

Modelo neuronal estructural para la percepción de invarianzas homotéticas

CARMAN PAZ SUÁREZ
ARAUJO

El gran desafío de obtener sistemas artificiales con habilidades propias del cerebro, así como el intento de entender el funcionamiento de tan complicado sistema, han empujado a muchos investigadores a utilizar el enfoque conexionista en el direccionamiento de tales objetivos. Nuestro trabajo se centra en una función propia y característica de las capacidades de cerebro, la *Percepción*. Concretamente, la *Percepción Visual y Auditiva*.

Desde Aristóteles muchos filósofos y psicólogos han creído que percepción es el proceso de usar la información proporcionada por nuestros sentidos para formar representaciones mentales del mundo que nos rodea [Bregman/90]. En el uso de estas representaciones se implica la existencia de un sistema de dos partes: una parte forma las representaciones y otra las usa para realizar cosas tales como calcular apropiados planes y acciones. El trabajo de la per-

cepción es, pues, tomar la entrada sensorial y derivar una representación útil de la realidad, desde ella.

Un aspecto importante en la construcción de la representación es decidir qué partes de la estimulación sensorial están diciéndonos algo sobre el mismo evento. A menos que hagamos correctamente las combinaciones de evidencias sensoriales, no seremos capaces de reconocer lo que está pasando. Percepción en sí implica, pues, generalización y discriminación, así como abstracción y construcción [Risset/78].

La percepción no es una capacidad simple en su función y estructura. La podemos estructurar como una función de niveles de tal forma que no percibimos en un sólo nivel. Podemos percibir en todos los niveles, a veces en un nivel a expensas de otros, otras en todos los niveles a un tiempo, etc. [Handel/89]. De hecho, considerando lo que es percepción, en cada nivel, los sonidos o las imágenes proporcionan significados, y esos significados representan abstracciones, reflejos, de la energía física real.

En visión nos centramos en los objetos. Nuestro sentido visual usa la luz para formar descripciones separadas de objetos individuales que nos permiten realizar análisis de escenas y reconocimiento de formas. Estas descripciones incluyen la forma del objeto, el tamaño, la distancia, el color, etc. En audición el interés se focaliza en unidades perceptuales como la sucesión acústica [Bregman/90], constituyendo un aspecto crucial en la percepción auditiva la interacción de parámetros en un contexto complejo. Estos parámetros, que son los necesarios para obtener las descripciones de los eventos acústicos, son el pitch, la duración, la sonoridad, y el timbre. Es desde esta óptica desde la que enfocamos la percepción artificial visual y auditiva.

Uno de los problemas más serios y fascinantes enmarcados en la misma es la *percepción de invariantes*. Éste aún no se ha resuelto con los enfoques heurísticos del reconocimiento de formas. Él ha sido, y sigue siendo, motivo importante de estudio dentro del desarrollo de la tecnología de procesamiento de información

sensorial en general y visual en particular.

En percepción de formas se pueden distinguir dos clases de invarianza perceptual, a las que Julesz denomina *invarianza perceptual del primer tipo*, y *del segundo tipo*, [Julesz/71]. En percepción visual, una invarianza perceptual que opera para objetos externos estacionarios durante el movimiento de ojos, cabeza y cuerpo del observador pertenece a la primera clase; y aquella en la que el observador está estacionario y los objetos externos cambian de posición, forma y tamaño, a la segunda. En percepción auditiva esta última se corresponde con el fenómeno por el cual se puede reconocer el mismo intervalo musical, el mismo acorde, o timbre, independientemente del pitch. Reconocemos la misma melodía a pesar de muchas transformaciones diferentes. Es esta invarianza perceptual la que desprende mayor dificultad en su tratamiento y será en la que focalizaremos nuestra atención. Nuestro principal objetivo es encontrar mecanismos neuronales que resuelvan este problema. El propósito de este trabajo es de naturaleza teórica, y está orientado hacia una teoría computacional de la percepción de invariantes por corteza.

Una función especial de la corteza es computar colecciones de invariantes a distintos niveles de abstracción, siendo un invariante es una descripción de una situación dada en términos de un pequeño número de parámetros [Ballard/87]. Basados en esto, y en la idea de que la corteza ha adoptado representaciones y estrategias computacionales que hagan dicha computación eficiente, se

propone que el cómputo de los parámetros de invarianza pueden ir separados de la generación misma del invariante. Esto proporciona un enfoque alternativo mucho más flexible y, posiblemente más eficaz del problema. La filosofía seguida obedece a la hipótesis: "En corteza, para el cómputo de invariantes, existen al menos dos caminos, uno que computa los parámetros y otro que los aplica a las patrones sensoriales originales" [Suárez Araujo/90b].

Siguiendo esta funcionalidad y estructura de la corteza, desarrollaremos redes neuronales artificiales modulares que permitan abordar el problema de la percepción de invariantes. De esto se desprende la necesidad de estudiar el sistema neurofisiológico base de la inspiración de los desarrollos presentados.

Así, este estudio tiene como substrato teórico la organización estructural y funcional de la corteza auditiva primaria (AI), la teoría de redes neuronales, la filosofía de trabajo de los sistemas artificiales de proceso visual y las transformadas afines, concretamente la homotética.

ESTRUCTURA DEL SISTEMA AUDITIVO

La complejidad y el escaso conocimiento de los sistemas naturales, nos hacen realizar aproximaciones fenomenológicas, para su modelado y desarrollo de sistemas artificiales como paradigmas de su funcionamiento y estructura. Esto nos lleva a una identificación

funcional y estructural del sistema, lo que cubre la neurofisiología y anatomía del mismo.

Esto nos ha permitido proponer una organización conceptual del sistema auditivo (SA), consistente en una estructuración por capas, correspondiendo a la estructura de conducción mecánica periférica (ECMP) el papel de capa física, y al sistema auditivo central (SAC) el de capa sensoriperceptual, donde cada una tendrá un espacio de entrada, de salida y una estructura relacional que los engarce, [Suárez Araujo/90b] Fig.1.

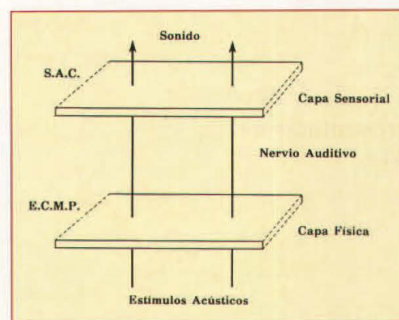


Figura 1: Organización Conceptual por capas del SA.

Sus objetivos perceptuales son la identidad de un evento y su localización, estando enmarcado el proceso de percepción en la llamada capa sensorial, concretamente en el centro telencefálico. Este se encuentra en la porción temporal del neocortex, exactamente en las dos circunvoluciones temporales transversales de Heschl, conocida como corteza auditiva primaria (AI) [Luethke/89]. Ésta es una pequeña zona de 3 a 4 cm²; con la típica estructura laminar de las cortezas sensoriales primarias, caracterizada por una fusión de las capas I-VI.

Su organización se mantiene dentro de los principios generales de organización cortical [Handel/89]. Así, recibe afe-

rentes tanto desde los mecanismos auditivos más bajos, como de numerosas otras fuentes. Este circuito no es bien conocido. Sólo se tienen evidencias anatómicas de la existencia de complicadas interrelaciones internas, que envuelven entradas aferentes convergentes, conexiones recíprocas y lazos de realimentación indirecta [Brugge/75], Fig.2. Sí se sabe que respeta la tonotopía cortical [Uziel/85], la cual es semejante, pero no tan precisa, a las retinotópica y somatotópica encontradas en las áreas primarias visual y somática respectivamente.

La AI es de forma trapezoidal, y su estructura organizacional ilustra el hecho de que las representaciones sensoriales existentes en la corteza auditiva varían en organización, constituyendo al final una mezcla de organización modificada por la experiencia sensorial. La repartición frecuencial se basa en las llamadas bandas isofrecuenciales, Fig.3(a). Son bandas de tejido cortical, situadas aproximadamente, en ángulo recto al eje de baja-alta del mapa de frecuencias, ocupadas por neuronas que tienen la misma, o casi la misma, frecuencia característica. Están organizadas verticalmente en profundidad y horizontalmente a través de AI, las cuales parecen ser determinadas genéticamente [Handel/89]. Su presencia es la consecuencia de la proyección de puntos desde una organización lineal monodimensional, la Partición Coclear, a una estructura tridimensional, la Corteza, [Brugge/75].

Por otra parte, hay que considerar la existencia de bandas de interacción binaural, en ángulo recto con las isofrecuen-

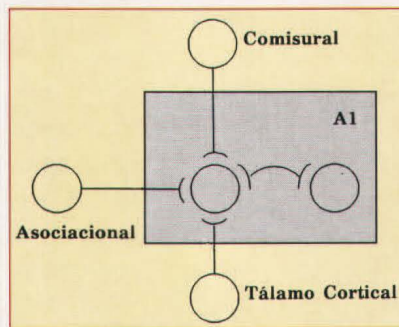


Figura 2: Diagrama de ferencias de la AI.

cias. Ellas están constituidas por columnas verticales de neuronas con propiedades binaurales semejantes, existiendo las columnas de sumación y las de supresión [Kelly/85], [Brugge/85], [Handel/89], Fig.3(b), con gran variabilidad a través de los individuos.

Este mapa binaural en AI, es una computación de elementos formados por interacciones neuronales frente a la tonotopía de dicha área, que es un mapa de la superficie receptora, proyectada topográficamente sobre sucesivos

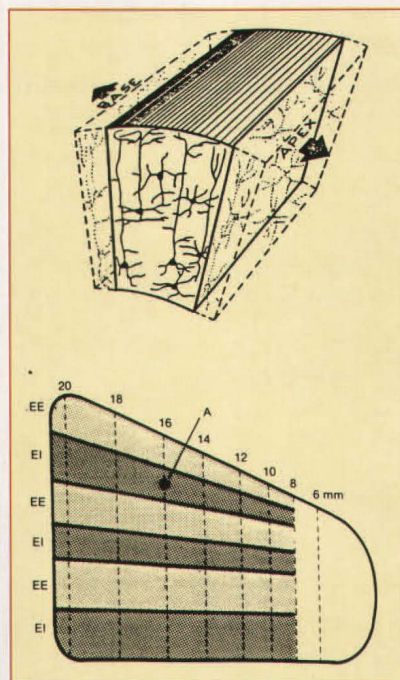


Figura 3: (a) Banda isofrecuencial en AI. (b) Esquema de la Organización Tonotópica y Binaural de la AI.

núcleos auditivos.

Así, la organización tonotópica es fija, pero la representación binaural es modificada por la experiencia. Si cada una de las bandas hace una única contribución, las diferencias perceptuales entre individuos podrían ser explicadas, en parte, por tales diferencias corticales. Surgiendo la percepción de la activación simultánea, en paralelo, de las representaciones corticales.

Por último, también se ha sugerido otra organización topográfica en AI, semejante a la tonotópica, formada por neuronas con sensibilidad en fase, las cuales nos permitirían la representación de un campo receptivo en el espacio auditivo [Brugge/73].

MODELO PARA LA PERCEPCIÓN DE INVARIANZAS AUDITIVAS

Según la descripción neuroanatómica vista en la sección anterior, la corteza auditiva primaria, presenta una arquitectura que está anatómicamente distribuida en tres dimensiones, más el tiempo, con módulos computacionales estructurados por capas [Suárez Araujo/87,90b], [Moreno-Díaz/89], Fig.4. A diferencia de la corteza visual, existe una aparente transformación geométrica en la estructura que se ha de corresponder con una funcional, tal como observaron ya Pitts-McCulloch en 1947.

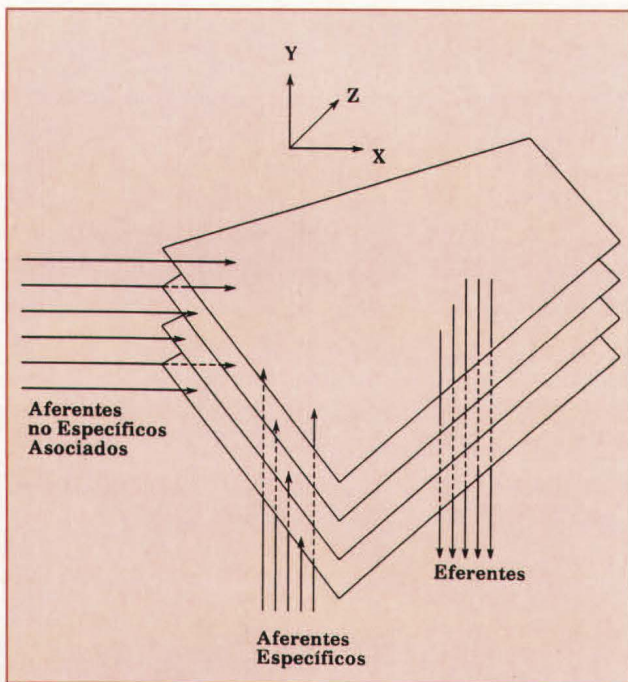


Figura 4: Estructura Espacial por Capas de AI.

Su conectividad operativa, en correspondencia con la anatómica, hace que partiendo de un hipotético origen se encuentre, conforme se avanza en la dirección X, para valores bajos de la coordenada, una proyección que se corresponde a componentes de frecuencias bajas en el patrón auditivo, mientras que valores altos de la misma coordenada se corresponden a las altas frecuencias [Suárez

A través de la dirección Y, de tal manera que los módulos computacionales tienen una intercomunicación lateral tal, que el patrón de estímulos es geoméricamente trasladado lateralmente, creciendo el grado de traslación con la coordenada y.

Según la naturaleza del código neuronal, el tipo de función asociada a la traslación realizada por el cluster de neu-

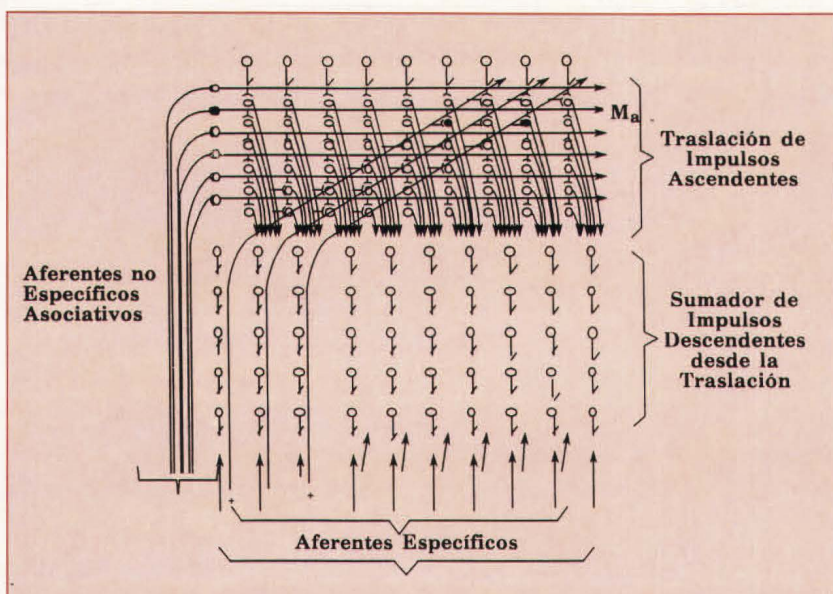


Figura 5: Versión Esquemática de AI según Pitts-McCulloch.

Araujo/87, 90b].

De acuerdo con este esquema de la AI, dado un patrón aferente que ha sido analizado por los centros inferiores y proyectado según lo anteriormente dicho, progresa dentro de la estructura tridimensional de la red cortical según las dos dimensiones adicionales, a saber:

ronas referidas debe ser de alto nivel. Sin embargo, ciertas propiedades básicas son explicables, suponiendo un código neuronal basado en la analítica. La transformación lateral analítica más elemental es la propuesta por Pitts-McCulloch, que suponen una traslación lateral de la información sin modificación alguna, Fig.5. Desde un punto de vista geométrico esta propuesta exige un promedio en la variedad M.

Una segunda propuesta, que mejora la citada de Pitts-McCulloch, establece que una vez y los módulos computacionales de la AI captan la información según el análisis X, provocan, en la dirección Y una traslación lateral de la misma en una cantidad proporcional a su distancia al punto $y=0$. Es decir, si suponemos un corte que contenga los ejes OX, OY, cada isolínea y, contiene el patrón aferente trasladado una cantidad proporcional a ella, Fig. 6. Esta propuesta requiere, pues, simplemente la apertura de una línea y, cuyo valor está linealmente relacionado con el valor del c.d.g. del patrón. Así, la invarianza traslacional en frecuencias puede ser conseguida de forma nítida, con bajo costo computacional, a través de la determinación, por ejemplo, del centro de gravedad del patrón tonotópico. Esto es formulable en los siguientes términos:

Sea $V(x,t)$ el patrón tonotópico procedente de los centros inferiores que se proyecta en el eje $Y=0, Z=0$. Entonces en el plano $Z=0$, para cualquier y existe una proyección, que suponemos proporcional a y, dada por:

$$M(x,y;t) = V(x-y;t) \quad (1)$$

Tal, que cuando la línea de la variedad extendida, y_0 es excitada, aparece una salida en las fibras descendentes, dada por:

$$O_{y_0}(x;t) = M_{z_0}(x, y_0; t) = V(x - y_0; t) \quad (2)$$

El centro de gravedad (β) del patrón original computado por los centros inferiores es:

$$\beta = \frac{\int V(x;t) x dx}{\int V(x;t) dx} \quad (3)$$

Además se asume que todos los valores significativos de $V(x;t)$ están, después de las transformaciones, en la variedad extendida $M(x, y; t)$. Esto es:

$$\int_x M(x, Y; t) dx \equiv \int_x V(x - y; t) dx = \int_x V(x; t) dx \quad (4)$$

El centro de gravedad de la variedad de salida, cuando y_0 es excitado tiene la forma:

$$\beta = \frac{\int V(x - y_0; t) x dx}{Q} = \frac{\int V(\alpha; t) (\alpha + y_0) d\alpha}{Q} \quad (5)$$

donde

$$\alpha \equiv x - y_0 \quad (6)$$

Esto es:

$$\beta = \frac{\int V(\alpha; t) \alpha d\alpha}{Q} = \frac{\int V(\alpha; t) d\alpha}{Q} \quad (7)$$

Se concluye que cuando la línea y_0 , de la variedad extendida es excitada, tal que: $y_0 = -\beta$ la salida es invariante a traslaciones en la variedad espacial de entrada, independientemente de la variable x .

Así vemos, que el esquema de la corteza auditiva primaria nos proporciona las bases conceptuales apropiadas para una teoría acerca de la percepción auditiva no semántica. Lo que

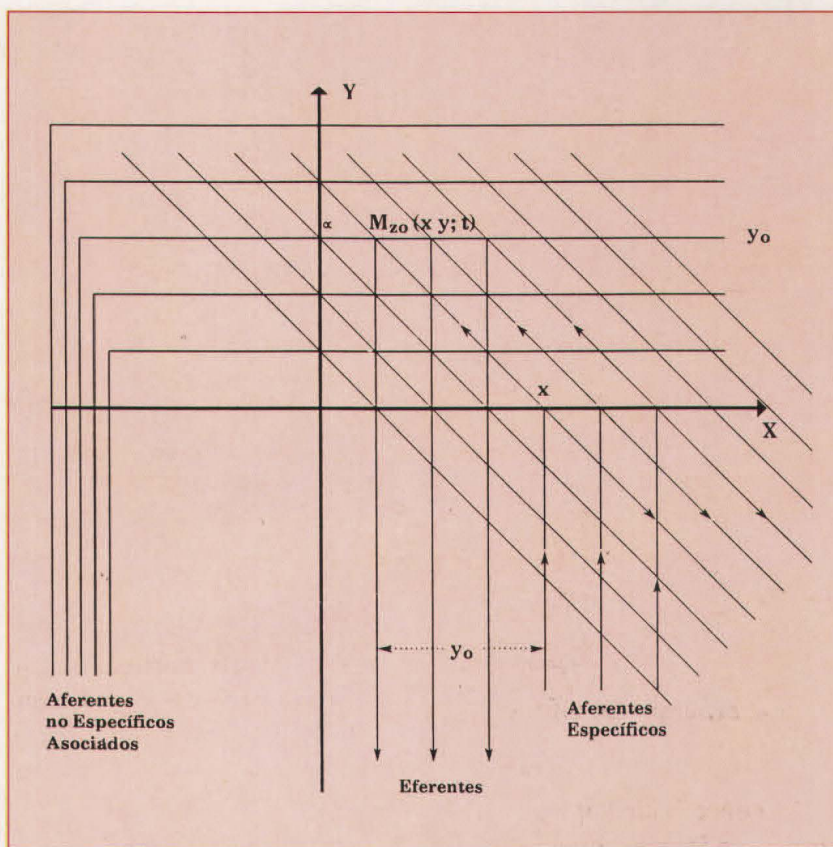


Figura 6: Versión Esquemática de AI en el Plano $Z=0$.

la teoría sugiere es un eje adicional donde las invarianzas tengan lugar afectando al único parámetro adicional que queda libre, como las homotecias. Afirmación teórica de gran relevancia, la cual completaría el paralelismo entre invarianzas auditivas y visuales [Suárez Araujo/90b].

Según esto, la estructura global es controlada, por al menos dos parámetros de bajo nivel, el centro de gravedad, y la razón de homotecias, o equivalente (posiblemente información binaural), que disparan las líneas en tal estructura y de tal manera, que el patrón es reconocido de forma invariante. Y descansa en que los centros inferiores, sin códigos elaborados, determinarán tales parámetros, mediante redes de neuronas apropiadas [Suárez Araujo/87, 90b, 92], [Moreno-Díaz/89].

RED NEURONAL ARTIFICIAL PARA EL CÁLCULO DE INVARIANZAS HOMOTÉTICAS AUDITIVAS

Uno de los objetivos principales de nuestro trabajo consiste en la determinación de redes neuronales artificiales que cumplan la función de los centros inferiores en los sistemas naturales, según vimos en la sección anterior. Así, desarrollaremos una posible red neuronal que compute la razón de homotecias, k , de un patrón monodimensional, utilizando métodos computacionales puramente analíticos. La solución se obtiene usando formulaciones analíticas con las correspondientes a las redes de McCulloch-Pitts. El procedimiento

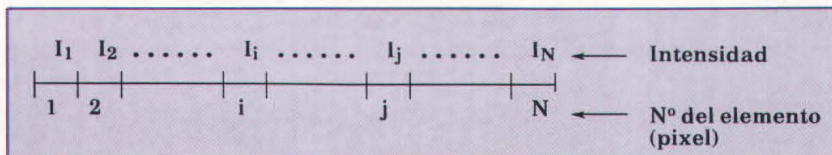


Figura 7: Ristra de un Patrón Discretizado de Intensidades.

to a seguir consiste en, la confección del algoritmo que computa la razón de homotecias, existiendo, entonces, un autómata que lo realice, y éste, podemos sintetizarlo utilizando redes de neuronas formales [Suárez Araujo/90b,92], [Moreno-Díaz/89].

1) Algoritmo

- * Recorrer la ristra en sentido creciente, y registrar la etiqueta "i" del primer elemento que se encuentre, tal que $I_i \geq \theta$
- * Recorrer la ristra en sentido decreciente, registrando, de nuevo, la etiqueta "j" del primer elemento que se encuen-

tre, tal $I_j \leq \theta$

- * Calcular la razón de homotecias, k, de expresión:

$$k = (j-i)/a \quad (8)$$

donde a es la dimensión standard del patrón.

2) Red Neuronal. (Fig. 8.)

- * **Cómputo del Cuasi-comienzo del Patrón (i).**

Sean N neuronas formales de umbral θ y entradas I_i . Si la intensidad de una línea, i, supera el umbral, se activa la neurona dando una salida "1", si no, no se activa y la salida es "0". Sus salidas van a una neurona con interacción de aferen-

tes y pesos sinápticos igual a "i", tal que el disparo de una neurona implica una inhibición absoluta del resto de neuronas formales situadas a su derecha.

- * **Cómputo del Cuasi-final del Patrón (j).**

Este cómputo es realizado por una estructura de integración de aferentes similar a la del cálculo de i, con la única diferencia de que todo elemento constituyente de la red, inhibe cuando está activado, a todos los situados a su izquierda.

Una vez determinados los cómputos neuronales de i y j, estamos en disposición de presentar un esquema neuronal generalizado, con la red de inhibición lateral por interacción de aferentes desarrollada. Para ello, presentamos el marco formal del modelo utilizando matemática cuasi-continua, de acuerdo con los conceptos de computación por capas.

Para que esta formulación, en cuasi-continua, mantenga la coherencia con dichos esquemas por capas, debemos ser conscientes de las dos estructuras matemáticas que le soportan, la analítica y la algorítmica, así como del diferenciador de las mismas, el condicional "if". Las transiciones analítico-algorítmicas, que es en definitiva, el concepto que juega un papel importante en este tipo de desarrollos, están en la función umbral, la cual nos da el primer apoyo formal para nuestra formulación.

Partiendo del patrón tonotópico $I(x)$, generamos la formulación analítico-algorítmica para el cálculo del cuasi-comienzo (x_i) y del final significativo (x_j) de dicho patrón, como se ilustra en la Fig. 9, según las

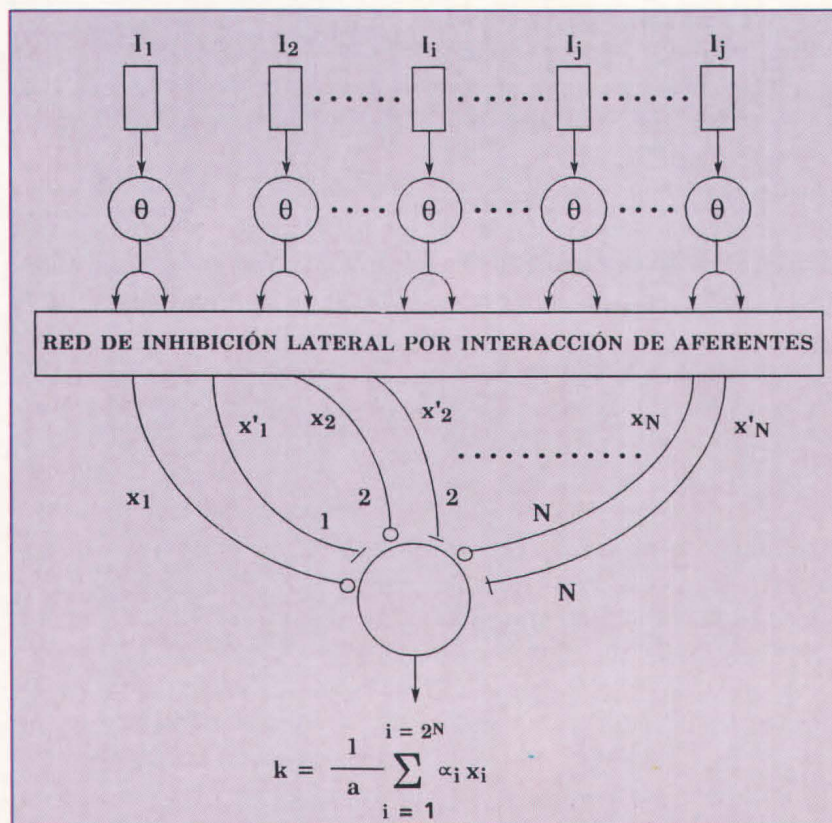


Figura 8: Red Neuronal para el Cómputo de la Razón de Homotecias de un Patrón Monodimensional.

ecuaciones del párrafo anterior.

Donde θ y ϵ serán los umbrales de las capas primera y tercera, respectivamente, de la red neuronal correspondiente, u la función umbral, y δ la función delta de Dirac.

La primera derivada de las funciones $C(x)$ y $C_1(x)$ nos permitirá detectar cambios de intensidad en un punto del patrón tonotópico, acorde con lo propuesto por Marr y Hildreth en 1980, en la modalidad visual [Marr/80], que en sistemas neurofisiológicos reales se corresponde con la operación de inhibición lateral.

Desglosando las capas formales en niveles de neuronas tendríamos la red neuronal formal buscada, obteniendo la capa analítica correspondiente al cálculo de las derivadas de las funciones $C(x)$ y $C_1(x)$, con la operación lineal de "inhibición lineal", Fig.10, Fig.11.

La función $D(x)$ constituye un "bus" de líneas, donde las dos líneas excitadas indican el principio y el patrón tonotópico.

De esta estructura neuronal se deduce una propiedad intrín-

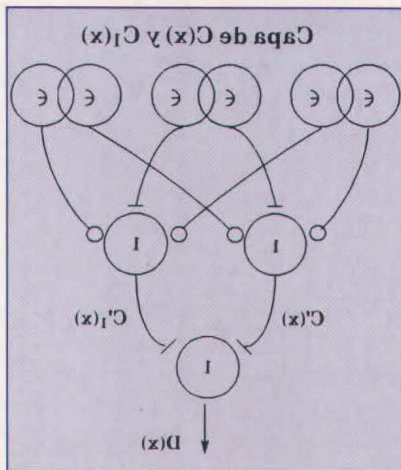


Figura 9: Ilustración del Proceso de Formulación para el Cálculo de X_i del Patrón Tonotópico.

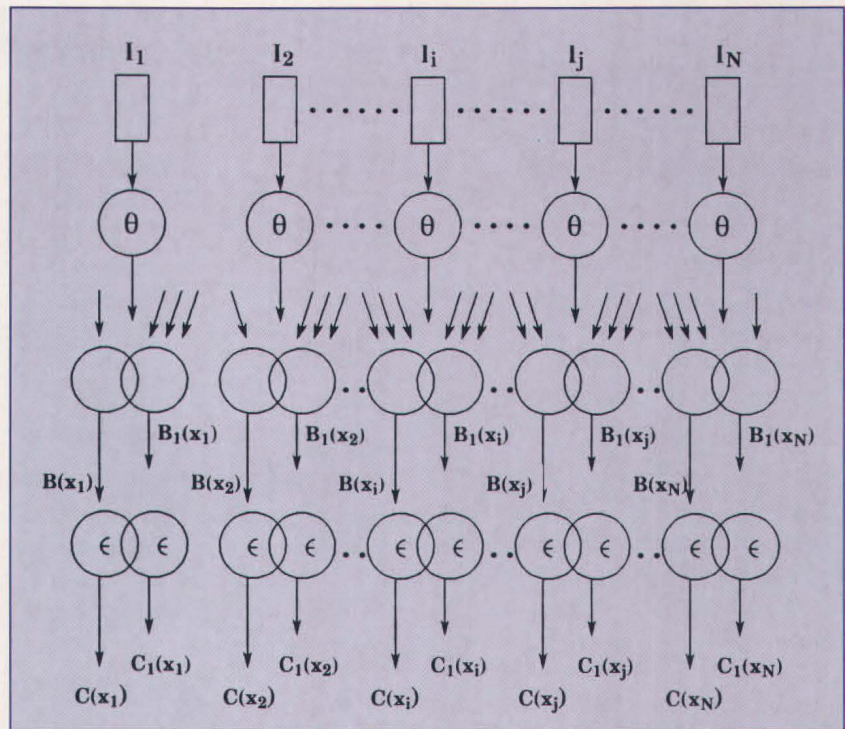


Figura 10: Red Neuronal Correspondiente a la Formación Desarrollada.

seca del sistema. Esta propiedad consiste en la generación de un espacio redundante, de mayor resolución que el espacio inicial, hasta terminar, nuevamente, en un espacio de la misma resolución que la de éste cuando se trata de conseguir la formulación cuasi-continua de una red neuronal arbitraria [Suárez Araujo/90b,92]. Esto coincide con los desarrollos realizados por Pitts-McCulloch en su determinación de universales de percepción de formas visuales y auditivas [Pitts/47].

Estos estudios nos llevan a concluir que la formulación general que representa una red neuronal arbitraria, es decir, un autómata finito, es una alternación de capas computacionales analíticas y capas algorítmicas puras, manteniendo la siguiente estructura:

Computación Lineal -----> Ramificación -----> Computación Lineal -----> Ramificación.

TEOREMAS EN DESCOMPOSICIÓN PARALELA

Las conclusiones sobre la formulación general de una red neuronal arbitraria, a la que llegamos en la sección anterior, las condensamos en los teoremas en descomposición paralela. Tratan de la descomposición de

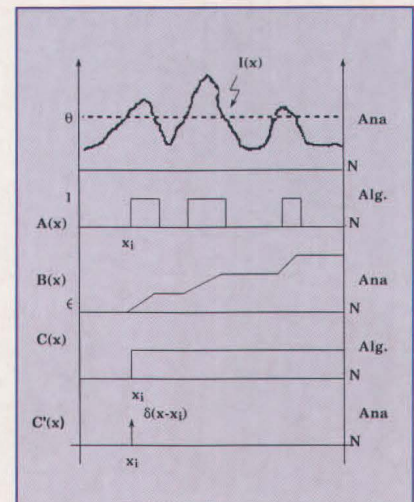


Figura 11: Capa Analítica de Inhibición Lateral.

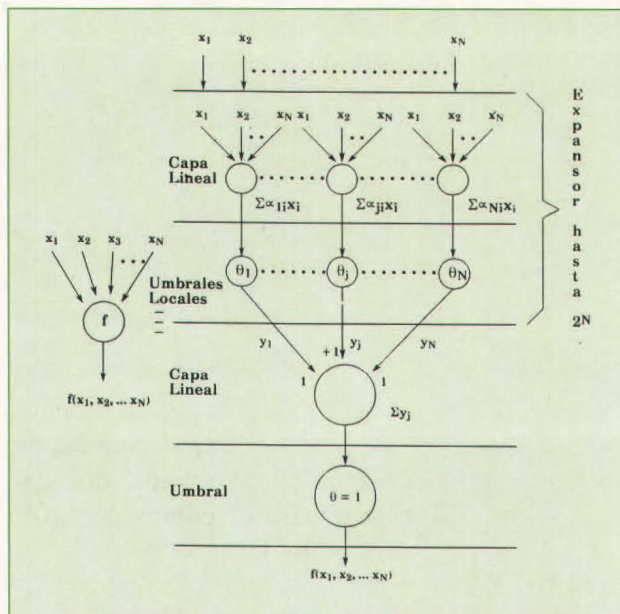


Figura 12: Estructura Computacional Neuronal de una Función Lógica Arbitraria.

Autómatas Arbitrarios en capas de Autómatas Lineales, separados por capas algorítmicas de la forma if ---- then. En realidad es un teorema que se desglosa en tres partes esenciales, cada una con vida propia, de ahí el tratarlos como tres teoremas.

En la primera parte, o primer teorema, se considera una red de neuronas formales con interacción de aferentes, sin rea-

limentación, capaz cada una, de computar una función arbitraria de las entradas. En la segunda parte, tenemos una red con realimentación. Y por último, en la tercera, nos encontramos con un autómata arbitrario [Suárez Araujo/90b].

neuronas formales arbitrarias con interacción de aferentes, existe una estructura computacional por capas, formada por dos capas de computación lineal, separadas por capas de función "u" o de decisión (algorítmica), de la forma IF...THEN, que la duplica. Y viceversa.

Para la demostración de este teorema necesitaremos expresar una función lógica arbitraria, en cascada de elementos de umbral. Un elemento o sistema de cómputo de umbral es una unidad de computación (sistema lineal), seguida de una regla de decisión del tipo if...then, función u. Es por ello que se hace uso del teorema auxiliar TA1, lo que simplifica drásticamente la demostración de T1.

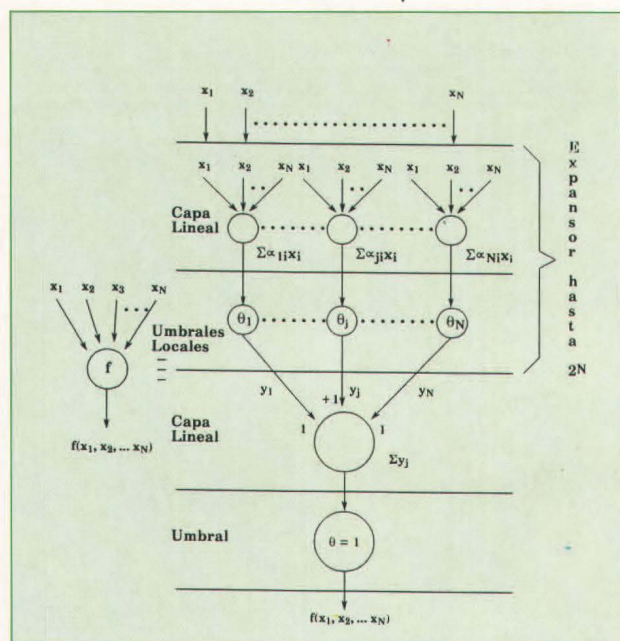


Figura 13: Estructura Computacional Neuronal que ilustra T1.

limentación, capaz cada una, de computar una función arbitraria de las entradas. En la segunda parte, tenemos una red con realimentación. Y por último, en la tercera, nos encontramos con un autómata arbitrario [Suárez Araujo/90b].

Teorema 1 (T1). Dada una red neuronal de "N"

TA1. Dada una neurona formal con interacción de aferentes de una salida y N entradas, que computa: $Z_k = f(x_1, \dots, x_N)$ arbitraria, equivale a una capa de, al máximo, 2^N elementos lineales, seguidos de una capa de funciones "u" locales, es decir, de elementos de umbral, y seguida de un único elemento lineal, de peso +1 y de una función "u" de umbral +1.

En efecto, descompongamos la función f en sus términos mínimos. Cada término mínimo es linealmente separable del resto, y por consiguiente, sintetizable por un elemento lineal seguido de una función u. Así, se construye el elemento lineal que computa:

$$\sum \alpha_{ji} x_i \quad (10)$$

con los pesos $(\alpha_{j1})^a$, $(\alpha_{j2})^b, \dots, (\alpha_{jN})^p$, tales que $\alpha^1 = +1$ y $\alpha^0 = -1$. Si este elemento lineal se sigue de una función u, de umbral θ_j , dado por:

$$\theta_j = \sum \alpha_{ji} \quad (11)$$

para los α positivos, el elemento que computa el término mínimo en cuestión, queda sintetizado. A continuación se toman aquellos términos mínimos, generados anteriormente y se le sigue de una función u, de umbral $\theta = +1$ y el TA1 queda demostrado, mostrando su ilustración en la Fig.12. Como se ve, TA1 es un teorema constructivo.

Según el resultado del teorema TA1, la demostración del T1 se sigue de inmediato. En efecto. Sea una red neuronal de N neuronas y N entradas exteriores tal, que la neurona K-ésima compute la función arbi-

traria, $Z_k = f_k(x_1, \dots, x_N)$. Entonces, aplicando TA1 a cada neuroa, resulta el T1 c.q.d., siendo, también, constructivo, Fig. 13.

Luego, la función computada por la neurona **K**, como vemos en este teorema, es representable en el cuasi-continuo mediante una red en cascada, cuya formulación es:

$$\begin{aligned} M(z) &= \int_x W(z,x)I(x)dx \\ N(z) &= u [M(z) - \theta(z)] \\ P(y) &= \int_x W(y,z)N(z)dz \\ Y(y) &= u [P(y) - 1] \quad (12) \end{aligned}$$

Teorema 2 (T2). *Toda red neuronal con realimentación, admite una representación por capas, cuasi-continua, donde se alternan capas de computación lineal con capas algorítmicas, más una función de transferencia temporal local, que puede consistir en un simple retraso.*

La formulación de este teorema mantiene el marco formal del T1, teniendo en cuenta la necesidad de una ampliación del espacio de entradas y de la introducción de la variable temporal. Esto será cubierto con la consideración del efecto axónico del sistema, dado por la expresión:

$$O(y,t) = \int_0^t K(y,t)Y(y,t)dt \quad (13)$$

Teorema 3 (T3). *Un autómata arbitrario es equivalente a una red neuronal con realimentación, seguida por una red sin realimentación.*

Visto todo lo expuesto, observamos que el reconocimiento de formas, a partir de descriptores, es aproximado, de forma natural, a los autómatas fi-

nitos por esta nueva óptica de tratamiento. Para ello hay que tener en cuenta que las expansiones ortonormales para el reconocimiento de formas, son casos particulares de las funciones $W(z,x)$, ya que esta superficie está, en este caso, formada por los coeficientes de una expansión ortogonal de $I(x)$.

RED ALTERNATIVA PARA LA COMPUTACIÓN DE INVARIANZAS HOMOTÉTICAS

El método inspirado en los esquemas de McCulloch-Pitts para el cálculo de invarianzas, expuesto en la sección anterior, tiene una red alternativa, que se deduce de la forma de atacar el problema en los sistemas artificiales de proceso visual. Esta red alternativa conduce, de forma natural, a esquemas de clasificación visual completos.

Existe una diferencia básica en el cálculo de los parámetros de invarianza entre los métodos usados en patrones auditivos y los que se usan en los sistemas artificiales de visión. Tal diferencia se centra en el procesado de las intensidades. Estas se umbralizan y se reducen los niveles de grises antes de realizar el cómputo de los parámetros requeridos. Así, los parámetros de traslación y de homotecias son calculados, en el proceso visual, usando las expresiones siguientes:

$$\frac{\sum x_i I_i}{\sum I_i} \quad \eta = \frac{\sum y_i I_i}{\sum I_i} \quad (14)$$

donde x_i, y_i son las coordenadas x, y del pixel "i", I_i es su intensidad una vez umbralizada la imagen y A_0 es el área normalizada de la misma. Éste no puede ser directamente el caso en las homotecias auditivas, puesto que las intensidades (normalizadas quizás) han de conservarse.

Por otro lado utilizaremos la hipótesis de la existencia en corteza de, al menos, dos caminos para el cómputo de invarianzas. Uno de los caminos computa los parámetros invariantes, y otro los aplica a las apariciones originales. Todo ello conduce a un método de red alternativa basado en que: Existe un mecanismo normalizador de intensidades, que necesariamente ha de ser de tipo algorítmico (de búsqueda y decisión); existen dos caminos de red, uno encargado del cómputo de parámetros y otro encargado de aplicarlos. Se obtendrán así, redes modulares alternativas para el cómputo de parámetros y de representaciones invariantes para ambas modalidades sensoriales, Fig.14, Fig.15 [Suárez Araujo/90b,92].

CONCLUSIONES

Este trabajo tiene importantes implicaciones dentro del área de conocimiento en que se encuentra ubicado, *Ciencias de la Computación e Inteligencia Artificial*, y concretamente en el campo de investigación de Redes Neuronales y Percepción Artificial.

De forma concreta y somera podemos decir que sus más im-

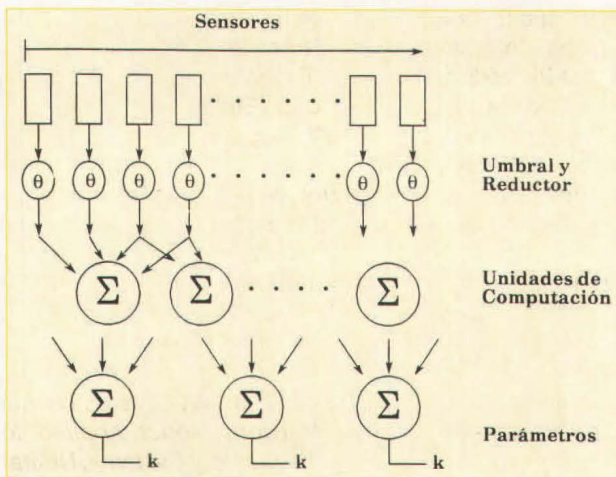


Figura 14: Red Alternativa para Computar Invarianzas Homotéticas.

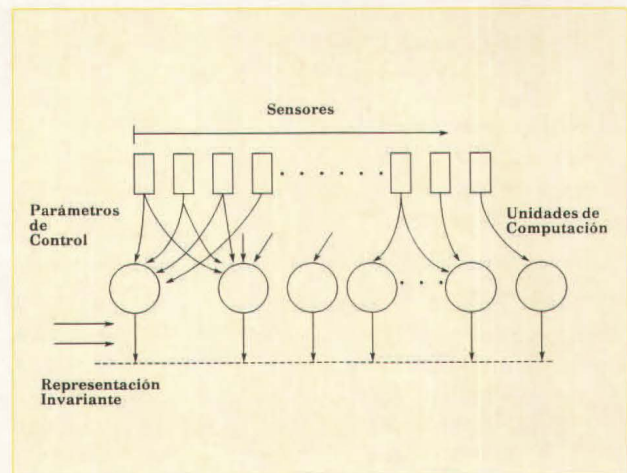


Figura 15: Red Neuronal Alternativa para la Generación de Representaciones Invariantes.

portantes aportaciones se encuentran en los siguientes aspectos:

- * Mayor conocimiento sobre la Percepción Auditiva, concretamente sobre los mecanismos de la Percepción de Invariantes por Corteza. Ello permitirá avanzar hipótesis sobre estos procesos.
- * Realización de modelos acer-

ca de las representaciones auditivas en corteza y de su procesamiento hasta llegar a nivel semántico, utilizando la filosofía de las redes neuronales.

- * Abordar y solucionar el problema de la Percepción de Invariantes en los Sistemas de Percepción Artificial, proporcionando la posibilidad de obtener sistemas completos de Reconocimiento de Formas.

- * Reconsiderar el problema de reconocimiento de formas general desde la óptica de los Teoremas en Descomposición Paralela que conecta, de forma natural, con los autómatas finitos.

- * Desarrollar sistemas concretos para el manejo de información multisensorial e investigar su aplicación potencial en sistemas robóticos.

BIBLIOGRAFÍA

- **Ballard, D.H.**, «Cortical Connections and Parallel Processing: Structure and Function», Vision, Brain, and Cooperative Computation, (A. Arbib, A.H., Hanson, Eds.), MIT Press, pp.563-622, 1987.
- **Brugge, J.F., and Merzenich, M.M.**, «Responses of Neurons in Auditory Cortex of the Monkey to Monaural and Binaural Stimulation», J. Neurophysiol., 36, pp:1136-1158, 1973.
- **Brugge, J.F.**, «Progress in Neuroanatomy and Neurophysiology of Auditory Cortex», The Nervous System, Vol.3: Human Communication and its Disorders, Rave Press, pp.97-109, 1975.
- **Brugge, J.F., and Reale, R.A.**, «Auditory Cortex», Cerebral Cortex, Vol.4: Association and Auditory Cortices, (A. Peters, and E. Jones, Eds.), Plenum Press, pp.229-271, 1985.
- **Handel, S.**, Listening: An Introduction to the Perception of Auditory Events, A Bradford Book, MIT Press, 1989.
- **Julesz, B.**, Foundations of Cyclopean Perception, The University of Chicago Press, 1971.
- **Kelly, J.P.**, «Auditory System», Sensory Systems of the Brain: Sensation and Perception, Vol.31, pp.396-408, 1985.
- **Luethke, L.E., Krubitzer, L.A., and Kaas, J.H.**, «Connections of Primary Auditory Cortex in the New World Monkey, Saguinus», J. Comp. Neurol., 285, pp.487-513, 1989.
- **Marr, D., and Hildreth.**, «Theory of Edge Detection», Proc. R. Soc. Lond., B,207, pp: 187-217, 1980.
- **Moreno-Díaz, R., Mira-Mira, J., Suárez Araujo, C.P., and Delgado, A.**, «Neuronal Net to Compute Homothetic Auditive Invariances», Proc. V Me-

diterranean Conference on Medical and Biological Engineering, pp: 302-303, 1989.

- **Pitts, W.H., and McCulloch, W.S.**, «How we Know Universals, the Perception of Auditory and Visual Forms», Bull. Math. Biophys., Vol.9, pp.127-147, 1947.
- **Risset, J.C.**, «Musical Acoustics», Handbook of Perception, Vol. IV: Hearing, (C. Carterette, and M.P. Friedman, Eds.), Academic Press, pp.521-566, 1978.
- **Suárez Araujo, C.P., and Moreno-Díaz, R.**, «Modelo para una Computación Neuronal

de Invarianzas Auditivas», Proc. del III Simp. Internacional de Ingeniería Biomédica. Editado por Servicio de Publicaciones E.T.S. Ingenieros de Telecomunicación, Madrid, pp: 689-694, 1987.

- **Suárez Araujo, C.P.**, *Contribuciones a la Integración Multisensorial y Computación Neuronal Paralela. Aplicaciones*, Tesis Doctoral, Facultad de Informática, Universidad de Las Palmas de Gran Canaria, 1990b.
- **Suárez Araujo, C.P., and Moreno-Díaz, R.**, «Neural Structures to Compute Homothetic Invariances for Artificial

Perception Systems», Lecture Notes in Computer Science, (F. Pichler, and R. Moreno-Díaz, Eds.), Vol 585, Springer Verlag, pp.525-538, 1992.

- **Uziel, A.**, «El Sistema Auditivo Central», Fisiología Neurosensorial en Otorrinolaringología, (Y. Gurrier, A. Uziel, Directores), Masson, S.A., pp.103-118, 1985.
- **Travis, B.J.**, «A Layered Neural Network Model Applied to the Auditory System», Neural Networks for Computing, AIP Conference Proceedings 151, (J.S. Denker, Ed.), American Institute of Physics, pp.432-439, 1986.

BIOGRAFÍA

Carmen Paz Suárez Araujo

Licenciada en Físicas por la Universidad de Extremadura, Mejor Expediente de la Promoción. Licenciada con Grado, por la Universidad de la Laguna. Doctora en Informática por la ULPGC. Académico Correspondiente de la Real Academia de Doctores de España. Premiada en el Concurso Científico 1991 de dicha Academia a la Mejor Tesis Doctoral. Es Profesora Titular de Universidad en el Área de Ciencias de la Computación e Inteligencia Artificial de la ULPGC y Directora del grupo de investigación «Percepción Artificial y Redes Neuronales» de la misma. Sus investigaciones se centran en: Teorías y Modelos Neuronales de los Siste-

mas Visual y Auditivo, Modelos de Redes Neuronales para la Percepción de Invarianzas Visuales y Auditivas, Redes Neuronales en Percepción Cromática, Redes Neuronales Morfológicas y Algebra de Imágenes en Percepción Artificial.

Dirección:

Departamento de Informática y Sistemas
Universidad de Las Palmas de Gran Canaria
Campus Universitario de Tafira,
35017, Las Palmas de Gran Canaria
Tfno.:458725 - Fax: 458711

Correo electrónico:

PAZ @ NEURONA. DIS. ULPGC. EF.

Este trabajo ha sido patrocinado por la

FAMILIA MEGIAS MARTÍNEZ