



UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DEL ESTADO DE
MORELOS

FACULTAD DE HUMANIDADES

Modelado de Sistema de Neuronas Espejo en
un Agente Autónomo Artificial

T E S I S

QUE PARA OBTENER EL GRADO DE:
Maestría en Ciencias Cognitivas

PRESENTA:
David Gerardo Castillo Arceo

DIRECTOR DE TESIS:
Bruno Lara Guzmán

27 de noviembre de 2012

Índice general

CAPÍTULO

1. Introducción	1
2. Antecedentes Teóricos	3
2.1. Comprender las conductas de otro	3
2.2. Neuronas Espejo y Sistema de Neuronas Espejo . . .	3
2.3. Del reconocimiento a la Imitación	5
2.4. Aprendizaje Sensori-motriz	7
2.5. Modelos Internos	9
3. Antecedentes de Modelos Computacionales	11
4. Modelo Propuesto	15
4.1. Implementación del Modelo	16
5. Experimento: Reconocimiento-Imitación	21
6. Discusión	27

Índice de figuras

4.1.	Diagrama del Sistema Propuesto	16
4.2.	Dispersion de predicciones IM-FM	19
4.3.	Error del sistema en ejemplos típicos.	20
5.1.	Escena típica de Experimento: Reconocimiento-Imitación	23
5.2.	Correlación Movimientos de Giro	24
5.3.	Correlación Desplazamiento al Frente y Atrás	25

RESUMEN

Modelado de Sistema de Neuronas Espejo en un Agente Autónomo Artificial

David Gerardo Castillo Arceo

La investigación presentada aquí esta basada en el trabajo desarrollándose en tópicos importantes e interdisciplinarios tales como Neuronas Espejo, Reconocimiento de Comportamientos, Imitación, y Robótica Cognitiva.

Abordando un perspectiva anclada en la Teoría de la Simulación y basado en modelos computacionales sobre Sistemas de Neuronas Espejo se ha diseñado un sistema, implementado en un Agente Autónomo Artificial. Dicho sistema deberá reconocer los movimientos de otro agente, basado en el aprendizaje de sus movimientos y las relaciones que surgen de éstos con la percepción del mundo.

El diseño de este sistema se propone parta de dos supuestos:

(1)El Sistemas de Neuronas Espejo visto como un acoplamiento de los Modelos Internos Inverso y Directo - siendo el segundo y su función de predictor lo que se hipotetiza es la función de las Neuronas Espejo y

(2)La base para el reconocimiento de las conductas de otros esta en la habilidad de los seres vivos de empatar en un lenguaje común las conductas propias, desarrolladas a lo largo de su experiencia, con las conductas ejercidas por otros. Presentamos un ejercicio donde nuestro Agente imita a otro para comprobar que el reconocimiento de las conductas de los otros es posible desde la perspectiva que se ha adoptado.

Creemos que nuestro experimento es una prueba de concepto y presenta una base solida para investigaciones futuras.

CAPÍTULO 1

Introducción

En nuestras experiencias cotidianas las interacciones sociales son comunes y fluidas y, sin embargo, la pregunta básica sobre *cómo entendemos las conductas de los otros* es algo en lo que las Ciencias interesadas en la Mente no tienen acuerdos, aún a pesar de lo indispensable que es esto para la interacción: Uno debe entender lo que el otro hace para poder actuar en acorde a lo entendido.

Tratando de dar respuesta a ésta pregunta existe la propuesta llamada *Teoría de la Simulación* que argumenta existe un lenguaje común entre las conductas propias y las observadas en otros (Gordon, 1999). Este lenguaje produce una simulación interna y automática de las acciones observadas permitiendo con ello el reconocimiento y la predicción, facilitando la interacción. Las investigaciones actuales en neurociencia han fortalecido esta propuesta sobre todo ante el descubrimiento de las *Neuronas Espejo (NE)* (Gallese & Goldman, 1998).

Las NE son un tipo específico de neuronas, encontradas en áreas premotoras de la especie macaca mulatta (Macaco Rhesus), que disparan tanto en la realización de conductas motoras específicas como ante la observación de otros realizando las mismas conductas (Rizzolatti & Sinigaglia, 2006), lo que sugiere un lenguaje común entre acciones propias y lo percibido en el otro. Este descubrimiento ha abierto cientos de preguntas y presupuestos. Lo cierto es que su *calidad sensoriomotriz* pone en entre dicho los esquemas tradicionales de las neurociencias sobre el funcionamiento serial y encapsulado del cerebro.

En Inteligencia Artificial se han creado Modelos Computacionales que buscan plasmar el comportamiento de dichas Neuronas ya sea en aislado; con interacción de otras regiones; o, en un sentido más abstracto, modelando las hipótesis sobre sus funciones.

Éste trabajo busca demostrar, desde el marco de la Robótica Cognitiva, la factibilidad de que el *Sistema de Neuronas Espejo (SNE)* sea visto como un *Sistema de Modelos Inverso y Directo acoplados*, desarrollados en la experiencia mediante la interacción del agente con su entorno.

Para ello se ha diseñado un agente autónomo implementado en un Robot Pioneer 3DX que obtiene su Base de Conocimiento (patrones) sensoriomotriz

bajo un proceso tipo *Motor Babbling*; una Red MLP (MultiLayer Perceptron) con Resilient Back Propagation entrenada para establecer el Modelo Directo; y un proceso de selección de candidatos que sugiere Comandos Motrices a partir de la base de conocimiento que se utiliza como Modelo Inverso.

El artículo se encuentra estructurado de la siguiente manera:

En el Capítulo 2 se amplía el marco teórico que sustenta el presente trabajo. Se comienza introduciendo el debate sobre cómo comprendemos las conductas del otro; enseguida se plantean los descubrimientos sobre Neuronas Espejo y su implicación en el reconocimiento de las conductas del otro, así como las hipótesis y problemáticas ante este descubrimiento. Se habla después del proceso de aprendizaje que se utiliza (*Motor Babbling*), necesario para simular los procesos cognitivos naturales que se modelan y, por último, se da una breve introducción a los Modelos Internos (desde donde se sujeta nuestro modelo) como propuesta acerca de cómo se estructura el control motriz en los seres vivos y su factibilidad, a partir de simulaciones internas, para ayudar al reconocimiento de los movimientos en otros.

El capítulo 3, como antecedente, hace mención a Modelos Computacionales de Sistemas de Neuronas Espejo que comparten algunas características con nuestro modelo y se precisa nuestra estrategia ante el problema de la correspondencia sensorial-motriz que debe existir para el reconocimiento de las acciones del otro.

El capítulo 4 es la descripción del Modelo diseñado y las características técnicas de la implementación en el Agente Autónomo Artificial.

En el capítulo 5 se comenta el experimento hecho para comprobar la factibilidad de esta propuesta.

Por último, en el capítulo 6 se discuten los alcances de nuestro trabajo y las discusiones que resultan de éste.

Antecedentes Teóricos

2.1. Comprender las conductas de otro

El debate de la **Teoría de la Mente** (Premack & Woodruff, 1978) busca proveer una explicación a la habilidad - que puede o no ser únicamente humana - de explicar y predecir las acciones, tanto propias como de otros agentes (Carruthers & Smith, 1996, Cap.1). Actualmente existen principalmente dos postulados que buscan explicar esto: *La Teoría-Teoría y Teoría de la Simulación*.

En la **Teoría de la Simulación**, marco teórico en que se fundamenta el presente trabajo, se argumenta que nuestras predicciones y explicaciones de los estados mentales de los otros están ancladas en una simulación, a modo de imagería, de lo que observamos en el otro; entendemos y predecimos las conductas de los otros gracias a que nos ponemos en su lugar y *simulamos internamente* lo que el otro hace; así, las representaciones formadas acerca de los otros estarán influenciadas por nuestra propia estructura física, emociones, creencias y motivaciones ((Gordon, 1999; Carruthers & Smith, 1996, Cap.2, por Gordon).

Para que este tipo de simulación sea posible se necesita un *Lenguaje Común* entre la estructura interna propia y lo que se observa de forma tal que: lo que se observa pueda apuntar a una conducta propia. Así, por ejemplo, la comprensión de los movimientos del otro desde una simulación interna necesita de *un lenguaje común entre el propio esquema corporal, los movimientos propios y lo que percibimos en el otro cuando realiza movimientos*.

Las investigaciones sobre Neuronas Espejo han dado fuerza a la perspectiva simulacionista debido a que podrían ser evidencia de este Lenguaje Sensorimotriz Común.

2.2. Neuronas Espejo y Sistema de Neuronas Espejo

En la década de 1990 se encontraron en la convexidad cortical de F5 de Macacos neuronas que reaccionaban tanto cuando el mono realizaba una acción determinada como cuando observaba a otro individuo realizar la misma acción. A éstas se les dio el nombre de **Neuronas Espejo**.

Más aún:

Ni los movimientos de la mano que se limitan a imitar el agarrar en ausencia del objeto ni[...] (el solo hecho de) levantar los brazos o agitar las manos[...] provocan respuestas significativas.
(Rizzolatti & Sinigaglia, 2006, pag.86)

Esto parece apuntar a lo que un modelo teórico simulacionista necesita: *un lenguaje común entre acciones y percepciones que permita simular internamente lo observado*. Aunque los descubrimientos no concluyen necesariamente que ellas sean las encargadas de éste lenguaje sí hace bastante plausible la existencia de éste. Igualmente importante es que sus disparos sucedan en términos de milisegundos pues da pie a pensar que la simulación sería automática, sin necesidad de inferencias o representaciones de alto nivel.

Lo que realmente significa este descubrimiento está aún en debate aunque hay una tendencia a verlas como encargadas del **reconocimiento** de los actos motrices propios y ajenos (Iacoboni, 2009; Rizzolatti & Sinigaglia, 2006; Gallese & Goldman, 1998). Así por ejemplo Gallese & Goldman (1998, traducción) ¹ propusieron que la actividad de las NE “*Sirven al propósito de explicar el estado mental objetivo, retrocediendo desde la acción observada*”^A.

Existe una postura más reservada sobre la función de las NE que propone que el papel de éstas se encuentra en hacer **predicciones** de las consecuencias de las Conductas -propias y ajenas - y no en el reconocimiento, asumiendo que esta función requiere de un sistema más extenso y complejo donde participan múltiples regiones del cerebro. En este sentido Oztop et al. (2005, traducción) proponen un flujo de transformación sensoriomotriz donde:

La corteza parietal extrae los componentes relevantes para el control de una acción particular dirigida a una meta y envía ésta in-

¹Las citas textuales con la nota: “*traducción*” son traducciones personales que al final del presente trabajo se citan en el idioma original. Esto se ha hecho procurando ser fiel a la idea del autor y con el objetivo de hacer más fluida ésta lectura

formación a la corteza premotora. La corteza premotora computa las señales motrices para empatar las salidas de la corteza parietal con el código neural deseado enviado desde la corteza prefrontal. El 'cambio deseado' que se genera en la corteza premotora es enviado a centros motrices de relación dinámica para su ejecución. Las neuronas espejo en F5 implementa un ciclo de predicción directa (forward prediction) estimando las consecuencias sensoriales de la salida relacionada a la manipulación de F5-motriz, compensando los retardos sensoriales involucrados en el circuito de retroalimentación visual^B.

Era esperable que una vez encontrado esto en los macacos se buscaran sistemas similares en el humano con las evidentes dificultades que surgen al no tener la tecnología para hacer mediciones no intrusivas del cerebro con alta resolución espacial y temporal.

Por esta razón la investigación en humanos solo nos permite hablar de Sistemas de Neuronas Espejo (SNE) – acaso de “Sistemas Espejo” o de “Sistemas tipo Neuronas Espejo” (Heyes, 2009). No obstante, en el humano se encuentra un efecto similar en relación a la activación de regiones premotoras ante la observación de otro realizando actos motrices. En palabras de Rizzolatti & Sinigaglia (2006, pag.125):

Al igual que en el mono, en el hombre la visión de actos realizados por otros determina en el observador una inmediata implicación de las zonas motoras dedicadas a la organización y ejecución de esos actos. Y al igual que en el mono, en el hombre dicha implicación permite descifrar el significado de los «acontecimientos» motores observados, es decir, comprenderlos en términos de acciones, una comprensión que aparece desprovista de toda mediación reflexiva, conceptual y/o lingüística, al basarse únicamente en ese vocabulario de actos y en ese conocimiento motor de los que depende nuestra característica capacidad de actuar.

2.3. Del reconocimiento a la Imitación

El debate sobre el reconocimiento de las conductas de los otros cobró nueva fuerza desde el descubrimiento de las NE. Sin embargo aún no está claro cual es la medida en que están involucradas dichas neuronas. Lo que sabemos ocurre es un disparo en Neuronas consideradas motoras ante estímulos

sensoriales donde la motricidad es observada y no ejecutada, haciendo bastante plausible la existencia de un *Lenguaje Sensoriomotriz Común*, es decir, un vínculo directo entre la percepción y la motricidad.

Las investigaciones sobre Neuronas Espejo se enmarcan principalmente en dos posturas al hablar de éste Lenguaje Común: (1) Asumiendo que la acción observada y la realizada comparten un mismo código neural, lo que para la mayoría de los investigadores de NE sería el papel de éstas neuronas (Rizzolatti & Sinigaglia, 2006; Iacoboni, 2009; Gallese & Goldman, 1998); o, (2) Argumentando que este lenguaje sensori-motriz nace de un *aprendizaje asociativo* en donde dos eventos, al parecer desvinculados entre sí, se interconectan debido a la aparición de éstos en una misma situación y de manera repetida, teniendo como resultado que, ante la aparición de alguno de los dos eventos, el que aparezca evoque al otro, sin necesidad de que éste último se encuentre presente. Así, el disparo de las NE ante estímulos sensoriales sería por una asociación previa de dichos estímulos sensoriales con actos motrices (ver por ejemplo Heyes, 2009).

Esta discusión toma importancia al momento de proponer modelos de SNE debido a que de fondo la discusión también arroja una vieja pregunta sobre lo innato y lo adquirido: (1)¿tenemos un sistema que evolucionó para poder reconocer las conductas del otro y así adaptarse a los cambios sociales cada vez más complejos? o (2)¿nuestro complejo contexto social nos ofrece múltiples experiencias que se relacionan de forma particular gracias a la repetitividad y contigüidad en que suceden los eventos, lo que nos ayuda, de modo contingente, a reconocer lo que sucede?. La postura que se adopte impactará en el papel que el modelo propuesto dé al contexto y/o al sistema de reconocimiento.

Por si lo anterior fuera poco, existe otro problema al querer describir éste Lenguaje Común y es que: nuestras observaciones de las acciones de los otros no necesariamente guardan correspondencia con las observaciones que tenemos de nosotros mismos haciendo las mismas conductas; ¿cómo podemos, basándonos en la observación, realizar un acto análogo al que hemos percibido?.

A este problema se le conoce como el **Problema de la Correspondencia (PC)** y, bajo la postura de que la imitación es “la capacidad de un individuo para reproducir un acto de alguna manera *perteneciente a su patrimonio motor* tras haber visto a otros realizarlo” (Rizzolatti & Sinigaglia, 2006) ²; Alissandrakis et al. (2007, traducción) definen el PC de la siguiente

²Existe al menos otro modo de comprender la imitación, extendida sobre todo entre los etólogos, que supone que mediante la observación un individuo aprende un patrón de acción nuevo y es capaz de reproducirlo en sus varios detalles (ver Rizzolatti & Sinigaglia,

manera:

Dada una conducta observada en el demostrador, la cual desde un estado inicial lleva a éste a una secuencia de sub-metas dadas en estados, acciones o efectos, uno debe encontrar y ejecutar una secuencias de acciones usando nuestra propia corporización la cual, desde un estado inicial correspondiente, lleve a sub-metas correspondientes - dadas en estados, acciones y/o efectos correspondientes, mientras que estas posiblemente respondan a eventos correspondientes^C.

Parafraseando esto la problemática se encuentra en empatar las sub-metas realizadas por el demostrador (que pueden ser definidas como acciones, estados y/o efectos) con las experiencias con que cuenta el imitador y que éstas correspondan a las sub-metas del primero, todo ello mediante observar al demostrador; observaciones que no necesariamente son correspondientes.

Estos autores proponen un modelo computacional complejo que toma en cuenta tanto la historia de aprendizajes previos, como una métrica que permita hacer relaciones entre cuerpos diferentes, tratando de minimizar con éste el problema de la correspondencia.

Bajo esta noción de Imitación el proceso se reduce al reconocimiento de la conducta (Oztop et al., 2006); dado que en la observación se reconocen acciones propias, una vez reconocidas el paso para imitarlas solo necesita de su ejecución.

Nuestro modelo asume una perspectiva del desarrollo más que una evolucionista en cuanto al “*Lenguaje Sensorimotriz Común*”, debido a que, como se verá más adelante, consideramos que este lenguaje puede existir en las mismas asociaciones que obtuvimos en nuestra experiencia.

En cuanto al problema de correspondencia en nuestros experimentos partimos del supuesto de que, aunque las observaciones en la ejecución y la observación podrían no ser iguales, si puede existir un punto de convergencia entre ambas que permitan al Agente Imitador reconocer con cierto rango de error lo observado y producir conductas cercanas a las del demostrador logrando con ello un acercamiento al reconocimiento de las conductas del otro.

2006, Cap. 6), noción que creemos no es relevante para nuestra investigación y que no abordaremos.

2.4. Aprendizaje Sensori-motriz

Dentro del área de Psicología Piaget & Inhelder (1969) propusieron hace más de 40 años un esquema de desarrollo de la inteligencia en el ser humano haciendo énfasis en el papel de la experiencia senso-motora en los primeros meses de vida. Los autores describen un tipo de inteligencia pre-lingüística a esta edad que:

En esencia práctica, es decir, tendente a consecuencias y no a enunciar verdades, esa inteligencia no deja de resolver finalmente un conjunto de problemas de acción[...] construyendo un complejo sistema de esquemas de asimilación, ni de organizar lo real según un conjunto de estructuras espacio-temporales y causales.[...] esas construcciones se efectúan apoyándose exclusivamente de percepciones y movimientos, estos es, mediante una coordinación senso-motora, sin que intervenga la representación o el pensamiento

(Piaget & Inhelder, 1969, pag.16).

Estos esquemas son la organización de las acciones que se *generalizan* para la repetición de una acción determinada en *circunstancias iguales o análogas* (Piaget & Inhelder, 1969, pag.20). Dichas estructuras senso-motoras se desarrollan a partir de movimientos reflejos llegando la construcción de hábitos. El conocimiento resultante de éste aprendizaje es corporizado, sus asociaciones están dadas por sus propios movimientos en interacción con el mundo.

Para el desarrollo de estos esquemas Piaget (1952) propone la "*hipótesis de reacción-circular primaria*". Ésta plantea que en los primeros meses de vida el niño realiza movimientos exploratorios centrados en si mismo, es decir, dirigidos a producir efectos en su propio cuerpo y no en el ambiente externo, estos movimientos una vez obtengan regularidad y estructura irán formando los cimientos de la exploración hacia el medio.

Dentro de la Robótica Cognitiva se propone, a partir de ésta hipótesis y en búsqueda de acercarse a los procesos naturales de los seres vivos, estrategias llamadas *Active Motor Learning*. Estas se basan en que el robot explore el ambiente y extraiga de ahí la información necesaria para construir los *modelos internos* de su cuerpo en relación con la percepción del ambiente.

Motor Babbling es una de estas estrategias de aprendizaje y es la que se adopta en el presente trabajo. Metodológicamente se requiere del Agente Autónomo:

- (a) tener una experiencia no estructurada (por ejemplo la ejecución de movimientos y comportamientos aleatorios);
- (b) formar asociaciones [...] entre las acciones realizadas y la consecuencias percibidas de éstas;
- (c) Reactivar las representaciones internas de las “consecuencias” de la acción para que puedan darse como “consecuencias deseadas”, es decir, metas;
- (d) “invertir” la asociación “acción-efecto” con respecto al orden en el tiempo de su adquisición para que la re-activación de la representación de la consecuencia (deseada) dispare la ejecución de la acción relacionada (Caligiore et al., 2008, traducción)^D.

Con un aprendizaje subjetivo y un conocimiento construido en la interacción y no pre-dado, el Agente Autónomo - Artificial o Natural - puede formar representaciones propias de los cambios en el mundo, cimentado en su propia estructura física y, en el caso de un Agente Autónomo Artificial simulando un desarrollo natural del conocimiento del mundo.

Este tipo de experiencias y aprendizajes sensorimotrices son los que, creemos desarrollan este Lenguaje Común del que se habla dentro de las investigaciones sobre Neuronas Espejo.

Es a partir de todas estas investigaciones que se han diseñado varios modelos teóricos para intentar explicar los mecanismos involucrados en el SNE. Entre estos se encuentra la propuesta sobre *Modelos Internos* que interactúan entre sí tanto para ejecutar acciones propias como para reconocer acciones observadas y que es desde donde se fundamenta el presente trabajo.

2.5. Modelos Internos

El concepto de Modelos Internos tuvo sus orígenes en la teoría de control, propuestos después como mecanismos neuronales que pueden mimetizar las características de las entradas, salidas – o inversiones de éstas – del aparato motor (Kawato, 1999). Se han postulado principalmente dos modelos internos que interactúan entre sí: El *Modelo Directo* y el *Modelo Inverso* involucrados en la predicción y ejecución de acciones respectivamente.

La hipótesis de los Modelos Internos propone que el cerebro requiere adquirir un modelo dinámico inverso del objeto a ser controlado a través del aprendizaje motriz, después de lo cual el control motor puede ser ejecutado de una manera directa. Por otro lado un modelo directo del aparato motriz integrado en un ciclo de retroalimentación interno puede aproximar al

modelo inverso (Kawato, 1999). Se ha sugerido que el cerebelo se encuentra involucrado en ambos modelos (Blakemore, 2003; Wolpert et al., 1998).

Un **Modelo Directo (MD)** es un Modelo Interno que produce la predicción de una sensación (S_{t+1_p}) basado en el estado actual (S_t) y la acción realizada (M_t), es decir, predice las consecuencias de una acción dada en el contexto de un vector de estados dados (Jordan & Rumelhart, 1992).

Del otro lado un **Modelo Inverso (MI)** es una “*representación neural de la transformación de: la trayectoria de movimiento que se desea en un objeto, en comandos motrices requeridos para alcanzar dicha meta*”(Wolpert et al., 1998, traducción)^E. Dicho de otro modo el MI propone un comando motriz (M_{t_p}) dado un contexto actual (S_t) para alcanzar un estado deseado o conocido (S_{t+1}).

Wolpert & Kawato (1998) proponen una arquitectura modular para el control, aprendizaje y predicción de conductas propias basada en acoplamientos entre Modelos Inversos y Directos llamada MOSAIC (MODular Selection And Identification for Control). Cada conjunto de acoplamientos MI-MD corresponden a conductas específicas encapsuladas. Este modelo además de ser utilizado para el control motriz puede servir al proceso de reconocimiento-imitación de las conductas de otros como se describe en el siguiente capítulo.

CAPÍTULO 3

Antecedentes de Modelos Computacionales

Existen varios modelos computacionales de SNE la gran mayoría de ellos relacionados con movimientos mano-brazo (ver por ejemplo Oztop et al., 2006) en donde las extremidades en movimiento se encuentran desacopladas motrizmente de los órganos que dan las entradas sensoriales (nuestros ojos) lo que, a nivel de implementación, no sugiere grandes dificultades con el Problema de Correspondencia dado que el Agente tiene la capacidad de recopilar observaciones (patterns) desde muy diferentes ángulos y perspectivas. Estas observaciones no serán bastante diferentes de las que surgirían al ver a otro mover el brazo y/o la mano.

Los movimientos de labios, como ejemplo en contraste, tienen muy poca correspondencia sensorial-motriz entre demostrador e imitador dado que es imposible observarse los labios mientras los movemos para así poder asociar esto con los movimientos de labios de alguien más que observamos.

A menos que aprendiésemos previamente esto moviendo los labios frente a un espejo, creando así una relación asociativa como lo propone la teoría de Aprendizaje por Asociación (Heyes, 2009) o un aprendizaje social donde los papeles entre ser imitador o demostrador se intercalaran como en el trabajo de Breazeal et al. (2005) el Problema de Correspondencia resulta difícil de superar si quisieramos simularlo en Agentes Autónomos Artificiales.

Es probable sin embargo que el Problema de Correspondencia deba ser estudiado bajo otras perspectivas dado que estudios recientes como el de Casile & Giese (2006) demuestran que tenemos una excelente capacidad para reconocer movimientos propios al caminar en contraste con los movimientos de alguien más, aún a pesar de que es poco frecuente que nos veamos a nosotros mismos caminar.

Citaremos a continuación dos ejemplos de Modelos de SNE e Imitación que guardan bastante relación con nuestro modelo:

Demiris & Hayes (2002) propusieron una arquitectura constituida por un conjunto de acoplamientos Behaviors-ModelosDirectos. El Behavior es un encapsulamiento de Conductas bastante similar al Modelo Inverso

en términos de ser un controlador salvo que ésta arquitectura tiene una retroalimentación del Behavior en base a la predicción del MD lo que generalmente no ocurre en un MI. La Behavior con el nivel de confianza más alto es seleccionada para la imitación. Si no hay un nivel lo suficientemente alto se agrega el Behavior al repertorio de conductas.

Una contribución anterior a la Demiris y Hayes bastante importante - que forma la base de nuestro modelo - de la que se habló previamente es conocida como **MOSAIC** propuesta por Wolpert et al. (1998).

Es una serie de MI-MD acoplados y compitiendo entre si para realizar el comando motriz sugerido. La competencia se da en términos de una normalización, buscando cuál de las predicciones de cada MD acerca del movimiento propuesto por su MI tienen mayor probabilidad de dar como resultado el estado sensorial observado en el demostrador.

Para ser utilizado en el reconocimiento de conductas de otros e imitación se siguen tres procesos:

- 1 La información visual observada en un demostrador debe ser convertida a un formato que pueda ser usada como entrada para el sistema motriz del imitador,
- 2 cada controlador (MI) debe sugerir el comando motriz requerido (M_{t_p}) para lograr la trayectoria observada, las salidas de los MI sirven de entradas al predictor (MD);
- 3 las predicciones que el MD hace (S_{t+1_p}) pueden ser comparadas con el estado siguiente del demostrador (S_{t+1}) lo que provee un error de la predicción que posibilita elegir uno de los comandos sugeridos como conducta a realizar por el imitador o, en el caso de solo el reconocimiento, para señalar cuál tiene una mayor confianza de ser la conducta observada (Oztop et al., 2006, pag.276).

El flujo de esta arquitectura mantiene relación con las investigaciones de los SNE si la salida del predictor (MD) se considerada análoga a la actividad de las neuronas espejos en el área F5 de Macacos; sostenidos en la hipótesis de que el papel de las NE no se encuentra en el reconocimiento de conductas sino que, en su cualidad de predictor de las consecuencias ante conductas (observadas o propias) ayuda en el proceso de reconocimiento (Oztop et al., 2005).

Este sistema no tiene aprendizaje en línea (no se agregan nuevas conductas). La imitación entonces será en términos de su base de conocimientos, dada por sus MIs.

Ambos sistemas asumen que *el imitador tiene disponible el estado en el que se encuentra el demostrador*, por ello no habría problema en implementarlos con simulaciones de cualquier parte del cuerpo; ya que no se lidia con el problema sensorial-motriz de correspondencia. Nosotros postulamos que debe existir un código común entre lo que se observa en el demostrador y lo que el imitador ha hecho en su aprendizaje previo aunque ellos no correspondan completamente.

El lenguaje sensoriomotriz común podría estar en un punto de atención que el imitador observa tanto cuando ejecuta sus movimientos como cuando observa los de alguien más.

Digamos por ejemplo, que aprendimos un patrón motriz al mover la cabeza teniendo como punto de atención un objeto en el ambiente, por ejemplo la nariz del otro. Vimos cómo este objeto se desplaza a lo largo de nuestro campo de visión si nos movemos. Si después observamos a alguien mover la cabeza y fijamos la atención en la nariz de éste mientras mueve su cabeza veríamos igualmente un desplazamiento de la nariz en relación a nosotros. En este caso particular la relación sería directa a nuestro aprendizaje: si el otro mueve su cabeza a la derecha, su nariz se desplazaría a la izquierda con respecto a nuestro campo de visión y nuestro movimiento para observar esto, nuestro aprendizaje, sería movernos a la derecha también.

Es a partir de estos cambios que el sistema que proponemos relaciona las observaciones. Sabemos de ante mano que el movimiento de nuestro punto de atención se moverá diferente en la observación que en la ejecución por lo que habrá un grado de error en el reconocimiento que incrementará en la medida en que las observaciones se alejen de los aprendizajes obtenidos y disminuirá cuanto más cercana a la Base de Conocimiento propia sea la observación.

CAPÍTULO 4

Modelo Propuesto

Aunque el modelo teórico corresponda al esquema del flujo de la información que recibe en interacción con el conocimiento y aparato funcional del robot hay que señalar la gran importancia del método en que el robot adquiere este marco de conocimiento del mundo, esto es, el aprendizaje tipo *Motor Babbling*. En un primer momento el robot obtendrá relaciones causales entre los cambios que suceden en su aparato perceptual - la cámara conectada a éste y la identificación de un marcador - y los movimientos realizados - que en el robot serían los desplazamientos realizados por cada una de sus ruedas a una velocidad aleatoria para cada una y por un tiempo también aleatorio.

Este proceso es la base de conocimiento del agente, es su aprendizaje sensorimotriz que, en agentes naturales, es de gran ayuda para las subsecuentes conductas intencionales. Una vez que los agentes adquieren un sistema de relación causal entre lo que hacen en un contexto dado y las consecuencias que le corresponden, bajo un conocimiento no proposicional y cimentado en sus propia estructura física es que éstos pueden crear expectativas y predicciones ante sucesos particulares. El agente artificial puede predecir los cambios sensoriales que sucederán a sus movimientos.

Un siguiente paso que se propone en el presente trabajo es el uso de este aprendizaje sensorimotriz centrado en el propio agente como una herramienta para el reconocimiento e interpretación de los cambios sensoriales que no son efectos producidos por éste; es decir, un ejercicio de *predicción inversa donde lo que se predice no son los cambios que suceden al movimiento sino los movimientos que se requieren para el cambio observado*. Es desde esta predicción inversa que el agente podría tener un primer acercamiento al reconocimiento de movimientos realizados por otros agentes, como más adelante lo demuestran los experimentos.

Es así que el modelo propuesto adquiere importancia no solo en su diseño sino en el tipo de estrategia que el agente utilizará para adquirir conocimiento y experiencia del medio. En un primer momento el agente obtendrá un aprendizaje acerca de sus movimientos y las consecuencias de este en el ambiente, un modelo que le servirá en la *ejecución de acciones propias*. Una vez adquirido este *modelo sensorimotriz de si mismo* el agente puede utilizar

este aprendizaje para el reconocimiento de movimientos en el otro e incluso para su imitación.

Para dicho reconocimiento se propone una variante del acoplamiento de modelos internos que sugiere Wolpert & Kawato (1998) en su estructura MOSAIC (ver Figura 4.1).

Es un único Modelo Inverso (MI) que sugiere un número de comandos motrices ($M_{t_{pn}}$) que mantienen correspondencia visual con los cambios sensoriales observados (S_t y S_{t+1}). Estas sugerencias motrices entran al Modelo Directo (MD) junto con el estado sensorial actual (S_t) para generar predicciones sobre como se vería el punto de atención si fuera el propio agente quien hiciera el movimiento ($S_{t+1_{pn}}$). En seguida se comparan las predicciones del MD con el estado sensorial siguiente observado ($S_{t+1_{pn}}$ contra S_{t+1}) y se selecciona la de menor error, que será el comando motriz a ejecutar (M_{t_s}). Alternativamente se puede repetir el ciclo enviando la predicción que dió el MD del comando a ejecutarse como entrada sensorial de estado inicial (S_{t+1_s} a S_t) con el fin de hacer una simulación interna y corregir los posibles errores - recordemos que la predicción del MD y la corrección de errores es lo que Oztop et al. (2005) proponen como función de las Neuronas Espejo.

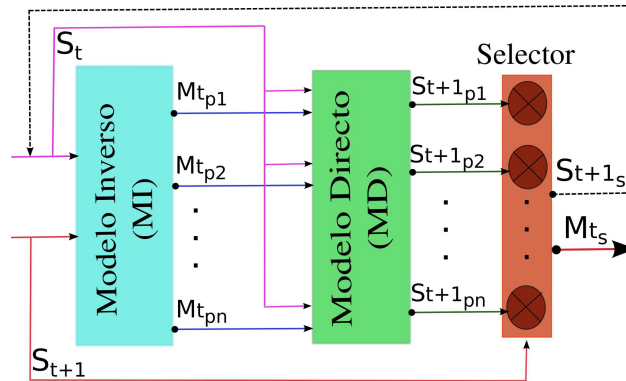


Figura 4.1: Diagrama del Sistema Propuesto

4.1. Implementación del Modelo

El modelo es implementado en un Robot Pioneer 3-DX al que se le acopló una cámara web con la que se recopilaron las coordenadas (x,y,z) de un marcador de referencia o fiduciario (punto de atención) respecto al eje coordenado con origen en la cámara del robot, esto se hizo usando la librería GNU ARToolkit versión 2.72 ¹.

Estas coordenadas serán los estados sensoriales actuales (S_t) y siguientes (S_{t+1}) que se utilizarán en: la recolección de datos (Motor Babbling), el entrenamiento de la red de nuestro MD, la selección de comandos sugeridos de nuestro MI y, en el caso del experimento de reconocimiento-imitación, los estados del agente observado.

El escenario tanto de recolección de datos como del experimento es una arena rectangular libre de obstáculos con un marcador (imagen simple monocromática cuadrada de 8cms de lado) a distancias de entre 40cm a 2 metros.

La recolección de datos (**Motor Babbling**) consistió en la generación de patrones a partir de los movimientos aleatorios del robot sumando un total de 1746 patrones tipo:

$$S_t = [x, y, z]; V_d * t; V_i * t; S_{t+1} = [x_1, y_1, z_1] \quad (4.1)$$

donde

- x, y, z son las posiciones en el estado inicial,
- $V_d * t$ y $V_i * t$ son el desplazamiento por el tiempo de duración de dicho desplazamiento, ambos aleatorios, para la llanta derecha e izquierda del robot respectivamente;
- x_1, y_1, z_1 son las coordenadas en que se encuentra nuestro marcador una vez hecho el desplazamiento.

El **Modelo directo** que se propone es una Red Perceptrón Multicapa entrenada con una variación del método de retropropagación del error (*Resilient Back Propagation*) con entrada de un vector de 5 valores $(x, y, z, V_d t, V_i t)$ y un vector de salida de 3 valores (Predicción del estado después del movimiento $S_{t+1_p} = [x_{1_p}, y_{1_p}, z_{1_p}]$). Se entrenó a la red durante 5000 ciclos offline con un error de 0.000169, se probó la red con 50 patrones de prueba encontrando un error promedio en x de 16.6 milímetros, en y de 2.93 milímetros y en z de 30.97 milímetros.

¹Para mayor información ver el sitio web de ARToolKit,
http://www.hitl.washington.edu/research/shared_space/download/

Las diferencias en errores de los ejes podría deberse tanto a los cambios propios de la recopilación de los datos como a los tipos de movimientos del Agente. El eje y - eje vertical - no sufre grandes variaciones al moverse el Robot dado que el movimiento siempre está dado a raz de piso, nunca elevando la cámara en esa coordenada, el resultado de ello es un error de milímetros. En el eje x - eje horizontal - los movimientos son más pronunciados y sin embargo nunca sobrepasan desplazamientos del marcador mayores a 40cm., y cuando fue así el marcador salía del rango de visión, no se reconocía y por tanto no integraba parte de los datos recolectados, por tanto a mayor movimiento en el eje, mayor rango de error y sin embargo este es en promedio menor a los 2cms. Los desplazamientos en el eje z - eje de profundidad - tiene variaciones menores a los 20cm, sin embargo la recopilación de datos de éste se encontraba en un rango de distancias entre el robot y el marcador de 40cm a poco menos de 1.5m por lo tanto los escenarios posibles son mayores que en el eje x , por ello quizá el error es mayor.

El **Modelo inverso** realizado utiliza un algoritmo de selección a partir de los patrones recolectados sugiriendo aquellos con los cuales se produce un cambio sensorial semejante. Son varias etapas de selección de candidatos, descartando o aceptando los patrones debido a que entre lo observado y la Base de Conocimiento del Sistema:

- Las distancias en el eje z fueran similares en un comienzo.
- Las distancias euclidianas - el desplazamiento total del marcador sin considerar los ejes- fuera igualmente similares
- Los desplazamientos en x,z fueran lo más parecido posible.

Es una simulación interna en términos de: “*qué movimiento necesito hacer para observar, por medio de mis movimientos, los cambios que sucedieron en el marcador*”. El número de candidatos finales se fijó en 10 patrones, patrones que mejor cumplieran las condiciones citadas anteriormente, de los cuales se toman los comandos motrices asociados a estos.

Para probar el MI propuesto se encadenó su salida ($M_{t_{pn}}$) al Modelo Directo a fin de obtener las predicciones de desplazamiento del marcador en cada comando motriz candidato ($S_{t+1_{pn}}$) y que esto pudiera ser comparado con el desplazamiento original (S_{t+1}).

La figura 4.2 muestra 4 ejemplos de estas pruebas. Las cruces rojas muestran el punto real en que se encuentra el marcador en cada prueba una vez hecho el desplazamiento. El MI sugiere 10 candidatos de movimiento que son enviados al MD y éste a su vez envía las predicciones de dónde se encontrará el marcador si se ejecuta el candidato, esto se representa en la

figura con los conjuntos de símbolos de colores - asteriscos, cuadros y x -, cada conjunto de ellos asociados a un desplazamiento real -cruces rojas.

Así, por ejemplo, los asteriscos que se observan en la esquina inferior izquierda y los que están al centro de la imagen son las predicciones de donde se encontrará el marcador ante los 10 candidatos sugeridos por el MI una vez que observó que el marcador se encontró en la coordenada $(x = -248, z = 673)$ - cruz roja en la esquina inferior izquierda.

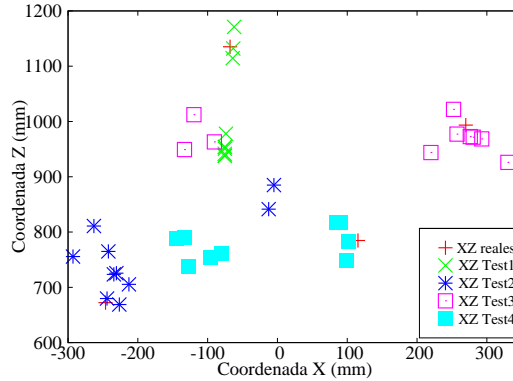


Figura 4.2: *Dispersion de predicciones IM-FM*

Se probó el sistema con 50 diferentes configuraciones de cambios en el marcador y se obtuvieron los resultados mostrados en la Figura 4.3.

La figura representa el error en términos de distancia euclidiana entre el desplazamiento real del marcador - lo observado - y la predicción del Modelo Directo ante el mejor comando motriz que nuestro Modelo Inverso ha sugerido (S_{t+1_s}). Las Distancias Euclidianas al ser el desplazamiento neto llevarán consigo los errores de las predicciones en los ejes x y z.

La variabilidad del error puede deberse tanto al parecido de los movimientos que tuvo el marcador con la Base de Conocimiento del Sistema - el ejemplo 14 en la figura 4.3 es un ejemplo de un desplazamiento del marcador que no se parece a lo que el Agente aprendió previamente y el 24 un desplazamiento muy similar - como a la capacidad de nuestro Modelo Inverso de reconocer patrones similares - al hacer las selecciones de forma serial es posible, por ejemplo, que descarte un buen candidato dado que el desplazamiento en z no fue tan parecido, sin embargo esta secuencia de selección fue la que dio mejores resultados; se probó el diseño de un MI por medio de Probabilidades Bayesianas y no mostró dar mejores resultados además de

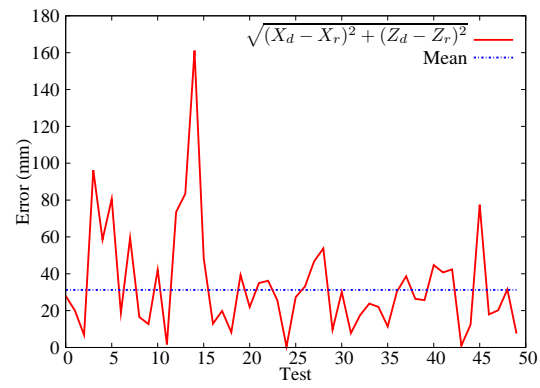


Figura 4.3: Error del sistema en ejemplos típicos.

que el costo computacional, particularmente en el tiempo, era más caro.

CAPÍTULO 5

Experimento: Reconocimiento-Imitación

El siguiente paso a realizarse ha sido comprobar la factibilidad de que el modelo sea útil y que además pueda generalizarse en eventos cotidianos. Para ello se diseñó un experimento que hemos nombrado “de Reconocimiento-Imitación”.

Como se ha mencionado en los apartados anteriores, desde una perspectiva anclada en la teoría de la simulación para reconocer un movimiento se hace uso del propio aprendizaje sensoriomotor y de una simulación interna sobre lo que se observa mientras exista un lenguaje común entre nuestros movimientos y nuestras observaciones, de modo tal que: una vez reconocida la conducta bajo la base de conocimiento y experiencias sensoriomotrices propias, el acto de imitar es la ejecución de la conducta identificada.

Bajo esta línea el experimento consiste en que el robot identifique en sus propios movimientos los cambios visuales que suceden debido al movimiento de otro robot, que haga un empate entre lo que cambió y lo que el agente necesitaría hacer para observar este mismo cambio, a esto le llamaremos reconocimiento de los movimientos del otro. Un reconocimiento a partir de su campo fenoménico (Rogers, 1993) que no obstante guarda correspondencia con los movimientos del otro. La imitación es la ejecución de ese reconocimiento. (Rizzolatti & Sinigaglia, 2006)

El robot Pioneer que tiene montado el modelo propuesto, reconoce el comportamiento que otro agente realiza frente a él y ejecuta la conducta motriz que sugiere haber reconocido. La Figura 5.1.A muestra el escenario general que se utilizó para el experimento. El marcador se muestra en la parte superior sostenido por un carro-teledirigido y en la parte inferior de la imagen el Robot Pioneer detecta los cambios observados.

Esquemáticamente el proceso se describe de la siguiente manera:

1. El agente que contiene el sistema de modelos internos (Robot Pioneer) reconoce las coordenadas del marcador que lleva el carro-teledirigido, asignándolas dentro de su sistema como el estado sensorial inicial (S_t);

2. Se ejecuta un movimiento predefinido en el carro teledirigido que en el caso de las figuras 5.1.B y 5.1.C fueron giros - movimiento de una de las ruedas del carro.
3. El Agente reconoce las nuevas coordenadas del marcador y asigna estas coordenadas a la entrada sensorial a un estado siguiente (S_{t+1}).
4. Una vez que tenemos las entradas sensoriales en dos momentos nuestro modelo puede trabajar, se hace la simulación interna:
 - 4.1 El Modelo Inverso sugiere candidatos de movimiento - busca en su base de conocimiento cuáles acciones debería realizar para encontrar un cambio sensorial similar al observado - y los envía al Modelo Directo
 - 4.2 El Modelo Directo hace una predicción del estado sensorial siguiente para cada uno de los candidatos motrices sugeridos a partir del estado inicial del marcador.
 - 4.3 Se escoge el comando motriz que tenga una predicción dentro del Modelo Directo mas parecida a los cambios sensoriales reales, este será para el Robot Pioneer el comando motriz reconocido desde su base de conocimientos.
5. Puesto que el comando motriz lleva a un movimiento en espejo se realiza una inversión de signos en las velocidades de cada motor a fin de producir el movimiento imitativo en el sentido del carro teledirigido, es decir, en relación a los giros los dos giran para el mismo lado pero al estar de frente se ve un giro inverso y en cuanto a los desplazamientos si el carro avanza hacia el Robot éste último también se movería hacia el carro produciendo en muchos casos un choque. Al invertir los movimientos no se pierde el marcador al girar, lo que facilita que se hagan secuencias de imitaciones y el robot no se acerca al carro sino que se mantiene a una distancia similar a la del primer estado sensorial.
6. Por último se ejecuta el comando motriz que el modelo selecciona como el movimiento correspondiente al observado - con los signos de los motores invertidos. En la Fig. 5.1.B y 5.1.C se pueden ver un ejemplo típico de prueba en donde el carro-teledirigido realiza dos giros y el agente después de procesar con el modelo implementado la entrada visual y hacer la Simulación Interna es capaz de reconocer los giros y ejecutar el comando imitativo.



Figura A



Figura B



Figura C

Figura 5.1: Escena típica de Experimento: Reconocimiento-Imitación

Se realizaron diversas pruebas de reconocimiento-imitación con distintas distancias al marcador y diferentes movimientos del carro-teledirigido.

La figura 5.2 muestra los resultados de una parte del experimento en donde el carro-teledirigido realizó únicamente giros a diferentes ángulos - en incrementos de 5 grados; hacia la izquierda marcado como grados negativos y a la derecha como positivos - y la correlación que existe con los giros que realiza el Robot Pioneer.

En la gráfica puede observarse una diferencia de escalas y diferentes movimientos ante un mismo giro. Por ejemplo, mientras que el Carro-Teledirigido realiza giros de 20 grados el Robot Pioneer los realiza a grados de entre 5 y 7. Esto sucede por dos razones:

La primera, las diferencias en escalas, se debe a la ventana de observación del Robot Pioneer. Siguiendo el ejemplo de los 20 grados del carro-teledirigido, mientras que en el aprendizaje sensoriomotor del Robot Pioneer las diferencias que observaba en el marcador ante sus propios movimientos eran muy amplias para estos giros, la interpretación de los cambios en el marcador al observar el carro le sugieren giros más pequeños, es decir, el

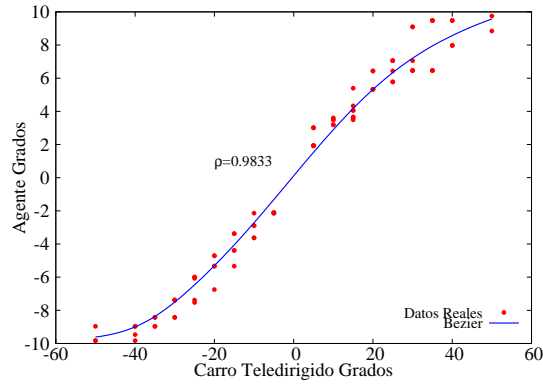


Figura 5.2: Correlación Movimientos de Giro

sistema interpreta que los giros del carro son más pequeños de lo que en realidad son debido a su experiencia sensorimotriz previa. Alissandrakis et al. (2007) sugieren varias soluciones para este Problema de Correspondencia corporal a partir de una librería de correspondencia retroalimentada por las experiencias con el otro agente.

La segunda razón responde al hecho de porqué los movimientos del Pioneer no son deterministas y esto se debe a que el experimento no se realizó a una misma distancia siempre, en este sentido las observaciones del giro varían y por tanto también las conductas realizadas por el robot que responden mejor a los cambios.

Las diferencias entonces surgen del aprendizaje corporizado del agente. Bajo un esquema sensorimotriz y corporal propio, dado por las experiencias que el Robot tuvo en su etapa de aprendizaje - los patrones recolectados en la etapa de Motor Babbling - y sus capacidades sensoriales y motrices, el Robot debe interpretar eventos que nunca antes observó, a partir del parecido que hay entre estos y su Base de Conocimiento.

Esto sucede también en agentes naturales, un ser vivo no adquiere todas las experiencias que necesitará para interpretar su mundo en eventos posteriores y sin embargo las relaciones causales de sus experiencias ayudarán a interpretar el mundo a partir de generalizaciones de su aprendizaje previo.

Aun con estas diferencias, se puede observar en la prueba una correlación bastante alta entre los giros del robot Pioneer y el carro teledirigido (Coeficiente de Correlación de Pearson $r = 0,9833$), con una tendencia lineal.

Al igual que en los giros se probó el sistema con desplazamientos del carro-teledirigido al frente y atrás encontrándose también una relación lineal alta (Coeficiente de Correlación de Pearson $r = 0,9488$), como se muestra en la figura 5.3.

Al hacerse la prueba a diferentes distancias con respecto al carro se observan diferentes conductas que se acercan a lo observado - como en el caso de los giros. Los desplazamientos en éste caso no muestran diferencias de escalas pero, debido a las restricciones de movimientos del sistema en la etapa de aprendizaje sensoriomotriz donde los desplazamientos del Robot Pioneer no son mayores a 18 cms de distancia - $6\text{cm}/\text{seg}$ por 3seg - el resultado es que ante desplazamientos del carro teledirigido mayores a 18cms el Robot Pioneer efectuará el movimiento que mejor cubra la observación, esto es, desplazamientos cercanos a los 18 cms.

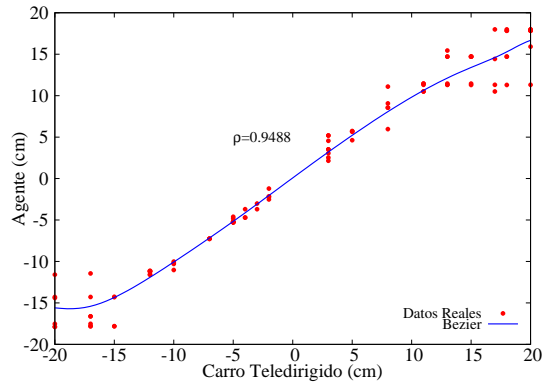


Figura 5.3: Correlación Desplazamiento al Frente y Atrás

Este tipo de errores debido a las capacidades del sistema se puede mejorar haciendo ciclados del Modelo, es decir, una Simulación sobre la primera Simulación Interna. Si el Modelo Directo predice que la observación ante el comando motriz elegido no es lo bastante parecida - si el error es muy alto - se puede mandar la predicción como estado inicial para que el Sistema proponga un segundo movimiento que se acerque a la observación.

Esto se comprueba con el experimento que se muestra en el video: <http://youtu.be/sl2k5NpdKMs>. Es una prueba donde el Robot Pioneer imita una secuencia de movimientos del carro teledirigido. El sistema se retroalimenta un ciclo más después de realizado el primer movimiento de la siguiente manera:

La predicción del estado sensorial siguiente del Comando Motriz ejecutado (S_{t+1s}) que da el Modelo Directo en la primera simulación interna - esto es, lo que el modelo predice que se observará en el marcador ante el primer movimiento realizado - es mandado como entrada sensorial al tiempo t (S_t) para una segunda Simulación de modo que todo el sistema vuelva a ejecutarse partiendo de dicha predicción. Así el Robot Pioneer realizará un nuevo comando motriz intentando acercarse al estado en que ha quedado el marcador una vez que el carro teledirigido realizó el movimiento (S_{t+1}).

Es una corrección del primer movimiento realizando un segundo movimiento ante la predicción de que el primero no será suficiente para llegar a los cambios en la observación del carro-teledirigido.

Este ciclado para llegar al estado que mostró el carro teledirigido es una buena estrategia si se busca que el Agente siga al carro: El Robot hará la primera conducta y enseguida una nueva para mantener al carro teledirigido en el campo de visión en que se observó. De hecho el efecto resultante de éste ciclado es que el robot intenta mantener al carro teledirigido en la misma posición en x y z en que se encontraba la primera ocasión que se le observó que, en el caso del video es al centro de su campo de visión y aproximadamente a un metro de distancia. En apartados anteriores se ha dicho que Oztóp et al. (2006) han propuesto esta predicción para corregir el error como la función principal de las neuronas espejo en áreas premotoras.

CAPÍTULO 6

Discusión

El trabajo realizado constituye un ejercicio sobre las posibles vías de interacción y funciones que el sistema de neuronas espejo desarrolla. Las investigaciones al respecto de éstas han brindado, sin embargo, más preguntas que respuestas. Si bien es cierto que los datos actuales han avalado las perspectivas actuales sobre “un cerebro de conexiones multimodales”, también es cierto que falta mucho por descubrir al respecto de cómo interactúan sus diversas regiones especializadas para funcionar como un todo. Otras de las grandes contribuciones ante el descubrimiento de dicho sistema es la certeza de que nuestra interacción en el mundo no depende de un solo canal de entrada de información. Aunque a modo de esquema podemos separar dichas entradas y trabajar en aislado con ellas debemos reconocer que múltiples entradas sensoriales interactúan en cada experiencia con el mundo: lo que escuchamos, lo que vemos, lo que olemos, las emociones involucradas en lo que percibimos, los recuerdos y aprendizajes previos, los actos realizados en cada evento y sus entradas propioceptivas, la retroalimentación del ambiente y los otros significativos ante dichos actos, etc.; todo tiene una influencia en el modo de actuar y percibir de los seres vivos.

Una perspectiva que tome en cuenta solo una o dos entradas sensoriales - en el caso de nuestro experimento lo observado relacionado con una “propiocepción” de nuestros movimientos - puede ser de ayuda para tener una visión global de lo que posiblemente sucede en nuestra estructura mental y el cerebro, pero seguirá siendo una visión incompleta.

Es muy probable que las neuronas espejo formen parte de una estructura mayor donde “Zonas de Convergencia” de las diversas entradas sensoriales creen un trazo de memoria que permita coleccionar y distribuir señales basado en nuestras experiencias aprendidas, para permitir reconstruir una acción con solo parte de la historia, para que ante entradas visuales existan activaciones motrices, auditivas, emotivas, etc., como lo ha sugerido Damasio & Meyer (2008). Quizá esta misma sugerencia es la que nos hace Heyes (2009) en sus hipótesis de un aprendizaje por asociación como base para la construcción de Sistemas Espejos en el cerebro, con un mecanismo global de asociaciones, sensoriomotrices en el caso de los movimientos del

Agente y la relación con su medio, es posible replicar la activación y capacidades de un sistema de neuronas espejo. La advertencia es en últimos términos la misma: Mirar el sistema como parte del conjunto y no como una entidad aislada.

En este sentido nuestro experimento trabaja la hipótesis de solo una parte del sistema y es claro que requiere de mecanismos extensos para acercarse a la realidad de los seres vivos: retroalimentaciones internas que fortalezcan y disminuyan las asociaciones que hace el sistema y su presencia en la conducta final, mayor número de entradas sensoriales interactuando entre sí enriqueciendo la experiencia y el aprendizaje, mayor análisis del contexto y la visión, es claro que los seres vivos no perciben objetos aislados sino objetos con sus relaciones espaciales, temporales y causales, cargados de significados propios, de los usos que el propio agente da a los objetos, sus *affordances*; falta también mayor trabajo en cuanto al incremento de las habilidades motrices del Sistema, citando a Rogers (1993) *“El organismo [vivo] tiene una tendencia o impulso básico a actualizar, mantener y desarrollar al organismo experienciante”*.

Cada uno de estos puntos requiere un esfuerzo igual de grande y en Inteligencia Artificial es tratado regularmente por separado.

Sin embargo existe en el trabajo una gran posibilidad abierta: si el Sistema de Neuronas Espejo en zonas premotoras funciona como un predictor de las conductas observadas o a realizarse a partir de un aprendizaje asociativo de experiencias sensoriomotrices – lo cual es la perspectiva adoptada en este trabajo – es posible entonces que dicho sistema pueda ser diseñado para su simulación en Agentes Autónomos Artificiales a partir de Modelos Directos e Inversos y que ello pueda darnos nuevas preguntas que responder. Esto suaviza la hipótesis de que las Neuronas Espejo son las encargadas del reconocimiento de las conductas del otro (Gallese & Goldman, 1998) y hace alusión a un sistema más amplio y complejo. En relación a la imitación y el Sistema de Neuronas Espejo hay mucho que responder aún, la activación de dichas Neuronas nos dan buenas señas para pensar que estén implicadas en la imitación aunque podría tratarse también de aprendizajes asociativos sensoriomotrices, dado que hay evidencia de que dichas asociaciones en el cerebro pueden construirse en la práctica e igualmente erradicarse (Heyes, 2009).

Aún así, es plausible la hipótesis de que dicho sistema asociativo, donde estarían implicadas estas neuronas encontradas en el cerebro de macacos, sea un precursor evolutivo de los mecanismos imitativos en el humano (Wilson & Knoblich, 2005; Rizzolatti & Sinigaglia, 2006). Dado que no hay evidencia o existe muy poca que nos diga que estas neuronas en macacos

estén involucradas exclusivamente en la conducta imitativa (Wilson & Knoblich, 2005) no queda sino dejarla en el nivel de hipótesis por comprobar. Los experimentos que se realizan en este trabajo demuestran que un mecanismo simple como lo es el modelo propuesto puede ayudar en la imitación en el sentido de extrapolar un conocimiento del mundo en relación a los movimientos propios a una interpretación de los cambios en el mundo a partir de este conocimiento sensoriomotriz. En resumen la evidencia actual en los sistemas de neuronas espejo pareciera robustecer la idea de que el cerebro hace simulaciones internas y que a nivel motriz las simulaciones que ejerce permiten hacer predicciones del mundo lo que ayuda al Agente a interactuar adecuadamente.

Si tomamos la propuesta de Piaget, su hipótesis sobre "*las reacciones circulares primarias*", decir que en un primer momento los movimientos del niño están centrados en si mismo se equipara al aprendizaje de nuestro sistema y podría servir como una de las bases para el reconocimiento de las acciones de otros, como nuestro experimento en cierta medida lo demuestra. Pero el desarrollo de las capacidades posteriores del niño serán afinadas en la retroalimentación causal de los actos realizados en su medio y las consecuencias de los mismos para el propio organismo lo cual se podría considerar como un refinamiento del modelo directo del agente.

El Agente Artificial al que se le ha integrado el modelo propuesto aprende de un mundo en el que no hay más movimiento que el propio y la retroalimentación de esos movimientos corresponden directamente con los cambios en éste mundo. Después el Agente debe enfrentarse a otro mundo donde el movimiento existe no solo para si, en el que los cambios observados no son causalmente ocasionados por sus movimientos. El Agente debe hacer uso de su experiencia y conocimiento del mundo para interpretar los cambios que presencia.

Bajo estas dificultades está claro que las interpretaciones no serán exactas. Esta es una de las principales problemáticas que se debe asumir cuando se intenta simular Agentes Naturales; es la simulación de la perspectiva subjetiva, el "sesgo" del observador que tanto Filósofos como Psicólogos adheridos a la corriente Fenomenológica han descrito ampliamente - aunque habría que describirle más como una perspectiva que como un sesgo ya que todo Agente que interpreta el mundo carga su propia y única forma de percibirlo. En este sentido Rogers (1993) describía que:

- 1 *Todo individuo vive en un mundo cambiante de experiencias de las cuales es el centro,*
- 2 *El organismo reacciona ante el campo fenoménico tal como*

lo experimenta y lo percibe. Este campo perceptual es, para el individuo, la "realidad"; y

3 El organismo reacciona como una totalidad organizada ante su campo fenoménico.

Nuestro Agente, esta claro, tiene solo un pequeño número de experiencias en comparación a un ser vivo y más aún una posibilidad perceptual y de interacción bastante menor, pero el ejercicio sin embargo nos sirve para comprobar la posibilidad de reconocer las conductas del otro a partir de un esquema propio y bajo una simulación interna de modo prácticamente automático, sin necesidad de inferencias de alto nivel que requieran un tiempo excesivo.

Hay que agregar también que en los Agentes Naturales hay una interacción dialéctica entre su medio y los otros, algo que nuestro agente no tiene y que por supuesto enriquecería su base de conocimiento y de experiencias. Un trabajo subsecuente deberá tomar en cuenta esta comunicación bidireccional entre el Agente y los otros

Nuestro trabajo no pretende entonces un reduccionismo con respecto a los modos en que aprendemos a reconocer las conductas del otro, sabemos que en los seres vivos y en particular en los humanos los ambientes físicos y sociales son ricos y complejos; sin embargo este ejercicio permite comprobar que la Imitación y reconocimiento es posible a partir de Aprendizajes Asociativos.

A nivel tecnológico la pregunta que hiciera Schaal (1999) sobre si la imitación es la ruta para la construcción de Robots Humanoides aún no puede ser respondida, aún falta mucho que descubrir sobre los seres vivos. Sin embargo los avances que se han logrado en los últimos años son promisorios. Empezando por un salto de la perspectiva representacionista a una conexionista y de ahí los primeros intentos dentro de la IA para modelar la cognición extendida y corporizada de los Agentes naturales. Es posible que en un futuro no muy lejano la inclusión de nuevas perspectivas sobre la Cognición permitan desenmarañar muchas preguntas y encontrar un poco de respuestas y, por supuesto, hacernos otras muchas nuevas. Mientras mantengamos el nexo y distancia adecuada entre la teoría y la simulación en Robótica Cognitiva; es posible que logremos diseñar sistemas donde los robots obtengan aprendizajes significativos a partir de la imitación.

Con todo esto, la presente investigación funciona dentro de un ciclo de diseño sintético donde la teoría, la implementación y la simulación se retroalimentan, colaborando así en el entender de los sistemas descritos, sus posibles explicaciones y los alcances que tienen.

Bibliografía

- Alissandrakis, A., Nehaniv, C. L., & Dautenhahn, K. (2007). Solving the correspondence problem in robotic imitation across embodiments: synchrony, perception and culture in artifacts. *Culture*, (pp. 1–24).
- Blakemore, S.-J. (2003). Deluding the Motor System. *Consciousness and Cognition*, *12*, 647–655.
- Breazeal, C., Buchsbaum, D., Gray, J., Gatenby, D., & Blumberg, B. (2005). Learning From and About Others: Towards Using Imitation to Bootstrap the Social Understanding of Others by Robots. *Artif. Life*, *11*, 31–62.
- Caligiore, D., Farrauto, T., Parisi, D., Accornero, N., Capozza, M., & Baldassarre, G. (2008). Using motor babbling and Hebb rules for modeling the development of reaching with obstacles and grasping. En *International Conference on Cognitive Systems*. volumen (CogSys-2008).
- Carruthers, P., & Smith, P. K. (1996). *Theories of theories of mind*. (1ª ed.). Cambridge University Press.
- Casile, A., & Giese, M. A. (2006). Nonvisual Motor Training Influences Biological Motion Perception. *Current Biology*, *16*, 69–74.
- Damasio, A., & Meyer, K. (2008). Behind the looking-glass. *NATURE*, *454*, 167–168.
- Demiris, Y., & Hayes, G. (2002). Imitation as a dual-route process featuring predictive and learning components: A biologically-plausible computational model. En K. Dautenhahn, & C. Nehaniv (Eds.), *Imitation in animals and artifacts* Imitation in animals and artifacts. Cambridge, Ma: MIT Press.
- Gallese, V., & Goldman, A. (1998). Mirror Neurons and the Simulation Theory of Mind-reading. *Trends in Cognitive Sciences*, (pp. 493–551).
- Gordon, R. M. (1999). Simulation vs. Theory-Theory . En R. A. Wilson, & F. C. Keil (Eds.), *The MIT Encyclopedia of the Cognitive Sciences* (pp. 765–766). Massachusetts Institute of Technology. (1ª ed.).
- Heyes, C. (2009). Where do mirror neurons come from? *Neuroscience and Biobehavioral Reviews*, .

- Iacoboni, M. (2009). *Las Neuronas Espejo “Empatía, neuropolítica, autismo, imitación, o de cómo entendemos a los otros”*. (1ª ed.). Katz-conocimiento.
- Jordan, M., & Rumelhart, D. (1992). Forward models: Supervised learning with a distal teacher. *Cognitive Science*, *16*, 307–354.
- Kawato, M. (1999). Internal models for motor control and trajectory planning. *Current Opinion in Neurobiology*, *9*, 718–727.
- Oztop, E., Kawato, M., & Arbib, M. (2006). Mirror Neurons and Imitation: A computationally guided review. *Neural Networks*, *19*, 254–271.
- Oztop, E., Wolpert, D. M., & Kawato, M. (2005). Mental State Inference using visual control parameters. *Brain Research, Cognitive Brain Research*, 129–151.
- Piaget, J. (1952). *The Origins of Intelligence in Children*. New York: Press, Ed. Newyork.
- Piaget, J., & Inhelder, B. (1969). El nivel senso-motor. En *Psicología del Niño* capítulo 1. (pp. 15–37). Ediciones Morata. (10ª ed.).
- Premack, D., & Woodruff, G. (1978). Does the chimpanzee have a theory of mind? *Behavior and Brain Sciences*, *2002*, 532–535.
- Rizzolatti, G., & Sinigaglia, C. (2006). *Las Neuronas Espejo “Los Mecanismos de la empatía emocional”*. (1ª ed.). Ediciones Paidós Ibérica.
- Rogers, C. R. (1993). Psicoterapia Centrada en el Cliente - Práctica, implicaciones y Teoría. *Psiquiatría, Psicopatología y Psicopatología* capítulo XI. (pp. 414–417). Ediciones Paidós Ibérica. (3ª ed.).
- Schaal, S. (1999). Is imitation learning the route to humanoid robots? *Trends in Cognitive Sciences*, *3*.
- Wilson, M., & Knoblich, G. (2005). The case for motor involvement in perceiving conspecifics. *Psychological bulletin*, *131*, 460–473.
- Wolpert, D. M., & Kawato, M. (1998). Multiple paired forward and inverse models for motor control. *Neural Networks*, *11*, 1317–1329.
- Wolpert, D. M., Miall, R. C., & Kawato, M. (1998). Internal models in the cerebellum. *Trends in Cognitive Sciences*, *2*, 338–347.

Citas Textuales de Traducciones

^AExternally-generated MN activity serves the purpose of 'retrodicting' the target mental state, moving backwards from the observed action (Gallese & Goldman, 1998, pag.49)

^B The parietal cortex extracts visual features relevant to the control of a particular goal-directed action (X, the control variable) and relays this information to the premotor cortex. The premotor cortex computes the motor signals to match the parietal cortex output (X) to the desired neural code (Xdes) relayed by prefrontal cortex. The 'desired change' generated by the premotor cortex is relayed to dynamics related motor centers for execution. The F5 mirror neurons implement a forward prediction circuit (forward model) estimating the sensory consequences of F5 motor output related to manipulation, thus compensating for the sensory delays involved in the visual feedback circuit. (Oztop et al., 2005, pag. 263)

^C Given an observed behaviour of the model, which from a given starting state leads the model through a sequence (or hierarchy [or program]) of sub-goals in states, action and/or effects, one must find and execute a sequence of actions using ones own (possibly dissimilar) embodiment, which from a corresponding starting state, leads through corresponding sub-goals - in corresponding states, actions, and/or effects, while possibly responding to corresponding events (Alissandrakis et al., 2007, pag.2)

^D (a) to generate unstructured experience (e.g. random movements and behaviours); (b) to form associations (e.g., via Hebb learning rules) between performed actions and the perceived consequences of them; (c) to re-activate the internal representations of the "consequences" of actions so that they become "desired consequences", that is goals; (d) to "invert" the association "action-effect" with respect its acquisition time order in that the re-activation of the representation of the (desired) consequences has to trigger the execution of the related action (Caligiore et al., 2008, pag.1).

^E By 'inverse model', we mean a neural representation of the transformation from the desired movement trajectory of the controlled object to the motor commands required to attain this movement goal (Wolpert et al., 1998, pag.339).