

“ARISCO” UN ROBOT SOCIAL CON CAPACIDAD DE INTERACCION, MOTIVACION Y APRENDIZAJE

S. Domínguez * E. Zalama ** J.G. García-Bermejo **

* *Fundación Cartif. Parque Tecnológico de Boecillo, parcela 205, 47151 Boecillo, Valladolid, España.*

** *Universidad de Valladolid, ETSII, Dto. Ingeniería de Sistemas y Automática, Paseo del Cauce s/n, 47011 Valladolid, España.*

Resumen: En este artículo se describe la arquitectura del robot social “Arisco” con especial atención a su sistemas de interacción, motivación, planificación y aprendizaje. Arisco es una cabeza mecatrónica con capacidad de interacción y que incluye: gran expresividad mediante gesticulación, reconocimiento y síntesis de voz, seguimiento visual, extracción de información de internet, y sistema de aprendizaje y motivación. *Copyright © 2008 CEA-IFAC*

Palabras Clave: robot social, aprendizaje, interacción, visión artificial, localización sonora.

1. INTRODUCCION

Uno de los aspectos más importantes para la integración de los robots en nuestra vida diaria es la interacción. En los últimos años la investigación en lo que se ha denominado robots sociales (Fong and Nourbakhsh, 2003) incide en los aspectos de interacción robot-humano sobre otros como locomoción, cinemática o planificación.

La comunicación de los robots con los humanos es compleja debido a que es preciso dotar a los robots de sistemas perceptivos robustos. Sin embargo es aquí dónde surgen los primeros inconvenientes. Por ejemplo, los sistemas de reconocimiento visual dependen en gran medida de condiciones ambientales como iluminación, colores, etc. y de la forma de actuar de los usuarios. Los sistemas de reconocimiento de habla, si bien han avanzado mucho en los últimos años, todavía no se ha introducido en la vida diaria. Estos sistemas se están utilizando en sistemas de atención telefónica automatizada, pero no han tenido una gran aceptación

por la baja tasa de reconocimiento debido a la variabilidad fonética de los interlocutores y rechazo de los usuarios al sentirse incómodos al hablar a una máquina. En este sentido, los robots sociales facilitan la interacción usuario-máquina gracias a recursos de comunicación como la expresividad y el contacto visual

Para atenuar el efecto de estos inconvenientes se proponen dos mecanismos de actuación. Por una parte elegir contextos definidos de actuación en los que el robot tenga funcionalidades específicas (robot recepcionista, robot asistente, etc). Por otra, incorporar mecanismos de aprendizaje que permitan ir ampliando el contexto de actuación y adaptarse a las condiciones del entorno.

Los robots sociales por su naturaleza exigen de la validación continua del usuario, por lo que es importante que desde las primeras instancias interaccionen con el usuario y salgan del entorno del laboratorio.

En los últimos años se han desarrollado diversas aplicaciones en robótica social. Kismet (Breazeal, 2002) es sin lugar a duda el que mayor impacto ha tenido. De hecho ha servido de inspiración para el desarrollo de Arisco (robot presentado en este trabajo) en cuanto a su apariencia externa, si bien difieren en su funcionalidad. El objetivo de Kismet es el desarrollo de un robot bebé para estudiar la interacción cuidador infante. En la misma línea Infanoid (Kozima, 2002) es un robot formado por torso, cabeza y brazos y manos con cuatro dedos, capaz de apuntar, realizar gestos y coger objetos. Infanoid no tiene una funcionalidad específica, sino que el objetivo es que se comporte como un bebé, de hecho no tiene conocimiento a priori del lenguaje (lexicon o gramática) sino que trata de extraer del cambio de frecuencias del habla humana características emocionales.

El Babybot (Metta *et. al.*, 2000) compuesto por torso, cabeza, brazo y mano tiene como objetivo el investigar en la construcción de modelos de estructuras de control neuronales cognitivas.

El robot Cog (Adams *et. al.*, 2000; Brooks *et. al.*, 1999) es un robot que incluye cabeza, tronco y brazos con un total de 22 grados de libertad. Permite orientar la cabeza y ojos en la dirección objetivo, mover el brazo y alcanzar objetivos visuales.

En el campo de las aplicaciones de robots sociales cabe destacar los robots que realizan presentaciones en museos (Schulte *et. al.*, 1999; Domínguez *et. al.*, 2002), el robot recepcionista Aska (Nisimura *et. al.*, 2002).

El aprendizaje es uno de los grandes retos en el ámbito de la robótica social. Hasta ahora se han dado pequeños pasos como consecuencia de la dificultad de representar el conocimiento y correlacionar la experiencia. Algunas contribuciones en el ámbito de la robótica social lo constituyen los modelos de aprendizaje por tutelaje (Breazeal *et. al.*, 2004; Lockerd and Breazeal, 2004) por el que se enseña al robot explícitamente a realizar nuevas tareas, aprendizaje por imitación (Breazeal *et. al.*, 2005) donde el robot aprende por observación (e.g. imitación facial), o modelos de aprendizaje de coordinación sensorial motora (Bullock *et. al.*, 1993) (e.g. coordinación ojo-mano).

En este artículo se describe a Arisco (Figura 1) un robot social cuya arquitectura integra diferentes sistemas perceptivos (visión, reconocimiento voz, localización visual y sonora) lo que le permite desarrollar diversas funcionalidades y al mismo tiempo permite verificar mecanismos de aprendizaje como son el aprendizaje de condicionamiento clásico y operante. Una descripción del sistema perceptivo de Arisco se realiza en la sección 2.

En la sección 3 de este artículo se presenta la Arquitectura de Arisco destacando su estructura

modular de tres capas, así como el modelo de aprendizaje, motivación y planificación. En la sección 4 se muestran diversos resultados experimentales entre los que se incluyen ejemplos de condicionamiento clásico y operante contemplando estímulos visuales y sonoros. Finalmente en la sección 5 se presentan las conclusiones.

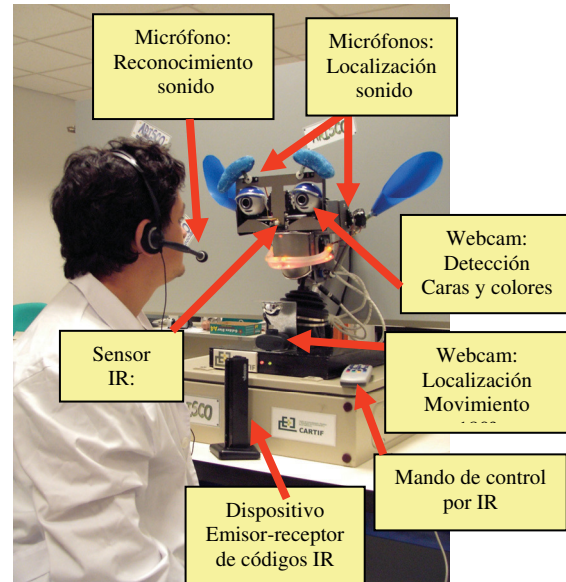


Figura 1. Arisco y su sistema perceptivo

2. PERCEPCION EN ARISCO

Arisco está dotado de un sistema perceptivo formado por un conjunto de subsistemas encargados de extraer la información relevante del entorno utilizando sus respectivos dispositivos físicos de captación sensorial. Estos subsistemas son los siguientes (ver figura 1).

- Percepción visual:
 - *Subsistema de detección y localización de movimiento.* Detección de movimiento en el rango $[-90^{\circ}, 90^{\circ}]$ relativo a la posición central del robot. Captación de imagen con webcam de amplio ángulo de visión en la base de la cabeza.
 - *Subsistema de detección de características visuales.* Detección de caras y colores. Captación de imagen con webcam en uno de los ojos del robot.
- Percepción auditiva:
 - *Subsistema de localización espacial de sonidos.* Localización espacial de sonidos impulsivos en un rango de $[-90^{\circ}, 90^{\circ}]$ relativo a la posición central de la cara. Captación del sonido con dos micrófonos situados a ambos lados de la cabeza junto a las orejas.
 - *Subsistema de reconocimiento de sonidos.* Reconocimiento de comandos verbales o sonidos agrupados por

contextos. Captación del sonido con micrófono conectado a un computador.

- Percepción infrarroja
 - *Subsistema de control y adquisición de datos.* Este subsistema además de controlar los servomotores encargados del movimiento gestual tiene como misión la lectura de sensores analógicos y digitales auxiliares. Uno de estos sensores es un medidor analógico de distancias cortas por infrarrojos situado en la nariz del robot.
 - *Subsistema de emisión-recepción de códigos IR.* Capaz de detectar los códigos emitidos por cualquier control remoto de IR e identificar los que hayan sido previamente almacenados en una base de datos.

3. ARQUITECTURA

En la Figura 2 se muestra un esquema general de la arquitectura de control del robot “Arisco”. Se trata de una arquitectura de control híbrida que está compuesta por entramado de componentes y que utiliza un estilo publicación-suscripción para la comunicación entre los distintos módulos. Se puede observar que existen cuatro niveles de control separados por líneas de puntos.

En el nivel inferior se tiene el nivel físico o hardware, dentro del cual se consideran todos aquellos dispositivos que permiten interactuar de una u otra forma con el exterior: controladoras de motores y servos, webcams, tarjeta de sonido, tarjeta de vídeo, tarjeta de red, interfase de infrarrojos, localizador de fuente sonora, etc.

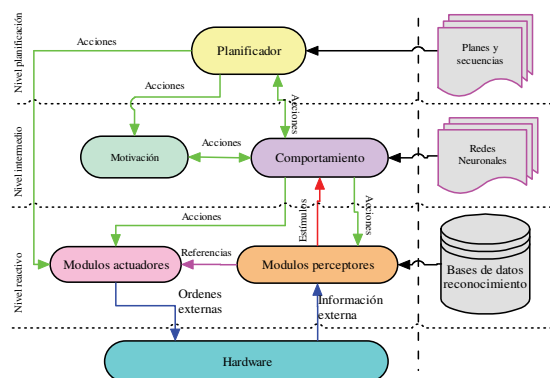


Figura 2. Arquitectura general de Arisco.

Hay que tener en cuenta que dentro del nivel físico se considera también el software de bajo nivel que sirve de interfase entre los procesos situados en niveles de control superiores al nivel físico y los dispositivos físicos reales. Cada dispositivo posee un protocolo específico para realizar esta interacción y que es manejado con sus respectivos controladores. El

siguiente nivel de control es el nivel reactivo en el cual se encuentran los módulos encargados de procesar la información del exterior (módulos perceptores) y los módulos que realizan acciones que interaccionan directamente con el hardware de alguna forma (sonidos, movimientos, información, etc.). Los módulos perceptores (percepción visual, localización sonora, reconocimiento de sonidos, controlador de infrarrojos, etc.) emiten dos tipos de mensajes, estímulos y referencias. Los estímulos son los mensajes que indican al nivel de control superior (nivel intermedio) que se ha detectado algo y su grado de intensidad. Por otro lado las referencias indican a los módulos actuadores la posición espacial relativa de las características detectadas. Los módulos perceptores y los módulos actuadores se comunican entre sí a través de las referencias y crean un primer lazo de realimentación. Las referencias son emitidas desde los módulos perceptores hacia los módulos actuadores y sirven de consigna de movimiento para los módulos que controlan la posición de los motores y servos de la cabeza. Este primer lazo de control guía la atención visual y sonora haciendo que la cabeza y en particular la mirada se orienten en una dirección concreta que se corresponde con la característica más relevante percibida en el entorno del robot.

El nivel de control siguiente es el nivel intermedio, el cual realiza funciones de filtrado de estímulos, aprendizaje y control deliberativo. El componente fundamental de este nivel es una red neuronal competitiva de dos capas. Los módulos perceptores emiten estímulos que son captados por los módulos de comportamiento existentes, cada uno compuesto por una red neuronal. Cada una de estas redes neuronales toma como entradas un conjunto de estímulos y tras un proceso de competición y aprendizaje se establece el comportamiento ganador, el cual se encuentra asociado a una serie de acciones. Puede haber una o más redes neuronales ejecutándose simultáneamente lo cual permite realizar decisiones sobre comportamientos no excluyentes. Si bien la selección del número de redes a activar puede ser variable en función del número de instancias necesarias en el módulo de comportamientos, inicialmente en Arisco se han definido los siguientes 4 sub-módulos o redes.

- *Comportamiento emocional*.- Encargado de representar expresiones gestuales en función de determinados estímulos sensoriales (visuales, auditivos, proximidad, etc.).
- *Comportamiento atencional*.- Establece la característica a seguir con la mirada en función de los estímulos percibidos.
- *Comportamientos para el reconocimiento de sonidos*.- Establece qué respuesta dar a cada palabra o frase reconocida.
- *Comportamiento para comandos IR*.- Decide el comportamiento ante cada código IR detectado.

3.1 Aprendizaje

Los modelos de aprendizaje implementados en Arisco permiten realizar asociaciones estímulo-respuesta incluyendo condicionamiento clásico y operante. En el condicionamiento clásico se relacionan dos estímulos, uno de ellos asociado a una determinada respuesta (estímulo condicionado). Tras producirse este estímulo acompañado, o próximo en el tiempo a otro estímulo, el individuo termina por asociar el estímulo independiente con la respuesta. Un ejemplo clásico de este tipo de aprendizaje es el realizado por el fisiólogo ruso Ivan Pavlov, consistente en hacer sonar una campana (estímulo no condicionado) justo antes de dar alimento (estímulo condicionado) a un perro. Finalmente, tras realizar varias veces el experimento, el perro comenzaba a salivar (respuesta) nada más oír el sonido de la campana. La conclusión es que se ha producido una asociación campana-salivación.

En el comportamiento operante propuesto por Edward Thorndike (1932) y posteriormente estudiado en profundidad por B. F. Skinner (1971), se produce una asociación prueba-error entre una determinada acción del individuo y ciertos estímulos. Este tipo de aprendizaje se basa en dejar al individuo que actúe a su libre albedrío, de forma que se de cuenta de que ciertas acciones hacen percibir ciertos estímulos. Por ejemplo, un experimento típico es dejar un ratón en un habitáculo en el que hay una palanca que si se pulsa hace caer alimento al habitáculo, rápidamente aprenderá a asociar por refuerzo la palanca con la caída de dicho alimento.

Una característica importante a resaltar en estos tipos de aprendizaje es que la asociación de estímulos-respuestas debe realizarse a lo largo del tiempo, por lo que los modelos de aprendizaje deben tener naturaleza dinámica, incluyendo modelos de memoria a corto plazo y largo plazo, y funcionamiento en tiempo real donde no sea preciso separar fases de aprendizaje y operación.

En la figura 3 se muestra el modelo de red neuronal propuesto. La red retiene la información de los estímulos en la entrada cada vez que éstos son actualizados de forma que la actividad de las neuronas mantiene la información como memoria de corto plazo de la red, mientras que las conexiones que sirven para asociar entre estímulos y comportamientos constituyen la memoria a largo plazo, pues éstos varían lentamente en el tiempo y sus valores tienden a ajustarse por refuerzo en función de la actividad de las neuronas de estímulos y de las de comportamientos.

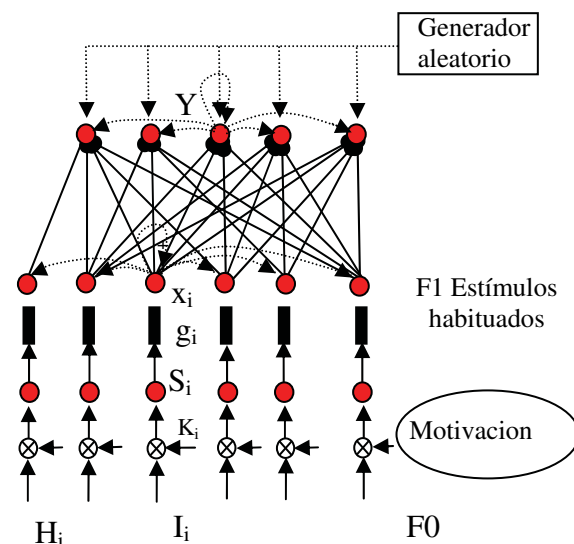


Figura 3. Arquitectura neuronal.

Inicialmente los estímulos implementados en Arisco son los siguientes:

- Sonoros: detección de sonidos de gran intensidad.
- Visuales: Detección de caras cercanas, lejanas, colores y movimiento.
- Habla: reconocimiento de voz en contextos de definidos.
- Infrarrojos: Reconocimiento de códigos emitidos por mando a distancia.

Los valores de cada estímulo se introducen en la neurona de entrada de la red correspondiente una vez se han normalizado a valores entre 0 y 1 dependiendo de la intensidad del estímulo.

El modelo básico de memoria a corto plazo utilizado está basado en el modelo multiplicativo de Grossberg (1982) que a su vez se basa en la ecuación de Hodgking-Huxley (1952) que describe el comportamiento de las membranas de las neuronas. La ecuación es:

$$\frac{dx_i}{dt} = -Ax_i + (B - x_i)I_i - x_i \sum_{j \neq i} I_j \quad (1)$$

donde x_i representa la actividad de la neurona i , e I_i la señal de entrada de dicha neurona. El término Ax_i representa el decaimiento o descarga pasiva de la actividad de la neurona, esto es, si las entradas son cero la actividad tenderá a cero proporcionalmente al valor A . El segundo término representa la excitación y es el que produce la carga de la actividad de la neurona. Este término conduce a que se tienda a alcanzar el nivel máximo de saturación B ante una entrada $I_i=1$. El efecto que realiza sobre la red es doble: por una parte realiza un proceso de filtrado y normalización sobre los estímulos de entrada y por otro lado su naturaleza dinámica hace que la

actividad perdure en el tiempo incluso aunque cese el estímulo.

La ecuación que gobierna la memoria a largo plazo se modelado mediante la ecuación de aprendizaje outstar (Grossberg, 1980):

$$\frac{dz_{ij}}{dt} = -\gamma z_{ij} + \beta(y_j - z_{ij})x_i \quad (2)$$

donde z_{ij} es la conexión adaptativa que une la neurona i con la j , γ es el factor de olvido, β es la tasa de aprendizaje, y x_j e y_j son las actividades de las neuronas pre y post sinápticas. Según se observa de la ecuación la red outstar tiene la capacidad de codificar patrones espaciales, de forma que los pesos en presencia de excitación a la entrada de la red tienden a codificar el patrón de salida. Se observa que la ecuación que describe la memoria a largo plazo (2) es similar a la de corto plazo (1) si bien esta segunda es de naturaleza dinámica lenta respecto a la primera (en el caso de las ecuaciones implementadas en Arisco la constante de tiempo es del orden de 3.000 veces más lenta).

Los niveles de saliencia de los estímulos provenientes de los sensores son colocados en el buffer de entrada en el nivel F0, por ejemplo, la saliencia de una determinada zona de color saturado, la saliencia en la detección de caras, los niveles de saliencia resultantes de la comparación de espectrogramas en el reconocimiento de comandos verbales, etc. Algunos estímulos, I_i , están asociados a comportamientos, por lo tanto están conectados a través de un cierto valor en los pesos de enlace. Otros, como H_i , están asociados a comportamientos reflejos, esto es, el peso del enlace es la unidad, (por ejemplo, ante un sonido fuerte, el comportamiento emocional reflejo es asustarse). Todos los estímulos están normalizados en el rango [0,1], y su saliencia es modulada a la entrada a través de las ganancias de sensibilidad K_i . Estas ganancias son controladas por el módulo motivacional para regular qué estímulos son interesantes y cuáles superfluos en función de su estado de motivación interna. Por ejemplo, si el nivel de control (drive) motivacional relativo al cansancio es demasiado alto, significa que será necesario descansar a través de la inactividad y el sueño, por lo tanto se insensibilizarán todos los estímulos visuales y sonoros de forma que la propia red neuronal emocional tenderá a seleccionar el comportamiento dormir, lo cual tenderá a disminuir el nivel de cansancio.

Una característica de la red es su capacidad de habituación, esto es, el interés sobre estímulos persistentes decaerá en el tiempo. Por ejemplo, suponiendo que el robot está siguiendo visualmente un cierto estímulo (e.g. una cara), su interés en seguir dicho estímulo decrecerá en el tiempo pudiendo llegar a dominar otro estímulo que al principio no era tan importante (e.g. un color intenso). La ecuación de

habituación utilizada está basada en la habituación de transmisión lenta y modelo de recuperación, en inglés, *Slow Transmitter Habituation and Recovery model*. En concreto, la habituación desde la capa F0 a la F1 se determina mediante la ecuación

$$\frac{dg_i}{dt} = E(1 - g_i) - F S_i g_i \quad (3)$$

donde S_i es el estímulo y g_i es la ganancia de habituación para dicho estímulo. La ganancia de habituación decrece desde el máximo valor (la unidad) al comienzo hasta un valor mínimo $E/(E+F S_i)$ proporcionalmente al valor del estímulo S_i . Una vez que el estímulo cesa ($S_i = 0$), la ganancia se recarga a la unidad. E y F determinan las tasas de carga y descarga para la ganancia de habituación respectivamente.

3.2 Motivación.

La motivación refleja la necesidad y persistencia en el desarrollo de un determinado comportamiento. El mecanismo de la motivación ha sido implementado anteriormente con mayor o menor éxito en robots sociales. Un ejemplo característico es el robot Kismet, cuyo sistema de motivación, al igual que Arisco, está basado en “drives” o variables motivacionales. Estos drives influyen sobre la selección de comportamientos favoreciendo unos sobre otros. A través de la representación gestual de sus emociones, el robot da a conocer su estado emocional al interlocutor guiándose por su motivación para alcanzar el estado de equilibrio motivacional homeostático. El diseño está basado fuertemente en principios etológicos. La intensidad de cada drive refleja las necesidades del robot y la urgencia para conseguir lo que necesita.

La función del sistema motivacional es mantener las variables homeostáticas internas dentro de un equilibrio. En los seres vivos este equilibrio se mantiene con ayuda del hipotálamo que se encarga de regular las variables básicas del organismo para mantener el estado del sistema en un equilibrio de bienestar.

Inicialmente en Arisco se han definido tres variables motivaciones: cansancio, humor y interacción social. La forma en que estas variables actúan sobre los comportamientos es a través del control de las ganancias de neurotransmisión de entrada K_i del nivel F0 de la figura 3. Estas ganancias sirven como moduladores de la sensibilidad de la capa de estímulos, por lo tanto el sistema motivacional “modula” el comportamiento del sistema de comportamientos. Por ejemplo, una variable motivacional de interacción social con valor alto tiende a primar estímulos de interacción como el reconocimiento de caras frente a otros estímulos visuales. A su vez los comportamientos influyen en la regulación de las variables motivacionales. En la tabla 1 se indican el efecto de algunos

comportamientos sobre las variables motivacionales definidas en Arisco:

Tabla 1. Influencia de los comportamientos sobre las variables motivacionales.

	Cansancio	Humor	Interacción Social
Dormido	↓	~	↓
Contento	↑	↑	↑
Aburrido	↑	~	↓
Enfadado	↑	↓	↓

La ecuación que regula cada variable motivacional se ha modelado la siguiente forma:

$$\frac{dQ_i}{dt} = (B_i - Q_i) * \left(\sum_j (\rho_j * Y_{p_j}) + m_i \right) + (C_i - Q_i) * \left(\sum_j (\mu_j * Y_{n_j}) + n_i \right) \quad (4)$$

donde Q_i es el nivel homeostático del drive i en el instante t , Y_{p_j} e Y_{n_j} son las actividades de los comportamientos que pueden reforzar o inhibir el nivel homeostático, B y C son los niveles estacionarios máximo y mínimo que puede alcanzar Q_i , m_i y n_i son las tasas de crecimiento o decrecimiento natural o intrínseca para ese drive. Por ejemplo, el cansancio, independientemente de otros comportamientos que incrementen su valor, tiende a crecer progresivamente inducido por la ausencia de contribuciones externas por el simple movimiento o estado de vigilia. Finalmente, ρ_j y μ_j son los pesos o ganancias de la entrada de los comportamientos Y_{p_j} e Y_{n_j} .

3.3 Planificación.

El nivel superior de la arquitectura es el de planificación. En este módulo se definen los planes en forma de rutinas formadas por secuencias de operaciones predefinidas. Este módulo permite a Arisco desarrollar funcionalidades y comportamientos específicos mediante la generación de diálogos guiados.

Todas las operaciones constan de un nombre, un tiempo de espera máxima y unos argumentos según el esquema siguiente:

<ETIQUETA>:<NOMBRE>:<SEGUNDOS>:
<ARGUMENTOS>

El nombre permite al planificador identificar la orden y la forma de tratar los argumentos que vienen a continuación, el tiempo de espera indica cuánto ha de esperar el planificador a la ejecución de cada operación como máximo. Los argumentos indican los parámetros necesarios para la ejecución de la operación.

Las ordenes pueden ir destinadas a dirigir el propio flujo del programa como pueden ser las que aparecen

en cualquier lenguaje de programación tales como: llamadas a otras subrutinas, condicionantes, bucles, retornos de subrutinas, etc. Por otra parte las órdenes también pueden ser mensajes emitidos al resto de módulos.

La ejecución de las rutinas del planificador puede ser programada en el tiempo, o asíncrona. La ejecución programada permite la realización de tareas a ciertas horas del día (por ejemplo decir las noticias a las 10:00 y a las 15:00) y la ejecución periódica como decir la hora cada media hora. La ejecución asíncrona permite la realización de una rutina que ha sido invocada desde el módulo de comportamientos al activarse un determinado comportamiento.

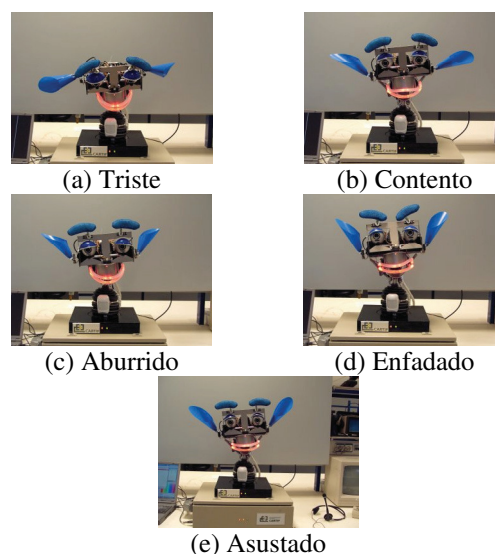


Figura 4. Comportamientos de Arisco

4. RESULTADOS EXPERIMENTALES

En esta sección se muestran algunos resultados experimentales del aprendizaje de Arisco. En la figura 4 se muestran diferentes expresiones faciales correspondientes a diferentes estados de ánimo de Arisco. A continuación, se presentan algunos experimentos de condicionamiento a partir de estímulos visuales y sonoros.

Las ecuaciones diferenciales se han resuelto en tiempo real mediante aproximación trapezoidal de forma que dada:

$$\frac{dx}{dt} = g(x) , \quad (1)$$

la ecuación equivalente discreta viene dada por:

$$x(kh) = x((k-1)h) + \frac{[g(kh) + g((k-1)h)]h}{2} \quad (2)$$

dónde h es el paso de integración y k es un entero positivo ($0 < kh < t$).

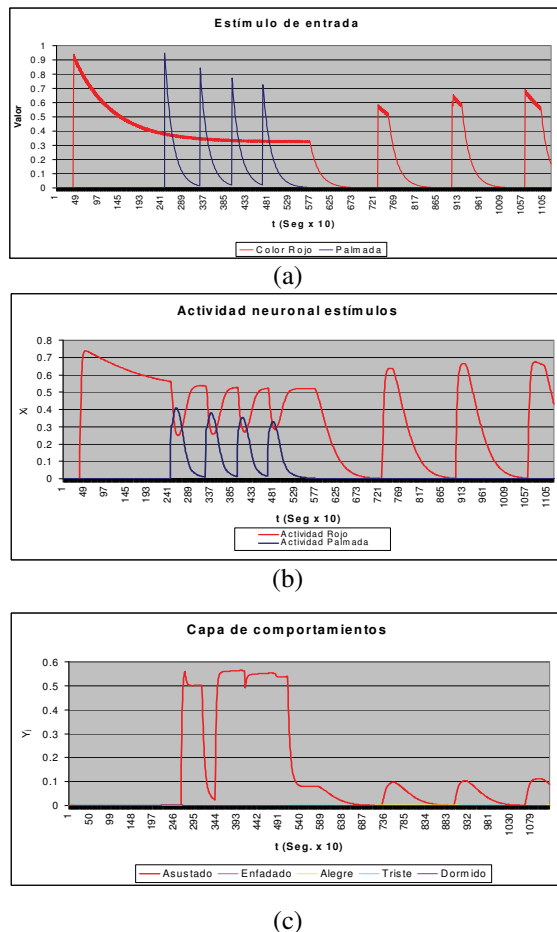


Figura 5. Experimento de condicionamiento de primer orden (a) Entrada de estímulos a la red competitiva después de filtrado y habituación. (b) Actividad de estímulos en capa competitiva (c) Respuesta de comportamiento.

El primer experimento es un experimento de condicionamiento de primero orden. Arisco está programado para que un estímulo no condicionado como por ejemplo una palmada produzca una respuesta refleja no condicionada de asustarse. Al mismo tiempo que se da la palmada se presenta a Arisco una cartulina roja. El aprendizaje hace que Arisco adquiera animadversión por el color rojo de forma que después del aprendizaje la presencia del color rojo hace que Arisco se asuste. El estímulo de entrada correspondiente a la cartulina roja se presenta en la figura 5 (en rojo). La intensidad del estímulo decae a lo largo del tiempo debido a la habituación, de forma que estímulos nuevos se favorecen sobre los antiguos. La actividad correspondiente a cuatro palmadas sucesivas se muestra en azul entre los 23 y 51 segundos.

La palmada hace que Arisco se asuste como consecuencia de un comportamiento reflejo (fig. 5.c). En la figura 5.b. se muestran la actividad correspondiente a la palmada y la presentación de la cartulina roja. Cuando se da la palmada la actividad correspondiente al color rojo decrece mientras que la de la palmada se incrementa. El aprendizaje de los

pesos (según la ecuación 6) se produce durante la presentación simultánea del color rojo y sucesivas palmadas. En la figura se muestra que a partir de los 71 segundos solo está presente el estímulo de la cartulina roja (sin la palmada). Los estímulos habitados en la capa competitiva se muestran en la figura 5.b y 5.c. Se observa que una vez iniciado el aprendizaje el robot genera el comportamiento de asustado cada vez que se le presenta una cartulina roja.

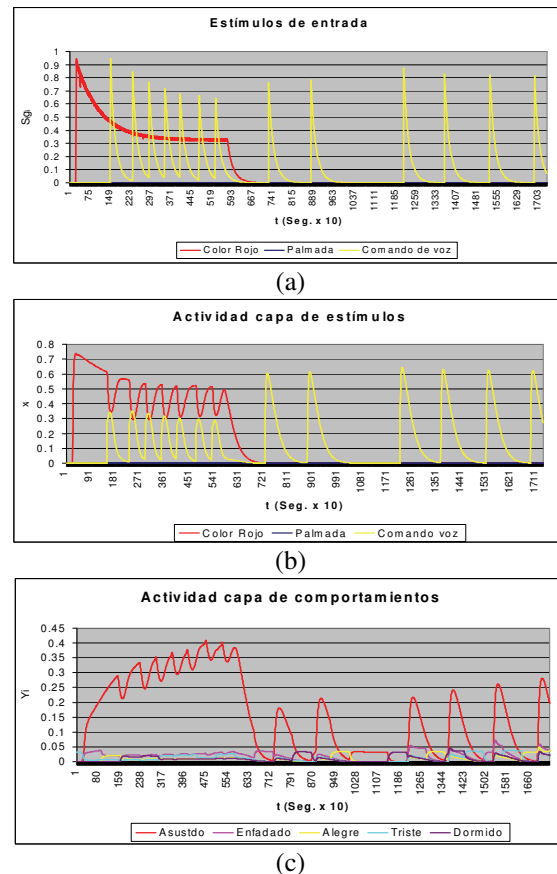


Figura 6. Condicionamiento de segundo orden. Se muestra un estímulo previamente condicionado (cartulina roja) con un nuevo estímulo (pronunciación “asustado”). (a) Entrada de estímulos a la red competitiva después de filtrado y habituación.. (b) Estímulos en la capa competitiva. (c) Respuesta de comportamiento.

A continuación se presenta un experimento de condicionamiento de segundo orden. El experimento consiste en la asociación de un estímulo ya asociado (cartulina roja), al mismo tiempo que un estímulo nuevo (pronunciación palabra asustado). El objetivo es que el robot se asuste cada vez que oiga la palabra asustado.

Los estímulos correspondientes a la cartulina roja mientras se le dice “asustado” al robot se muestran en la figura 6.a. Las actividades de los estímulos en la capa competitiva se muestran en la figura 6.b. Como el estímulo cartulina roja ya está condicionado (del experimento anterior), Arisco se asusta ante la

cartulina roja. Si al mismo tiempo que presentamos la cartulina roja le decimos a Arisco repetidas veces “asustado”, el aprendizaje hace que se asocie el nuevo estímulo con el comportamiento asustado. De esta forma se asustará cada vez que le presentemos una cartulina roja o le digamos la palabra asustado (Fig. 6.c).

Finalmente se muestra un experimento de aprendizaje mediante aprendizaje operante. Arisco genera aleatoriamente diferentes comportamientos emocionales durante un cierto tiempo. El objetivo del experimento es verificar cómo el robot asocia los comportamientos que ha generado con estímulos de entrada. Los comportamientos activados por el generador aleatorio se muestran en la figura 7.c (aburrido, asustado, enfadado, triste y contento). Cuando el robot presenta un determinado comportamiento el usuario pronuncia la palabra que representa ese comportamiento. Por ejemplo se le dice “aburrido” cuando su expresión facial corresponde a un comportamiento de aburrido. Las entradas de los comandos de voz a la red se muestran en la figura 7.a. Cada neurona de entrada corresponde a un comando vocal introduciéndose en la red el grado de emparejamiento (con valores entre 0 y 1) entre el comando actual y los comandos patrón. El reconocimiento de voz se ha realizado mediante comparación de espectrogramas (Domínguez *et. al.*, 2006). La competición a la entrada y la asociación estímulo respuesta se muestra en la figura 7.b.

Después de una fase inicial de aprendizaje se le dicen al robot las palabras previamente aprendidas, en orden aleatorio (figura 8 a). La competición de estímulos se muestra en la figura 8.b y la actividad de los comportamientos se muestra en la figura 8.c. Se observa como se produce un incremento considerable en la actividad de la neurona del comportamiento asociado.

En la dirección <http://www.eis.uva.es/~edu2al/arisco/riai.html> se muestran algunos videos del funcionamiento de Arisco y de los experimentos de aprendizaje anteriormente descritos.

5. CONCLUSIONES

En este artículo se ha presentado la arquitectura de “Arisco”, un robot social con capacidades básicas de comunicación. La cabeza mecatrónica puede realizar un conjunto de gestos para mostrar ciertos comportamientos emocionales, reconocer comandos de voz, localizar fuentes de sonido, detectar caras humanas y regiones de colores para realizar seguimiento visual. En el artículo se describe una arquitectura híbrida de tres capas con sistema de aprendizaje basado en redes neuronales competitivas y ley de aprendizaje outstar. La arquitectura propuesta puede realizar asociaciones entre cualquier tipo de estímulos y comportamientos, incluyendo aprendizaje condicionante y operante. Las prestaciones del modelo se han verificado sobre el

propio robot mediante experimentos de condicionamiento de primer y segundo orden. El sistema motivacional permite modular la sensibilidad de los estímulos según el estado interno del robot y regulando tanto el aprendizaje como los comportamientos desarrollados por el robot.

Como futuras líneas de investigación se pretende incorporar nuevos mecanismos de aprendizaje como aprendizaje por imitación y la validación sistemática en entornos de operación reales, como por ejemplo realizar las misiones de un recepcionista.

6. AGRADECIMIENTOS

Los trabajos de investigación realizados han sido financiados por el Ministerio de Ciencia y Tecnología (proyectos DPI2002-04377-C02-01, DPI2005-06911), y por la Junta de Castilla y León (programas de ayudas a Proyectos de Investigación).

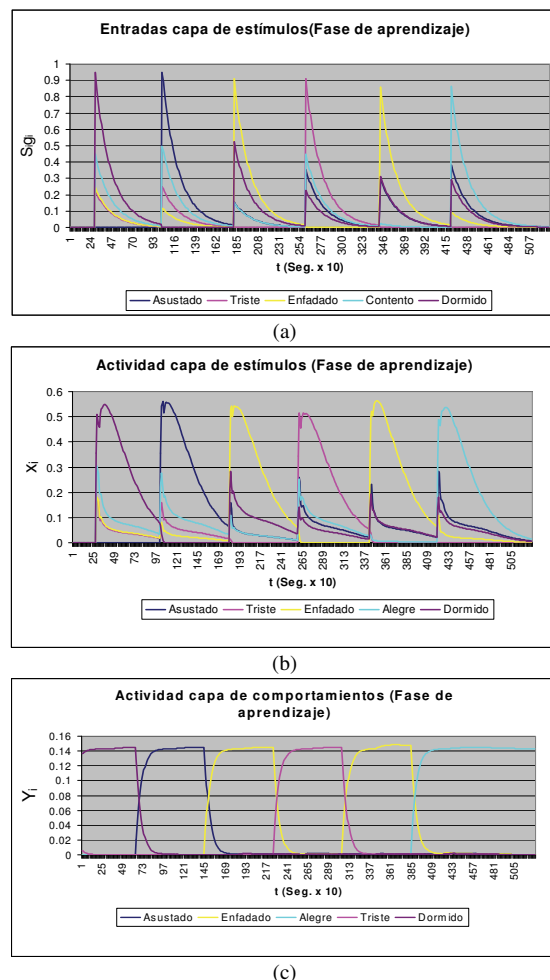


Figura 7. Experimento de condicionamiento operante. Fase de aprendizaje. (a) Actividad de los comandos vocales correspondientes a los comportamientos aleatorios generados por el robot. (b) Actividad de los estímulos en la capa competitiva. (c) Actividad de la capa de comportamientos.

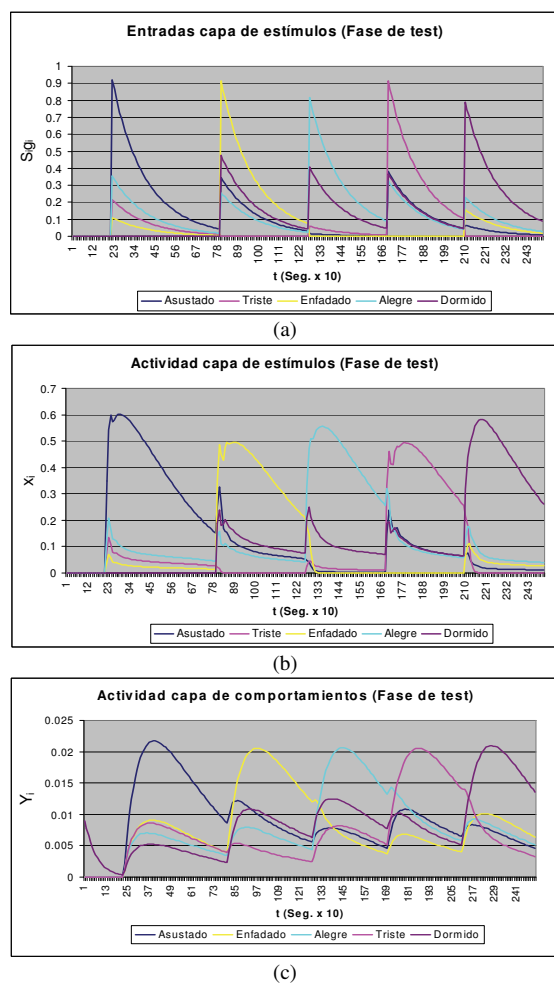


Figura 8. Experimento de condicionamiento operante después de un aprendizaje inicial. (a) Estímulos correspondientes a diversos comandos vocales. (b) Actividad de los estímulos en la capa competitiva. (c) Comportamientos generados por la red.

REFERENCIAS

- Adams, B., C. Breazeal, R. Brooks, and B. Scassellati, (2000). "Humanoid Robots: A New Kind of Tool", *IEEE Intelligent Systems*, July-August.
- Breazeal, C (2002). *Designing Sociable Robots*, The MIT Press.
- Breazeal, C., A. Brooks, J. Gray, G. Hoffman, C. Kidd, H. Lee, and H. Lieberman, A. Lockerd, and D. Chilongo (2004). Tutelage and Collaboration for Humaoird Robots, *International Journal of Humanoid Robots*, 1(2), 315—348
- Breazeal, C., D. Buchsbaum, J. Gray, D. Gatenby, B. Blumberg (2005). "Learning from and about Others: Towards Using Imitation to Bootstrap the Social Understanding of Others by Robots," L. Rocha and F. Almedia e Costa (eds.), *Artificial Life* 11(1-2).
- Brooks, R., C. Breazeal, M. Marjanovic, B. Scassellati, and M. Williamson. (1998). "The Cog Project: Building a Humanoid Robot", in C. Nehaniv, ed., *Computation for Metaphors, Analogy and Agents*, Vol. 1562 of *Springer Lecture Notes in Artificial Intelligence*, Springer-Verlag.
- Bullock D, Grossberg S, Guenther F H (1993) A self-organizing neural model of motor equivalent reaching and tool use by a multijoint arm. *Journal Cognitive Neuroscience* 5:408—435
- Dominguez, S., E. Zalama, J.G. García Bermejo, J.G. and J.R. Perán. (2002). Development of an Expressive Social Robot. *Mechatronics and Machine Vision 2002: Current Practice*, pp. 341-348, ISBN 0-86380-278-8. Research Studies Press Ltd, Baldock, Hertfordshire, England.
- Salvador Domínguez, Eduardo Zalama, Jaime G. García-Bermejo. Sistema de Reconocimiento de Sonidos para un Robot Social. Proceedings de XXVII Jornadas de Automática. pp: 577-582. Almeria 2006.
- Grossberg, S. (1982). "Studies of Mind and Brain: Neural Principles of Learning, Perception, Development, Cognition and Motor Control". Reidel Press, Boston, MA,
- Grossberg, S. (1980). How does the brain build a cognitive code? *Psychological Review*, 87, pp. 1-51.
- Hodgkin, A. L. and Huxley, A. F. (1952). A quantitative description of ion currents and its applications to conduction and excitation in nerve membranes. *J. Physiology*. (Lond.), 117:500-544.
- Fong T. and I. Nourbakhsh (2003). Socially interactive robots, *Robotics and Autonomous Systems*, Volume 42, Issues 3-4, , 31 March 2003, Pages 139-141.
- Lockerd A. and C. Breazeal (2004). "Tutelage and Socially Guided Robot Learning." Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS04), Sendai, Japan.
- Kozima, H. (2002). Infanoid: A babybot that explores the social environment, K. Dautenhahn, A. H. Bond, L. Cañamero, B. Edmonds (eds.), *Socially Intelligent Agents: Creating Relationships with Computers and Robots*, Amsterdam: Kluwer Academic Publishers, pp.157-164.
- Metta, G., F. Panerai, R. Manzottti, R. and Sandini (2002). Babybot: an artificial developing robotic agent, *SAB 2000*. Paris, France. Sep. 11-16.
- Nisimura, R.; T. Uchida, A. Lee, H. Saruwatari, K. Shikano, Y. Matsumoto, (2002). "ASKA: receptionist robot with speech dialogue system," *International Conference on Intelligent Robots and System*, 2002. IEEE/RSJ , vol.2, no.pp. 1314- 1319 vol.2.
- Schulte, J., C. Rosenberg, and S. Thrun (1999). Spontaneous short-term interaction with mobile

robots in public places. In *Procs. of the IEEE Int. Conference on Robotics and Automation*.

Skinner B.F. (1971). “Operant conditioning”. *The encyclopedia of education*, Vol. 7. New York: Macmillan and Free Press, pp. 29-33.

Thorndike, E. (1932). *The Fundamentals of Learning*. New York: Teachers College Press.