Aibo

Lluís Salord Quetglas

l.salord.quetglas@gmail.com

4 de juny de 2014

Resum

L'estabilitat del robots...

Resumen

La estabilidad de los robots...

Abstract

The estability of the robots...

Índex

Resum **1**

Resumen **1**

Abstract **1**

Prefaci **7**

Motivació . . . 7
Requeriments previs . . . 7

Introducció **9**

Estat de l'art . . . 9
Robots . . . 9
Modelatge de robots . . . 11
Aprenentatge supervisat . . . 14
Aprenentatge per reforç . . . 15
Algorismes avançats . . . 16
Objectius . . . 17
Abast del treball . . . 18
Estructura del treball . . . 18

1 Estudis preliminars **19**

1.1 AIBO . . . 19
1.1.1 *Hardware* . . . 20
1.1.2 *Software* . . . 22
1.2 ROS . . . 22
1.2.1 Estructura de ROS . . . 23
1.2.2 Objectius de ROS . . . 24
1.2.3 Eines de ROS . . . 25
1.3 Estabilitat . . . 25
1.4 Algorismes de resposta davant pertorbacions . . . 25
1.4.1 Model del robot . . . 26
1.4.2 Aprenentatge supervisat . . . 26
1.4.3 Aprenentatge per reforç . . . 26
1.4.4 DMP . . . 26
1.4.5 Affordance . . . 26
1.4.6 Elecció final . . . 26
1.5 Codis amb DMPs implementades . . . 26

1.5.1 DMPs de Scott Niekum 26
1.5.2 Package complert del robot PR2 del USC-CLMC 26

2 Disseny final **27**
2.1 Acceleròmetre 27
2.2 Execució DMPs sense PI^2 27
2.3 Execució DMPs amb PI^2 27

Agraïments **28**

Referències **29**

Annexos **33**

A Instal·lació de ROS, llibreries d'Urbi i paquet aibo server **33**

B Bibliografia **34**

Índex de figures

1 Esquema de cada arquitectura d'aprenentatge [28] 13
2 AIBO ERS-7 [33] 21

Índex de taules

1 Relació tipus de model amb arquitectura d'aprenentatge [28] 12
2 Rangs de funcionament de les articulacions [10] 22

Prefaci

Motivació

Moltes persones que tenen devoció pel món de la robòtica els hi ha vingut des de ben joves, aquest no és el meu cas. A mi, el que m'agradava era la informàtica. Sent petit vaig aprendre de forma autodidacte 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 en Projecte II, vam controlar un mecanisme a través d'un microcontrolador *Arduino*[1], amb programació basada en *Wiring* [4], llavors 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 d'escollir aquest TFG. 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* del *Boston Dinamics* o el *NAO* de *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 el dia de demà. Aquest fet es veu tant en l'elecció dels llenguatges utilitzats com també en l'algorisme 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 i la millora d'un mateix per tal de poder arribar a un bon futur professional en aquest camp.

Requeriments previs

En el TFG aquí present, tot i que s'ha intentat donar una explicació a cada concepte que podria no haver-se entès, es necessari tenir uns certs coneixements previs. Aquests serien nocions en `ROS`[3], Control Automàtic, llenguatge de programació `Python`, 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 DMPs. Alguns dels recomanats es poden trobar en les Referències o en la Bibliografia.

[1] *Arduino* és la marca d'una família de microcontrolador
[2] En l'estat de l'art es dona una breu explicació d'aquests i altres robots
[3] *Robot Operative System*, s'explica detalladament en l'apartat 1.2

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.

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 [13]. Actualment, els robots s'utilitzen principalment per la realització d'accions de forma més exacte i barata o per treballs perillosos o repetitius. Ara bé, també existeix el cas de l'AIBO, entre d'altres robots, que pot ser utilitzat tant per entreteniment de l'usuari com 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 cero. 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.

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: el punt de moment zero (ZMP), modelat de robots, aprenentatge supervisat, per reforç o DMP, generador de patrons centrals (CPG), algorismes genètics (GA)[4], i molts altres.

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) Robots

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

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

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 [27] sobre l'estabilitat d'un robot bípede a l'hora de caminar, corre i saltar. Basat en la teoria del *ZMP*.

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 [12]. 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 [5] i sobre la interacció amb els humans [26].

REEM-C Aquest últim humanoide és el creat per PAL Robotics [36]. 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, amb el ZMP i en el 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 [37].

BigDog És un dels grans robots que s'han creat al *Boston Dynamics*, prenent el que va ser inicialment desenvolupat en la DARPA [32]. Aquest "*gos*"va ser dissenyat per ús militar, en concret, per acompanyar als soldats portant la carga necessària en terrenys on no podria desplaçar-se un vehicle convencional. Aquest quadrúpede és dinàmicament estable[5] gracies 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 (*Dynamic Movement Primitives*) [7] [29].

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 [15].

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 cero, com són els següents exemples: (1) el PLEO, un robot "*dinosaure*", que en el projecte [24] se li aportant una millora

[5]Sistema que és estable tenint en compte els efectes inercials i altres components dinàmiques que apareixen en el propi sistema [30].

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

[7]DMP (*Dynamic Movement Primitives*) s'explica en detall en la secció 1.3

substancial en la comunicació robot-ordinador; (2) el BISAM, on en l'article [1] 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 [21] i [22] es centra en l'adaptabilitat del quadrúpede a diferents terrenys; (4) el MERO, estudiat en [14] per fer un anàlisis 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 [20], com en la construcció des de cero [23], entre d'altres.

(2) Modelatge de robots

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.

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.

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 en la figura 1.

Ara bé, existeixen tant diferents tipus de models, com també formes diferents de crear-los segons [28]:

- 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 altre 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 principal 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 en la taula següent:

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: Relació tipus de model amb arquitectura d'aprenentatge [28]

- Arquitectura d'aprenentatge:

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

Modelatge indirecte Una de les tècniques per dur a terme modelatge 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.

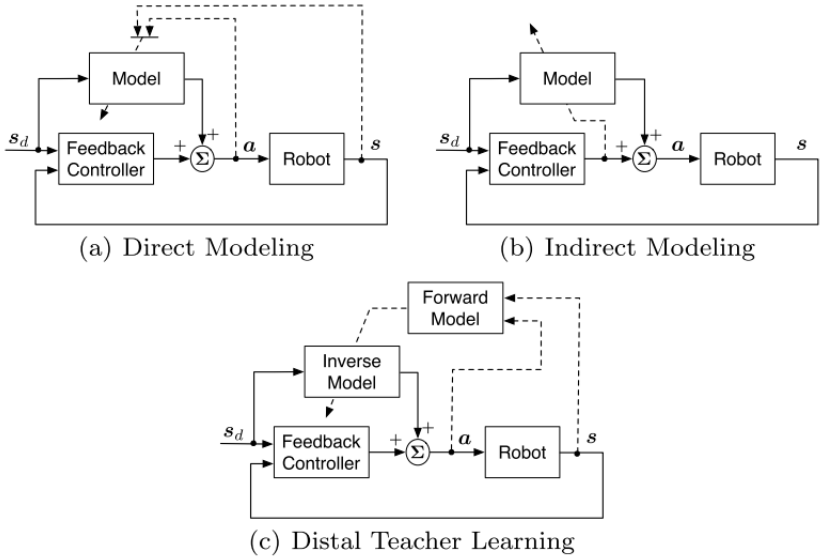


Figura 1: Esquema de cada arquitectura d'aprenentatge [28]

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 [11].

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™ [25] 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 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 [18] 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 [16] És un simulador multi-robots en 3D. Aquest, al igual que Webots^{TM}, permet el modelatge del teu propi robot, tot i ser en llenguatge C, també es diferencia amb Gazebo pels models que inclou, que són el Pioneer2DX i el SegwayRMP.

Com s'ha mencionat, en les descripcions anteriors, Webots^{TM}inclou un model del Sony Aibo, dissenyat en [11]. Aquest té implementat l'estructura cinemàtica, propietats dinàmiques[8], el seu control i l'aspecte gràfic. Per altre banda, també es pot 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.

(3) Aprenentatge supervisat

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 [17]. 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 [6], la metodologia més important d'aprenentatge automàtic i amb molt pes en el processament de dades multimèdia.

Les dades a estimar poden ser binaries, 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 [2].

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
$$E(\theta|X) = \sum_t L(r^t, g(x^t|\theta)) \tag{1}$$

3. El procediment d'optimització per trobar θ^* que minimitza l'error total, $E(\theta|X)$, és:
$$\theta^* = arg \min_\theta E(\theta|X) \tag{2}$$

[8] Masses i moments d'inèrcia
[9] La x són les entrades, mentre θ són els paràmetres

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 [19]. 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 $D(x_1, x_2)$.

Llavors amb la forma simplificada, pel cas de binàries, de (2)

$$i^* = \arg\min_{i \in \{1...n\}} D(x_t, x_i) \tag{3}$$

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.

(4) Aprenentatge per reforç

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 [17].

Aquest agent i el seu entorn poden ser modelat com un estat $s \in S$[11] i una acció $a \in A$[12]. 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.

[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[40]

[11] Un estat s conté la informació necessaria 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 [8] "*Manera de conduir un afer.*"

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 [38].

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 es defineix el comportament òptim [17]. 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.

$$J = E\left\{\sum_{h=0}^{H} R_h\right\}. \tag{4}$$

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.

$$J = E\left\{\sum_{h=0}^{\infty} \gamma^h R_h\right\}. \tag{5}$$

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.

$$J = \lim_{H\to\infty} E\left\{\frac{1}{H}\sum_{h=0}^{H} R_h\right\}. \tag{6}$$

(5) 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 [39]:

> "*... 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...* "

[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.

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.

Objectius

L'objectiu principal del present TFG és l'optimització de l'adaptabilitat d'un robot quadrúpede, en aquest cas l'AIBO, a plans inclinats desconeguts pel robot. Per arribar a aquest objectiu s'han hagut de marcat uns objectius més concrets:

- Dissenyar un entorn de treball complert que permeti que l'algorisme utilitzat pugui ser processat en l'ordinador i enviar la informació necessària de forma remota a l'AIBO. En aquest cas l'entorn de treball tal que permeti això és el ROS.

- Utilització de l'algorisme més adequat, tenint en compte tant l'entorn del robot i ell mateix, com l'abast del treball. Per això s'haurà de fer un estudi dels diferents mètodes existents que podrien ser útils per l'objecte del treball.

- Dur a terme una fase d'aprenentatge pel robot. Per poder fer-ho, abans, s'haurà d'haver fet un estudi en profunditat del aprenentatge per reforç.

- Realització de diferents proves per comprovar el correcte funcionament. Tant per poder comprovar, com per fer la fase d'aprenentatge del robot, és necessita d'una plataforma mòbil que en aquest cas ja està construïda, pel Carlos Ramos (estudiant de la EPSEVG)[34], però s'ha de millorar per fer-la més robusta.

,

Abast del treball

Estructura del treball

1 Estudis preliminars

1.1 AIBO

L'AIBO (*Artificial Inteligence RoBOt*) 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* el 1999, a partir d'aquest, i després de tres generacions, el 2003 s'arribà al *ERS-7*, molt més sofisticat que els predecessors, tot i que en el 2006 s'aturà la producció de la família AIBO. El *ERS-7* és el model que s'estudia i s'utilitza en el present treball.

Aquest es 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 solen 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 els que estan dissenyats per usos d'entreteniment, en el cas que es produís algun error no seria un amenaça per la vida [9].

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

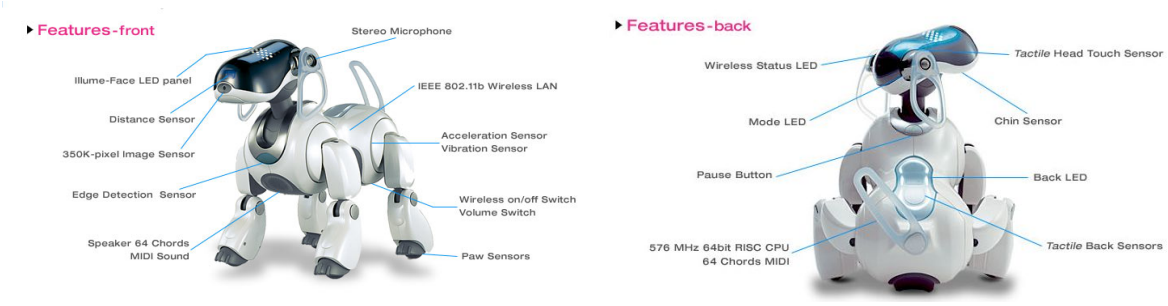
- Estímuls
  - Comportaments reflexius i deliberats segons una escala de temps.
  - Comportaments per ordres externes i per desigs interns (instints i emocions).
  - Motivacions independents donades per parts del robot com coll, cua i potes.
- Instints i emocions amb els que pot canviar el comportament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

1.1.1 *Hardware*

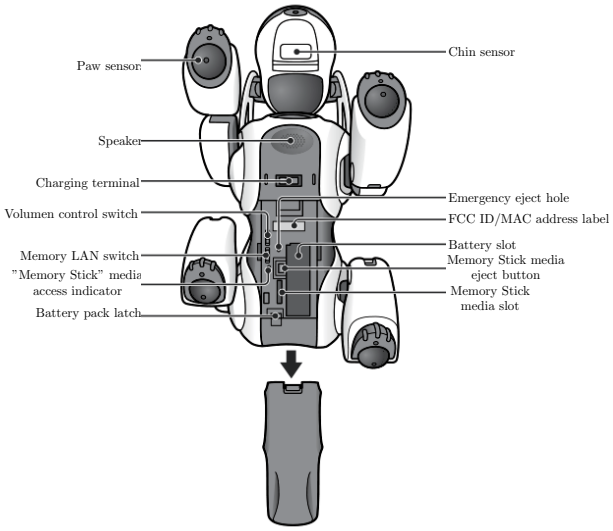
Les característiques del robot són les següents: [3]

- 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)
  - 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
- 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)



(a) (vista frontal) (b) (vista posterior)



(c) (vista inferior)

Figura 2: AIBO ERS-7 [33]

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:

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 2: Rangs de funcionament de les articulacions [10]

1.1.2 *Software*

1.2 ROS

Robot Operating System [35] 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 STanford Artificial Intelligence Robot (*STAI*) o Personal Robotics (*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 de incomptables investigadors, millorant el nucli de ROS i les eines principals que proveeix, s'ha arribat al que és ara, una plataforma àmpliament 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.

1.2.1 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 d'`integrer`, `floats`, `booleans` fins a `arrays`.
- **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 de emmagatzemar dades i, per tant, per desenvolupar i testejar algorismes.

Aquesta capa intermèdia ofereix dos models de comunicació: (1) sistema de *publicació/subscripció*; 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 altre 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.

1.2.2 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` i ser compartits de forma senzilla.

D'altra banda, també és tenen unes altres finalitats [31]: (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[15].

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 vers, de dissenyar un enorme entorn de treball, tot en un. Tot i haver-se implementat alguns serveis en el propi nucli, 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

[15] Una xarxa heterogènia és una xarxa de connexió d'ordinadors i altres dispositius amb diferents sistemes operatius i/o protocols.[7]

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.

1.2.3 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 varies 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 és 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 altre 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.

1.3 Estabilitat

1.4 Algorismes de resposta davant pertorbacions

En la robòtica, com en qualsevol àmbit, per un mateix problema poden ser utilitzades 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.

1.4.1 Model del robot

1.4.2 Aprenentatge supervisat

1.4.3 Aprenentatge per reforç

1.4.4 DMP

1.4.5 Affordance

1.4.6 Elecció final

1.5 Codis amb DMPs implementades

1.5.1 DMPs de Scott Niekum

1.5.2 Package complert del robot PR2 del USC-CLMC

2 Disseny inicial

2.1 Model de l'Aibo

2.2 Acceleròmetre

3 Disseny final

3.1 Execució DMPs sense PI^2

3.2 Execució DMPs amb PI^2

3.3 Plataforma

4 Conclusions

Agraïments

Referències

[1] J.C. Albiez, T. Luksch, K. Berns, and R. 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.

[2] 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.

[3] 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.

[4] Arduino. Arduino - HomePage. URL http://www.arduino.cc/.

[5] J. Chestnutt, M. Lau, G. Cheung, J. Kuffner, J. Hodgins, and T. Kanade. Footstep Planning for the Honda ASIMO Humanoid. *Proceedings of the 2005 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 2005.

[6] 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.

[7] 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.

[8] Institut d'Estudis Catalans. Diccionari de la llengua catalana. URL http://dlc.iec.cat/index.html.

[9] 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.

[10] Gostai. URBI Doc for Aibo ERS2xx ERS7 and URBI 1.0. URL http://www.gostai.com/doc/en/aibo/.

[11] 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.

[12] HONDA. History of ASIMO Robotics — ASIMO Innovations by Honda. URL http://asimo.honda.com/asimo-history/.

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

[14] 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.

[15] M. Kalakrishnan, J. Buchli, P. Pastor, M. Mistry, and S. 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.

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

[17] 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.

[18] Tim Laue, Kai Spiess, and T 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.

[19] 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.

[20] TT Lee, CM Liao, and TK 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.

[21] 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.

[22] 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.

[23] 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.

[24] R 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.

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

[26] Bilge Mutlu, S. Osman, Jodi Forlizzi, J. Hodgins, and S. 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.

[27] K Nagasaka, Y Kuroki, and S Suzuki. 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.

[28] 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.

[29] R. Playter, M. Buehler, and M. Raibert. BigDog. *Proceeding of SPIE*, 6230:62302O–62302O–6, 2006. doi: 10.1117/12.684087. URL http://dx.doi.org/10.1117/12.684087.

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

[31] 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.

[32] Marc Raibert. BigDog, the Rough-Terrain Quadruped Robot. In Myung J Chung, editor, *Proceedings of the 17th IFAC World Congress, 2008*, volume 17. The International Federation of Automatic Control, 2008. doi: 10.3182/20080706-5-KR-1001.01833. URL `http://www.ifac-papersonline.net/Detailed/37519.html`.

[33] Rainsersen. Imatges Aibo ERS-7. URL `http://rainersen.de/aibo/`.

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

[35] Robot Operating System. ROS.org. URL `http://www.ros.org/core-components/`.

[36] PAL Robotics. REEM-C, . URL `http://pal-robotics.com/en/robots/reem-c`.

[37] PAL Robotics. REEM-C — PAL Robotics Blog, . URL `http://blog.pal-robotics.com/blog/2013/11/21/unplug-play-reem-c/`.

[38] R S Sutton and A 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.

[39] RA A Téllez, Cecilio Angulo, and DE E Pardo. Highly modular architecture for the general control of autonomous robots. *Computational Intelligence and . . .*, (Figure 1): 709–716, 2005. URL `http://link.springer.com/chapter/10.1007/11494669_87`.

[40] F. Torrent-Fontbona, V. Muñoz, and B. 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.

Annexos

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`[16].

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
   ```

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
   ```

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

8. Tot seguit, s'ha d'instal·lar la llibreria d'urbi. En aquest cas, tan sols s'ha descarregar l'arxiu comprimit[17] i extreure'l en \.

9. Finalment per instal·lar el paquet d'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
   ```

B Bibliografia

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