[5]Primer s'ha de carregar el programa, explicat en l'apartat 4.2.1, a la l'Arduino, si la placa no el té carregat.

$ rosrun dmp_execute dmp_execute 0 engega l'algorisme de control. El número final varia segons 1 o 0, segons si es desitja utilitzar el PI^2 o no, respectivament.

4.3 Funcionament de *DMPs* amb PI^2

El funcionament en aquest cas varia significativament respecte les *DMPs* sense l'ús de l'algorisme PI^2. Aquest està explicat en l'apartat 2.4.1 juntament amb la Figura 2.3. En el cas anterior, el robot es podia anar adaptant als diferents objectius, quan aquests canviaven, i anava a la posició adequada. En aquest cas, si es desitja que s'adapti perfectament, no de forma imprecisa com fan les *DMPs* sense el PI^2, s'ha de permetre un procés d'aprenentatge iteratiu a l'objectiu que s'hagi fixat, sense canviar les condicions de l'entorn. Ara bé, aquest funcionament també s'adapta a altre objectius, però utilitzant els pesos apresos. Aquests poden adaptar-se millor o pitjor que la solució inicial depenent del nou objectiu.

En conclusió, si es vol un comportament òptim, per la funció de recompensa de l'apartat 3.3.2 i en una certa pendent, s'haurien de millorar els pesos, respecte els donats per la solució inicial. Això s'aconsegueix mitjançant la iteració, representada en la Figura 2.4, en que progressivament es tendeix a uns pesos que minimitzen la funció recompensa.

Capítol 5

Planificació

En tot projecte o treball s'ha de fer una planificació. S'han de quantificar i organitzar les tasques que s'han de dur a terme, tenint en compte el temps i recursos que requereix cadascuna d'aquestes.

5.1 Planificació inicial

La planificació inicial es fa a partir d'unes primeres estimacions de les tasques. Per tant, de forma general es posen unes dates en que s'han de fer cadascuna d'aquests tasques, sent coherents amb la realitat.

Inicialment s'ha donat molt de pes temporal a les proves sobre el robot físic, l'AIBO, on es comprovaria el bon funcionament dels algorismes implementats, així com la depuració i millora general, tant de l'algorisme utilitzat com del codi del sensor, com es veu a la Figura 5.1. Però al final s'ha fet evident com aquestes dues tasques s'han vist molt reduïdes o eliminades, com es veu en l'apartat següent.

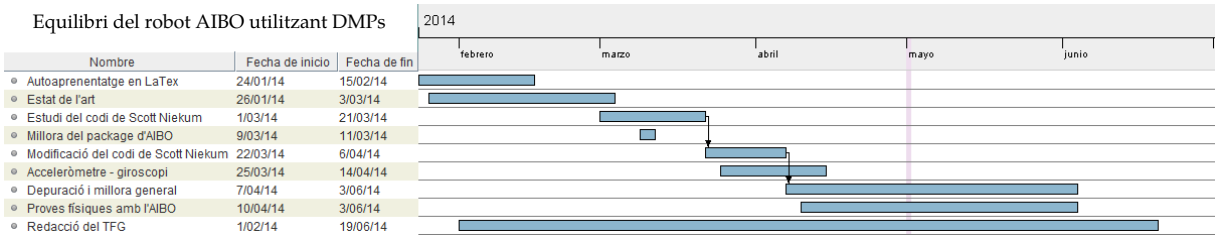


Figura 5.1: Planificació inicial del TFG

5.2 Planificació final

La planificació final representa de forma general les tasques que s'han dut a terme realment en el treball. Si es compara la planificació inicial (Figura 5.1) amb la final (Figura 5.2) es pot veure que difereixen bastant.

En aquest cas, vàries de les tasques que s'havien estimat com a de curta durada s'han demorat bastant. Els més sonats han estat l'autoaprenentatge de LaTeX, l'estat de l'art, i el conjunt relacionat amb el sensor de posició. Totes aquestes tasques, sigui perquè han estat més difícils d'utilitzar i entendre, o perquè han portat alguna problemàtica greu, han provocat que el temps per a la resta de tasques fos més ajustat.

A més, també s'han hagut d'afegir noves tasques les quals han portat un retard global al treball. Tal és el fet d'haver hagut d'estudiar i modificar un altre codi del que s'havia pensat inicialment, ja que l'anterior no incorporava l'ús de l'algorisme d'aprenentatge PI^2.

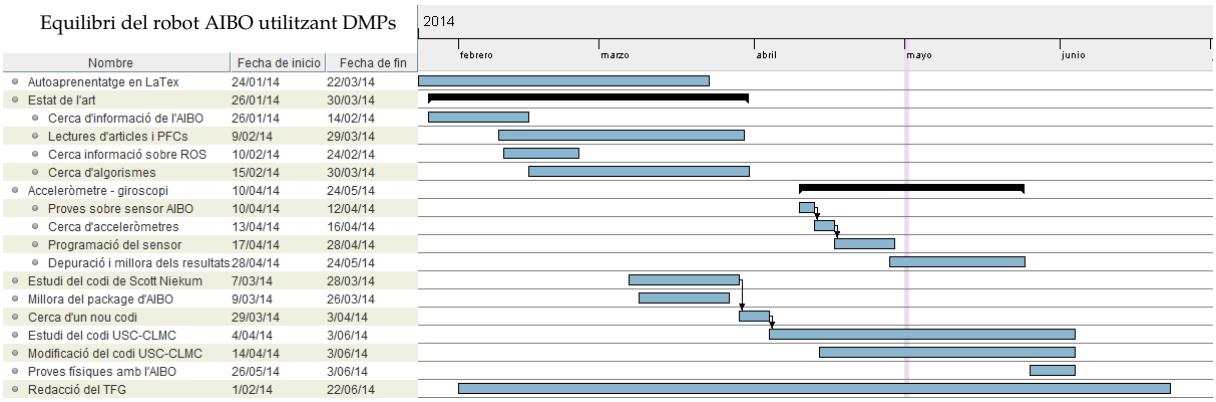


Figura 5.2: Planificació final del TFG

Capítol 6

Pressupost

Una de les parts a tenir en compte en un projecte o treball és el seu pressupost, ja que depenent de l'objectiu del conjunt, aquest pot determinar la seva viabilitat. La feina duta a terme, tot i haver estat realitzada per una mateixa persona, no sempre requeria el mateix grau de coneixement i per tant, s'ha de valorar econòmicament de forma diferenciada. En aquest cas, els diferents 'càrrecs' que es desenvolupen són el de director de treball i d'enginyer tècnic. A la Taula 6.1 s'hi poden observar les hores dedicades, aproximadament, en les tasques que haurien de realitzar cadascun dels càrrecs.

Un dels fets que s'ha tingut en compte és el no considerar les hores d'autoaprenentatge, en la planificació. Suposadament quan es contracte a una persona, aquesta ja ha de tenir els coneixements per fer la tasca i en aquests casos aquesta adquisició de coneixements no és gaire significativa. Ara bé, en aquest cas, el temps dedicat a l'aprenentatge de diferents algorismes estat de l'art, de l'ús del sistema de composició de textos LaTeX, entre d'altres, ha suposat pràcticament la meitat dels temps de treball, com es pot veure en la planificació final (Figura 5.2).

Càrrec	**Hores dedicades**	**Preu l'hora [€/h]**	**Cost**
Director de treball	60	50	3000
Enginyer tècnic	180	25	4500
TOTAL			**7500**

Taula 6.1: Cost del treball desglosat en els diferents càrrecs

Capítol 7

Impacte medi ambiental

Aquest *TFG* no presenta un impacte medi ambiental directe, en el sentit que, per exemple, no s'ha dissenyat o millorat l'eficiència d'una màquina. Ara bé, sí que comporta alguns impactes indirectes, tant ambientals, socials, com econòmiques. Amb la millora del `package` de *ROS* del Dr. Ricardo Téllez a través de dos Projectes de Final de Carrera i aquest Treball Final de Grau, s'incentivarà la reutilització del robot AIBO, després d'uns anys d'oblit, amb finalitats acadèmiques i investigadores.

7.1 Impacte ambiental

La reutilització de qualsevol objecte és un dels eixos principals de la política ambiental sostenible que s'està fomentant avui dia. Aquest fet provoca que elements com les bateries o components electrònics, dels quals la gran majoria són molt contaminants, no siguin llençats a les escombraries, sinó que se'ls hi dona una segona vida.

7.2 Impacte social

En els anys que el robot AIBO encara es podia comprar, va haver-hi molts centres d'investigació i universitats que en varen comprar algunes unitats amb fins recercaires. En aquests instants molts d'aquests robots es troben desats, sense ser utilitzats.

El fet d'incentivar l'ús de l'AIBO afavoreix molt positivament la continuació en la investigació en robòtica de molts d'aquests centre i universitats que ja compten amb la plataforma. Per tant, es poden utilitzar algorismes moderns en un robot antic com és

l'AIBO, ja que la comunicació amb *ROS* permet que l'esforç de càlcul es faci a fora del propi robot.

7.3 Impacte econòmic

Finalment, l'impacte econòmic està molt relacionat amb l'anterior, ja que si aquests centres poden continuar investigant utilitzant un robot del que ja disposen, no necessiten comprar-ne de nous. Precisament, en la robòtica el major cost prové de la compra del *hardware* necessari per dur a terme els estudis, per tant al estalviar-se aquest cost, la millora en el pressupost és substancial.

Capítol 8

Conclusions

La feina feta durant tot el treball es veu finalment reflectida en els resultats aconseguits, que en aquest cas, es poden considerar que són molt satisfactoris, tot i que sempre existeix marge per a la millora, com s'explica en el següent capítol de Treballs futurs.

Inicialment s'havia plantejat un objectiu global, d'optimització de l'adaptabilitat del robot a un entorn accessible i desconegut pel robot. Ara bé, com s'ha pogut veure en l'apartat 1.1, també s'han marcat uns objectius més específics. Aquests s'analitzen al llarg del capítol per comprovar si s'han complert i en quin grau de realització.

8.1 Accessibilitat al treball

Al estar el treball englobat en la iniciativa de recuperació del robot AIBO de Sony, un dels factors que s'ha de tenir en compte és el mètode de divulgació de l'arquitectura. Aquest *TFG*, com s'ha dit anteriorment, s'ha actualitzat contínuament en una plataforma de desenvolupament col·lectiu de *software* amb l'objectiu d'allotjar-hi projectes (GitHub). Per tant, tota la feina feta es pot trobar en el repositori de l'estudiant[1]. El fet d'estar en aquesta plataforma permet que el codi pugui ser utilitzat o, fins i tot, modificat (depenent de la llicència i dels permisos sobre el repositori). Per tant, tenint el treball en aquest format es permet la divulgació de l'arquitectura i, a més, la millora d'aquesta.

[1] `https://github.com/lluissalord/TFG/`

8.2 Implementació de l'entorn de comunicació

Per tal de dur a terme tot el conjunt, havia d'existir una comunicació entre tots els elements, fet que no existia anteriorment, i que s'ha aconseguit gràcies a la implementació d'un entorn de treball. Aquest és el *ROS*, permetent així una xarxa de comunicació entre l'algorisme de control, l'AIBO i el sensor. El fet de la comunicació entre *ROS* i l'AIBO s'ha aconseguit gràcies a la millora del `package` del Dr. Ricardo Téllez.

Tot i haver-se aconseguit la comunicació, aquesta té un inconvenient. El robot AIBO, juntament amb la plataforma de programació *URBI* 1.5, no suporten al 100% la comunicació i en alguns moment es saturen i deixen de respondre temporalment, provocant així un cert retard. Aquest fenomen s'explica més en detall en el capítol següent, per entendre les possibles solucions que podria tenir.

8.3 Implementació dels algorismes estat de l'art

Un altre dels grans aspectes que s'ha aconseguit ha estat la implementació de l'algorisme *Dynamic Movement Primitive* (*DMP*), que és un algorisme molt novedós en control dinàmic de robots. A més, s'ha assolit la implementació del control mateix del robot a partir de la informació extreta de les *DMPs*. El que no s'ha pogut aconseguir ha estat implementar la part de *reinforcement learning* amb l'algorisme PI^2, tot i haver-se plantejat, tant teòricament, com en el codi. Aquest està contemplat en el conjunt del treball, però les proves que s'han fet no han donat els resultats esperats. El fet de no arribar-se a implementar aquest algorisme ha permès que no es requereixi d'un procés d'aprenentatge. Per tant, no es necessita que el suport sobre el que es troba el robot hagi de mantenir-se en una mateixa posició. Aquesta raó i la falta de temps han estat els causants de no haver-se automatitzat la plataforma.

8.4 Dades del moviment del robot

Per altra banda, s'ha fet un estudi dels moviments del robot on a partir d'un sensor triaxial d'accelerometria i un giroscopi de tres eixos s'han intentat extreure dades de la inclinació del robot AIBO i del desplaçament del *CdG*. Les inclinacions s'han aconseguit perfectament, amb una precisió superior a la requerida pels càlculs, gràcies a l'ús d'un filtre complementari, tot i haver-se provat primer un filtre de Kalman, que no ha pogut ser utilitzat com s'ha explicat en l'apartat 3.2.2.

Ara bé, la informació dels desplaçaments calculada a partir de l'acceleròmetre no és fiable, perquè l'error és massa gran. Per la tasca desitjada es requereix d'una precisió entre centímetres i mil·límetres, en quan a posició, que ja és una gran precisió. Per tant, la precisió que requereix tenir l'acceleròmetre és molt més elevada, per dur a terme aquesta tasca, ja que s'ha de fer una doble integració. L'acceleròmetre MPU6050, que és el que s'ha utilitzat, no arriba a la precisió necessària i per això no s'ha pogut aconseguir calcular els desplaçaments. Tot i així, existeix alguna altra via per dur-ho a terme, com s'explica més endavant.

8.5 Adaptació a un entorn accessible

S'ha comprovat que el robot és capaç d'adaptar-se als pendents que es poden donar en un edifici accessible. D'altra banda, un fet que s'ha de tenir en compte és el coeficient de fricció entre els punts de contacte al terra i el de la superfície sobre la que es troba, perquè depenent d'aquests pot relliscar, com s'ha donat el cas quan alguns pendents eren elevats en fer les proves sobre la plataforma. Finalment, en referència al temps de resposta del robot, existeix la problemàtica que s'ha comentat al principi, el fet de la pèrdua de comunicació temporal. Ara bé, si aquest fet no es té en compte, la reacció és pràcticament immediata.

En conclusió, s'han assolit tots els objectius plantejats, tot i que són millorables, i fent un poc d'autocrítica, si des del principi s'hagués sabut enfocar en els temes importants i no tant en entendre cadascun dels possibles algorismes en profunditat, s'hagués pogut arribar més lluny.

Capítol 9

Treballs futurs

Pel futur es plantegen vàries línies de treball: (1) la millora de la comunicació AIBO-*ROS*, la qual provoca les aturades temporals; (2) implementació del PI^2; (3) plataforma automatitzada, per facilitar l'aprenentatge de l'algorisme anterior mantenint una inclinació constant; (4) aconseguir extreure el desplaçament del *CdG* gràcies a l'ús de visió; (5) millorar el model del robot AIBO creat anteriorment.

9.1 Millora de la comunicació AIBO-*ROS*

Aquesta línia de treball es creu que és la més important de seguir, perquè és un dels grans inconvenients per aplicar qualsevol dels algorismes. A més, si es desitja que el `package` ofert sigui utilitzat de forma massiva, aquest s'ha de presentar de forma estable i robusta.

L'arrel del problema es creu que prové del propi *hardware* del robot AIBO, que no està capacitat per suportar molta informació de forma continuada. En aquests moment, quan es satura, per tal que no es quedi aturat durant massa temps, es crea un nou client d'*URBI* on transfereix la informació. El problema és que no s'ha aconseguit aturar el client anterior i, per tant, pot arribar un moment en que el robot no aguanti tants clients i es pari definitivament. Per això, es creu que si s'aconsegueix aturar el client anterior, l'únic retard que es tindria és el de la reconnexió.

9.2 Implementació de l'algorisme PI^2 i plataforma automatitzada

Com s'ha dit en l'apartat 8.3 de les Conclusions, realment l'algorisme s'ha implementat, però a l'hora de fer les proves no ha donat els resultats esperats. Al no tenir més temps s'ha hagut de deixar a mig fer, però es creu que en dues o tres setmanes s'hagués pogut aconseguir implementar correctament.

En haver-se aconseguit implementar el PI^2, per tal de facilitar el procés d'aprenentatge, s'hagués fet l'automatització de la plataforma. D'aquesta manera es podria mantenir la plataforma en un angle determinat, de forma constant i sense cap esforç per l'usuari. El fer-ho, realment, no hagués comportat gaire temps, probablement en un o dos dies es tindrien els mínims requerits.

9.3 Ús de visió pel càlcul del desplaçament del *CdG*

Aquesta altra línia de treball serviria per aconseguir calcular els desplaçaments del *CdG*. Això es podria aconseguir a partir d'un `package` creat per un estudiant de doctorat, en Wilbert G. Aguilar. Aquest algorisme, a partir de dues imatges consecutives, es fixa en uns punts de referència de les imatges, els compara i en pot extreure la informació següent, d'una imatge respecte l'altre:

- Translació en els dos eixos de la imatge.
- Rotació respecte l'eix perpendicular al pla de la imatge.
- Proporció d'apropament (<1) o d'allunyament (>1) als punts de referència.

A partir d'aquesta informació, si es sap la distància entre el robot i els punts de referència, es pot calcular el desplaçament que hi ha hagut entre imatge i imatge i, per tant, del cos si es considera que la càmera és solidaria al *CdG*, fet que s'imposaria.

9.4 Millora del model del robot AIBO

Finalment, es podria continuar el model creat inicialment en aquest treball i continuat després per l'estudiant Diego Muñoz. Fins aquest moment el model permet la visualització dels moviments del robot físic en l'entorn `rviz`, amb les textures originals incrustades.

Per millorar-lo es podrien arribar a fer els càlculs de les inèrcies, les forces de fricció de les articulacions, l'aplicació d'altres sensors de forma virtual, etc. D'aquesta manera es permetria aconseguir un model quasi perfecte per poder fer simulacions virtuals, sense la necessitat del robot físic.

Bibliografia

[1] Tekkotsu. URL http://www.tekkotsu.org/index.html. Data de consulta: 18 de juny del 2014.

[2] Jan Christian Albiez, Tobias Luksch, Karsten Berns, and Rüdiger Dillmann. Reactive reflex-based control for a four-legged walking machine. *Robotics and Autonomous Systems*, 44(3-4):181–189, September 2003. ISSN 09218890. doi: 10.1016/S0921-8890(03)00068-X. URL http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S092188900300068X.

[3] Ethem Alpaydin. *Introduction to Machine Learning (Adaptive Computation and Machine Learning)*, volume 5. 2004. ISBN 0262012111. doi: 10.1007/s10994-009-5137-3. URL http://www.amazon.ca/exec/obidos/redirect?tag=citeulike09-20&path=ASIN/0262012111.

[4] Muh. Anshar and Mary-Anne Williams. Extended Evolutionary Fast Learn-to-Walk Approach for Four-Legged Robots. *Journal of Bionic Engineering*, 4(4):255–263, December 2007. ISSN 16726529. doi: 10.1016/S1672-6529(07)60039-0. URL http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1672652907600390.

[5] Arduino. Arduino - HomePage. URL http://www.arduino.cc/. Data de consulta: 25 de febrer de 2014.

[6] Jean Christophe Baillie. URBI: Towards a universal robotic low-level programming language. In *2005 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, IROS*, pages 3219–3224, 2005. ISBN 0780389123. doi: 10.1109/IROS.2005.1545467.

[7] Blueprints. The-Blueprints.com. URL http://www.the-blueprints.com/blueprints/misc/aibo/3537/view/aibo/. Data de consulta: 14 de juny del 2014.

[8] Jonathan Bohren, Radu Bogdan Rusu, E. Gil Jones, Eitan Marder-Eppstein, Caroline Pantofaru, Melonee Wise, Lorenz Mösenlechner, Wim Meeussen, and Stefan Holzer. Towards autonomous robotic butlers: Lessons learned with the PR2. In

Proceedings - IEEE International Conference on Robotics and Automation, pages 5568–5575, 2011. ISBN 9781612843865. doi: 10.1109/ICRA.2011.5980058.

[9] Joel E. Chestnutt, Manfred Lau, German K. M. Cheung, James Kuffner, Jessica K. Hodgins, and Takeo Kanade. Footstep Planning for the Honda ASIMO Humanoid. *Proceedings of the 2005 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 2005.

[10] Matthieu Cord and Pádraig Cunningham. *Machine learning techniques for multimedia*. 2008. URL `ftp://icksie.no-ip.org/EBooks/Computers/ArtificialIntelligence/Semi-supervisedlearning.pdfftp://icksie.no-ip.org/EBooks/Computers/ArtificialIntelligence/Cord_Cunningham-Machine_Learning_Techniques_for_Multimedia-9783540751700.pdf`.

[11] Archi Delphinanto, Ton Koonen, and Frank den Hartog. End-to-end available bandwidth probing in heterogeneous IP home networks. *2011 IEEE Consumer Communications and Networking Conference (CCNC)*, pages 431–435, 2011. doi: 10.1109/CCNC.2011.5766506.

[12] Institut d'Estudis Catalans. Diccionari de la llengua catalana. URL `http://dlc.iec.cat/index.html`. Data de consulta: 30 de març del 2014.

[13] Masahiro Fujita. Digital creatures for future entertainment robotics. *Robotics and Automation, 2000. Proceedings. ICRA' ...*, (April), 2000. URL `http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=844149`.

[14] David Gaydou, Javier Redolfi, and Agustín Henze. Filtro complementario para estimacion de actitud aplicado al controlador embebido de un cuatrirrotor. *...de Sist. Embebidos*, 2011. URL `http://proyectos.ciii.frc.utn.edu.ar/cuadricoptero/export/9ed95816c90cc7d83e32fd2e13b032dc515c0d7a/documentacion/informe_final/paper_case.pdf`.

[15] Gostai. URBI Doc for Aibo ERS2xx ERS7 and URBI 1.0. URL `http://www.gostai.com/doc/en/aibo/`. Data de consulta: 6 de març de 2014.

[16] Philipp Hennig. Optimal Reinforcement Learning for Gaussian Systems. *NIPS*, pages 1–9, 2011. URL `https://papers.nips.cc/paper/4410-optimal-reinforcement-learning-for-gaussian-systems.pdf`.

[17] Lukas Hohl, Ricardo Tellez, Olivier Michel, and Auke Jan Ijspeert. Aibo and Webots: Simulation, wireless remote control and controller transfer. *Robotics and Autonomous Systems*, 54(6):472–485, June 2006. ISSN 09218890. doi:

10.1016/j.robot.2006.02.006. URL http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0921889006000327.

[18] HONDA. History of ASIMO Robotics — ASIMO Innovations by Honda. URL http://asimo.honda.com/asimo-history/. Data de consulta: 18 de març del 2014.

[19] Vincent Hugel and Pierre Blazevic. Towards efficient implementation of quadruped gaits with duty factor of 0.75. *Robotics and Automation, 1999. ...*, (May), 1999. URL http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=770458.

[20] International Organization for Standaritzacion. ISO 8373:2012: Robots and robotic devices — Vocabulary. Technical report, ISO, Genève, 2012.

[21] Ion Ion, Ion Simionescu, and Marius Ungureanu. Stability Analysis of Gaits of Quadruped Walking Robot MERO. *... Workshop on Mobile Robots, ...*. URL http://www.profesaulosuna.com/data/files/ROBOTICA/ROBOT/20.pdf.

[22] Leslie Pack Kaelbling, Michael L. Littman, and Andrew W. Moore. Reinforcement learning: A survey. *arXiv preprint cs/9605103*, 4:237–285, 1996. URL http://arxiv.org/abs/cs/9605103.

[23] Mrinal Kalakrishnan, Jonas Buchli, Peter Pastor, Michael Mistry, and Stefan Schaal. Learning, planning, and control for quadruped locomotion over challenging terrain. *The International Journal of Robotics Research*, 30(2):236–258, November 2010. ISSN 0278-3649. doi: 10.1177/0278364910388677. URL http://ijr.sagepub.com/cgi/doi/10.1177/0278364910388677.

[24] Oussama Khatib, Oliver Brock, Kyong-Sok Chang, Francois Conti, Diego Ruspini, and Luis Sentis. Robotics and interactive simulation, 2002. ISSN 00010782.

[25] Jens Kober and Jan Peters. Reinforcement learning in robotics: A survey. *Reinforcement Learning*, 2012. URL http://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-642-27645-3_18.

[26] Adam Daniel Laud. *Theory and Application of Reward Shaping in Reinforcement Learning*. PhD thesis, University of Illinois at Urbana-Champaign, 2004. URL https://www.ideals.illinois.edu/bitstream/handle/2142/10797/TheoryandApplicationofRewardShapinginReinforcementLearning.pdf?sequence=2.

[27] Tim Laue, Kai Spiess, and Thomas Röfer. SimRobot–a general physical robot simulator and its application in robocup. *RoboCup 2005: Robot Soccer World Cup IX*, pages 173–183, 2006. URL http://link.springer.com/chapter/10.1007/11780519_16.

[28] Kristian Lauszus. KalmanFilter - TKJElectronics, 2012. URL https://github.com/TKJElectronics/KalmanFilter. Data de consulta: 10 de juny del 2014.

[29] Erik G. Learned-Miller. *Introduction to Supervised Learning*. PhD thesis, University of Massachusetts, Amherst, 2014. URL http://people.cs.umass.edu/~elm/Teaching/Docs/supervised2014a.pdf.

[30] Tsu-Tian Lee, Ching-Ming Liao, and T. K. Chen. On the stability properties of hexapod tripod gait. *Robotics and Automation, IEEE ...*, 4(4), 1988. URL http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=808.

[31] Vo-Gia Loc, Se-goh Roh, Ig Mo Koo, Duc Trong Tran, Ho Moon Kim, Hyungpil Moon, and Hyouk Ryeol Choi. Sensing and gait planning of quadruped walking and climbing robot for traversing in complex environment. *Robotics and Autonomous Systems*, 58(5):666–675, May 2010. ISSN 09218890. doi: 10.1016/j.robot.2009.11.007. URL http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0921889009002048.

[32] Vo-Gia Loc, Ig Mo Koo, Duc Trong Tran, Sangdoek Park, Hyungpil Moon, and Hyouk Ryeol Choi. Improving traversability of quadruped walking robots using body movement in 3D rough terrains. *Robotics and Autonomous Systems*, 59(12):1036–1048, December 2011. ISSN 09218890. doi: 10.1016/j.robot.2011.08.007. URL http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0921889011001588.

[33] Ignacio Pedrosa Lojo. *Proyecto MIRHO (Mobile Intelligent Hexapod Robot)*. PhD thesis, Universitat Politécnica de Catalunya, 2009. URL http://upcommons.upc.edu/handle/2099.1/6488.

[34] Rubén Menéndez Paredes. *Control y supervisión inalámbrica de la plataforma robótica Pleo*. PhD thesis, Universitat Politécnica de Catalunya, 2011. URL http://upcommons.upc.edu/handle/2099.1/11801.

[35] Olivier Michel. Cyberbotics Ltd. Webots: Professional Mobile Robot Simulation. *International Journal of Advanced Robotic Systems*, 1:40–43, 2004.

[36] Bilge Mutlu, Steven Osman, Jodi Forlizzi, Jessica Hodgins, and Sara B. Kiesler. Perceptions of ASIMO: an exploration on co-operation and competition with humans and humanoid robots. In *Proceedings of the 1st ACM SIGCHI/SIGART conference on Human-robot interaction*, pages 351–352. ACM, 2006. ISBN 1595932941. doi: 10.1145/1121241.1121311. URL http://portal.acm.org/citation.cfm?id=1121311.

[37] Ken'ichiro Nagasaka, Yoshihiro Kuroki, Shin'ya Suzuki, Yoshihiro Itoh, and Jin'ichi Yamaguchi. Integrated motion control for walking, jumping and running on a small

bipedal entertainment robot. *Robotics and ...*, pages 3189–3194, 2004. URL http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=1308745.

[38] Duy Nguyen-Tuong and Jan Peters. *Model learning for robot control: a survey.*, volume 12. November 2011. ISBN 3405062780. doi: 10.1007/s10339-011-0404-1. URL http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/21487784.

[39] Kei Okada. Roseus - ROS package. URL http://wiki.ros.org/roseus. Data de consulta: 13 de juny del 2014.

[40] Peter Pastor and Mrinal Kalakrishnan. ROS packages from the USC-CLMC. URL https://github.com/usc-clmc/usc-clmc-ros-pkg.

[41] Peter Pastor, Heiko Hoffmann, Tamim Asfour, and Stefan Schaal. Learning and generalization of motor skills by learning from demonstration. *2009 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pages 763–768, May 2009. doi: 10.1109/ROBOT.2009.5152385. URL http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=5152385.

[42] Sammy Pfeiffer. *Gesture learning and generation and execution of slightly modified gestures*. PhD thesis, Universitat Politècnica de Catalunya, 2014.

[43] A. Purushotham and G. Venkata Rao. Dynamic stability analysis of a quadruped robotic manipulator system: analytical approach. *International Journal of Applied Engineering Research*, 2009.

[44] Morgan Quigley, Brian Gerkey, Ken Conley, Josh Faust, Tully Foote, Jeremy Leibs, Eric Berger, Rob Wheeler, and Andrew Ng. ROS: an open-source Robot Operating System. *ICRA Workshop on Open Source Software*, 2009.

[45] Marc Raibert and Kevin Blankespoor. Bigdog, the rough-terrain quadruped robot. *Proceedings of the 17th IFAC World Congress*, 2008. URL http://web.unair.ac.id/admin/file/f_7773_bigdog.pdf.

[46] Rainsersen. Imatges Aibo ERS-7. URL http://rainersen.de/aibo/. Data de consulta: 8 de març de 2014.

[47] Carlos Mario Ramos Olave. Diseño, implementación y control visual de posición de un sistema placa-bola. 2013.

[48] Robot Operating System. ROS.org. URL http://www.ros.org/core-components/. Data de consulta: 22 de febrer de 2014.

[49] PAL Robotics. REEM-C. URL http://pal-robotics.com/en/robots/reem-c. Data de consulta: 18 de març de 2014.

[50] Thomas Röfer and Tim Laue. On B-Human's code releases in the Standard Platform League-software architecture and impact. 2013. URL http://www.informatik.uni-bremen.de/kogrob/papers/RC-Roefer-Laue-14.pdf.

[51] Jeff Rowberg. I2C Device Library. URL http://www.i2cdevlib.com/. Data de consulta: 10 de juny del 2014.

[52] Elmar Rückert and Andrea D'Avella. Learned parametrized dynamic movement primitives with shared synergies for controlling robotic and musculoskeletal systems. *Frontiers in computational neuroscience*, 7(October):138, January 2013. ISSN 1662-5188. doi: 10.3389/fncom.2013.00138. URL http://www.pubmedcentral.nih.gov/articlerender.fcgi?artid=3797962&tool=pmcentrez&rendertype=abstract.

[53] Elmar a Rückert, Gerhard Neumann, Marc Toussaint, and Wolfgang Maass. Learned graphical models for probabilistic planning provide a new class of movement primitives. *Frontiers in computational neuroscience*, 6 (January):97, January 2012. ISSN 1662-5188. doi: 10.3389/fncom.2012.00097. URL http://www.pubmedcentral.nih.gov/articlerender.fcgi?artid=3534186&tool=pmcentrez&rendertype=abstract.

[54] Stefan Schaal. A Generalized Path Integral Control Approach to Reinforcement Learning. *Journal of Machine Learning Research*, 11:3137–3181, 2010. ISSN 15324435. URL http://dl.acm.org/citation.cfm?id=1953033.

[55] SeaGate. AIBO ERS-7 - 3D Warehouse. URL https://3dwarehouse.sketchup.com/model.html?id=2bd7ed5ef2d55ced9461312eb423574c. Data de consulta: 14 de juny del 2014.

[56] Reza Shadmehr and Steven P. Wise. Minimum Jerk Trajectory. In *Computational Neurobiology of Reaching and Pointing*. 2004. URL http://www.shadmehrlab.org/book/minimum_jerk/minimumjerk.htm. Data de consulta: 11 de juny de 2014.

[57] Freek Stulp and Evangelos Theodorou. Learning motion primitive goals for robust manipulation. *... Robots and Systems ...*, 2(Section IV):1–7, 2011. URL http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=6094877.

[58] Ioan Sucan. urdf - ROS Wiki. URL http://wiki.ros.org/urdf/. Data de consulta: 14 de juny del 2014.

[59] Richard S. Sutton and Andrew G. Barto. Reinforcement learning: an introduction. *IEEE transactions on neural networks / a publication of the IEEE Neural Networks Council*, 9:1054, 1998. ISSN 1045-9227. doi: 10.1109/TNN.1998.712192.

[60] Ricardo A. Téllez. Aibo Quickstart Manual. Technical report, Grup de Recerca en Enginyeria del Coneixement (GREC), 2004. URL `http://www.ouroboros.org/AIBO-quickstart.pdf`.

[61] Ricardo A. Téllez, Cecilio Angulo, and Diego E. Pardo. Highly modular architecture for the general control of autonomous robots. *Computational Intelligence and ...*, pages 709–716, 2005. URL `http://link.springer.com/chapter/10.1007/11494669_87`.

[62] Ferran Torrent-Fontbona, Victor Muñoz, and Beatriz López. Solving large immobile location-Allocation by affinity propagation and simulated annealing. Application to select which sporting event to watch. *Expert Systems with Applications*, 40:4593–4599, 2013. ISSN 09574174. doi: 10.1016/j.eswa.2013.01.065.

[63] Miomir Vukobratović and Branislav Borovac. Zero-moment point—thirty five years of its life. *International Journal of Humanoid ...*, 1(1):157–173, 2004. URL `http://www.worldscientific.com/doi/abs/10.1142/S0219843604000083`.

[64] Reza Yazdani, Vahid Johari Majd, and Reza Oftadeh. Dynamically stable trajectory planning for a quadruped robot. *20th Iranian Conference on Electrical Engineering (ICEE2012)*, pages 845–850, May 2012. doi: 10.1109/IranianCEE.2012.6292471. URL `http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=6292471`.

Annexos

Apèndix A

Instal·lació de *ROS*, llibreries d'*URBI* i paquet aibo_server

Tot seguit es mostren els passos a seguir per tal d'instal·lar *ROS* i com afegir una carpeta al la variable `ROS_PACKAGE_PATH`[1].

1. Preparar per instal·lar *ROS* (en aquest cas per Ubuntu 12.04 32 bits).

   ```
   sudo sh -c 'echo "deb http://packages.ros.org/ros/ubuntu precise main"
   > /etc/apt/sources.list.d/ros-latest.list'
   ```

2. Configurar claus de *ROS*.
   ```
   wget http://packages.ros.org/ros.key -O - | sudo apt-key add -
   ```

3. Instal·lar *ROS fuerte*.

   ```
   sudo apt-get update
   sudo apt-get install ros-fuerte-desktop-full
   ```

4. Per tal que els `packages` en la carpeta del propi *ROS* puguin ser trobats més còmodament. La comanda final és per poder seguir treballant en el mateix terminal.

   ```
   echo "source /opt/ros/fuerte/setup.bash"≫ ∼/.bashrc
   source ∼/.bashrc
   ```

5. Es necessiten instal·lar alguns paquets per poder continuar, com és el `rosws`, que es part del paquet `rosinstall`.

   ```
   sudo apt-get install python-rosinstall python-rosdep
   ```

[1] Aquí es troben les direccions de les carpetes on *ROS* cerca els `packages`.

6. Es crea una carpeta de treball, extensió de la propia de *ROS*.

```
rosws init ~/fuerte /opt/ros/fuerte
mkdir ~/fuerte/sandbox
rosws set  /fuerte/sandbox
```

7. Per acabar la instal·lació de *ROS*, es repeteix l'acció (4), però en aquest cas, per poder ser trobats els `packages` de la carpeta que s'ha creat.

```
echo "source ~/fuerte/setup.bash"≫ ~/.bashrc
source ~/.bashrc
```

8. Tot seguit, s'ha d'instal·lar la llibreria d'*URBI*. En aquest cas, tan sols s'ha descarregar l'arxiu comprimit[2] i extreure'l en \.

9. Finalment per instal·lar el paquet aibo_server, s'ha de copiar la carpeta en alguna de les direccions de `ROS_PACKAGE_PATH` i compilar seguint aquest procediment:

```
roscd aibo_server/
rosmake --pre-clean
```

[2] `http://www.gostai.com/downloads/urbi/1.5/urbi-sdk-1.5-l0258c7a-i486-linux-gnu-gcc-4.1.tar.gz`

Apèndix B

Instal·lació del `package rosserial`

Aquest `package` és el requerit per poder comunicar l'Arduino amb *ROS*. En tenir connectat l'Arduino a través d'un USB a l'ordinador, executant la comanda "`rosrun rosserial_python serial_node.py \dev\ttyACM0`", es creen els `topics` i la transmissió de dades corresponent al programa compilat dins la placa.

1. Si no es té instal·lat l'Arduino IDE[1], recomanable descarregar-lo de la pàgina principal[2]. Una vegada feta la instal·lació obri el programa i seleccioni un directori `sketchbook`, on es guarden els diferents projectes que es duguin a terme.

2. La instal·lació del `package` es pot fer amb les dues comandes següents:

   ```
   sudo apt-get install ros-hydro-rosserial-arduino
   sudo apt-get install ros-hydro-rosserial
   ```

3. Tot seguit s'ha de copiar la llibreria `ros_lib`, la que permet la comunicació amb *ROS*, al directori de treball.

   ```
   roscd rosserial_arduino/src
   cp -r ros_lib <sketchbook>/libraries/ros_lib
   ```

Havent complerts aquests passos ja s'hauria de ser capaç de dur a terme l'ús de *ROS* amb l'Arduino.

[1] L'Arduino IDE és la interfície gràfica de programació per Arduino
[2] `http://arduino.cc/en/Main/Software`