

UNIVERSIDAD DE LAS PALMAS DE GRAN CANARIA

DEPARTAMENTO DE INFORMÁTICA Y SISTEMAS



TESIS DOCTORAL

**CONTRIBUCIONES A LA INTEGRACIÓN MULTISENSORIAL Y
COMPUTACIÓN NEURONAL PARALELA. APLICACIONES**

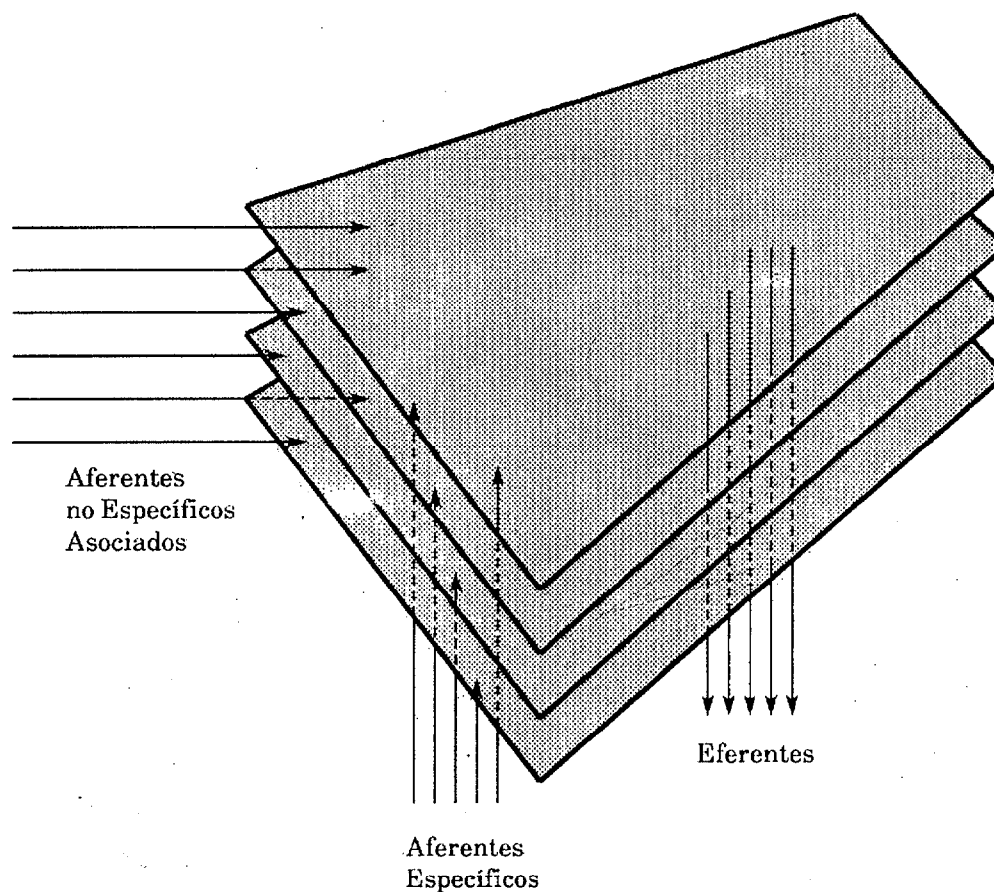
CARMEN PAZ SUÁREZ ARAUJO

Las Palmas de Gran Canaria, 1990

Universidad de Las Palmas de Gran Canaria

TESIS DOCTORAL

CONTRIBUCIONES A LA INTEGRACIÓN MULTISENSORIAL Y COMPUTACION NEURONAL PARALELA. APLICACIONES



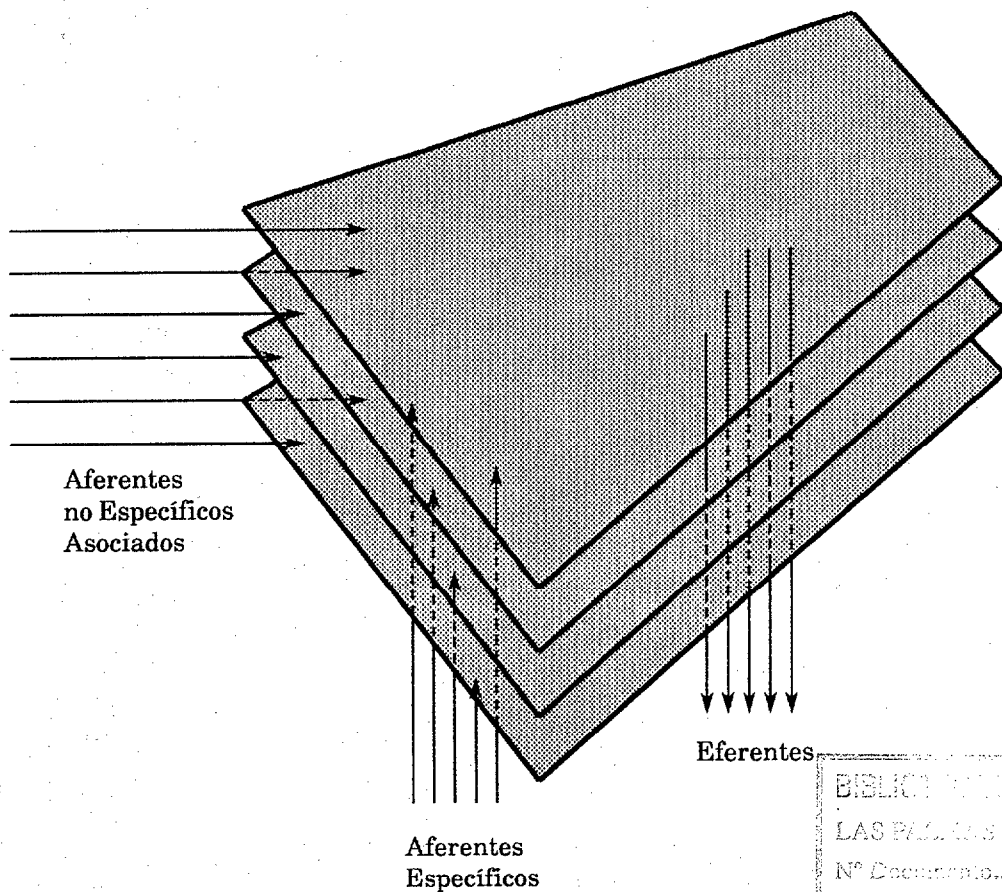
Autora: *Carmen Paz Suárez Araujo*

Director: *Dr. Roberto Moreno Díaz*



TESIS DOCTORAL

CONTRIBUCIONES A LA INTEGRACIÓN MULTISENSORIAL Y COMPUTACION NEURONAL PARALELA. APLICACIONES



BIBLIOTECA UNIVERSITARIA
LAS PALMAS DE GRAN CANARIA
Nº Documento.....341.463
Nº Copia.....341.469

Autora: Carmen Paz Suárez Araujo
Director: Dr. Roberto Moreno Díaz

INDICE GENERAL

INDICE	PAGINA
RESUMEN	
Resumen	1
CAPITULO 1	
Marco Conceptual de los Procesos de Integración Sensorial y Computación Neuronal	8
1.1.- Teoría de la Computación Neuronal	9
1.1.1.- Introducción	9
1.1.2.- Modelo Neuronal de McCulloch-Pitts	12
1.1.3.- Análisis y Síntesis en la Teoría de la Computación Neuronal. Interacción de Aferentes	23
1.2.- Estructura Conceptual del Sistema Auditivo.	32
1.3.- Teoría Retinal.	35
1.3.1.- Introducción	35
1.3.2.- Proceso de Datos Visuales en la Retina. Estructuración por Capas	37
CAPITULO 2	
Integración Multisensorial	53
2.1.- Bases de la Integración Multisensorial. Transformaciones Intersensoriales	54
2.1.1.- Introducción.	54
2.1.2.- Transformaciones Intersensoriales	56
2.2.- Teoría de la Integración Multisensorial	67
2.2.1.- <i>Introducción</i>	67
2.2.2. <i>Estructura de la Información Multisensorial</i>	68
2.3.- Arquitectura Computacional Generalizada	74
2.3.1.- <i>Introducción</i>	74

2.3.2.-	<i>La Corteza como Matriz de Procesadores de Propósito General. Paradigma de Acción y Fiabilidad Cortical</i>	75
2.4.-	Integración para la Percepción-Planificación-Acción	80
2.4.1.-	<i>Introducción</i>	80
2.4.2.-	<i>Estructura General para la Integración de Percepción-Planificación-Acción</i>	81
2.4.3.-	<i>Componentes Esenciales de la Estructura General para la Integración de Percepción-Planificación-Acción.</i>	87
2.4.3.1.-	<i>Mando y Control.</i>	87
2.4.3.2.-	<i>Representación Multisensorial del Entorno.</i>	90
2.4.3.3.-	<i>Planificación.</i>	94

CAPITULO 3

	Sobre Automatas y Computación Paralela.	97
3.1.-	Modelo Neuronal Computacional de Percepción de Invariantes Auditivos	98
3.1.1.-	<i>Estructura Espacial de la Corteza Auditiva Primaria (AI)</i>	98
3.1.2.-	<i>Modelo para la Percepción de Invariantes Auditivas</i>	99
3.2.-	Nuevos Teoremas en Descomposición Paralelo	106
3.2.1.-	<i>Computación de Invariantes Auditivos por AI, frente a Homotecias. Sintetización Neuronal</i>	106
3.2.2.-	<i>Formulación, en Matemática Cuasi-Continua, de la Sintetización Neuronal</i>	111
3.2.3.-	<i>Teoremas en Descomposición Paralela</i>	119
3.3.-	Red Alternativa para la Computación de Invariantes Homotéticas	130
3.3.1.-	<i>General</i>	130

CAPITULO 4

	Generación de Representaciones Invariantes. Aplicaciones a Procesos Visuales	134
4.1.-	Introducción	135
4.2.-	Estructura Formal de los Parametros de Invarianza	138
4.2.1.-	<i>Representaciones Directas. Dominios y Funcionales</i>	138

4.2.2.-	Determinación de Dominios. Transformaciones Afines	140
4.2.2.1.-	Transformaciones Afines como Parámetros de Invarianza	142
4.3.-	Proceso de Generación de Invariantes	145
4.3.1.-	Sistema Experimental	145
4.3.2.-	Preproceso	148
4.3.3.-	Cómputo de los Parmetros de Invarianza	158
4.4.-	Generación de las Representaciones Invariantes	163
4.4.1.-	Implementación Formal en la Generación de Invariantes	164
4.4.2.-	Implementación por Tratamiento en la Generación de Invariantes	167
4.4.2.1.-	Método del Promedio de Vecindad Umbralizado.	168
4.4.2.2.-	Método de Interpolación.	171
4.5.-	Bondad de los distintos Métodos de Implementación para la Generación de Representaciones Invariantes.	177

CAPITULO 5

Conclusiones y Principales Aportaciones	180
--	------------

APENDICE

Bases Neurofisiológicas de los Sistemas Sensoriales Auditivo y Visual.	187
A.1.- Bases Neurofisiológicas de los Procesos Auditivos.	188
A.1.1.- Estructura de Conducción Mecánica Periférica (ESMP).	188
A.1.2.- Sistema Auditivo Central (SAC).	202
A.2.- Organización Estructural de la Retina.	229

BIBLIOGRAFIA.

Bibliografía	235
---------------------	------------

RESUMEN

RESUMEN

Los objetivos de la disciplina en la cual está enmarcado nuestro trabajo son, en general muy ambiciosos, y su campo de actividad muy extenso. Los que nosotros nos propusimos, de una manera amplia en dicho trabajo los podemos enmarcar en los aspectos siguientes:

a) Obtener estructuras computacionales generalizadas, capaces de explicar los procesos sensoriales en todo su conjunto, desde niveles inferiores, partiendo de los estímulos sensoriales, hasta los niveles más alto de proceso, donde se obtiene una o varias identificaciones o diagnóstico de la situación global de manera eficaz y fiable. Es decir, proponer un paradigma de acción y fiabilidad cortical, que ayude y permita a reflexionar y teorizar sobre ciertas propiedades computacionales del sistema nervioso, así como explicarlas.

b) Desarrollar modelos estructurales que nos permitan explicar la percepción de invarianzas auditivas, así como modelos de redes neuronales para la computación de invariantes por la corteza auditiva primaria, extendiendo esta forma de cómputo a estructuras bidimensionales, lo cual nos permitirá abarcar el cómputo de invariantes en el sistema visual de manera relacional con el sistema auditivo.

c) Llevar a cabo la implementación de tales estructuras en procesos visuales.

Nuestros esfuerzos han estado centrados, pues, en alcanzar estas metas, basándonos en un sustrato conceptual y práctico acorde con las mismas, recogiendo esta memoria, todo el conjunto de propuestas, desarrollos y conclusiones realizados a lo largo del trabajo.

La memoria la hemos estructurado, acorde con la cronología del trabajo en cinco capítulos:

- 1.- Marco conceptual de los procesos de integración sensorial y computación neuronal.
- 2.- Integración multisensorial.
- 3.- Sobre autómatas y computación paralela.

4.- *Generación de representaciones invariantes. Aplicaciones a procesos visuales.*

5.- *Conclusiones y principales aportaciones.*

- *Un apéndice que contiene las bases neurofisiológicas de los sistemas auditivo y visual.*
- *Bibliografía, la cual consta de un conjunto de referencias bibliográficas en las que hemos apoyado todo el proceso.*

El capítulo primero constituye un constructo conceptual necesario para nuestra movilidad operativa en las áreas de investigación que tratamos. En él, se presenta un estudio de la teoría de la computación neuronal, la teoría retinal y de la estructura del sistema auditivo.

El primer aspecto de este capítulo, trata de la teoría de redes neuronales iniciada por McCulloch-Pitts, la cual, junto con la teoría de la información de Shannon, la identificación de los sistemas que tienden a un fin y los sistemas realimentados, da origen a una de las facetas más discutidas y fascinantes de la cibernética. La idea que en general se persigue, es contribuir a un mayor conocimiento de los posibles mecanismos que yacen bajo la actividad cerebral y del sistema nervioso del hombre y de los animales superiores, con fines que, la mayor parte de las veces, obedecen a un mejor entendimiento del cerebro y otras veces a la búsqueda de inspiración para resolver algún problema técnico concreto.

La organización del desarrollo de esta parte del capítulo tienen una estructura de abajo-arriba. En ella hacemos un estudio exhaustivo del modelo neuronal de McCulloch-Pitts, llegando hasta las redes de neuronas formales, a lo largo del cual tratamos los conceptos de aprendizaje, que tanta flexibilidad y adaptabilidad proporciona a los sistema de redes neuronales.

Concluimos este punto, tratando dos aspectos de crucial importancia en la teoría de computación neuronal, como son el análisis y la síntesis neuronal, problemas de relación entre redes neuronales y autómatas, abarcando desde los autómatas deterministas hasta los probabilistas arbitrarios. Todo ello nos lleva a introducirnos en sistemas de redes neuronales más complejos y completos, estudiando los conceptos de interacción de aferentes y eferentes y sus implicaciones en las redes neuronales y en los problemas tratados.

En el contexto general de las teorías y modelos del comportamiento del sistema nervioso, la teoría de las redes de neuronas formales es la más abstracta, siendo conveniente, mantener siempre las conexiones con los conceptos intuitivos subyacentes que se corresponden con la realidad neurofisiológica, si se pretende alguna utilidad inmediata de la teoría. Asimismo, debemos tener presente los conceptos y herramientas hasta ahora dominantes en Inteligencia Artificial (IA). Esto justifica, entre otros motivos que nos afectan, las dos partes restantes del capítulo primero, donde exponemos la estructura del sistema auditivo y la teoría retinal.

En la segunda sección del capítulo describimos la estructura del sistema auditivo que tiene conceptualmente una organización por capas.

Realizamos, en la última parte, un estudio de los procesos de datos visuales en la retina a nivel anatómico y neurofisiológico, de donde se desprende su laminación en capas, lo que nos lleva, conjuntamente con una serie de conceptos desde el punto de vista de proceso de la información obtenidas de diversos modelos retinales, al concepto de computación por capas en la retina.

Desarrollamos todo un estudio de procesos, formulaciones y esquemas de interacciones de señales, así como síntesis neuronales, a lo largo del mismo, hasta converger en los últimos objetivos de una teoría de proceso retinal, como son: a) determinar los mecanismos de proceso de datos en las distintas capas retinales y b) las reglas de codificación en las que está basado el propio lenguaje de las células retinales, tanto para la comunicación intercelular como para la comunicación con los centros superiores.

El capítulo segundo es uno de los capítulos núcleo de nuestra tesis. En él exponemos y desarrollamos nuestras aportaciones teóricas acerca de la integración multisensorial, de las estructuras computacionales generalizadas, paradigmas de acción y fiabilidad cortical, así como la consecución de un sistema robótico generalizado como paradigma del comportamiento natural.

Iniciamos el capítulo introduciendo las bases y motivos de la integración multisensorial, y haciendo una exposición del concepto de transformaciones intersensoriales. Entendemos como tal, la conservación de datos sensoriales procedentes de una modalidad, en datos correspondientes a otra modalidad, realizándose con el amplio objetivo de reconocer propiedades o formas de la primera

modalidad, utilizando la segunda. Su introducción y estudio se hacen totalmente necesarios ya que es uno de los conceptos primordiales para dar versatilidad, fiabilidad y complitud a las estructuras y sistemas propuestos.

Continúa el capítulo con el desarrollo de la teoría de la integración multisensorial, partiendo del hecho de que todo proceso sensorial que lleva a la obtención de un diagnóstico, requiere el uso cooperativo de toda la información sensorial disponible. Realizamos una estructuración de la información multisensorial en sistemas artificiales, la cual tiene sus correspondencias paradigmáticas en el sistema nervioso, estando relacionada con las finalidades discriminantes y/o proporcionadoras de pistas de la adquisición de dicha información.

Una vez desarrollados los dos conceptos pilares de nuestros objetivos, proponemos una arquitectura computacional generalizada, que nos permita explicar las propiedades computacionales del sistema nervioso, para lo cual estructuramos la corteza como matriz de procesadores de propósito general. Obtenemos así un paradigma de acción y fiabilidad cortical. Nos basamos, para esto, en el hecho de que la especificidad absoluta de los procesadores en la corteza sensorial primaria, tiende a desaparecer en el caso de lesión de las aferencias específicas, después de un proceso de aprendizaje, según los experimentos de Justo Gonzalo (1952), teóricamente tratados por Mira y colaboradores 1978, (Mira et al., (1978).

Concluimos el capítulo con unos esquemas de una integración para la percepción-planificación-acción. Se proponen estructuras generales para esta integración en sistemas naturales, lo cual nos conduce hacia su contrapartida artificial, proponiendo una arquitectura computacional apropiada para un sistema integrado. Desarrollamos cada una de los componentes esenciales de esta estructura de integración, dirigiéndose la conclusión final hacia la obtención de un sistema robótico generalizado completo, haciendo uso de todas las estructuras propuestas.

El tercer capítulo, constituye un fuerte núcleo en este trabajo por incluir todas nuestras aportaciones sobre percepción auditiva y computación paralela.

Comenzamos el capítulo presentando una estructura espacial por capas, de la corteza auditiva primaria (AI), deduciendo de su conectividad operativa, correspondencia con la conectividad anatómica, la correspondencia de las componentes de frecuencia de la aparición auditiva con los valores de la coordenada espacial x de la AI.

De acuerdo con el esquema espacial propuesto para la AI, hacemos un estudio de la progresión de un patrón aferente, que ha sido analizado por los centros inferiores, dentro de la estructura tridimensional de la red cortical, haciendo correcciones a las propuestas realizadas por Pitts-McCulloch en sus teorías sobre la percepción de universales en formas auditivas. Proponemos así, un modelo para la percepción de invarianzas auditivas, a partir de los nuevos conceptos presentados en un marco teórico. Con las bases conceptuales que la estructura de la corteza auditiva primaria nos proporciona para abordar una teoría acerca de la percepción auditiva no semántica, sugerimos la existencia de un eje adicional, donde las invarianzas tengan lugar, afectando al parámetro de las homotecias. Esta sugerencia teórica de relevancia en cuanto completaría el paralelismo entre invarianzas auditivas y visuales, es desarrollada en el siguiente apartado de este capítulo, donde proporcionamos un algoritmo que computa la razón de homotecias de un patrón monodimensional, utilizando métodos computacionales puramente analíticos, así como la red de neuronas formales, con una red de inhibición lateral por interacción de aferentes, que lo sintetiza. Utilizamos para ello una combinación de las formulaciones analíticas con las correspondientes a las redes de McCulloch-Pitts.

Una vez sintetizada la red neuronal, desarrollamos su formulación en matemática cuasicontinua, siendo dicha formulación una alternativa de las dos matemáticas, la analítica y la algorítmica. Esto nos lleva 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.

El capítulo continua con los teoremas de descomposición paralela, los cuales haciendo uso de un cuarto teorema, que denominamos teorema auxiliar, el cual fue demostrado inicialmente. De dichos teoremas podemos afirmar, que un autómata finito arbitrario es equivalente, en formulación cuasi-continua, a dos redes computacionales por capas. Terminamos este apartado con una consideración sobre el reconocimiento de formas desde esta óptica, viendo que dicho reconocimiento, a partir de descriptores, es aproximado, de forma natural, a los autómatas finitos.

La última parte de este capítulo, desarrolla una red alternativa para la computación de invarianzas homotéticas, así como estructuras modulares de cómputo

de las mismas, basadas en la hipótesis de la existencia en corteza, de al menos dos caminos para el cómputo de invarianzas. Uno de los caminos que computa los parámetros invariantes y otro los aplica a las apariciones originales. Presentamos también, un estudio de cómo se realiza el cómputo de invariantes en el sistema visual, mostrando las diferencias que existen con respecto al realizado por el sistema auditivo, así como la justificación de ello.

Este estudio va a apoyar las propuestas realizadas en el siguiente capítulo, acerca de la extensión de las estructuras modulares para la computación de invarianzas por corteza, a sistemas que trabajan con apariciones bidimensionales, así como las aplicaciones que se llevan a cabo en él. De hecho, nuestro cuarto capítulo comienza con esa extensión a estructuras modulares bidimensionales para el cómputo de invarianzas, como acabamos de decir.

Él recoge las aplicaciones en base a tales propuestas. Esto es debido al hecho de que un concepto central en el reconocimiento de universales, es el transformar la aparición correspondiente a la modalidad sensorial en estudio, a una forma standard que hay que conseguir con toda la información que esté tratando nuestro sistema reconocedor, que será multisensorial, según lo expuesto en el capítulo segundo de esta tesis. De ahí nuestro interés en proponer y desarrollar estructuras que alcancen este objetivo en los dos sistemas sensoriales aferentes por excelencia, el visual y el auditivo, como en obtener resultados experimentales que avalen lo expuesto. En este capítulo proponemos una estructura modular de un sistema artificial de reconocimiento completo, considerando los dos caminos sugeridos en corteza para la generación de invariantes.

Realizamos un estudio formal de los parámetros de invarianza a computar por el proceso, para en el siguiente apartado explicar el proceso de generación de dichos invariantes.

Describimos el sistema experimental utilizado en el trabajo, así como las técnicas de preproceso, utilizadas para obtener las imágenes adecuadas para la obtención de los parámetros de invarianza, introduciendo en ellas una técnica de umbralizado de bastante exactitud basada en el histograma de la imagen, utilizando la proyección del mismo sobre los ejes, así como técnicas de segmentación propias para las imágenes, además de proponer técnicas más generales para imágenes de composición diferente.

Por último, en este apartado, realizamos el cómputo de los parámetros de invarianza, de acuerdo con las estructuras formales de tales parámetros, desarrolladas en apartados previos, así como con las técnicas propias del cómputo de este parámetro. De las diversas técnicas que existen y se utilizan en este campo, hemos hecho un estudio analítico-práctico, aquellas que daban mejores resultados y eran concordantes con las estructuras formales, fueron las aplicadas en los estudios experimentales.

El siguiente apartado lo dedicamos a la generación de representaciones invariantes. Utilizamos, para ello, dos técnicas diferentes, una con estructura puramente formal y la otra con una estructura de tratamiento. La primera técnica o implementación, se corresponde con sistemas de entrada continua y salida discreta, y se utilizará dependiendo del problema a tratar, como se explica en la última sección de este capítulo. La implementación por tratamiento deja de usar estructuras puramente formales, teniendo las ventajas de que mantienen, de forma más precisa, 1) la filosofía del problema en estudio, y 2) la parte de la imagen que contiene información relevante para el proceso, en nuestro caso la pieza, pudiéndose afirmar que dicha parte relevante de la imagen posee información con el mismo contenido semántico que la pieza de la imagen adquirida.

Desarrollamos en esta última técnica dos métodos diferentes:

a) El método del promedio de vecindad umbralizado.

b) El método de interpolación.

Ambos son desarrolladas en este capítulo, y aplicados al banco de imágenes y de ambos obtenemos resultados satisfactorios, pero la decisión en cuanto a cuál utilizar en cada caso, dependerá de qué proceso de clasificación se va a realizar y de si el conservar la imagen transformada, lo más fiel posible a la imagen adquirida, es importante en el estudio, como se explica en el apartado 4.5 del capítulo. En él también se expone, como proceso de decisión entre ambos métodos, el cálculo del error cuadrático medio normalizado entre la representación invariante obtenida por cada método, y una imagen adquirida con el mismo área real que el standard de dichas representaciones.

CAPITULO 1

MARCO CONCEPTUAL DE LOS PROCESOS DE
INTEGRACION SENSORIAL Y COMPUTACION
NEURONAL

1.1. TEORIA DE LA COMPUTACION NEURONAL.

1.1.1. Introducción.

El tema de este apartado es uno de los tres grandes temas que confluyeron temporalmente en 1943 para dar origen a una de las facetas más discutidas y más fascinantes de la Cibernética. Nos referimos a la Teoría de la Información de Shannon, la Identificación de los Sistemas que tienden a un Fin y los Sistemas Realimentados, realizada por Wiener, Rosemblyeth y Bigelow y la propia Teoría de Redes Neuronales, iniciada por McCulloch y Pitts. La confluencia de estos tres enfoques sobre el problema de los procesos volitivos y cognitivos en el hombre ha dado lugar, desde entonces, a una progresiva inmersión en este campo que pretende, por los procedimientos más diversos, llegar a una mecanización de los procesos mentales. La idea que, en general se persigue, es contribuir a un mayor conocimiento de los posibles mecanismos que yacen bajo la actividad cerebral del sistema nervioso del hombre y de los animales superiores, con fines que, la mayor parte de las veces, obedecen a un mejor entendimiento del cerebro humano y otras veces a la búsqueda de inspiración para resolver algún problema técnico concreto.

El cerebro humano realiza tareas tales como visión, habla, recuperación de información, reconocimiento de formas complejas espacial y temporalmente de manera pura e incluso en presencia de ruido y de distorsión de datos.

Un buen nivel de realización de estas tareas precisan procesamiento de información en paralelo. Esto hace que los computadores digitales secuenciales encuentren grandes dificultades en dichas tareas, lo que, por ende, dificulta el análisis y síntesis de sistemas naturales en artificiales. Este proceso de análisis y síntesis nos ayudaría al entendimiento y posible mejora tanto en su estructura como en su funcionamiento, de los sistemas naturales.

Actualmente se estima, que en el cerebro humano, el número de neuronas es de 10^{11} , las cuales están organizadas en una compleja y desconocida estructura de interconexiones.

Aún no se entiende cómo este sistema de neuronas interconectadas paralelamente (red neuronal biológica) nos permite almacenar, representar, recuperar, manejar datos tales como imágenes, sensaciones, pensamientos, etc.

El intento de descifrar este misterio, es lo que ha llevado desde años atrás, a un gran número de investigadores interdisciplinarios, a estudiar los sistemas naturales intentando hacer modelos que los explicaran, así como implementar los mismos. Ellos estudian y formulan teorías acerca de cómo sucede realmente la computación en los sistemas naturales.

Todo esto, es lo que rodea a los Sistemas Neuronales Artificiales, empezando con la neurona formal de McCulloch-Pitts.

El porqué de sistemas neuronales artificiales es debido a la interrelación entre los métodos lógicos utilizados en la teoría de los computadores y las descripciones formales de la actividad del Sistema Nervioso (S.N.), siendo los elementos de proceso del cerebro, las neuronas; las de los computadores elementos electrónicos y las de los sistemas neuronales artificiales, la neurona formal.

No obstante, existen fenómenos, como visión y habla, por ejemplo, que se entienden lo suficiente para poder reducirlos a una forma algorítmica. Pueden entonces ser realizados en computadores digitales convencionales, así como en sistemas neuronales artificiales. En este punto, será el coste de su realización lo

que indicará qué tecnología o combinación de tecnologías será empleado para llevar a cabo dichas capacidades.

Esta línea de investigación, deja de ser realmente una línea para convertirse, en símil de computación, en un bus, tomando cada investigador una línea de ese bus, siendo la información total que viaja por el mismo, la necesaria para abordar ese intento del hombre de alcanzar, e incluso superar, las funciones cerebrales humanas. Unos acometen los estudios intentando entender la biología implicada en cómo trabaja el cerebro. Otros se ocupan de nuevos modelos de computación basados en modelos sencillos que son parte de las nuevas teorías. Algunos de los nuevos modelos, es mejor que se diga que están biológicamente influenciados porque ellos implican afirmaciones que no son biológicamente precisas. Estos modelos computacionales con inferencias biológicas han sido usados para resolver problemas de optimización y para implementar memorias asociativas.

Lo que si está claro, es la potencialidad de esta línea de investigación y la posibilidad de exploración de muy diferentes áreas en el mismo campo.

En el contexto general de las teorías y modelos del comportamiento del sistema nervioso, la teoría de las redes de neuronas formales es la más abstracta. La teoría tiene una belleza formal en sí misma, pero es conveniente y necesario mantener siempre las conexiones con los conceptos intuitivos subyacentes que se corresponden con la realidad neurofisiológica si se pretende alguna utilidad inmediata de la teoría.

Así mismo, debemos tener presente los conceptos y herramientas hasta ahora dominantes en Inteligencia Artificial (I.A.). De hecho, los modelos conexionistas se pueden ver como una sintetización de las dos aproximaciones tradicionalmente opuestas a I.A., como vemos en la figura 1.1.

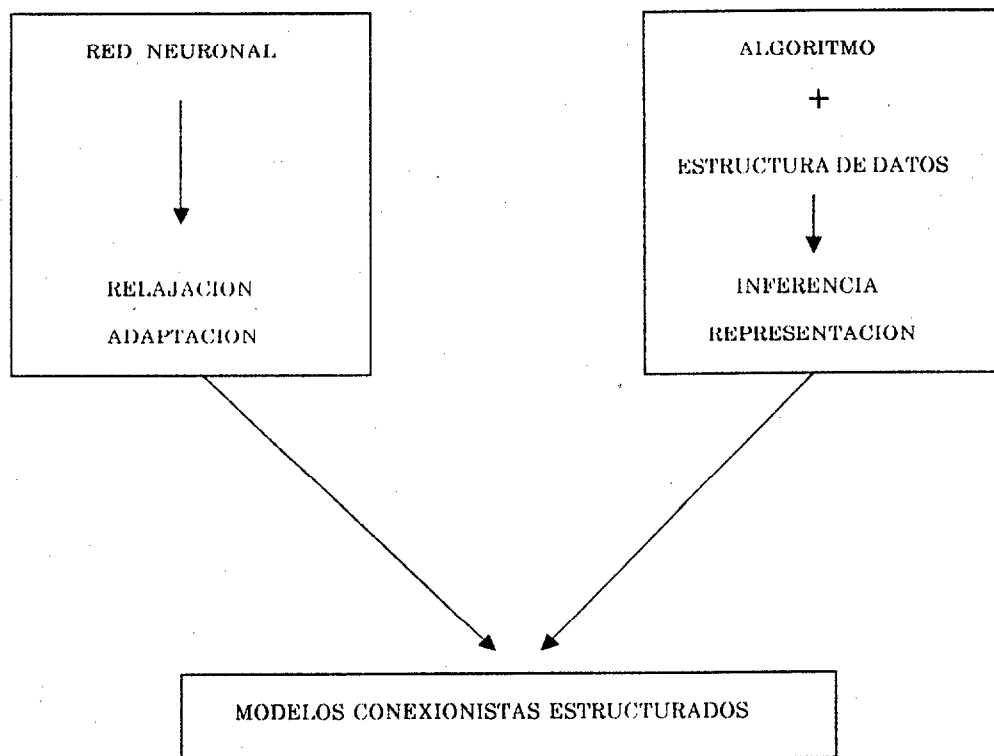


Fig. 1.1. Aproximaciones a la inteligencia artificial.

1.1.2. Modelo Neuronal de McCulloch-Pitts.

Según las propiedades básicas microscópicas detectadas en la membrana neuronal y en el comportamiento de una motoneurona, frente a estímulos eléctricos o químicos (Eccles, 1946) se puede hacer un esquema funcional idealizado, esquema que sirvió de partida a la propuesta lógica de McCulloch-Pitts en el año 1943, (McCulloch, Pitts, 1943) que dió como resultado su modelo neuronal.

La formulación lógica de las Redes de Neuronas Formales (RNF) se hizo pensando en la obtención de un modelo neurofisiológico mínimo, capaz de sintetizar lo que hoy en día llamaríamos un Autómata Determinista Arbitrario.

Las propiedades básicas de la neurona real se pueden resumir haciendo una combinación de propiedades que son estrictamente adjudicables a la membrana neuronal y sobre todo a la acción dendrítica, con otras que aparecen sólo cuando se considera la neurona como un todo que integra la información aferente, realiza una computación sobre ella y envía los resultados de ésta computación a lo largo de su axón para comunicarse con otras neuronas de la red. Dichas propiedades, desde el punto de vista microscópico, se pueden resumir como:

- a) La neurona es capaz de realizar una integración espacial de las señales que llegan a su árbol dendrítico e incluso a su cuerpo celular, pudiendo ser esta integración de efectos excitadores o inhibidores.
- b) Es capaz de realizar una integración temporal.
- c) La respuesta de la motoneurona típica es en forma de potencial de acción generado en la colina axónica.
- d) Con una concepción de la motoneurona como sistema de proceso de datos, se califica como un sistema de respuesta todo o nada.
- e) La neurona después de producir un pulso de salida, pasa a nivel local, a un estado refractario, durante el cual existe una parte de refractariedad absoluta, y otra relativa.

Es a partir de estas propiedades generales que McCulloch-Pitts se proponen obtener la base de su modelo neuronal, la Neurona Formal (NF). Este modelo constituye el primer modelo neuronal, y tiene la capacidad de enlazar las Teorías del Cerebro con la Teoría Computacional. La elegancia de su propuesta original

estriba en que sólo algunas de las propiedades neurofisiológicas fueron incorporadas a dichas neuronas, demostrando que el resto de ellas era sintetizable a partir de las primeras.

Así mismo, el análisis biofísico de los fenómenos que tienen lugar en la membrana neuronal nos conduce a sistemas de ecuaciones diferenciales no lineales, en lo que al campo de herramienta formal se refiere, con una serie de variantes de estado para cada neurona. Obviamente se hace necesario simplificar las matemáticas, siempre que se mantengan lo esencial del comportamiento dinámico real.

Una neurona formal es un elemento con "N" entradas, cada una de las cuales tiene un peso sináptico y una única salida. Están caracterizadas por un umbral, se activan sólo si la función lineal, que realiza el conjunto total de la actividad resultante es mayor que el mismo. En dicha función cada variable de entrada es afectada por un peso sináptico positivo o negativo.

En la figura 1.2, observamos un modelo de neurona, (NF), las señales de entrada están conectadas a la neurona con diferentes transmitancias, correspondientes a los pesos de las uniones neuronales denominadas sinapsis. Estas últimas son denotadas por α_{ij} , donde i es el índice que corresponde a la neurona y j a su entrada. De forma similar X_{ij} es el valor de la señal o actividad, realmente la frecuencia del impulso neuronal, en la entrada j de la neurona i .

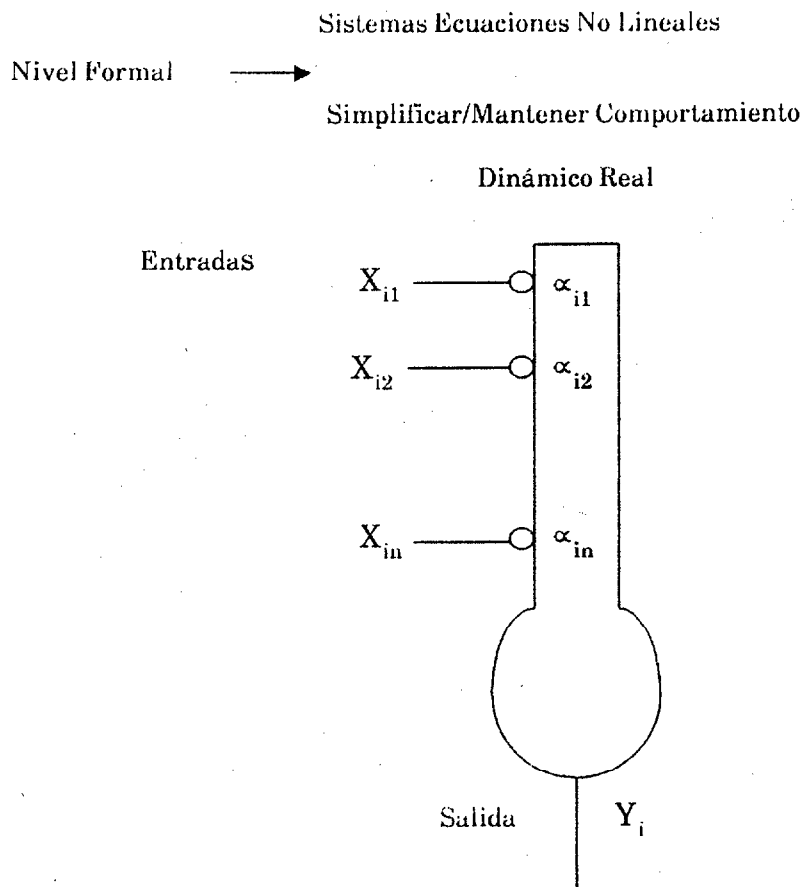


Fig. 1 2. Símbolo de una neurona formal (N.F.)

Cada neurona se piensa que actúa como un modulador de pulsos de frecuencia, produciendo una actividad de salida Y_i , la cual se obtiene integrando las señales de entrada de acuerdo con la ecuación diferencial (1.1), (Kohonen, 1988). Las neuronas biológicas tienen una membrana activa con una capacidad que integra corrientes de entrada y provoca una descarga de impulsos cuando se alcanza un nivel crítico de despolarización.

$$dY_i/dt = \sum_{j=1}^n \alpha_{ij} X_{ij} - \theta(Y_i) \quad (1.1)$$

El primer término de la derecha corresponde al acoplamiento de las señales de entrada a la neurona a través de las diferentes transmitancias, es lineal, efecto superpositivo. El término $[-\theta(Y_i)]$ proporciona el efecto no lineal, describe todas las propiedades no lineales de la neurona. Se asume que es más fuerte que la función lineal de Y_i y que la función inversa θ^{-1} existe. Si X_{ij} se mantiene estacionaria o cambia suavemente, podemos considerar que $dY_i/dt \approx 0$, luego:

$$Y_i = u \left| \sum_{j=1}^n \alpha_{ij} X_{ij} \right| \quad (1.2)$$

Se pudo introducir, como se verá más adelante, el concepto de aprendizaje en estas neuronas, lo cual se consigue haciendo que las transmitancias también varíen. Esto es lo que se llama un proceso adaptivo.

La elección clásica es considerar que las variaciones son proporcionales al producto de actividades de entrada y salida (ley de Hebb). Esta elección es poco natural puesto que los parámetros cambiarían sólo en una dirección. Esta ley se modifica incluyendo un término de no linealidad:

$$d\alpha_{ij}/dt = V Y_i X_{ij} - \beta(Y_i) \alpha_{ij} \quad (1.3)$$

donde V es una constante positiva, el primer término es el término Hebbiano y el último representa la no linealidad.

El primer término define cambios en α_{ij} en tal dirección que la neurona se hace más sensible y selectiva para una combinación particular de señales de entrada. Este es el efecto adaptivo básico.

En este tipo de aprendizaje, mostrado en la figura 1.3, la célula postsináptica, y , posee otra entrada sináptica, z , la cual controla el refuerzo de sus sinapsis aferentes ordinarias. Una sinapsis c_i , llamada sinapsis de Hebb, inicialmente inefectiva, es reforzada si hay una actividad presináptica x_i en conjunción con la señal de control z .

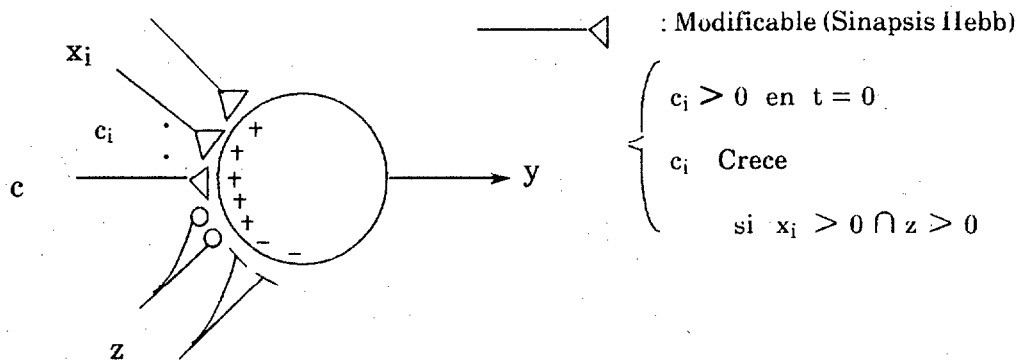


Fig. 1.3. Modificación tipo Hebb.

Otros tipos de modificaciones sinápticas, anteriormente propuestas a utilizar en las redes neuronales, las cuales no han sido tampoco fisiológicamente sostenidas, y que han constituido siempre materia de conjetura, son las mostradas en la figura 1.4.

En la hipótesis de la figura 1.4a, una sinapsis aferente modificable, c_i , es en un principio, excitatoria. Puede llegar a ser inefectiva, si y sólo si la célula postsináptica, y , enciende sin actividad presináptica, x_i . Esta hipótesis se base en la idea de que sinapsis irrelevantes pueden hacerse inefectivas.

Esta hipótesis tiene una gran desventaja, y es que si se le da un estímulo impropio a la red neuronal, la red sufriría una incorregible daño, ya que las sinapsis son modificadas, irreversiblemente, sólo hacia la extinción.

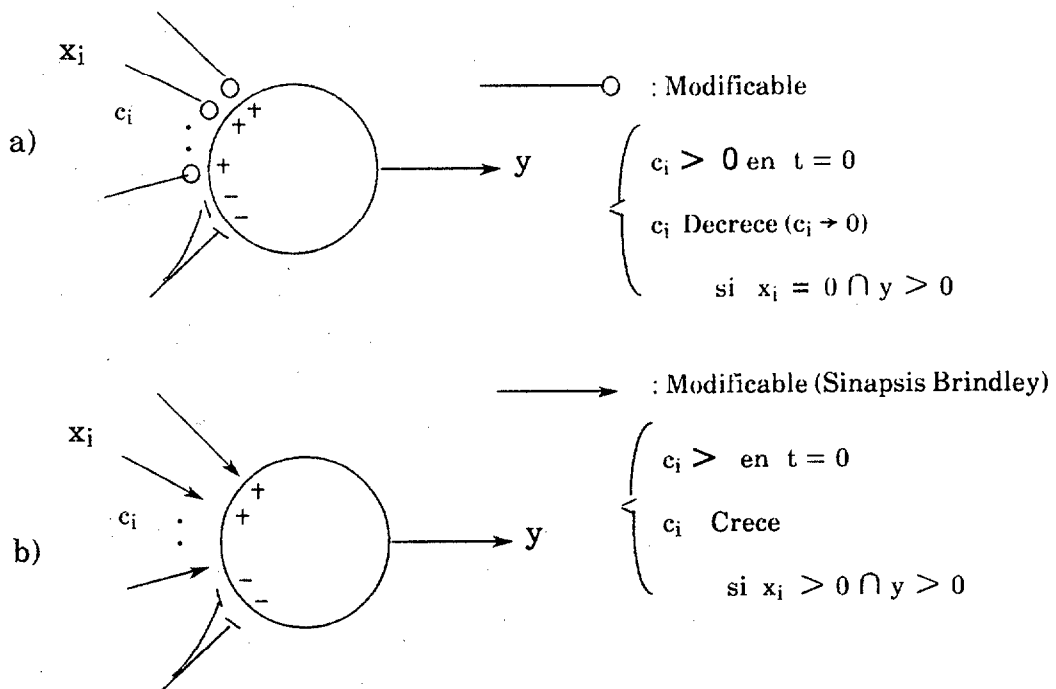


Fig. 1.4. Otros tipos de modificaciones sinápticas.

En la hipótesis de la figura 1.4b, una sinapsis modificable, c_i , tiene cierta cantidad de componente excitatoria en el estado inicial. Ésta será reforzada si existe una actividad presináptica x_i simultáneamente con el encendido de la célula postsináptica, y . Esta hipótesis está basada en que sólo las sinapsis relacionada con el encendido de la célula postsináptica son reforzadas. Tales sinapsis reciben el nombre de Sinapsis Brindley.

Estas tres categorías expuestas, enmarcaban las hipótesis sobre modificación sináptica propuestas hasta 1975, (Marr, 1970).

En 1975 fue propuesta una nueva modificación sináptica por Fukushima (Fukushima, 1975), la cual tiene más sustento fisiológico y permite deducir

algoritmos para una buena organización de redes neuronales multicapa, ventaja que las tres modificaciones anteriores no tenían, fig. 1.5

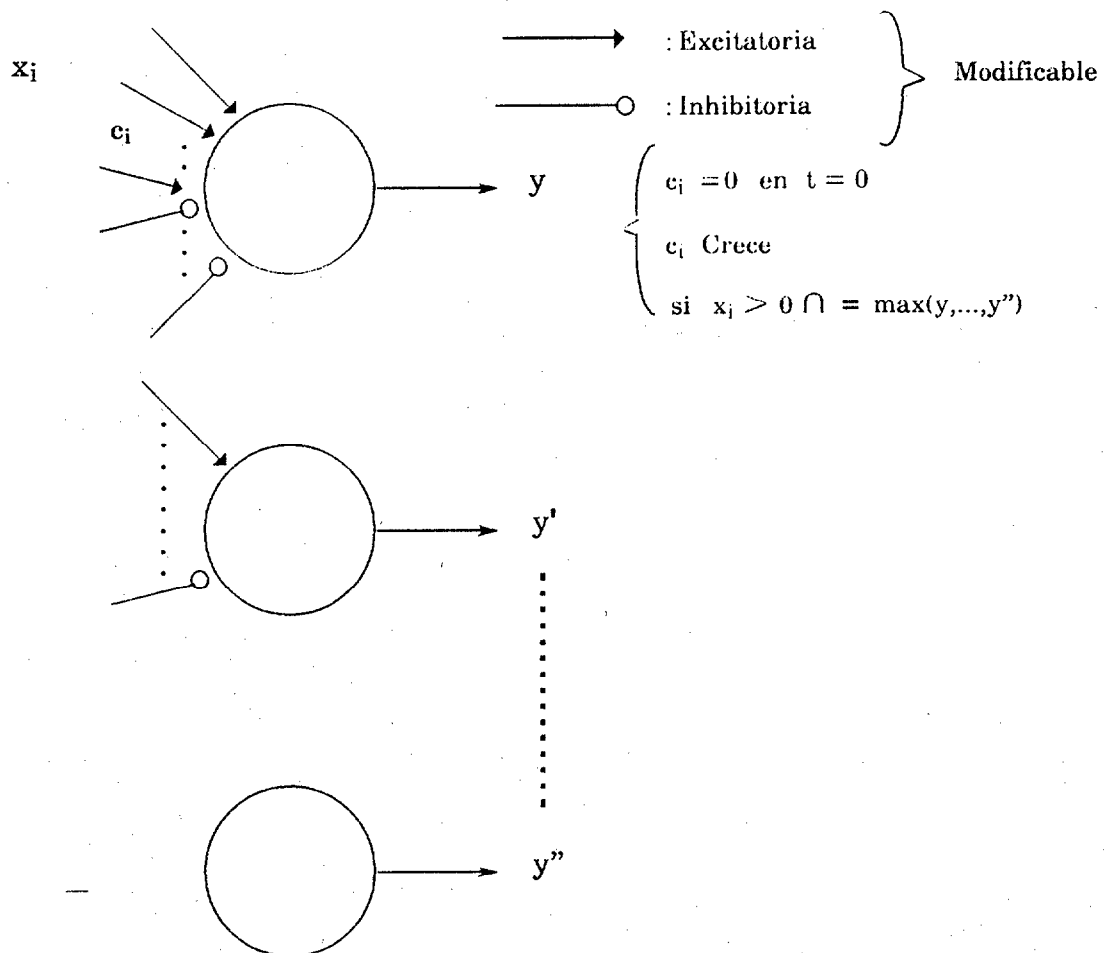


Fig. 1.5. Hipótesis de modificación sináptica de Fukushima.

La conexión sináptica de la célula x a la y es reforzada, si y sólo si se satisfacen simultáneamente las dos condiciones siguientes:

- i) La célula presináptica, x , se activa.

- ii) Ninguna de las células postsinápticas vecinas a la célula y tiene una actividad más fuerte que ella.

Aquí el refuerzo de una sinapsis inhibitoria, significa que la sinapsis se hace más inhibitoria.

Una célula puede tener sinapsis aferentes procedentes sólo de un grupo de células situadas en un área particular predeterminada para cada célula. Ésta es denominada "área de conectividad" de la célula. Dicha área se determina por la extensión de las dendritas de la célula postsináptica y la extensión de los terminales de axón de las células presinápticas.

Así mismo, el área en que se encuentran situadas las células postsinápticas a las que hace referencia la condición ii) de esta hipótesis de modificación sináptica, recibe el nombre de "área de vecindad".

Si se asume que las sinapsis crecen bajo estas condiciones, la red neuronal tendría también, una función de autorreparación. Esto es, si una célula determinada es dañada, otra que sea la siguiente de más alta actividad, sustituirá a dicha célula dañada.

La neurona opera en una escala discreta de tiempos, donde la activación de su salida en el instante $t + 1$ queda determinada por la activación de sus entradas en el instante anterior t . Luego podemos definir una neurona formal como un elemento lógico de umbral, con un retardo en su respuesta, de manera que si se construye una red con un número arbitrario de estos elementos, presentando la máxima interacción posible y todos con la misma escala de tiempos, fig.1.6, el sistema es sincrónico, permitiendo, asimismo, situaciones de realimentación.

Estas redes tendrán una serie de líneas de entrada y de salida externas, que determinarán los conjuntos de posibles configuraciones de entrada y de salida. La obtención de estos conjuntos sigue la misma ley matemática que la del conjunto de posibles estados internos de la red. Dicha ley es la potenciación en base dos, constituyendo el número de entradas externas, el de salidas y el de neuronas que forman la red, los exponentes respectivos de cada potencia.

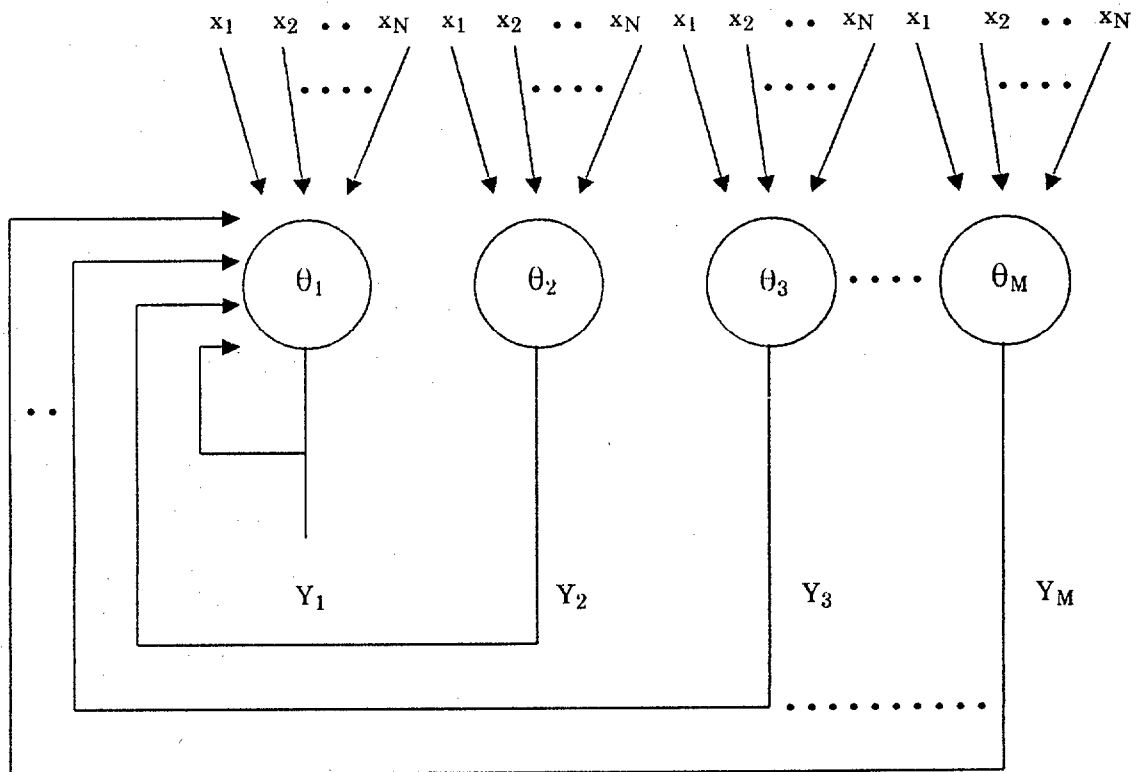


Fig.1.6. Red General de neuronas formales.

Por otro lado, para cada red habrá una salida que dependerá determinísticamente de las neuronas que se disparen. Existirá, pues, una función del conjunto de estados internos en el conjunto de salidas, (Moreno-Díaz, Mira, Roy Yarza, 1972).

Así mismo la secuencia de estados de la red está especificado por : a) las conexiones y umbrales de la red consigo misma; b) la secuencia temporal de entrada; y c) un estado llamado el estado inicial. De las consecuencias neurofisiológicas del trabajo de McCulloch-Pitts, la más interesante se refiere a la relación entre memoria y redes con realimentación (Moreno-Díaz, 1977), en las que las señales pueden circular estableciendo un modelo dinámico de memoria, pero las de más alcance se producen por ser éste el iniciador de toda la Teoría Algebraica de Autómatas. De hecho, las redes neuronales son el primero de los caminos posible para la descripción de un autómata finito, además de la teoría algebraica y las expresiones regulares de un lenguaje formal, relacionadas entre sí como se muestra en la figura 1.7, (Sampson, 1976). Esto hizo, también, que se abriese todo el campo de las descripciones lógicas de la actividad nerviosa superior, (Santesmases, et al., 1977).

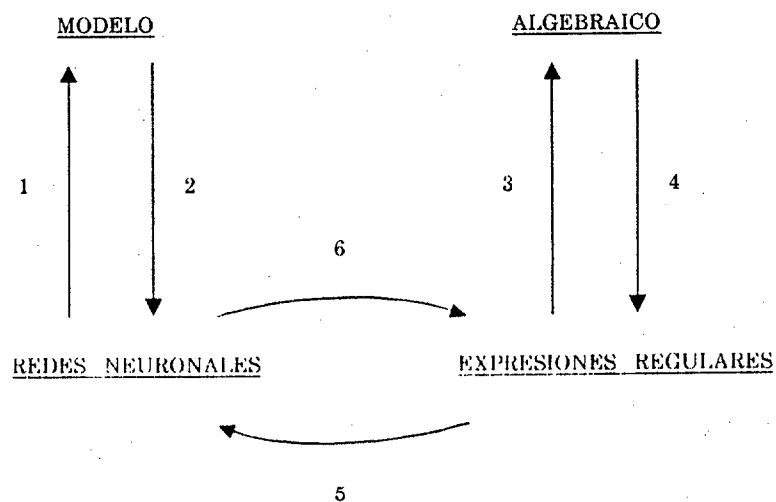


Fig.1.7. Formas de caracterización de un autómata.

El alcance lógico de las Neuronas Formales de McCulloch-Pitts está limitado sólo a funciones linealmente separables, (lógica de umbral), y aunque el comportamiento de Redes de Neuronas Formales (RNF) puede resultar realmente

complejo, y servir de paradigma a una multiplicidad de funciones que se detectan en sistemas nerviosos muy sencillos, esta limitación origina una gran restricción a la hora de explicar el funcionamiento del Sistema Nervioso (SN) con modelos basados en la computación neuronal.

1.1.3. Análisis y Síntesis en la Teoría de la Computación Neuronal.

Interacción de Aferentes.

La Teoría de la Computación Neuronal abarca problemas de análisis y síntesis, problemas de relación entre redes neuronales y autómatas. Incluyen el caso más general como son los autómatas probabilistas arbitrarios, pasando por los determinista, siendo en este campo donde se resolvió con éxito este doble problema. Los problemas de análisis consisten en determinar el autómata que representa a una red dada, y el de síntesis, en la construcción de una RNF que realice a un autómata, a partir de él mismo.

Según el modelo neuronal descrito por McCullochs-Pitts, la síntesis neuronal no es siempre factible. Es decir, la teoría de redes neuronales, tanto determinista como probabilista, no proporciona las contrapartidas neurofisiológicas mínimas de las máquinas lógicas más generales. Esta situación se solucionó mediante un hecho neurofisiológico que llevó a McCulloch y a Blum, a postular la interacción de aferentes en las neuronas formales (McCulloch, 1958), (Blum, 1961). El postulado lógico está basado en el hecho neurofisiológico de que cuando una arborización axonal alcanza una arborización dendrítica de una neurona, su efecto puede ser drásticamente eliminado por la interacción presináptica de una fibra cuya procedencia es en general arbitraria. Este efecto es conocido como inhibición presináptica. Así la formalización en lenguaje lógico de un fenómeno neurofisiológico concreto va a permitir la síntesis modular lógica mínima de un autómata determinístico arbitrario.

La formulación de Blum (1961), sin embargo, adolece de cierta falta de generalidad, no considera asuntos como la redundancia sináptica. Esto hizo que se presentara una reformulación de la teoría de interacción de aferentes (Monroy, 1981), que es más consistente y que a la luz de la neurofisiología actual permite interpretaciones acerca de la seguridad de funcionamiento en redes neuronales, no basadas en los conceptos multicapa que el grupo de McCulloch dedujo en el año 1958 a partir de las ideas de Von Neumann, (Von Neumann, 1956).

Para la formulación de esta interacción de aferentes se admite que cada neurona formal recibe M líneas de entradas exteriores (X_1, X_2, \dots, X_M), las cuales pueden interaccionar presinápticamente, siendo entonces los resultados que alcanzan a la neurona, en terminología booleana:

$$X_i, X_i X'_j, \dots, X_i X'_j \dots X'_k \quad (1.4)$$

Estos procesos los mostramos graficamente, según la notación de McCulloch y Blum, en la figura 1.8.

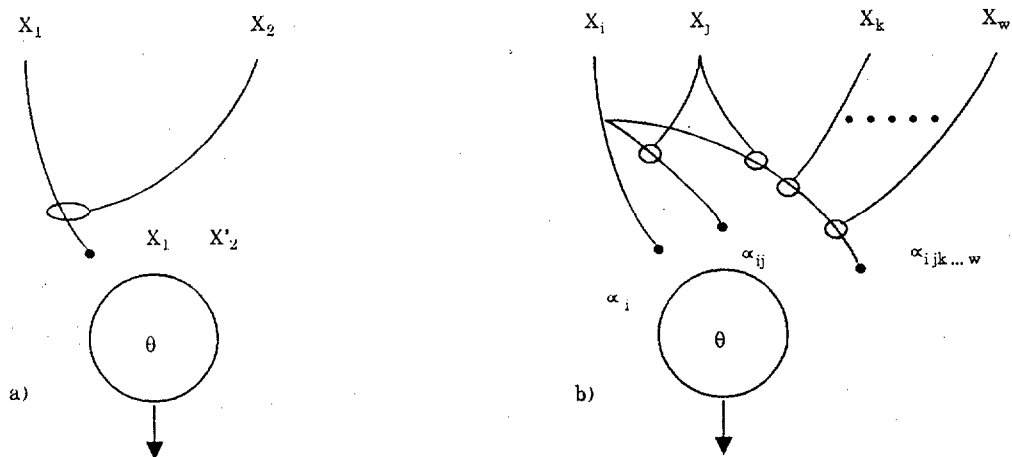


Fig.1.8. Neuronas formales con interacción de aferentes. a) Inhibición presináptica de una fibra por otra. b) Inhibición presináptica general.

La condición de disparo de la neurona es por consiguiente:

$$\sum_{i=1}^M \alpha_i X_i + \sum_{\substack{i,j=1 \\ i \neq j}}^M \alpha_{ij} X_i X_j + \dots + \sum_{\substack{i,j,\dots,l=1 \\ i \neq j, i \neq k, \dots}}^M \alpha_{ij\dots l} X_i X_j \dots X_l \geq \theta \quad (1.5)$$

donde α_i , α_{ij} , $\alpha_{ij\dots l}$ corresponden a los pesos de los botones sinápticos que acceden a las neuronas.

El número de grados de libertad implícitos en la formulación presináptica, que viene dado por la suma del número de coeficientes que aparecen en la expresión (1.5), como se muestra en la siguiente ecuación:

$$M + M(M-1) + M \binom{M-1}{2} + \dots + M \binom{M-1}{M-2} + M = M2^{(M-1)} \quad (1.6)$$

supera, en general, el número de grados de libertad que son necesarios para la síntesis de una función booleana arbitraria de M variables. Esto implica una evidente redundancia presináptica, la cual se manifiesta, desde el punto de vista neurofisiológico, por una profusión del árbol dendrítico y de sus interconexiones con las ramificaciones axonales de otras neuronas.

Desde el punto de vista lógico, esta redundancia se transparenta por la posibilidad que tiene, en principio, una neurona de computar todo el conjunto de funciones lógicas diferentes a medida que su umbral cambia. Luego el caso límite de no redundancia corresponde, para una neurona de M entradas, al computo de $2^M + 1$ funciones diferentes, incluyendo la tautología y la contradicción, que es precisamente el número máximo de funciones que puede computar una neurona con interacción de aferentes con anatomía fija. Por tanto, si suponemos cambios

unitarios en el umbral, partiendo de 0, y asignamos este valor de umbral al término compuesto por todos los valores negativos, la variación será precisamente 2^M , lo que nos proporcionará $2^M - 1$ ecuaciones resultantes de particularizar la expresión (1.5) para cada término mínimo y cada valor de umbral, los cuales pueden ser, tanto positivos como negativos, según el caso lo requiera.

Así, nos encontramos con un sistema de $l = 2^M - 1$ ecuaciones y $L = M2^{(M-1)}$ incógnitas, lo que lo convierte en indeterminado. Para lograr una solución tendremos que elegir, arbitrariamente, $L - l$ coeficientes. La solución más sencilla es seleccionar dichos coeficientes iguales a cero, significando ésto, un número mínimo de botones terminales. Además, podemos simplificar al máximo las conexiones neuronales haciendo cero aquellos botones terminales que supongan un mayor número de interacciones de aferentes.

Desde el punto de vista de fiabilidad, entendiendo ésta como la invarianza de la función frente a la variación de umbral, se ve que la neurona formal con interacción de aferentes capaz de computar las 2^{M+1} funciones posibles, es precisamente la menos fiable. Esto nos lleva a concluir la existencia de un compromiso entre la fiabilidad y la potencialidad de computo.

El concepto de fiabilidad se puede caracterizar utilizando parámetros apropiados, como el índice de fiabilidad, que al mismo tiempo nos da el índice de redundancia funcional. Estos conceptos se suman a los ya clásicos de McCulloch, sobre redundancia multicapa, y los de Von Neumann de redundancia multicanal, para proporcionar un modelo neurofisiológico más completo de la fiabilidad lógica. Su expresión general podremos obtenerla, considerando una neurona concreta con una invarianza funcional extendida a P saltos de umbral. Puesto que la neurona óptima extiende esta invarianza a $2^M - 1$ saltos, el índice de fiabilidad se puede definir como:

$$f = \frac{P}{2^M - 1} \quad (1.7)$$

f tendrá un valor mínimo que dependerá del número de entradas y estará expresada por:

$$f_{min} = \frac{1}{2^M - 1} \quad (1.8)$$

y un valor máximo que es la unidad.

Si variamos los umbrales de las redes de acuerdo con una ley probabilista, el máximo de fiabilidad podrá representarse así:

Umbrales	T. Mínimo	Prob($\theta = \theta_i$)	Prob($F = f_i$)
θ_0	f_1	P_1	P_1
θ_1	f	P_2	----
.	.	.	.
.	.	.	.
.	.	.	.
θ_{2^M-1}	f	P_{2^M}	$P_1 + P_2 + \dots + P_{2^M}$
θ_{2^M} o más	f_2	P_{2^M+1}	1

donde no tiene interés considerar más que el caso de mayor probabilidad, dado la constancia de la función que realiza frente a cambios de umbral, (Hernández Guarch, 1983).

La verdadera utilidad de la teoría de Redes Neuronales con interacción de aferentes, estriba en que proporciona modelos neurofisiológicos plausibles de

autómatas deterministas. Cuando el autómata a modelar o sintetizar neuronalmente corresponde a parte de los aspectos funcionales de un ser vivo, el modelo proporciona así mismo, un paradigma de posible actividad neuronal, que en general sirve para esclarecer la estructura y funciones de la maquinaria neuronal subyacente.

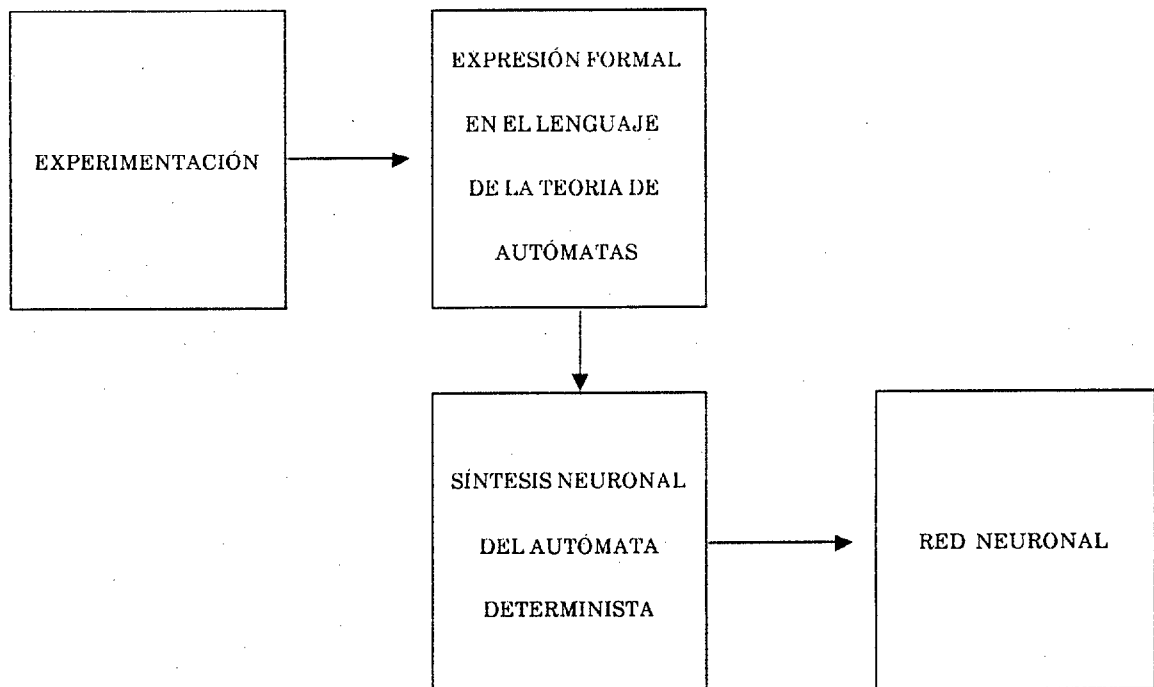


Fig. 1.9. Esquema de síntesis neuronal.

Por lo tanto, los problemas de máximo interés en la teoría, son los problemas de síntesis, los cuales vienen representados en la figura 1.9, donde tenemos el esquema a seguir para pasar, de un autómata determinista, expresado por la función de transición de estados, a su contrapartida neuronal.

La ecuación de síntesis viene dada por la siguiente expresión:

$$f_k(X, Y) = \sum_{i,j} M_{ij}(X) Y_i \quad (1.9)$$

siendo $f_k(X,Y)$ la función calculada por la k -ésima neurona, $M_{ij}(X)$ la matriz funcional e Y_i el término mínimo, correspondiente al estado S_i en las salidas de las neuronas.

De aquí se deduce que la ecuación de salida de la neurona en el instante t es :

$$Y_k(t) = f_k \left(X(t-1); Y(t-1) \right) \quad (1.10)$$

para $k = 1, 2, \dots, N$, con lo que la red queda unívocamente definida.

En el plano de las redes neuronales probabilistas, el problema de análisis se reduce a determinar el conjunto de matrices estocásticas de transición entre estados del autómata, lo que se consigue suponiendo que el disparo de cada unidad neuronal no depende del disparo de las demás neuronas que componen la red (Moreno-Díaz, Hernández Guarch, Limiñana, 1980). Los demás elementos del autómata se fijan, a partir de la red, de una manera trivial.

El problema de síntesis se formula a partir de un conjunto de $2^{\text{Card}(I)}$ matrices estocásticas de transición entre estados, siendo preciso encontrar la red a la que corresponde. Para cada configuración de entradas externas existe una matriz estocástica de transición entre estados, la inversa no es cierto, lo que se comprueba determinando los grados de libertad de ambos sistemas.

El problema tiene solución si se admite que las salidas neuronales interaccionan entre sí. Es decir, existe una interacción de eferentes (axones) a través del medio no perfectamente aislante que lo separa, de modo que habrá una influencia jerarquizada entre las neuronas. Más formalmente, numeraremos las neuronas de una red de N a 1, de abajo hacia arriba y supondremos luego que cada

neurona está influenciada por los disparos en los axones de todas las neuronas que están por encima de ella, figura 1.10.

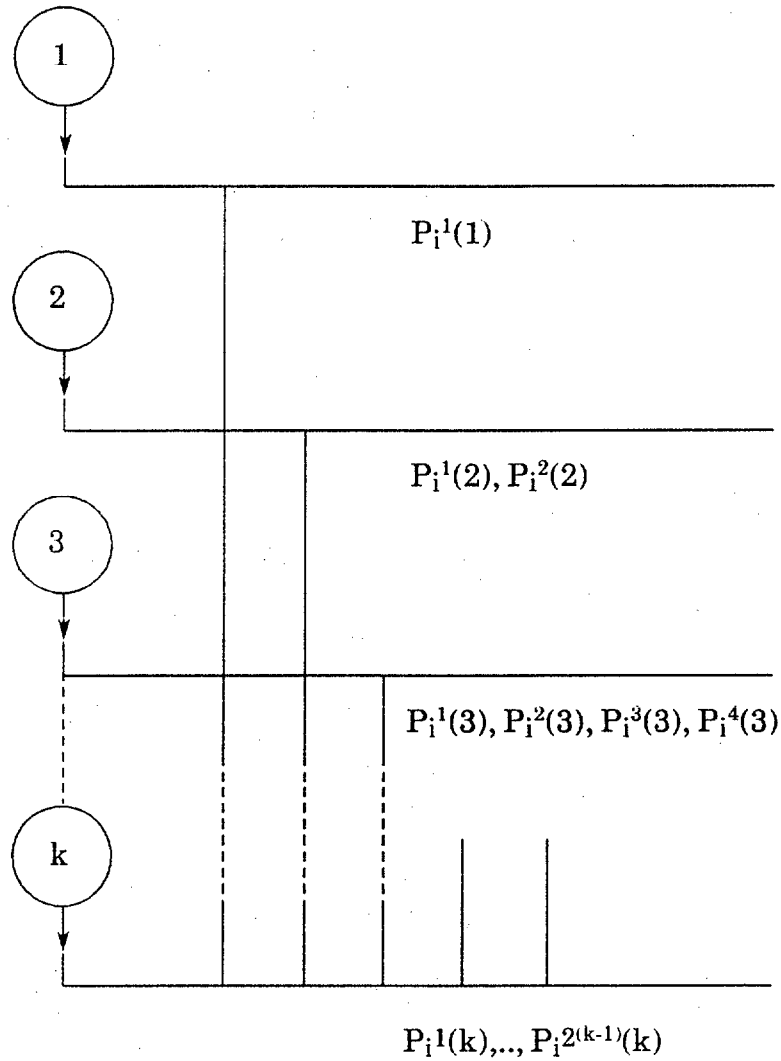


Fig.1.10. Representación de la red neuronal

La neurona n-esima, ha sido especificada por $2^{(2N-1)}$ probabilidades, una por cada estado posible en el instante $(t-1)$, combinada con las $2^{(N-1)}$ posibles configuraciones del resto de las salidas neuronales en el instante t . Así, en la k-ésima neurona, el disparo está determinado por $2^{(2N-k)}$ probabilidades.

El número de grados de libertad de la red será entonces:

$$2^N(2^{(N-1)} + 2^{(N-2)} + \dots + 2 + 1) = 2^{N(2^N - 1)} \quad (1.11)$$

lo que coincide con el número de grados de libertad del autómata probabilista.

De esta manera se logra establecer un isomorfismo entre las redes neuronales probabilistas y los autómatas de este mismo tipo.

De acuerdo con estas formulaciones, se deduce que los aspectos formales de la teoría de redes neuronales probabilistas, se corresponden con la descomposición modular de autómatas probabilistas.

El problema de síntesis de máquinas secuenciales estocásticas ha sido abordado por Booth (Booth, 1964), y otros muchos.

Para nosotros dicho problema está en calcular el conjunto de probabilidades de disparo para cada neurona, ya que cada una de ellas viene determinada por una posibilidad de disparo para cada configuración de entrada. Siguiendo el procedimiento de calcular la probabilidad de disparo de la primera neurona, será, siempre bajo la entrada x :

$$P_i^1(1) = \sum_{j=1}^{2^{(N-1)}} a_{ij}(x) \quad (1.12)$$

y la probabilidad de que la neurona no dispare, será:

$$q_i^1(1) = 1 - p_i^1(1) \quad (1.13)$$

y así sucesivamente. Teniendo en cuenta el sí o no disparo de las anteriores, se llega a la expresión generalizada:

$$P_i^1(k) = \frac{\sum_{j=1+(l-1)2^{(N-k+1)}}^{(2l-1)2^{(N-k)}} a_{ij}(x)}{l2^{(N-k+1)} \sum_{j=1+(l-1)2^{(N-k+1)}} a_{ij}(x)} \quad (1.14)$$

Las probabilidades solo estarán definidas si el denominador es distinto de cero, de otra forma son indeterminadas. Estas indeterminaciones admiten una sencilla interpretación, pues se tratará de conmutadores aislados que nunca entrarán en acción. Es decir, en la práctica no deberán ser considerados. Estas ecuaciones muestran además que el suceso cuya probabilidad aparece en el denominador, contiene el suceso cuya probabilidad aparece en el numerador. Es decir, si la probabilidad del denominador vale 0, también lo vale la del numerador.

Lo expuesto nos muestra la gran potencialidad de la Teoría de la Computación Neuronal en la obtención de modelos computacionales de los Sistemas Neurofisiológicos.

1.2. ESTRUCTURA CONCEPTUAL DEL SISTEMA AUDITIVO.

Una de las motivaciones más importantes en el estudio de un Sistema Fisiológico (SF), es el interés que despierta el comportamiento esperado del mismo.

Con relación a los sistemas físicos y artificiales, los sistemas naturales son grandes desconocidos. Ignoramos relativamente, su función, estructura y modos de operación, luego, estamos dirigiendo nuestros esfuerzos a entender y describir fenómenos bastantes complejos. Ésto nos hace realizar aproximaciones fenomenológicas, lo cual nos lleva a una identificación funcional del sistema, que junto con la identificación estructural, constituyen los conceptos más importantes en el conocimiento total del mismo. Con ellos cubrimos la neurofisiología y anatomía del sistema fisiológico en estudio, que en nuestro caso se trata del sistema auditivo (SA).

El sistema auditivo (SA) es un sistema aferente de gran importancia en la comunicación humana. Este sistema sensorial especial, es de una gran selectividad y complejidad en su funcionamiento y estructura, sólo superadas por la percepción visual.

Los estudios realizados hace unos 100 años por el físico Georg Ohm, explicaron el principio que gobierna la función del oído, el cual ha sido confirmado por investigaciones modernas en este campo. Ohm sugirió que el SA realiza un análisis en frecuencia, ésto es, un análisis de Fourier teniendo en cuenta la variabilidad de esta señal con el tiempo, de los sonidos transmitidos por el aire. Este principio, junto con la Teoría de la Computación Neuronal, nos proporciona las bases de la formulación matemática en nuestro trabajo, sustentado, claro está, por la estructura neuronal, anatómica y fisiológica del sistema en estudio.

Los mecanismos usados para transformar la onda sonora en impulsos nerviosos que llegan al cerebro y son percibidos como sonidos, están cubiertos por la estructura de conducción mecánica periférica (ECMP) y el sistema auditivo central (SAC).

Esta clara división funcional, nos permite realizar una organización conceptual del SA, consistente en una estructuración por capas, correspondiendo a la estructura de conducción mecánica periférica el papel de capa física y al sistema auditivo central el de capa sensorial, donde cada una tendrá su espacio de entrada, de salida y una estructura relacional que los engarce, figura 1.11.

Cada una de estas capas tienen sus estructuras y mecanismos apropiados para que el proceso reflejado en la figura 1.11 se ejecute. El entendimiento completo del SA requiere el tratamiento de cada capa por separado.

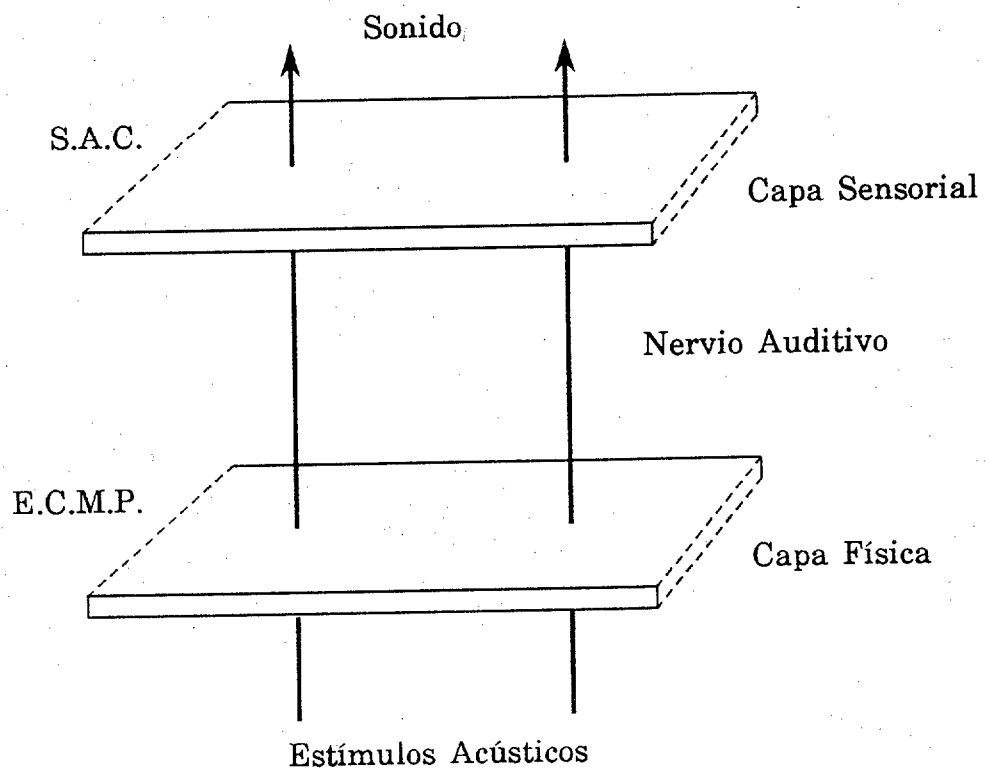


Fig. 1.11. Estructura por capas del sistema auditivo.

1.3 TEORIA RETINAL.

1.3.1. Introducción.

La retina es la estructura sensorial que maneja la mayor cantidad de datos en paralelo. Es el mejor ejemplo conocido sobre la forma, de cómo el código sensorial puede ser transformado de capa a capa o de un núcleo a otro, en la sucesión de neuronas de la retina y en la vía visual. En ella, o en la corteza visual, es donde los procesos de percepción y reconocimiento parecen ser más complejos. A niveles altos (a nivel cortical), la teorización sobre la percepción visual exige, indudablemente, el considerar la integración multisensorial y el utilizar el conocimiento global del medio por parte de todo el sistema perceptual. Ese conocimiento global debe incluir un modelo del medio con estrategias de acción aprendidas o impresas y reglas de decisión basadas en mecanismos cooperativos (Mira et al. 1983).

La investigación de los mecanismos de visión en los vertebrados sigue dos tipos de enfoque básico, (Moreno-Díaz, 1983). El primer enfoque consiste en aproximar el problema de abajo-arriba en las estructuras del sistema nervioso. Se parte de la acción de la radiación luminosa sobre los fotorreceptores y se estudian las respuestas de las células retinales, o en el resto del camino visual, registrando los potenciales lentos o de espiga en cada caso, enfoque éste que constituye la Teoría Retinal.

El enfoque de arriba-abajo parte de la representación del conocimiento visual de acuerdo con las teorías de la percepción, y utilizando todas las técnicas posibles de representación del conocimiento perceptual, figura 1.12. Trata de definir las condiciones necesarias y suficientes que han de cumplirse en los niveles más bajos, para dar lugar a dicha representación. Este es el caso de los numerosos

intentos de explicar la percepción de "universales" visuales, de los que el trabajo de Pitts-McCulloch (1947), fue pionero, o de otra modalidad sensorial, como la audición, que es nuestro caso.

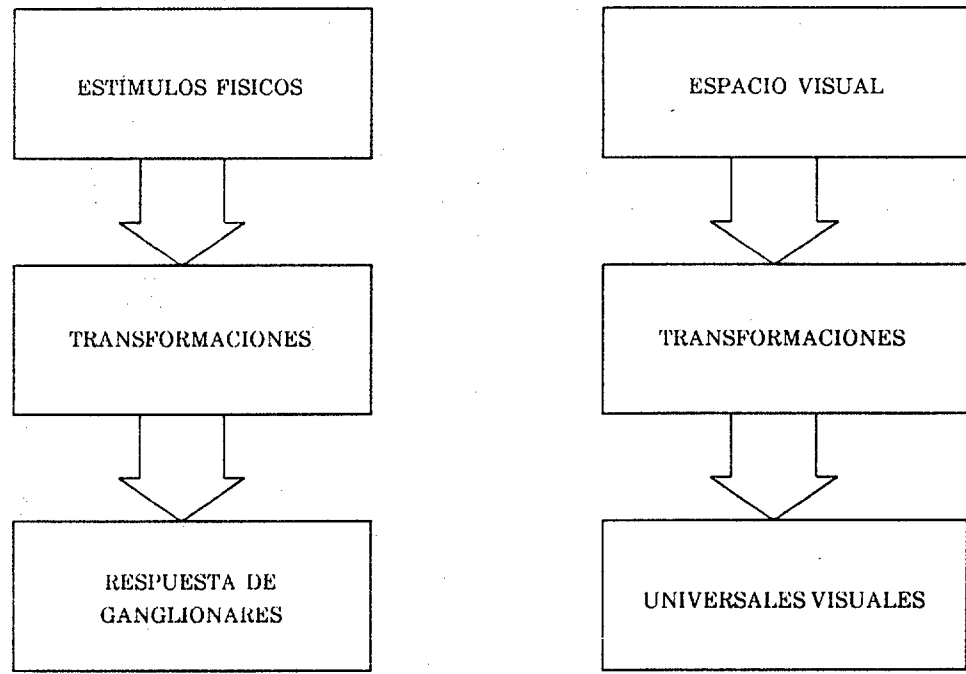


Fig. 1.12. Modos de investigación en teoría de visión. a) Enfoque abajo-arriba, (teoría retinal). b) Enfoque arriba-abajo, (teoría de la percepción visual).

Desde el punto de vista de la teoría de sistemas, el objetivo de una teoría de la retina es dilucidar los mecanismos de proceso de datos en las distintas capas retinales y las reglas de codificación neuronal que estructuran el lenguaje propio de las células de la retina entre sí y de éstas con centros superiores.

La principal dificultad con la que se encuentra una verdadera teoría retinal, es la ignorancia que se tiene del código y del lenguaje neuronal pertinente (Mira et al., 1983). Todos los métodos de descripción de la acción neuronal que se usan en la actualidad son de un nivel demasiado bajo para ser de ninguna utilidad cuando se desea aclarar la acción global de la retina y el contenido relevante de los mensajes que ésta envía a los centros superiores.

Con el material y técnicas de la neurofisiología se ha llegado, sin embargo, al establecimiento de un posible código retinal de bajo nivel. Este código descansa en la frecuencia instantánea de pulsos de disparo de las células ganglionares, o bien en la forma espacio-temporal de los potenciales lentos de las células intrarretinales y en sus procesos. Lo más complicado que llega a admitirse es la posibilidad de un multiplexado de las señales en el nervio óptico.

1.3.2. Procesos de datos visuales en la retina. Estructuración por capas.

Los fotorreceptores, células sensoriales de la retina, necesitan para ser excitados que la luz tenga suficiente intensidad y la longitud de onda sea la apropiada para ellos. Esto no ocurre con las neuronas de mayor orden en el camino visual, las cuales están alineadas acorde con un aumento de sofisticación jerarquizado. Ellas son cada vez más selectivas con respecto a los estímulos que aceptan, luego su mensaje es cada vez más general.

Toda la información sobre el mundo visible que el cerebro recibe, está contenida en la distribución de actividad entre los fotorreceptores de la retina. Tal contenido implícito se hace explícito en las etapas posteriores del proceso. La respuesta selectiva de las neuronas aferentes del nivel superior cubre este propósito, detectando características especiales en el mensaje de las células de nivel inferior. Esto se detecta si consideramos los campos receptivos retinales. Ellos pueden clasificarse en dos grandes grupos: los selectivos para alguna característica espacial o temporal del estímulo, y los no selectivos. La mayor especificidad y eficiencia en la forma de codificar la información está correlacionada inversamente con una buena discriminación de formas, la cual está mucho más desarrollada en los primates (casi carentes de campos selectivos), y menos en las aves y los anfibios (cuyos campos son selectivos).

Se observa que en los vertebrados superiores la selectividad aparece retrasada al nivel cortical. Sin embargo, a medida que se desciende en la escala biológica, las funciones operativas del córtex son realizadas por capas de proceso inferior, a la vez que pierden versatilidad y calidad, e incluso la retina participa en mayor grado en estas tareas.

Como hemos descrito, anatómicamente la estructura retinal está laminada en capas externas e internas, además de la ganglionar y la del nervio óptico. Las dos primeras se encargan de realizar los preprocesos y procesos retinales, teniendo pues, una relevancia justificada en la explicación del proceso visual en la retina.

La Capa Plexiforme Externa, la Capa Nuclear Externa y la Capa Nuclear Interna constituyen las capas de preproceso. Ellas poseen la estructura anatomofisiológica necesaria para la realización de un conjunto mínimo de operaciones de preproceso. Al menos, pueden estar presentes señales rápidas y retardadas, de abrillantamiento, contraste y oscurecimiento local, lo que depende de la estructura retinal concreta en cada especie.

Existe en la retina una gran variedad de células ganglionares según su morfología, y más significativamente, según su fisiología. Sus campos receptivos pueden ser concéntricos o no, antagonistas, con anillo inhibitorio, con respuestas ON, OFF, ON-OFF, sostenidas o transitorias, con direccionalidad más o menos acusada, y mayor o menor sensibilidad al movimiento, con respuesta estacionaria o no, con respuesta espontánea, etc. Sin embargo, cada tipo específico de ganglionar no tiene sus propias y exclusivas bipolares. Así pues, las ganglionares de distinto tipo deben compartir la información procedente de las mismas células bipolares, lo que conduce a que las peculiaridades diferenciales son debidas a

operaciones que se realizan en la Capa Plexiforme Interna y/o en el cuerpo de la ganglionar.

La Capa Plexiforme Interna es un lugar adecuado para la extracción de propiedades de los estímulos en la retina, puesto que la información espacial está todavía allí presente, antes de su posterior integración por las ganglionares, y porque esta capa está interconectada en horizontal profusamente. Además, las amacrinas y sus sinapsis con las ganglionares parecen estar relacionadas con operaciones complejas.

Por todo ello, la Capa Plexiforme Interna parece ser el lugar definitivo donde ocurre la especialización, a través de una interacción lateral en la que las células amacrinas son importantes.

En la realización de varios modelos retinales correspondientes a distintos vertebrados dentro de la escala filogenética (Moreno-Díaz et al., 1979, 1980, 1980a, 1980b), se han introducido una serie de conceptos que sirven, de forma general, para formular las bases de una teoría de la retina de los vertebrados desde el punto de vista del proceso de la información (Moreno-Díaz, Nuñez, 1981b). Dichos principios generales son expresables formalmente, utilizando el concepto de computación por capas, alternando capas con operaciones localmente no lineales con otras que realizan transformaciones lineales espacio-temporales.

Las operaciones específicamente no lineales, situadas en la capa plexiforme interna de la retina, han sido, a su vez, concretadas por Austrich y Moreno-Díaz (1984), utilizando la teoría de neuronas formales con interacción de aferentes, (Blum, 1962), (Monroy, 1981), como ayuda a la formulación de la teoría retinal.

Este concepto de computación por capas, está contenido en germen en los escritos de McCulloch y Pitts (Pitts, McCulloch, 1965), en relación a la corteza visual. Tiene un poder predictivo realmente nuevo y poderoso, y parece apuntar nítidamente hacia una teoría unificada de la retina de los vertebrados.

Su justificación más efectiva viene dada por la estructura anatómica por capas de células con un claro sentido funcional, que presentan las retinas de todas las especies estudiadas, desde vertebrados inferiores hasta superiores, llegando incluso al hombre.

La correspondencia entre las capas computacionales y las capas reales anatómicas y funcionales no es necesariamente biunívoca. En modelos microscópicos algunas capas pueden corresponder a una capa simple de sinapsis o células. En modelos más globales una sencilla capa computacional puede representar distintas estructuras anatómicas.

En general, la computación por capas ocurre no sólo en sistemas de proceso visual o retinal, sino en cualquier sistema cuya función total pueda ser descompuesta en subfunciones que se realicen por elementos computacionales de características funcionales semejantes. Estos elementos computacionales son los componentes de cada capa, tal que una integración de sus funciones proporciona la función de la capa. Integración se usa aquí para significar cualquier tipo de acción cooperativa, si bien muchas veces se resuelven con estrictas integraciones matemáticas.

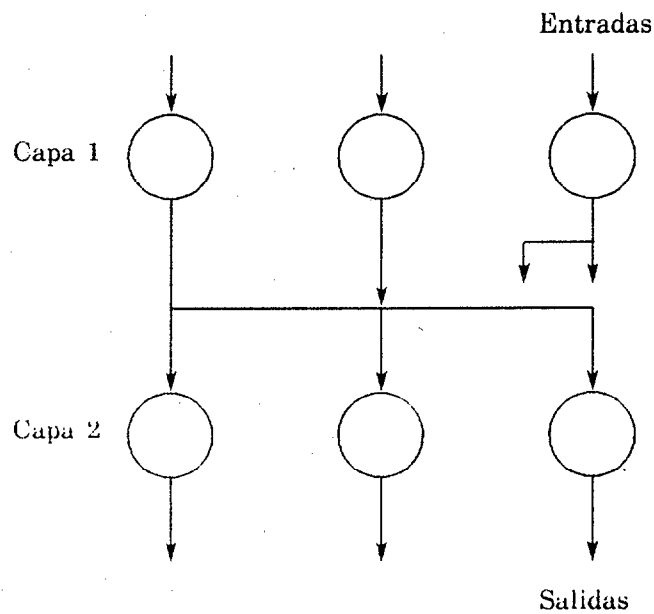


Fig. 1.13. Esquema de computación por capas.

La estructura de computación por capas se ilustra en la figura 1.13. En principio no hay restricciones en las posibles interconexiones entre elementos computacionales, y por tanto, la realimentación es permitida entre cualquier capa, (Moreno-Díaz, Rubio, 1979).

Los últimos objetivos de una teoría de proceso retinal son: a) determinar los mecanismos de proceso de datos en las distintas capas de la retina y b) las reglas de codificación en las que está basado el propio lenguaje de las células retinales tanto para comunicarse entre ellas, como con los centros superiores.

Para converger en dicha teoría se proponen varios conceptos que son consecuencia de la revisión y formulación cuantitativa de diversos modelos y esquemas teóricos, (Moreno-Díaz et al., 1978; Moreno-Díaz, Rubio Royo, 1981;

Mira et al., 1983), así como el funcionamiento hipotético de la retina, el cual puede sintetizarse como sigue:

Los datos espacio-temporales de entrada a la retina son procesados por los fotorreceptores, bipolares y horizontales de las capas exteriores, ofreciendo canales o niveles de propiedades espacio-temporales, según la especie en cuestión. La información de cada canal es el resultado de operaciones que pueden ser cualitativamente descompuestas en una transformación lineal espacio-temporal seguida de umbrales adaptivos.

En la CPI cada uno de los canales interactúa lateralmente de un modo peculiar para cada tipo de ganglionar. Esta interacción lateral no lineal, estaría gobernada por las sinapsis bipolar-ganglionar y amacrina-ganglionar.

Las capas exteriores, generan versiones con diversos retardos de la señales que al interactuar en la CPI, explican las propiedades tanto de las ganglionares simples como de las complejas y codificadoras de color. Con ello, estas bases unificadas son apropiadas, a nivel conceptual, para elucidar los mecanismos que determinan la totalidad de los procesos retinales en los vertebrados, tal como han sido registrados en neurofisiología, siendo precisa la teoría de sistemas para la formulación de una verdadera teoría del sistema visual de la retina.

Por otro lado, los conceptos propuestos para converger en la teoría tratada son:

a) Las capas externas proporcionan diferentes versiones rápidas y retardadas del patrón incidente en los receptores después de alguna interacción lateral. Esto constituye una generalización del concepto neurofisiológico de los dos caminos a la ganglionar, el camino fotorreceptor-bipolar-ganglionar, y el camino fotorreceptor-horizontal-bipolar-ganglionar (Fernández Escartín, Moreno-Díaz, 1978). Sin

embargo hay razones anatómicas para admitir que no sólo existen dos caminos, por el hecho de la múltiple conexión dendrito-axonal entre las células retinales, resultando más apropiado el admitir múltiples retardos de una misma señal, cuando ésta alcanza el árbol dendrítico de una célula ganglionar.

b) Las versiones retardadas son suministradas principalmente por la acción de las células horizontales, las cuales provocan una traslación lateral de la información.

c) Las versiones rápidas y retardadas interactúan no linealmente en la CPI, interacción que es mediada por las células amacrinas.

d) Hay al menos, tres lugares anatómicos para la interacción de dichas señales, dos en la CPI y una tercera en las células ganglionares. Las señales rápidas y retardadas, espacialmente distribuidas, interactúan centralmente en las sinapsis de las células amacrina-bipolar-ganglionar. Las señales rápidas centrales, espacialmente distribuidas, interactúan periféricamente con las señales retardadas locales y lateralmente trasladadas a través del mismo tipo de sinapsis. Los resultados son entonces tomados por las células ganglionares.

e) Los procesos anteriores son formulados usando expresiones matemáticas que constituyen un tipo de convolución generalizada en el espacio-tiempo.

f) La no-linealidad dominante en las sinapsis amacrina-bipolar-ganglionar, es similar a una rectificación de media onda o de onda total.

g) Análisis de los registros cuantitativos presentados en la literatura (Hochstein, Shapley, 1975), se tienen en cuenta para la especificación del tipo de

acción presináptica, la cual incluye dos tipos de mecanismos temporales cuasiparalelos.

—Dentro de este esquema, es preciso especificar las operaciones mínimas plausibles que determinan la acción de la CPI para dar cuenta de las respuestas ganglionares. Se han propuesto diversos mecanismos en lo que respecta a la acción de dicha capa. Discutiremos hasta que punto tales mecanismos aclaran la función neuronal dentro de los conceptos típicos de teoría de sistemas, para lo que tratamos los fenómenos de respuesta local.

Las primeras investigaciones experimentales en electrofisiología de la retina (Hartline, 1938), originaron las primeras clasificaciones de los campos receptivos ganglionares en zonas (o a veces células) tipo ON, tipo OFF o tipo ON-OFF. El siguiente paso consistió en la identificación de zonas antagónicas (estructuras centro-periferia) en dichos campos receptivos. Para algunos vertebrados superiores, se encontró que la relación entre el estímulo (magnitud local) y la respuesta, era aproximadamente lineal. Esto, aunque una forma de descripción extremadamente pobre del comportamiento retinal, es un punto inicial razonablemente válido en teoría retinal si no se extrapola fuera de los procesos de codificación sensorial, sin reconocimiento de formas, como es el caso para el código retinal en vertebrados superiores.

Con las restricciones y precauciones que han sido indicadas (Mira et al., 1982), la relación entre estímulo-respuesta local puede ser teorizada a nivel sensorial.

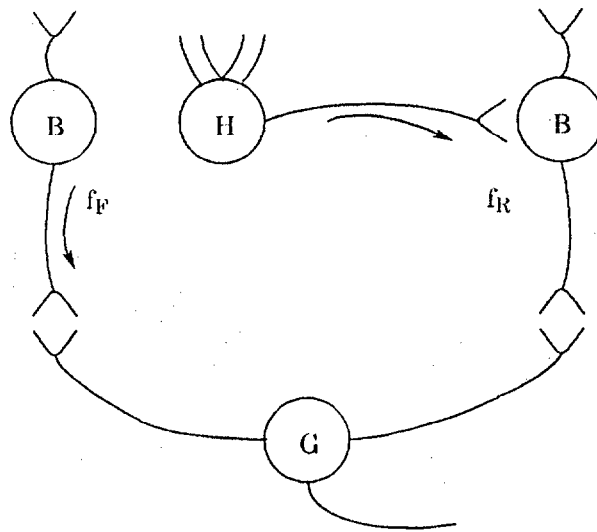


Fig.1.14. Interacción de las señales rápida y retardada sin interacción en la CPI. B: celular bipolar, H: celular horizontal, G: celular ganglionar.

Las distintas formulaciones para explicar los efectos ON-OFF lineales, fueron condensadas en una estructura general por Escartin y Moreno-Díaz en 1978 como un resultado de aplicar la teoría de sistemas lineales en el espacio-tiempo a ciertas estructuras anatómicas en la retina. La figura 1.14 ilustra la idea básica de esos autores, que explica la interacción de señales rápidas y retardadas f_F , f_R sin intermedio de la capa plexiforme interna. La formulación citada quedó posteriormente englobada en el primer esquema funcional que hacía compatible, de una forma elegante, los procesos lineales y no lineales, presentando una clasificación estructural de la práctica totalidad de los tipos especializados o no de la retina, dentro de un único esquema funcional (Moreno-Díaz, Rubio, 1980). La figura 1.15 muestra el esquema (actualizado) de interacción, vía amacrinas, propuesto entonces. Con posterioridad dichas propuestas fueron elaboradas, llegándose a una concepción unificada (Nuñez, 1981). Pero la filosofía básica es esencialmente la misma, y es criticable a la luz de la coherencia requerida por una

teoría según la concepción de la síntesis de sistemas, (Rubio, Moreno-Díaz, Rubio-Royo, 1983).

La formulación puede ser realizada de la siguiente forma. Supongamos que f_F y f_R son las dos versiones mínimas, rápida y retardada, de los estímulos (o imagen) incidentes en la retina. Las dos posibilidades de interacción presináptica en la CPI proporciona:

$$f_F - k_R f_R \quad ; \quad f_R - k_F f_F \quad (1.12)$$

donde se ha supuesto una inhibición lineal con factores k_R y k_F . La rectificación en media onda genera, después de una interacción aditiva en la propia ganglionar:

$$k_1 \text{Pos}(f_F - k_F f_R) + k_2 \text{Pos}(f_R - k_R f_F) \quad (1.13)$$

Las ecuaciones (1.12) corresponden a procesos tipo ON y tipo OFF respectivamente, y en la ecuación (1.13) aparece por consiguiente, los términos ON-OFF no lineales gracias a los dos mecanismos introducidos por (1.12).

El caso de proceso lineal aparece en la ecuación (1.13) como consecuencia de suponer que no existe interacción presináptica, por lo que k_R y k_F serían nulos. Poniendo además la condición de que f_F y f_R sean positivos, (1.13) queda reducida a:

$$k_1 f_F + k_2 f_R \quad (1.14)$$

que generan de nuevo respuestas tipo ON, u OFF, dependiendo de los signos de k_1 y k_2 , pero lineales en este caso.

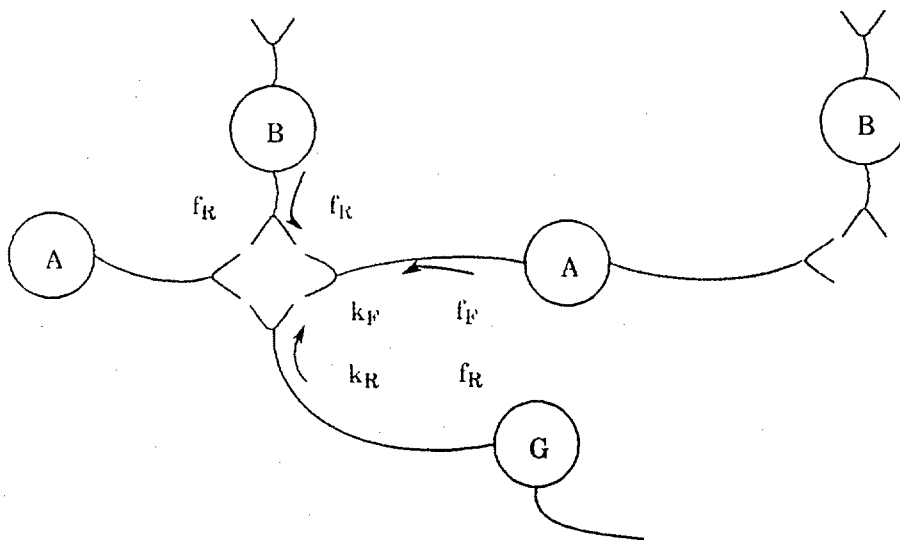


Fig. 1.15. Interacción vía amacrinas, donde no aparece la acción de horizontales.
A: Células amacrinas.

Desde el punto de vista formal, el razonamiento anterior es impecable. La primera dificultad sería en este esquema procede de que, en los registros de potenciales lentos en retinas aisladas (Boyccot, 1974) las señales que provocan la respuesta OFF son señales de depolarización. Esto obliga a reformular la ecuación (1.13), que quedaría de la forma:

$$k_1 \text{Pos}(f_F - f_R f_R) + k_2 \text{Neg}(k_F f_F - f_R) \quad (1.15)$$

Esta expresión, formalmente equivalente a la ecuación (1,13), tiene una interpretación muy distinta en lo que respecta a los posibles mecanismos presinápticos, ya que en lugar de dos operaciones básicas presinápticas, obliga a admitir una única operación de rectificación en doble onda.

La síntesis de las dos opciones anteriormente expuestas, es posible dentro de un único diagrama que confirma la ecuación (1.15) como la más probable en los mecanismos presinápticos. Tal síntesis está esquematizada en la siguiente figura:

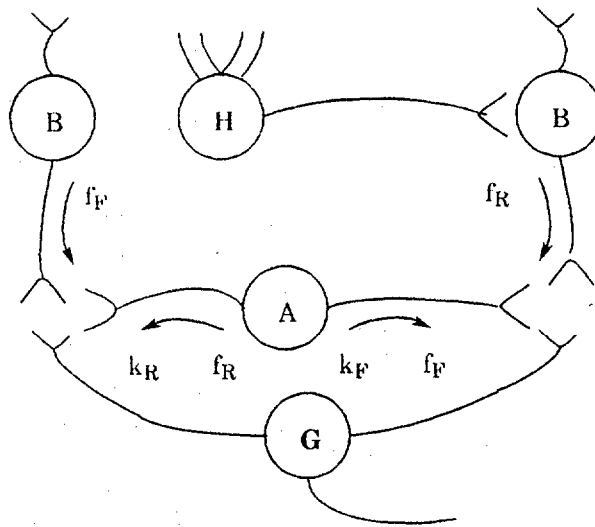


Fig.1.16. Opción de síntesis de las dos situaciones dadas por las figuras 1.14, y 1.15.

De aquí es posible pasar a una formulación de acuerdo con la estructura por capas de la retina, con las expresiones espacio-temporales correspondientes.

Una primera conclusión importante, es que los únicos procesos locales a nivel presináptico ocurren por medio de las células amacrinas. Los procesos ON-OFF en las células no especializadas no ocurren nunca, pues, como el resultado de una interacción local. Así mismo, como consecuencia, las señales retardadas son siempre depolarizantes. Por otro lado, lo anterior obliga a reformar la expresión (1.15) cuando se considera el espacio.

De estas expresiones de las operaciones temporales ON-OFF, resulta importante, para dilucidar qué tipos de mecanismos operan en la retina, el estudiar el intervalo de separación entre los máximos de las respuestas ON-OFF y compararlo con la distancia entre las discontinuidades. Si la distancia entre dichas respuestas es mayor que la distancia entre las discontinuidades, y aproximadamente igual a la distancia de las discontinuidades positivas, el

intervalo entre el inicio de una respuesta ON y su completa desaparición, tendremos un mecanismo retinal ON-OFF en donde no existe interacción de aferentes, independientemente del carácter lineal o no lineal de las operaciones postuladas acerca de los efectos acumulativos de la excitación total e inhibición. Si dichas distancias son comparables, se concluye que necesariamente debe haber un efecto de interacción lateral de aferentes, que neurofisiológicamente ha de corresponder a procesos inhibitorios presinápticos a las ganglionares. Este argumento se ilustra en la figura 1.17.

El análisis de los resultados experimentales presentados por Hochstein y Shapley (1975a, 1975), muestran de forma sistemática, que la distancia entre los máximos de las respuestas ON y OFF son siempre del orden de la distancia entre las discontinuidades del estímulo. La consecuencia inmediata es, que todas las células de respuesta ON-OFF han de tener un comportamiento no lineal que se deriva de la existencia de interacción lateral presináptica a las ganglionares, y no esencialmente debida a no linealidades que puedan estar presentes en la propia acción sináptica, tanto excitadoras como inhibitorias.

De acuerdo con la estructura anatómica de la CPI, los candidatos obvios responsables de una interacción mutua presináptica son, como ya hemos dicho, las células amacrinas, que se intercalan y afectan a la sinapsis bipolar-ganglionar. Si aceptamos que la interacción lateral es de este tipo, esquematizado en la figura 1.17, se concluye, que esa interacción lateral ha de ser siempre inhibitoria presinápticamente a las ganglionares.

Por otro lado, Frumkes y colaboradores, han encontrado a través de la acción farmacológica de la glicina y del ácido-aminobutírico, que la acción ganglionar es por lo general desfacilitada por la acción amacrina, (Frumkes et al., 1981). Esto,

en principio, coincide con el esquema de una actividad amacrina lateral de tipo inhibitorio.

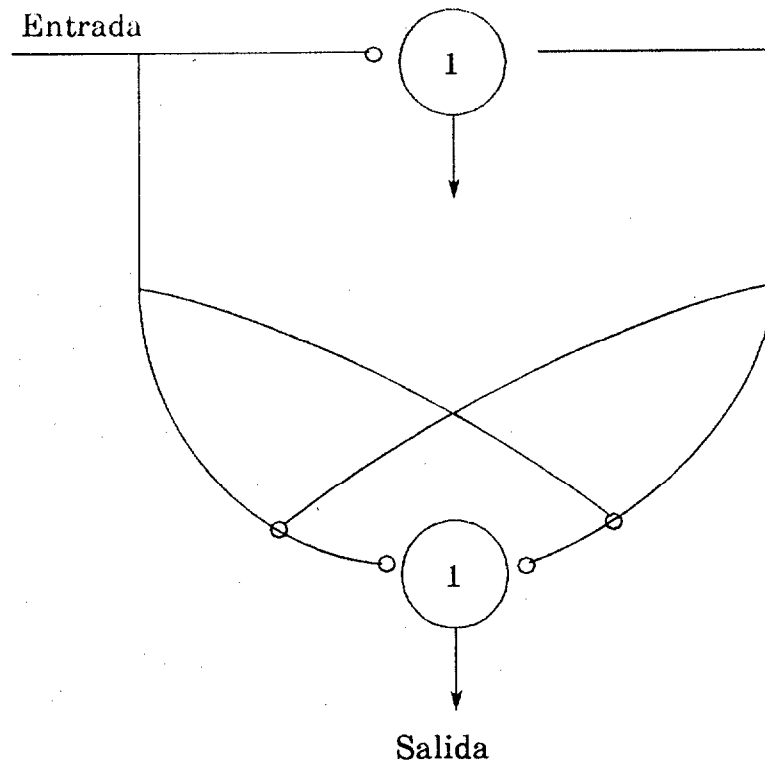


Fig. 1.18. Diagrama neuronal de una respuesta ON-OFF con el O-exclusivo.

Este esquema funcional básico de la interacción lateral presentado, no es la única solución de síntesis neuronal. Además la variedad de posibles soluciones tienen una fiabilidad diferente frente a cambios de umbral (Monroy, 1981), como hemos visto en la sección 1.1. Una solución alternativa es la representada en la figura 1.19, que corresponde a un esquema sináptico y presináptico diferente.

La interpretación anatómica correspondiente, nos lleva a que esta solución alternativa, proporciona respuesta ON-OFF idéntica a la anterior, pero está mediada por la acción de células amacrinas que bajo ciertas circunstancias de estimulación son excitadoras, tal como Frumkes y colaboradores encontraron.

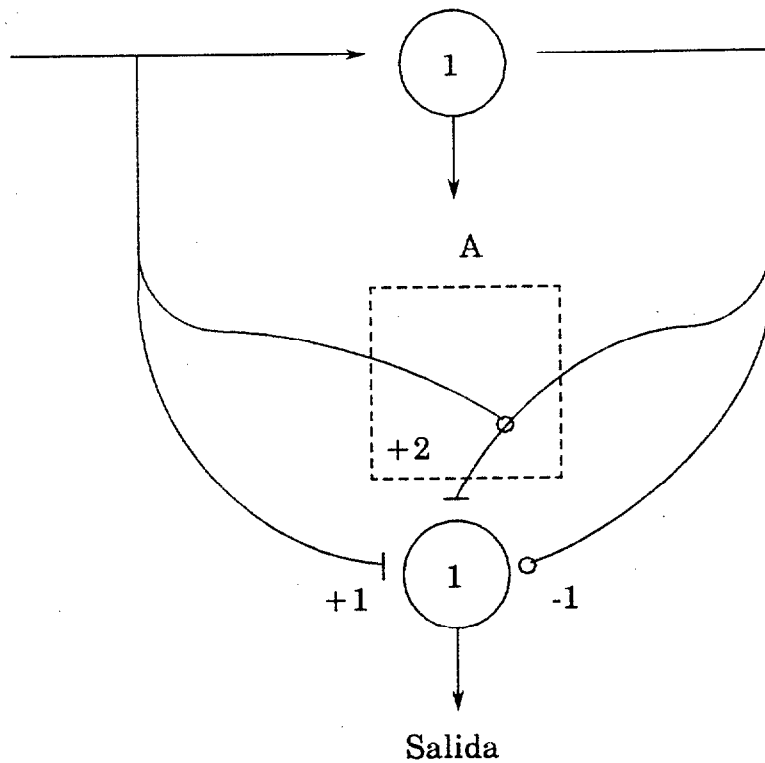


Fig. 1.19. Síntesis neuronal de mayor fiabilidad para generar respuestas ON-OFF.

Estas operaciones en la capa de proceso por excelencia de la retina, la CPI, pueden ser generalizadas al espacio-tiempo. La generalización puede ser brevemente explicada como sigue:

Consideramos f_F y f_R las señales espacio-temporales que llegan a dicha capa. Luego, las señales a_F y a_R proporcionadas por las amacrinas son el resultado de la integración de f_F y f_R en volúmenes espacio-temporales relativamente pequeños.

En regiones centrales, a_R inhibe a f_F , mientras que a_F inhibe a f_R en la periferia. Esto lo podemos expresar simbólicamente:

$$s_C = \Gamma(a_R)f_R$$

(1.16)

$$s_P = \Gamma(a_R)f_R$$

donde Γ es un operador inhibitorio que se reduce a simple sustracción para operaciones lineales, y s_C y s_P son las señales resultantes en el centro y la periferia, (Moreno-Díaz, Martín-Rubio, 1984).

CAPITULO 2

INTEGRACION MULTISENSORIAL

2.1. BASES DE LA INTEGRACION MULTISENSORIAL. TRANSFORMACIONES INTERSENSORIALES.

2.1.1. Introducción.

Los problemas sensoriales computerizados, visión y audición artificial, tal como son entendidos y utilizables a niveles altos (en el hombre a nivel cortical), exige el considerar procesos de información multisensorial y utilizar el conocimiento global del medio, por parte de un sistema perceptual complejo, incluyendo un modelo del medio, estrategias de acción aprendidas y reglas de decisión basadas en mecanismos cooperativos.

Para que la información procedente de los distintos sensores garantice el proceso de reconocimiento de formas, realizable, tanto por los sistemas naturales como por los artificiales, se necesita contar con la integración de todos los datos sensoriales. Ésto es debido a que la integración de esta información nos permitirá obtener una identificación más completa, precisa y rápida. Esta utilización conjunta de la información sensorial, es lo que entendemos por integración multisensorial (IM).

El uso de información multisensorial en sistemas naturales y artificiales tiene las finalidades básicas siguientes:

- a) Aumentar el poder discriminante del proceso de identificación de una situación robótica concreta, de manera que puedan separarse clases de situaciones no separables con el uso de una modalidad sensorial.

- b) Acelerar y optimizar el proceso de diagnóstico que lleva a la identificación de la situación, por medio del uso de pistas intersensoriales que determinan el abanico de posibles situaciones que han de ser consideradas por cada modalidad sensorial por separado.

- c) Reparto de las estructuras de diagnóstico por diferentes modalidades sensoriales, de tal forma que la información cruzada es usada en reconocimiento con el fin de incrementar la fiabilidad, ya que introduce la posibilidad de suplir la carencia de datos por lesión de algún sensor, o la baja entrada de información. Este punto se consigue con el uso conjunto de las transformaciones intersensoriales (TI), entre modalidades sensoriales diferentes.

Según esto, las transformaciones intersensoriales no sólo serán importantes por ellas mismas, pues permiten reconocer apariciones de una modalidad sensorial usando otra modalidad de naturaleza sensorial diferente, como veremos más adelante, sino que forman parte de un sistema complejo de reconocimiento de formas (RF), que incluye la posibilidad de la existencia de una lesión en las vías específicas de transmisión de información desde sensores a corteza, o una baja entrada de información a través de las vías sensoriales, o sea, fiabiliza el sistema.

En principio, los procesadores correspondientes a la corteza sensorial primaria, podían quedarse fuera de uso por las posibilidades citadas. Sin embargo, experimentos de J. Gonzalo, teóricamente tratados por Mira y colaboradores, (Mira et al., 1978), muestran que éste no es estrictamente el caso. Es, en términos de TI, donde hay una solución sencilla a esta cuestión. Ésta consiste en la existencia de TI entre los procesadores específicos para cada modalidad sensorial,

en el córtex primario, (Moreno-Díaz, Mira, 1984), (Mira, Moreno-Díaz, Delgado, Suárez-Araujo, 1987).

Por-todo ello las transformaciones intersensoriales son un concepto imprescindible, junto con el de integración multisensorial, para el buen funcionamiento de los sistemas naturales y artificiales en su aspecto reconocedor.

De todo ello se deduce que los conceptos de transformaciones intersensoriales e integración multisensorial, son dos conceptos revolucionarios en nuestro campo, por la amplia gama de posibilidades que abren, y el vasto número de soluciones que ofrecen a los procesos sensoriales computerizados.

2.1.2. Transformaciones Intersensoriales.

En general, una transformación intersensorial se entiende como la conversión de datos sensoriales procedentes de una modalidad, en datos correspondientes a otra modalidad. Esta transformación se realiza con el amplio objetivo de reconocer propiedades o formas de la primera modalidad utilizando la segunda. El problema de las Transformaciones Intersensoriales ha tenido su origen e inspiración en el análisis de la estructura de prótesis sensoriales generalizadas, (Suárez-Araujo, 1984), (Suárez-Araujo, Moreno-Díaz, 1984). En las consideraciones teóricas de prótesis generalizadas está implícitamente admitido que cada modalidad sensorial tiene sus propias estructuras para proceso y reconocimiento.

En esencia, este problema se corresponde así mismo, en sus casos más sencillos, con la transducción, que es muy familiar en la instrumentación física. De hecho, considerando al observador humano normal al final de una cadena de instrumentación en un experimento, la propia cadena experimental puede ser considerada como un transformador intersensorial, que transforma datos

sensados y no perceptibles por dicho observador, en otros que sean accesibles por una de las modalidades sensoriales del mismo, típicamente visual o auditiva.

Por consiguiente, los campos de aplicabilidad de una teoría apropiada de las transformaciones intersensoriales, van desde la teoría de la instrumentación, la formalización de las estructuras de prótesis sensoriales, a la obtención de estructuras computacionales como paradigma de fiabilidad cortical, y cuando se incluye entre los efectores la posibilidad de acción mecánica, llega hasta el campo de la utilización de los datos sensoriales en sistemas robóticos, (Suárez-Araujo, 1984).

Los datos sensoriales correspondientes a una modalidad A son recogidos por los transductores o sensores correspondientes, y en general alimentan un sistema complejo de reconocimiento de formas en dicha modalidad. Por otro lado, partiendo del apropiado espacio de representación de otra modalidad sensorial B, existen reglas de síntesis o generación de datos que pueden ser percibidos, a través de los efectores correspondientes, por cualquier otro sistema con sensores para dicha modalidad. La estructura del espacio de representación de la modalidad B a de estar lógicamente de acuerdo con la naturaleza del análisis y percepción que el sistema exterior vaya a realizar sobre esos datos. La cuestión diferencial en un sistema de transformaciones intersensoriales, consiste en establecer transformaciones de correspondencia entre los espacios de representación de las modalidades A y B, (Suárez-Araujo, Moreno-Díaz, 1984).

La naturaleza de los espacios de representación no está limitado, a priori, pudiendo ser espacios cuyas coordenadas representen:

- Magnitudes físicas.

- Funciones de estas magnitudes, como propiedades de bajo nivel de los patrones de entrada (vectores de momento, vectores de coeficiente de Bessel).
- Propiedades expresadas a nivel semántico y las mismas a nivel simbólico.

Así mismo, la naturaleza del nivel del espacio de representación en la modalidad A no tiene, en principio, por qué coincidir con la naturaleza del nivel del espacio de representación de la modalidad B.

El esquema general de un sistema que realice transformaciones intersensoriales, acorde a nuestra explicación, se muestra en la fig. 2.1, (Suárez-Araujo, 1984).

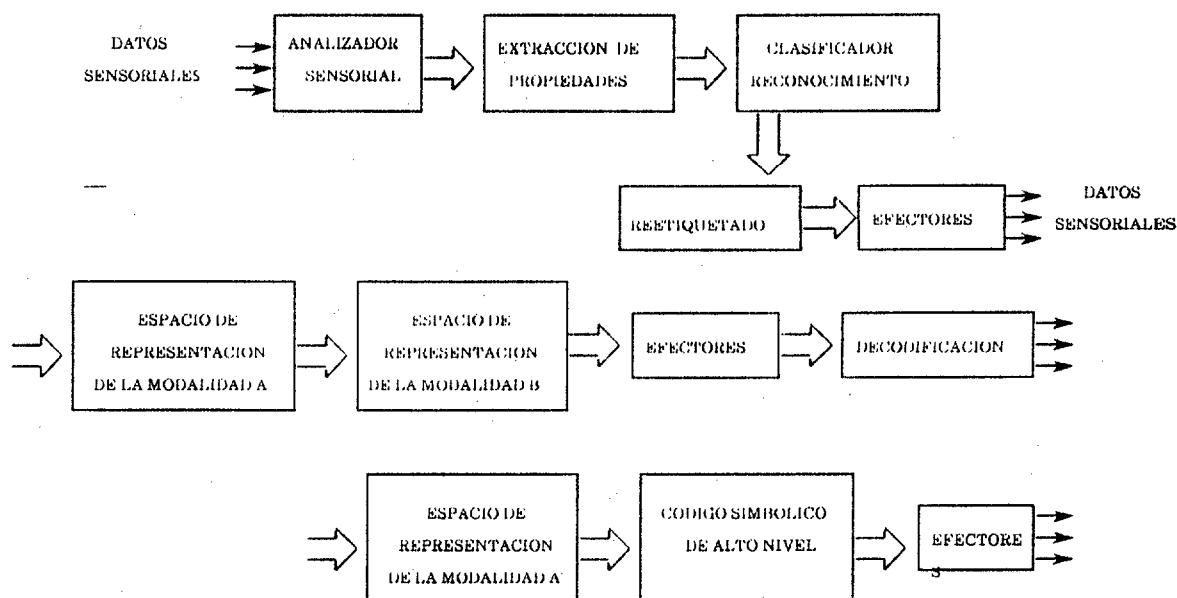


Fig. 2.1. Esquema general de un sistema de transformaciones intersensoriales.

El proceso de transformación intersensorial consta de tres etapas fundamentales:

- 1) Generación del espacio de representación, físico o abstracto, de una modalidad sensorial A, a partir de los datos recogidos por un sensor o mosaico de sensores. Este problema coincide con la generación de espacios de representación en reconocimiento de formas.

El motivo de esto, está en que el reconocer un patrón supone una categorización o clasificación de un conjunto de entidades o apariciones, debiendo tener dicho conjunto, para ser reconocido, una correspondencia con un conjunto de estados internos o características (Fu, 1980), que forman el llamado espacio de representación o espacio de características.

En general, un espacio de representación está construido por un conjunto de parámetros medibles de la configuración sensorial de entrada, que son significativos en una tarea de reconocimiento del mismo. En ese sentido un conjunto de valores de dichos parámetros, sirve para caracterizar el patrón de entrada correspondiente.

La decisión acerca de que los parámetros elegidos para caracterizar los estímulos, sea o no significativa descansa, normalmente, en su utilidad en un proceso de reconocimiento. La manera típica de determinar qué parámetros son significativos, consiste en la aplicación de procedimientos heurísticos seguidos de la correspondiente experimentación que determina la utilidad práctica, o significación de los parámetros elegidos.

- 2) Producción de datos sensoriales elementales, secuencia de ellos, acciones elementales o secuencias de las mismas, para otra modalidad B, a partir de

su propio espacio de representación. Dentro de este problema cae la generación de patrones visuales o auditivos, así como, en general, la generación de cadenas de acciones robóticas.

Las situaciones típicas en las que se hace necesario la generación de patrones sensoriales a partir de espacios de representación son:

- a) Reconstrucción a partir de una representación en el espacio de propiedades, en el mismo espacio sensorial de entrada, con objeto de determinar semejanzas y discrepancias entre el estímulo inicial y el reconstruido.
- b) Generación de patrones sensoriales a partir de un alfabeto básico, más reglas de composición.

La situación a) aparece en los esquemas de reconocimiento y clasificación de formas. En estos esquemas al llegar al espacio de representación de propiedades, se suele realizar un primer test de la validez de la representación en dicho espacio, que lógicamente tiene un contenido de información muy reducida, tomando los descriptores correspondientes a un punto de dicho espacio, deshaciendo la transformación que la produjo y originando otro patrón sensorial en la misma modalidad. El nuevo patrón generado, lógicamente, discrepará del original, tanto menos, cuanto más apropiada haya sido la representación reducida.

Las tres situaciones más corrientes de este tipo de reconstrucción son las siguientes:

- a1) Si el patrón ha sido caracterizado por una representación de Fourier, el espacio de representación corresponde a los términos de la serie una vez truncada ésta, o limitada en banda. La reconstrucción, por

consiguiente, trata de generar un nuevo patrón de la misma modalidad, pero construido, en general, a partir de muchos menos términos, que en este caso se limita a la suma de los correspondientes términos con sus amplitudes y fases adecuadas.

- a2) En la caracterización por momentos de patrones, se elige un conjunto pequeño de éstos, que ha de ser significativo. Con las reglas de síntesis apropiadas (Cantón, 1982), se genera el nuevo patrón en la misma modalidad sensorial, y se procede como anteriormente.
- a3) En la caracterización por medio de dobles transformaciones tipo Fourier, o por medio de núcleos tipo Bessel, se eligen de nuevo un conjunto reducido de éstos, como significativos. A partir de ellos es así mismo generado el patrón que ha de ser comparado con el original, a efectos de decidir la bondad de la elección realizada, siguiendo criterios apropiados de semejanza o discrepancia (Mendez, 1983).

En el segundo caso de producción de datos sensoriales, el alfabeto básico contiene distintos estímulos sensoriales que pueden ser considerados como unidades más elementales. Así, por ejemplo en el caso visual, el alfabeto para generar patrones tipo blanco y negro consiste en los distintos niveles posibles para cada pixel. Para generación de patrones en color, el alfabeto puede consistir en niveles de intensidad posibles para cada una de las componentes cromáticas. Nótese que en el primer caso sólo existe un elemento del alfabeto para cada pixel mientras que en el segundo contiene tres símbolos. Esta situación es así en general, es decir, los símbolos pueden aparecer simultáneamente, todos o en partes.

La siguiente componente en este tipo de generación de patrones es la existencia de una regla o reglas de composición, de tal manera que a un punto del espacio de representación se le haga corresponder un conjunto de los elementos del alfabeto elegidos, compuestos según la regla.

Para proyectar el espacio de representación en el espacio sensorial se puede seguir la opción es de:

- b1) Mantener la regla fija y cambiar los elementos del alfabeto que son elegidos de acuerdo con el punto considerado.
- b2) Mantener los elementos del alfabeto y cambiar la regla de composición.
- b3) Situación mixta de las anteriores.

En la generación de patrones auditivos, si los elementos del alfabeto son tonos puros, la opción b1) supondrá el considerar un sólo tono, parejas de tonos, trios de tonos etc... con una única regla de composición, por ejemplo el hacerlos sonar en acorde o en secuencia.

La opción b2) consistirá en tomar siempre todos los tonos básicos y hacerlos sonar en un tipo de secuencia o en otro, según el punto que se trate en el espacio de representación (permutación de los elementos del alfabeto).

La opción b3) es, evidentemente, la mixta de acordes secuencias.

La más apropiada para una aplicación concreta habrá de ser decidida en función de la capacidad discriminadora del receptor que se esté considerando.

- 3) Establecimiento de las apropiadas transformaciones, o correspondencias, que permitan pasar del espacio de representación de la modalidad A al de la modalidad B.

Consideramos inicialmente el caso de espacios de representación de nivel medio, que son espacios continuos de una cierta dimensión N y que para una modalidad sensorial A viene dado por las coordenadas $(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_N)$.

Un punto $(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_N)$ en este espacio, corresponde a los valores de los parámetros medibles de la configuración sensorial de entrada que le caracteriza.

La naturaleza de las (α_i) ha de ser tal que la distancia entre dos puntos del espacio de representación proporcione una medida de la semejanza o disparidad entre los patrones sensoriales a los que corresponde. Esta distancia es cualquiera de las utilizadas normalmente en reconocimiento de formas (Euclidea, de Mahalanobis, etc,...).

El espacio de representación de la modalidad sensorial B tiene una estructura semejante, aunque de diferente dimensionalidad, M .

Sean $(\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_M)$ los parámetros que caracterizan este segundo espacio de representación. En general, una correspondencia entre ambos espacios es cualquier regla de transformación, tal que:

$$\beta = \pi(\alpha) \tag{1}$$

donde α y β son vectores en los espacios correspondientes, y π , en principio, es una transformación arbitraria, incluso de naturaleza algorítmica, es decir un

programa o familia de programas, que actúa tomando como datos los valores de (α_i) para generar los valores de (β_i) .

- El caso más sencillo corresponde a las transformaciones lineales, es decir:

$$\beta = \alpha C \quad (2)$$

Si β y α son vectores horizontales, C es una matriz $M \times N$, de números reales o complejos, según los espacios de representación A y B .

Un requisito exigible en este tipo de transformaciones es, que si en el espacio A dos puntos correspondientes a dos patrones están próximos, esta proximidad se conserve en el espacio B . Esta condición se cumple si la distancia Euclídea entre dos puntos iniciales, d_A , y la distancia entre los puntos transformados, d_B , tiene una relación de la forma:

$$d_B = \tau(d_A) \quad (3)$$

donde τ es una función monótona creciente, tal que $\tau(0) = 0$.

El ejemplo más sencillo de relación monótona creciente es:

$$d_B = K d_A \quad (4)$$

Para este caso las condiciones que debe cumplir la matriz son inmediatas:

$$d_B^2 = \beta \beta^t = \alpha C C^t \alpha^t = \alpha \Pi \alpha^t \quad (5)$$

cuando:

$$H = K'I \tag{6}$$

donde I es la matriz identidad, resultando así:

$$d_B^2 = K' \alpha \alpha^t = K' d_A^2 \tag{7}$$

Es decir, C ha de ser una matriz ortogonal, ya que dichas matrices se comportan entre si, como vectores ortogonales de un espacio vectorial denominado "Espacio de Hilbert":

La formulación anterior admite una generalización inmediata para el caso de transformaciones entre espacios de representación dadas por:

$$\beta_i = F_i(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_N) \tag{8}$$

donde F_i es una función diferenciable hasta orden I en un entorno del punto $(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_N)$. En este caso se tiene:

$$\beta_i = F_i(0, \dots, 0) + (\partial F_i / \partial \alpha_j) \alpha_j + \frac{1}{2} (\partial^2 F_i / \partial \alpha_i \partial \alpha_j) \alpha_i \alpha_j + \dots \tag{9}$$

expresión que, evidentemente, incluye el caso lineal.

Un caso de transformación F , que permite enlazar lo anteriormente expuesto con la teoría de acciones en sistemas robóticos, es decir que F representa un autómata finito. En este caso es preciso aumentar el contenido de la regla de transformación para incluir un nuevo espacio de los posibles estados del autómata. Esto es equivalente a intercalar entre los espacios de representación A y B un autómata finito que acepta los valores de los parámetros σ como entradas y

proporciona los valores del espacio **B** como salida. Así, se tendrá que la transformación (con memoria) correspondiente es expresable por la quintupla:

$$G = \left\{ \alpha, \beta, s = g(\alpha, s), \beta = f(\alpha, s) \right\} \quad (10)$$

En las situaciones típicas s es discreto, y $s = g(\alpha, s)$ es la función conocida como matriz de transición de estados del autómata.

Así mismo, los espacios β y s pueden coincidir, con lo cual la formulación se simplifica al triplete:

$$G = \left\{ \alpha, \beta, \beta = g(\alpha, \beta) \right\} \quad (11)$$

Esta última formulación, corresponde a la de redes de neuronas formales.

Con la formulación de autómatas finitos, se permite desembocar en la generación de la secuencia de acciones, de aplicación en robótica, o incluso en codificación tipo multiplexo.

Otro tipo de transformaciones posibles, entre los espacios de representación, son las consideradas por Da Fonseca en, 1983 (Da Fonseca et al., 1983). Estas transformaciones son las empleadas en teoría de diagnóstico, y relacionan parámetros en espacios de representación que cubren todo el rango que van desde los parámetros de naturaleza químico-físico hasta de comportamiento y de estímulo-respuesta de alto nivel, usando el lenguaje natural.

2.2. TEORIA DE LA INTEGRACION MULTISENSORIAL.

2.2.1. Introducción.

El proceso sensorial en su conjunto parte de los estímulos sensoriales y llega hasta la obtención de una o varias identificaciones o diagnósticos de la situación global. Este proceso tiene lugar independientemente de la naturaleza interna o externa de los datos sensoriales, ya que en definitiva la convergencia en un diagnóstico requiere el uso cooperativo de toda la información sensorial disponible, el énfasis de aquella información que pueda resultar pertinente y la eliminación de la irrelevante.

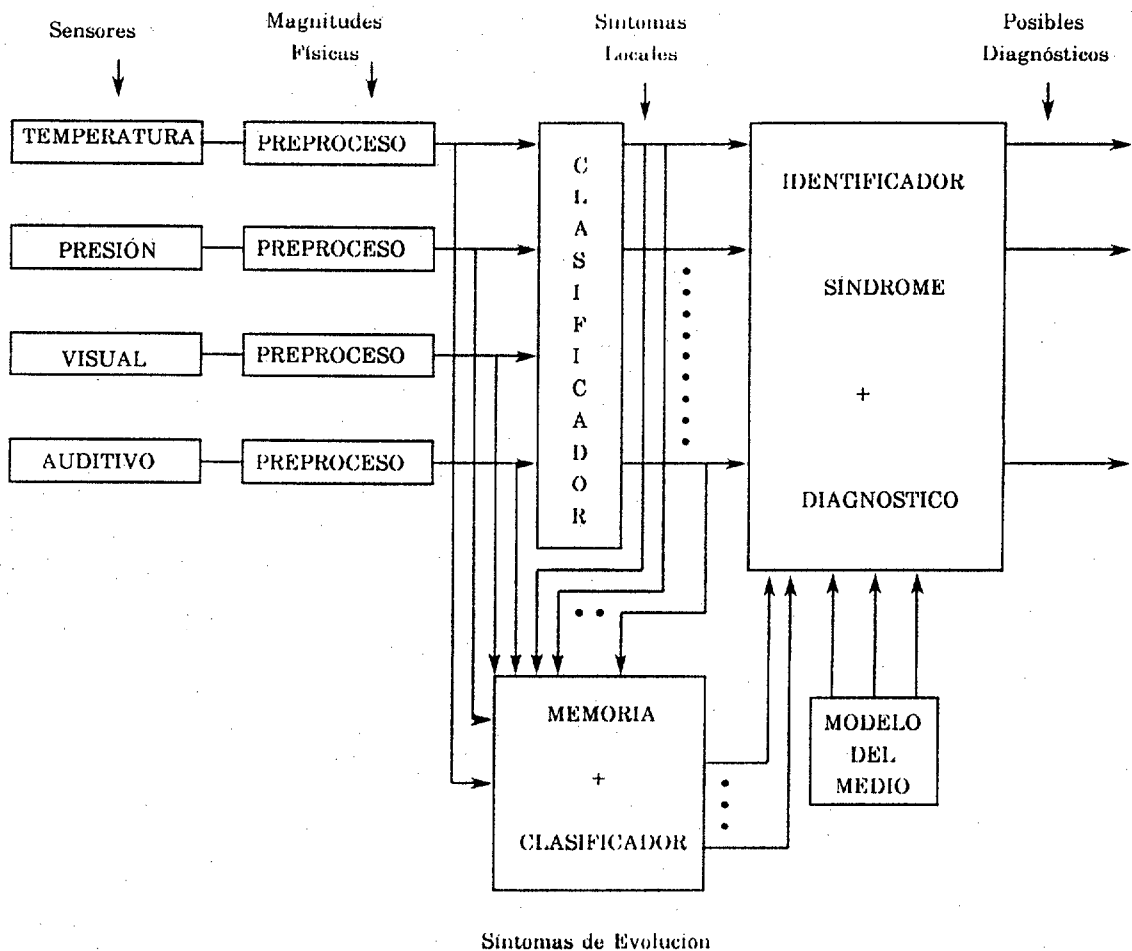


Fig. 2.2. Esquema de diagnóstico que sigue la integración multisensorial.

De acuerdo con ello, los pasos de integración multisensorial siguen el esquema mostrado en la figura 2.2.

Un conjunto de sensores proporcionan los distintos datos sensoriales, los cuales son preprocesados. Los resultados obtenidos así, son sometidos a un proceso de clasificación que genera los "síntomas locales" de la situación.

Además de este clasificador tenemos un segundo, que actúa sobre el banco de datos, creado con la información total que el sistema ha manejado hasta llegar a los síntomas locales. Este clasificador nos proporciona respuestas de naturaleza diferencial o integral que, convenientemente etiquetadas, constituyen los "síntomas de evolución".

Con estos síntomas locales, los de evolución y un modelo del medio, se llega al último objetivo de la integración multisensorial, proceso de identificación global. Este proceso tiene una estructura multinivel (Da Fonseca, et al., 1983) y actúa sobre datos objeto cuya naturaleza va desde la físico-química a datos sensoriales sin contenido semántico, sensoriales con bajo contenido semántico, multisensoriales con alto contenido semántico y simbólico.

En las siguientes secciones, haremos un tratamiento exhaustivo del proceso en conjunto.

2.2.2. Estructura de la Información Multisensorial.

Existen dos formas de estructurar la adquisición de información multisensorial en sistemas artificiales, que a su vez tienen sus correspondencias

paradigmáticas en el sistema nervioso, relacionadas con las finalidades discriminantes y/o proporcionadoras de pistas de dicha adquisición:

- a) Estructuración integrada de la adquisición y del proceso de los datos sensoriales.
- b) Estructuración escalonada, incluso dentro de una modalidad sensorial.

Ambas posibilidades parecen coexistir en los sistemas altamente paralelos de los seres vivos, de manera que resulta necesario considerar la estructuración integrada cuando se trata de explicar el gran poder discriminante del sistema nervioso a altos niveles de reconocimiento y percepción, mientras que la estructuración escalonada es necesaria para explicar la rápida respuesta del ser vivo ante situaciones clave interno-externas. Hay que tener en cuenta, a su vez, que el aumento de la eficacia y finura en una de las estructuraciones parece conllevar la disminución de ambas propiedades en la otra.

La estructuración integrada puede formularse utilizando un marco formal previamente desarrollado para explicar procesos cooperativos de alto nivel (Mira, Moreno-Díaz, 1982).

El estímulo multisensorial se representa en un espacio de entrada multidimensional y de varios valores. Así, el estímulo se corresponde con un conjunto de M funciones de N variables independientes que caracterizan los parámetros físicos relevantes de los estímulos parciales, más los tiempos propios (o de muestreo) de cada modalidad sensorial por separado. Un estímulo multisensorial es entonces un conjunto de M hipersuperficies:

$$f_i(x_1, x_2, \dots, x_N, t) \quad i = 1, 2, \dots, M \quad (12)$$

Para la práctica totalidad de las situaciones, $(x_1, x_2, \dots, x_N, t)$, son variables discretas, y permiten la definición de "pixel" multisensorial, que es cada conjunto de posibles valores de dichas variables. El nivel pixel es, pues, un elemento de "imagen multisensorial".

La estructuración escalonada admite, asimismo, un doble enfoque que se deriva de considerar: a) como simplificación de las operaciones complejas implícitas en la estructuración integral, o bien, b) como mecanismos de bajo nivel, que sirven para acelerar los procesos de alto nivel, proporcionando pistas.

En el enfoque a), podemos considerar que el escalonamiento surge como consecuencia de tratamientos integrales, en los cuales hay al menos dos opciones límites:

Opción 1: (Opción sintética global, Fig. 2.3.). Opera de la siguiente forma: 1) Definición de un espacio físico multisensorial de N dimensiones. 2) Aplicación allí de algoritmos del tipo de convolución (Moreno-Díaz, et al., 1983) para llegar, con reglas de decisión, a una clasificación, que realiza proyecciones desde el espacio multisensorial al espacio de los síntomas. Esta opción se formaliza como ya se ha citado.

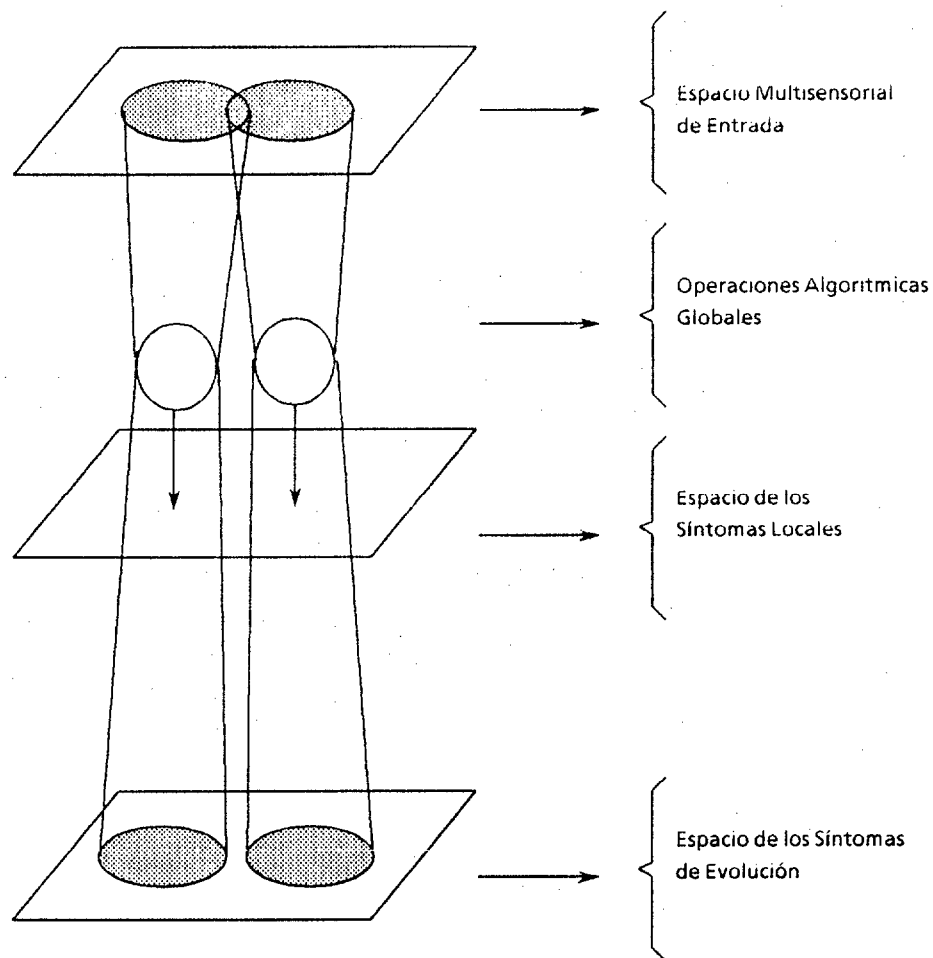


Fig. 2.3. Operaciones en el espacio multisensorial.

Opción 2: (Opción analítica por modalidades sensoriales, pero un único clasificador final, Fig. 2.4). Opera de la siguiente forma: 1) Parte de espacios sensoriales y extrae propiedades en cada uno. 2) Alimentan, dichas propiedades, a un clasificador que genera a un nuevo espacio de propiedades multisensoriales, donde las reglas de clasificación típicas generan los síntomas. Si se analizan anatómicamente (no funcionalmente) los distintos sistemas sensoriales de los seres vivos, esta opción parece ser extraordinariamente atractiva como paradigma del sistema nervioso (Sutro et al., 1966), y como paradigma de la robótica actual.

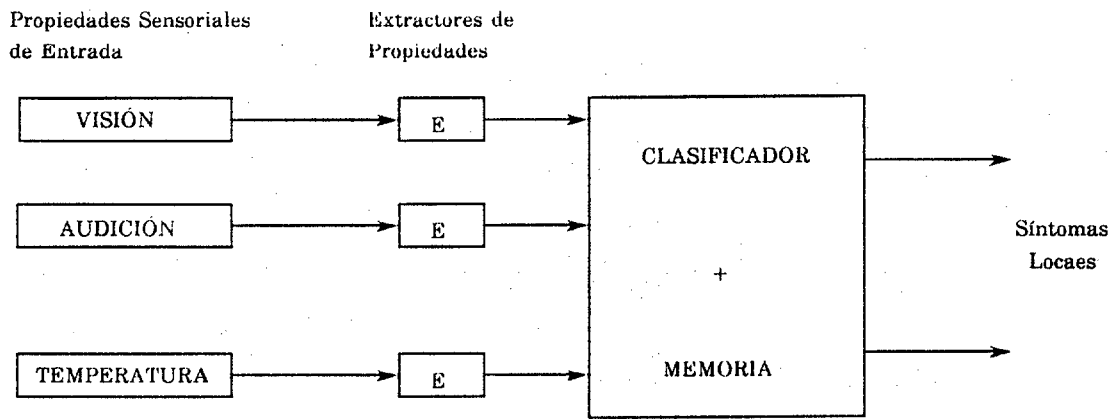


Fig. 2.4. Esquema analítico por modalidades sensoriales.

Desde el punto de vista formal la opción 2) es reductible a la 1), pero no viceversa.

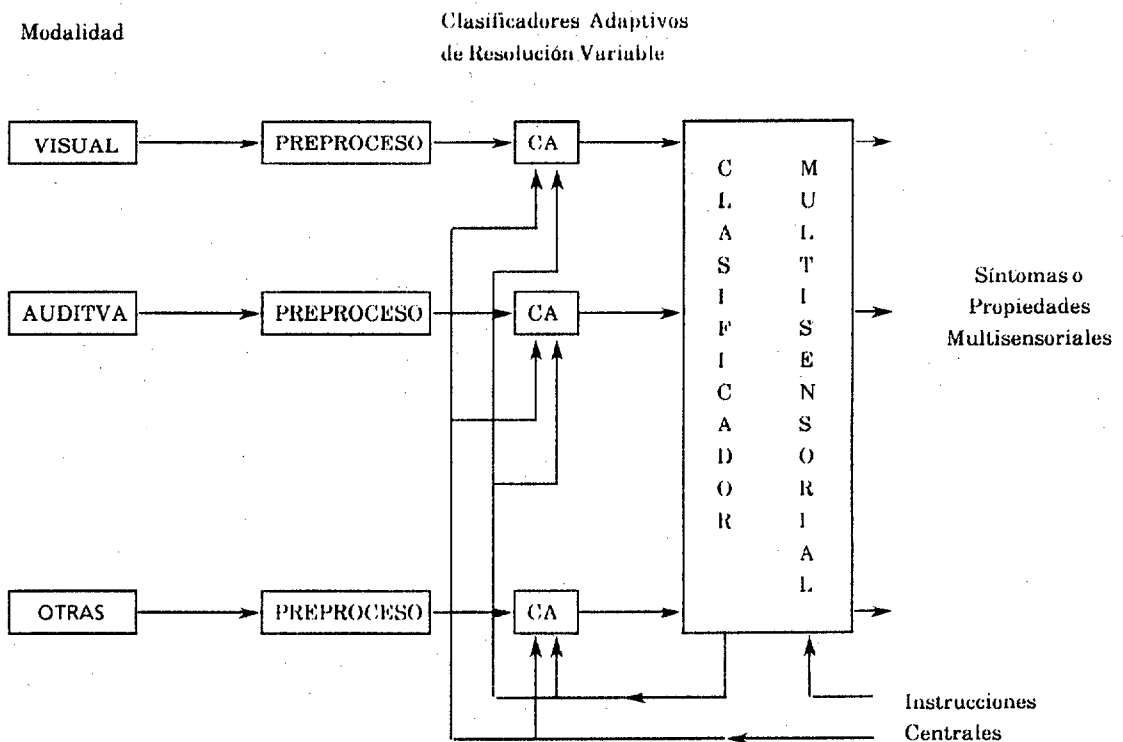


Fig. 2.5. Escalonamiento multisensorial.

El escalonamiento "per se" de la adquisición y proceso de la información multisensorial tiene la estructura funcional equivalente y simplificada mostrada en la figura 2.5.

Este esquema simplificado está inspirado en una visión globalizada y lógica de la evolución biológica de los sensores (McCulloch, 1968). En él, cada modalidad sensorial puede considerarse equivalente a un mosaico de sensores, seguido de un preproceso y un clasificador adaptivo. El clasificador es adaptivo en el sentido de que: a) Su resolución de salida es variable. b) Las clases de equivalencia que se seleccionan y las reglas de clasificación son asimismo variables. a) y b) Dependen de la señal de entrada en la modalidad, en otras modalidades o de la historia del sistema a través de instrucciones de centros superiores.

Las respuestas de los clasificadores adaptivos de cada modalidad pasan a un clasificador multisensorial, que es asimismo adaptivo. Este clasificador actúa sobre datos de distinta significación, según el grado de resolución de los clasificadores de cada modalidad. El comportamiento de un sistema de adquisición y proceso estructurado de esta manera puede ilustrarse en los casos límites de mínima y máxima resolución.

En el primer caso, los clasificadores adaptivos proporcionan una única salida cada uno, y el sistema multisensorial se comporta como un conjunto de sensores, uno por modalidad, algo así como un fotosensor de amplio espectro, un micrófono integrador etc. Si la instrucción central es de acción con máxima resolución para todas las modalidades, a la entrada del clasificador multisensorial se reproduce el espacio multisensorial de entrada que caracteriza la estructuración integrada, y por lo tanto esta situación corresponde a la máxima finura y poder discriminante. En una situación intermedia, la instrucción central puede ser de búsqueda, de manera que una modalidad, la auditiva, por ejemplo clasifique en muy pocas

clases, por ejemplo composición espectral en tres bandas. El resultado de esta clasificación sencilla, determina entonces la resolución y tipo de patrones posibles a ser explorado por el sistema visual.

2.3. ARQUITECTURA COMPUTACIONAL GENERALIZADA.

2.3.1. Introducción.

En el sistema nervioso central (SNC) los caminos sensoriales específicos se transforman en multifuncionales en su trayectoria hacia áreas más centrales, donde tiene lugar la integración sensorial, de tal forma que estructuras que son específicas pueden, bajo circunstancias, ser usadas por diferentes modalidades sensoriales. En otras palabras, la especificidad funcional es menos dogmática y más circunstancial cuanto más zonas centrales sean consideradas en una vía sensorial.

Consecuentemente, una estructura global teniendo valor paradigmático razonable para el sistema nervioso central puede ser obtenido cuando ambos conceptos, integración multisensorial y transformaciones intersensoriales, son tomadas en cuenta conjuntamente. Así, se obtienen esquemas prácticos, los cuales son usadas para la síntesis de sistemas robóticos avanzados.

Lo anteriormente expuesto nos dirige hacia la propuesta fundamental de una arquitectura computacional generalizada que constituye un paradigma de acción y fiabilidad cortical, que ayude a reflexionar, teorizar sobre las propiedades computacionales del sistema nervioso (SN), así como intentar explicarlas.

Centrandonos en la funcionalidad y estructura de la corteza, la formalización de la misma como una matriz de procesadores de propósito general en los que las

transformaciones intersensoriales y la integración multisensorial constituyen parte indispensable del procesamiento de información entramos, de lleno, en la propuesta citada.

2.3.2. La Corteza como Matriz de Procesadores de Propósito General. Paradigma de Acción y Fiabilidad Cortical.

Una representación simplificada de diversas funciones corticales de nivel medio, como son aceptadas normalmente, en teoría del cerebro, se muestra en la figura 2.6.

Representa un típico proceso de integración sensorial, cuyos objetivos son los diagnósticos de una situación global sensorial externa.

Los datos sensoriales (DS) de cada modalidad son preprocesados en las vías específicas antes de que lleguen a la corteza, de tal forma que tiene lugar una traducción a un lenguaje simbólico específico. Este lenguaje es el que entiende el procesador en la corteza sensorial primaria. Es importante puntualizar que el mensaje transmitido a la corteza primaria está ya representado en un lenguaje, que probablemente es mucho más complejo que el código de pulso normalmente aceptado en neurofisiología tal que, en este nivel, la representación de la salida neuronal tiene lugar a través de un proceso algorítmico (Mira, Delgado, 1984).

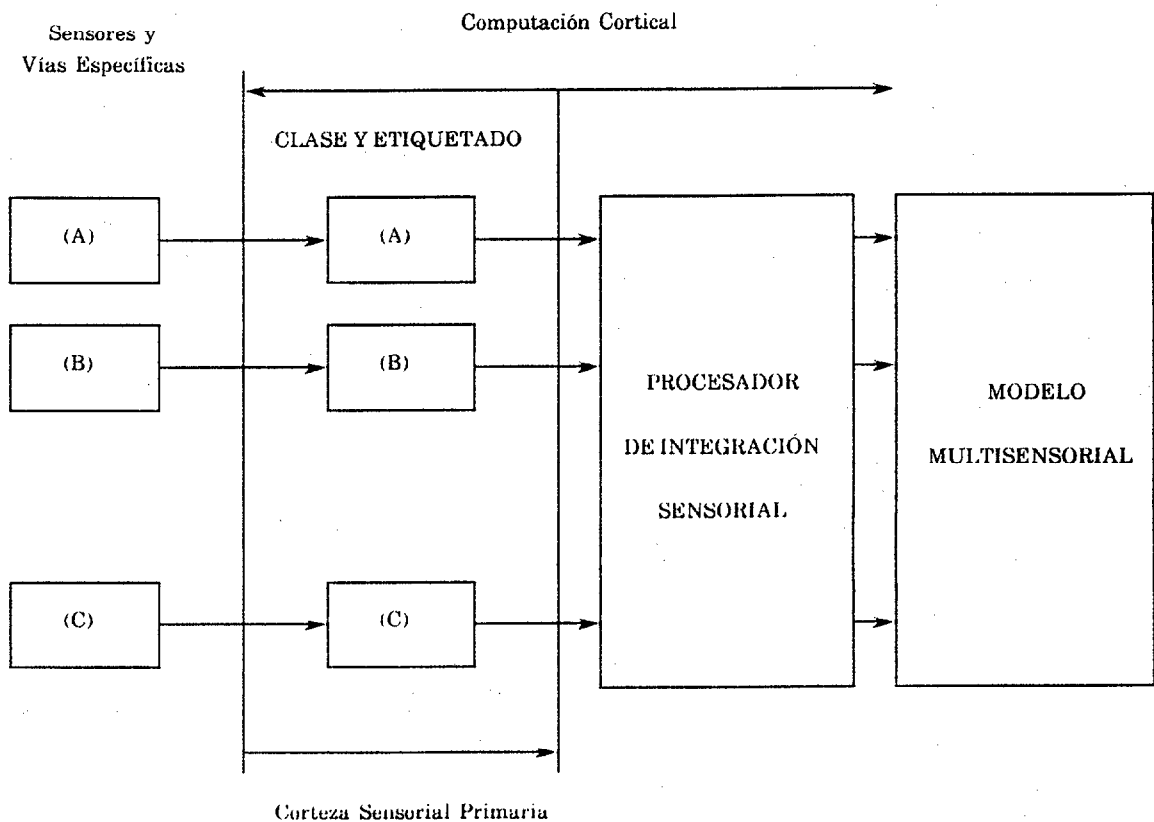


Fig.2.6. Diagrama simplificado equivalente de computaciones corticales que conducen a la integración multisensorial.

La corteza sensorial primaria clasifica y etiqueta las correspondientes apariciones sensoriales. Esta clasificación y etiquetado son consecuencia de la organización en espacios de representación y de la aplicación de reglas de clasificación y decisión que son adquiridas, unas por aprendizaje y otras por instinto. Una de las propiedades implícitas, normalmente adscritas a los procesadores de la corteza sensorial primaria, es su casi total especificidad, de tal manera que prácticamente no posibilita que la transformaciones intersensoriales tengan lugar, sino que justo después de la integración multisensorial converge en el diagnóstico global.

- Lo anterior, es una consecuencia de admitir que el fenómeno crucial de conseguir una convergencia en diagnósticos es una integración multisensorial de alto nivel sin comunicación intersensorial previa.

El diagrama de la figura 2.6, satisface estos requisitos. Obviamente, este diagrama puede ser sofisticado añadiendo una serie de refinamientos en los procesadores correspondientes a la corteza sensorial primaria y a la corteza asociativa o de integración, tal como un modelo sensorial del entorno expresado en un lenguaje más o menos abstracto. Asimismo, la existencia de caminos de realimentación pueden ser incluidos para adaptar la resolución y consiguiente coste computacional de los procesadores (Moreno-Díaz, Mira, 1984). Los conceptos de Transformaciones Intersensoriales permiten, sin embargo, un cambio cualitativo en dicho diagrama.

Si asumimos que sucede una lesión en las vías específicas, los procesadores correspondientes a la corteza sensorial primaria llegarán a estar fuera de uso, puesto que no hay entradas, según la figura 2.6. Sin embargo, éste no es estrictamente el caso, según explicamos en sesiones previas. Ésto es, la especificidad absoluta de los procesadores en la corteza sensorial primaria (CSP) tiende a desaparecer en el caso de lesión de las aferencias específicas, después de un proceso de aprendizaje. Además, los inconvenientes que resultan de las lesiones de la CSP pueden ser disminuidos después del mismo, tal que la función eliminada es parcialmente asumida por las estructuras corticales restantes. Lo expuesto puede expresarse, en principio, en términos de un objetivo de comportamiento global, como se hacía antes para la integración multisensorial. Es decir, existe un compartimento adaptivo de las estructuras específicas de diferentes modalidades sensoriales, tal que, después del aprendizaje, información intersensorial puede ser utilizada para aumentar la fiabilidad y contribuir a

optimizar el uso de las estructuras que quedan después de las lesiones o cuando hay una baja entrada de información en un camino sensorial.

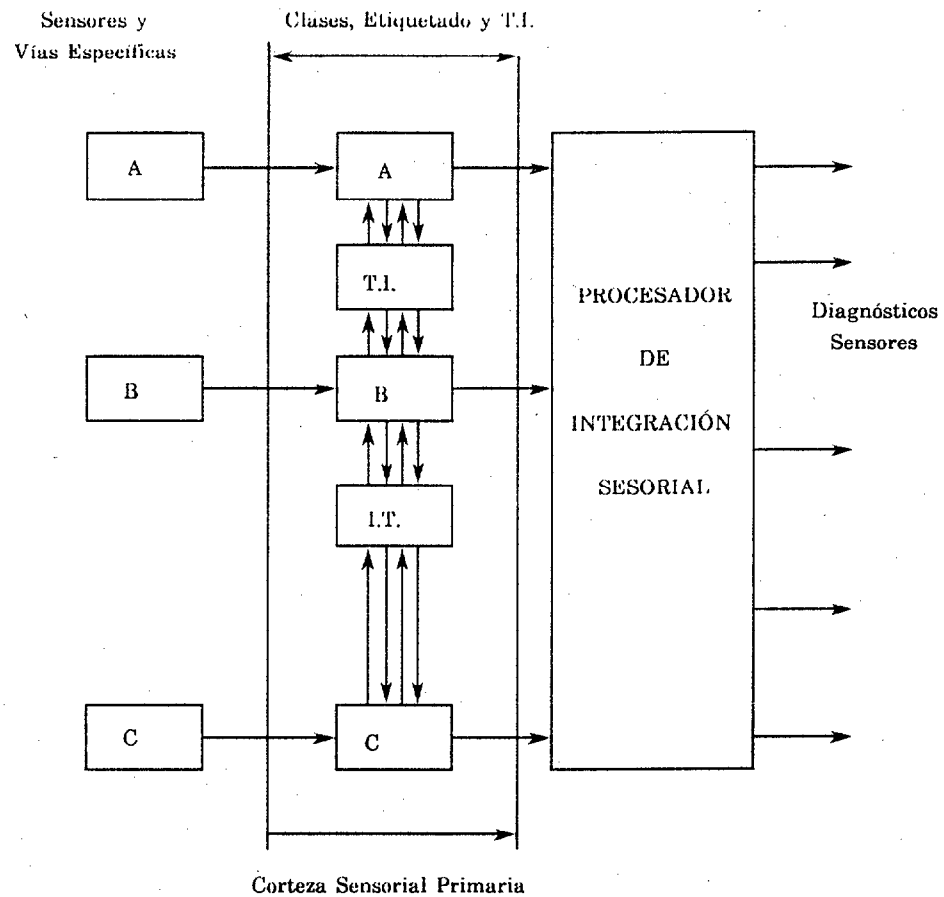


Fig.2.7. Diagrama de computaciones corticales con fiabilidad de la CSP, mediante el uso de transformaciones intersensoriales.

En términos de transformaciones intersensoriales, hay una solución teórica sencilla para la cuestión anterior. Esta solución se presenta en la fig.2.7.

De acuerdo con ello, hay transformaciones intersensoriales entre los procesadores específicos para cada modalidad sensorial. La naturaleza de estas transformaciones corresponde, en principio, con la sugerida por Suárez-Araujo y Moreno-Díaz, (1984), ésto es, son transformaciones que relacionan espacios de representación simbólicos de diferente dimensionalidad.

Es necesario distinguir dos cuestiones relacionadas con la forma en que estas transformaciones operan. Primero, la transformación entra en juego.

- 1) Cuando hay un exceso de información sensorial desde una vía sensorial A hasta su procesador central más específico, y hay dimensiones que están libres en los espacios de representación de otras modalidades sensoriales B,C. Este exceso de información aparece como una consecuencia de una reducción traumática en los procesadores de funcionalidad específica de A. La transformación sale desde A hasta B,C.

- 2) Cuando, debido a una lesión traumática o a efectos circunstanciales, hay un bajo flujo de información sensorial desde las vías sensoriales de una modalidad A, lo cual deja dimensiones libres en su espacio de representación. Dichas dimensiones pueden ser ocupadas por datos mediante transformaciones desde otras modalidades sensoriales B,C.

La segunda cuestión de vital importancia en el proceso descrito, es que el papel del nuevo dato simbólico, que es representado en un espacio de representación diferente, debe ser aprendido de acuerdo con la experiencia total del sistema. El consecuente etiquetado debe tener en cuenta la naturaleza heterosensorial del dato que era utilizado para etiquetar puntos en el espacio de representación.

2.4 INTEGRACION PARA LA PERCEPCION-PLANIFICACION-ACCION.

2.4.1 Introducción.

Los sistemas robóticos generalizados son probablemente uno de los paradigmas más completos del comportamiento natural, de tal forma que pueden ser considerados para mostrar un comportamiento artificial en el más alto sentido del término.

Entendemos un sistema robótico generalizado (SRG) como un sistema artificial capaz de sensor el entorno, percibirlo e interpretarlo en términos de modelos más o menos generales del entorno y de él mismo; capaz también de computar estrategias de acción apropiadas, planificar y proporcionar métodos de acción admisibles y capaz, finalmente, de activar secuencias de motor y acciones efectoras, teniendo formas de controlar dichas acciones. Dicho sistema completo es todavía un deseo.

Una de las cuestiones centrales para este objetivo es cómo se integran sensación, percepción y acción de una manera no trivial. Aunque esto no es una meta reciente, herramientas de la inteligencia artificial moderna están dando alguna luz en la construcción de dispositivos prácticos. Hace más de veinte años, miembros de un programa de investigación llevado a cabo en el laboratorio de instrumentación del M.I.T. (Sutro et al., 1964), aunque inicialmente trataron con percepción visual artificial, comprendieron que muchos problemas de percepción artificial no serían comprensibles a menos que el sistema perceptual fuera considerado para ser integrado dentro de una clase de sistema robótico. Entonces, las cuestiones del uso óptimo de datos visuales era conjuntamente tratado con el

uso de dicha información para converger en un "modelo de acción", por algún tipo de proceso de decisión cooperativa (PDC). (Sutro, et al., 1966), (Sutro et al., 1969).

Introduciremos, basándonos en los estudios realizados por Moreno-Díaz y Mira, (1987), una estructura para esta integración, que puede ser usada, y lo está siendo, para diseñar sistemas robóticos prácticos, los cuales son controlados y dirigidos por subsistemas de planificación basados en datos sensoriales, principalmente visuales.

2.4.2 Estructura General para la Integración de Percepción-Planificación-Acción.

Los sistemas naturales tienen una estructura funcional que integra la percepción-planificación-acción sobre la información sensada por ellos. Ésto implica la presencia de funciones de bajo y alto nivel, siendo ésta última de carácter altamente paralelo, así como de una arquitectura adecuada que las soporte. En los sistemas naturales esta arquitectura obedece a una estructura de abajo-arriba desde sensores hasta corteza.

La estructura de dichos sistemas está configurada en tres etapas fundamentales:

- a) Etapa de Entrada/Bajo Nivel (EE/BN).
- b) Etapa de Proceso/Alto Nivel (EP/AN).
- c) Etapa de Salida (ES).

Un diagrama esquemático del mismo se muestra en la siguiente figura:

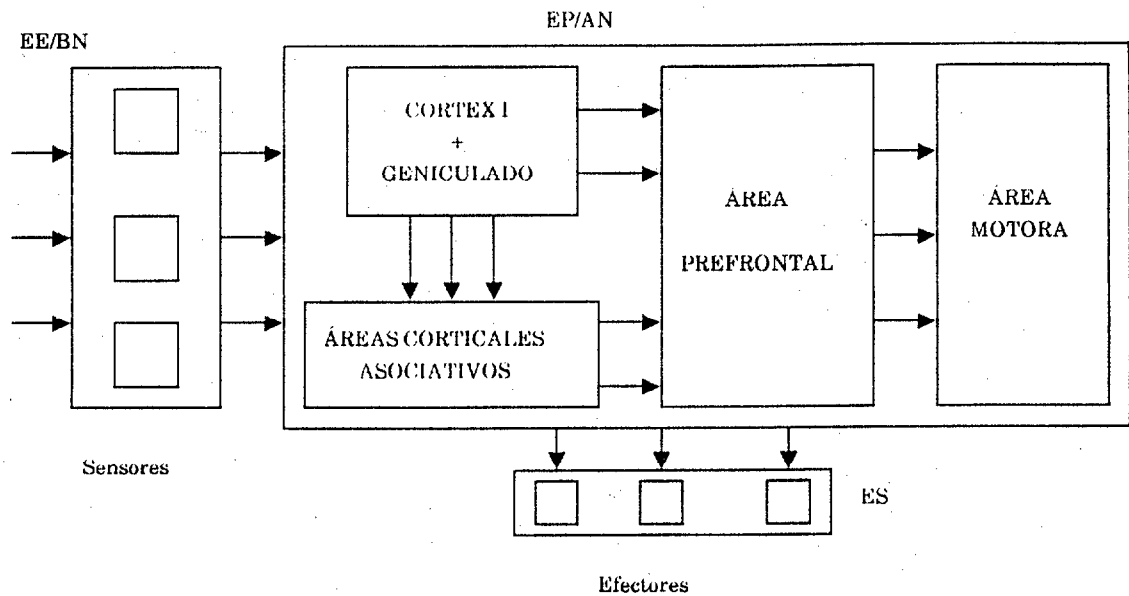


Fig. 2.8.- Diagrama estructural de los sistemas naturales.

Según este esquema los sistemas naturales hacen uso, aparte de los sensores y efectores, de todo un conjunto de áreas corticales en la etapa de proceso, realizando cada una de ellas una función de alto nivel específica, usando procesado cooperativo en paralelo, así:

- Las áreas corticales primarias realizan, junto con el geniculado, la función de percepción.
- Las áreas corticales asociativas interpretan la situación.
- El área prefrontal lleva a cabo la planificación. Es en ella donde se integra toda la información multicortical, su función la podríamos denominar como "integración multicortical".

Por último, el área motora es la que permite ejecutar la acción a los efectores que proporcionan la salida del sistema.

Esta es la etapa de más importancia y complejidad del sistema y la que le da la complejidad a los sistemas robóticos generalizados como paradigma de comportamiento natural.

Una simplificación de una vista muy general de los sistemas naturales, en particular del sistema nervioso, en términos de conjunto análogos a los propuestos por McCulloch y Sutor (Sutor, et al., 1969) se muestra en la figura 2.9.

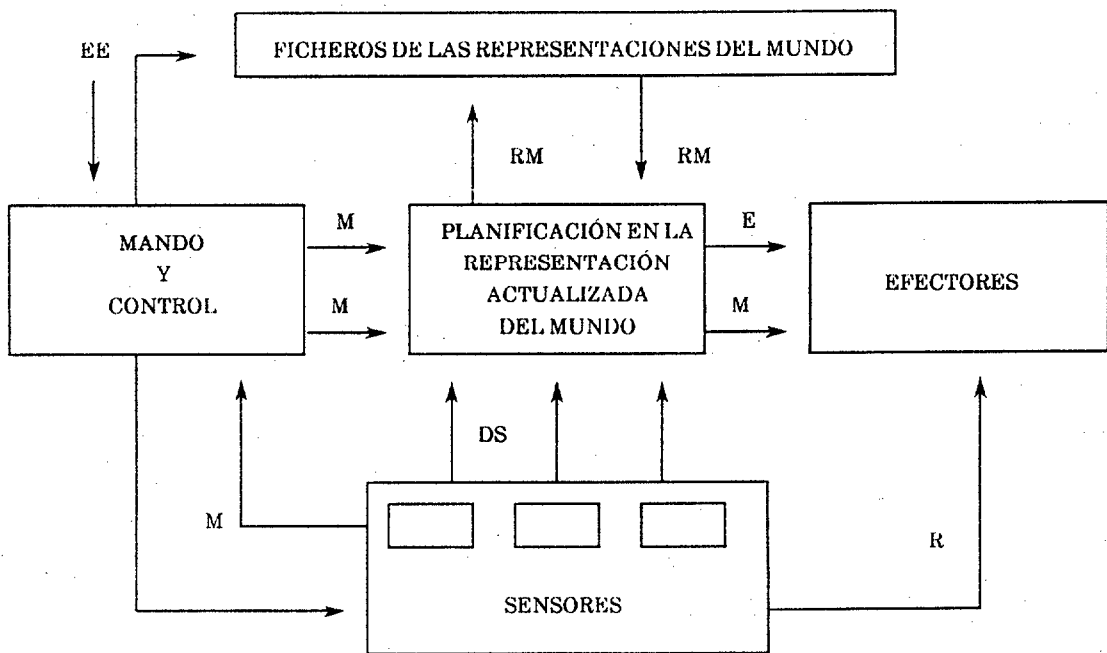


Fig. 2.9 Estructura general para la integración de la percepción-planificación-acción.

Aunque realmente esto simplifica su propósito original, tiene la ventaja considerable de que cada uno de los componentes principales muestran tener contrapartidas muy concretas en la inteligencia artificial moderna y robótica.

Primero, el sistema global presenta un conjunto de "modos de comportamiento" que imita el modelo de comportamiento aceptado de los vertebrados, (Kilmer, McCulloch, 1969).

La selección de un modo particular es realizado por el sistema de mando y control, basado principalmente en la información sensorial presente (DS) y en el estado del sistema. Desde el modo exterior se permite una entrada externa (EE), en la práctica, procede desde una consola del operador para modular la selección de un modo.

Información concerniente al modo seleccionado (M) se envía a los sensores que son adaptados para optimizar la adquisición de datos sensoriales relativos al modo de acción. También es enviado al componente denominado Ficheros de Representaciones del Mundo, en el cual el modelo apropiado del medio y del sistema en el medio, es seleccionado para enviarlo al componente llamado Planificación en la Representación del Mundo. Finalmente, el modo seleccionado dirige y controla el proceso de establecer objetivos acordes con el modo, el proceso de planificación y ejecución del plan, teniendo en cuenta los datos sensoriales procesados. Las representaciones del mundo actualizado, son enviadas a través de las líneas **WR** cuando el modo cambia.

También hay conexiones directas entre sensores y efectores, línea **R**, las cuales son equivalentes a trayectorias reflejas. Esta comunicación directa entre neuronas sensitivas y efectoras no es del todo exacta, en el estadio actual del sistema nervioso de los vertebrados. La percepción-acción directa se establece en el nivel somático de nuestro cerebro, mediante lo que llamamos el arco reflejo monosináptico.

En él, una rama lateral de una neurona sensitiva primaria establece conexión directa con la neurona motora (Nauta et al., 1986).

Este circuito neuronal tan primitivo es o se puede considerar, como un sistema reflejo de seguridad (SRS) para el buen funcionamiento de un sistema natural en su ambiente. Luego, en nuestra estructura, esta trayectoria refleja se puede considerar como un subsistema de seguridad de funcionamiento que controle las acciones motoras del sistema.

Este subsistema será capaz de detectar posibles errores de conjunto, los cuales podrían producir una acción motora infructuosa con el consiguiente mayor gasto de tiempo computacional y ruptura del equilibrio del sistema. Quizás nuestro subsistema reflejo evite pues, la desarmonía entre percepción-acción.

La línea E suministra instrucciones de alto nivel a los efectores de acuerdo con el plan de acción, que son decodificadas en acciones motor-efector concretas.

Una apropiada arquitectura computacional para materializar tal sistema, acorde con las tecnologías actuales, se muestra en la figura 2.10.

Hay dos tipos de procesadores especializados concernientes a los datos sensoriales y a los efectores, los cuales contactan con los buses correspondientes. El mando y control, así como la planificación es realizada por el kernel, mientras que la computación correspondiente a los modelos del medio, son realizados en la unidad denominada Modelo Computacional del Medio (MCM).

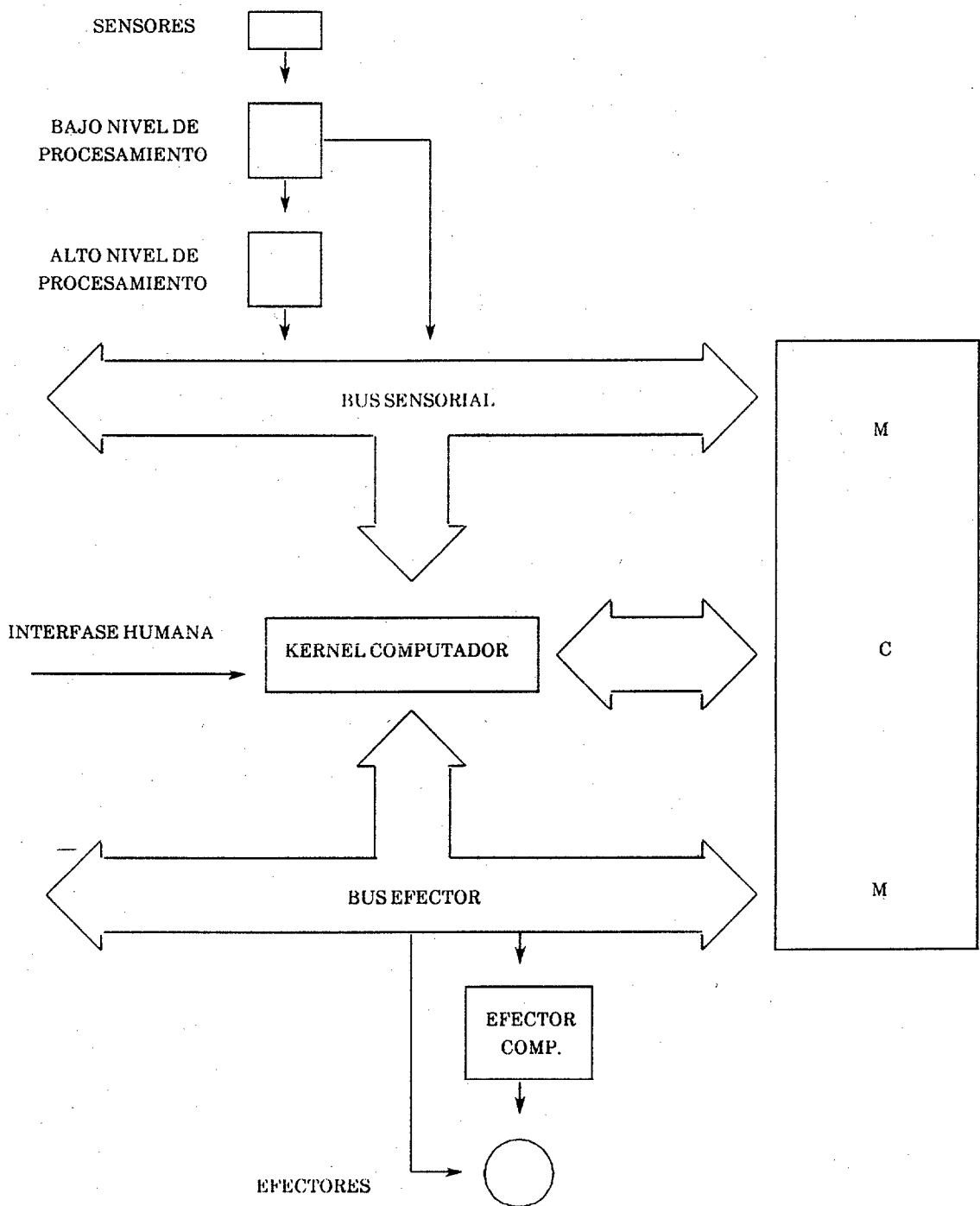


Fig.2.10. Arquitectura computacional apropiada para un sistema integrado.

2.4.3. Componentes Esenciales de la Estructura General para la Integración de Percepción-Planificación-Acción.

2.4.3.1. Mando y Control.

La función básica de un sistema de mando y control es comprometer al sistema total a un modo global de comportamiento que pertenece a un no muy largo conjunto de ellos. Ésto es lo que le permite comportarse como una unidad integrada en lugar de como una debil conexión de sensores, efectores y procesadores separados. En este sentido un computador de mando y control es un paradigma próximo a la operación de la formación reticular en vertebrados (Kilmer, McCulloch, 1969). Todos los modos de comportamiento son incompatibles entre ellos. Algunas propiedades generales pueden ser establecidas por dicho computador. Primero recibe información relativamente no procesada de todos los sensores situados en los subsistemas sensorial y efector. Segundo, proporciona señales que controlan, adaptan y regulan los filtros de todas las entradas externas. En palabras de McCulloch (Moreno-Díaz, Mira, 1984), "esta es la estructura que decide qué buscar y habiendolo buscado, qué tener en cuenta". También controla todo el flujo de información desde y hacia los niveles más altos de computación.

Desde un punto de vista estructural, este sistema debe tener una arquitectura modular, o al menos, debe simularla. La idea básica es que un conjunto de unidades computacionales (UC) sea tal, que cada módulo computacional reciba información de sólo una parte reducida del total.

Cada UC es capaz de dar diagnósticos generales acerca de situaciones globales de entrada y diagnósticos especializados acorde con los valores de un subconjunto concreto de líneas de entrada.

Un consenso de los diagnósticos, los cuales corresponden a la selección de un modo simple de comportamiento, deben ser buscados por las unidades computacionales en un tiempo reativamente corto. Ésto requiere una fuerte intercomunicación entre las unidades de computación, la cual es una característica de los procesadores cooperativos, (Mira, Moreno-Díaz, Delgado, 1983).

Hay dos propiedades básicas de los módulos computacionales, que pueden ser establecidas fácilmente por medio de la terminología de sistemas expertos. En realidad, podemos mirar las unidades computacionales como si fueran sistemas expertos simplificados, trabajando sobre sus propias bases de datos y con su propia máquina de inferencia sobre su dominio especializado de entradas sensoriales. Además, ellas son capaces de ceder ante la evidencia en diagnósticos de otras unidades las cuales muestren tener información más relevante para el caso. Esta "cesión" debe ser entendida en el sentido de un reclutamiento del resto de los modulos por aquellos que tienen más información acerca de sus diagnósticos. El resultado de esta fuerte intercomunicación es que el sistema converge en un modo, en el sentido de que prácticamente todas las unidades deciden el mismo modo de comportamiento, aunque con diferente grado de confianza.

Modularidad y división de habilidad, con solapamiento, entre las unidades de computación, son las dos características básicas de un sistema de proceso cooperativo. Así, reglas apropiadas de intercomunicación son el adendum necesario para alcanzar la convergencia. Esta arquitectura está supuesta para dos objetivos principales: 1) Acelerar los procesos de decisión por los que un modo de comportamiento es seleccionado; 2) El sistema está estructurado para presentar alta fiabilidad, de tal forma que llegará a un apropiado modo consensuado, incluso cuando alguno de los sistemas expertos estén destruidos.

La fiabilidad intrínseca excluye cualquier decisión basada en un simple órgano principal, porque su funcionamiento defectuoso implicaría una total inoperatividad. Ésto es, la conclusión de que se ha llegado a un consenso no puede ser la salida de cualquier unidad de testeo especial que recibe sus entradas de las unidades expertas. En lugar de ello, los modos decididos deben ser etiquetados de acuerdo con su procedencia para evitar mezclas, y se presentan en una estructura no computacional, ésto es, un conjunto de cables, o axones, o en otras palabras, en un tipo de bus de decisión que enviará esta información multisensorial al procesador central, al procesador de integración sensorial para obtener el modo o modelo multisensorial que determinará los diagnósticos sensoriales que serán utilizados en el proceso de planificación-acción.

De ésto, se deduce que el lograr un consenso rápido, en el modo de comportamiento por el computador de mando y control es absolutamente necesario para que el resto del sistema opere coherentemente, porque, de otra forma, los diversos subsistemas de alto y bajo nivel a ser controlados, tendrán una alta probabilidad de interceptar instrucciones de operación del bus de decisión, las cuales pertenecen a diferentes modos de comportamiento exclusivo, tal que se creará una situación neurótica.

En resumen, el papel del computador de mando y control es sensar los datos sensoriales, decidir modos de comportamiento, enviándolos al bus de decisión, y tener una fuerte intercomunicación entre las distintas unidades para converger en un modo sencillo y único, tal que un comportamiento coherente sea garantizado. Todo ésto lo podemos observar en el esquema siguiente:

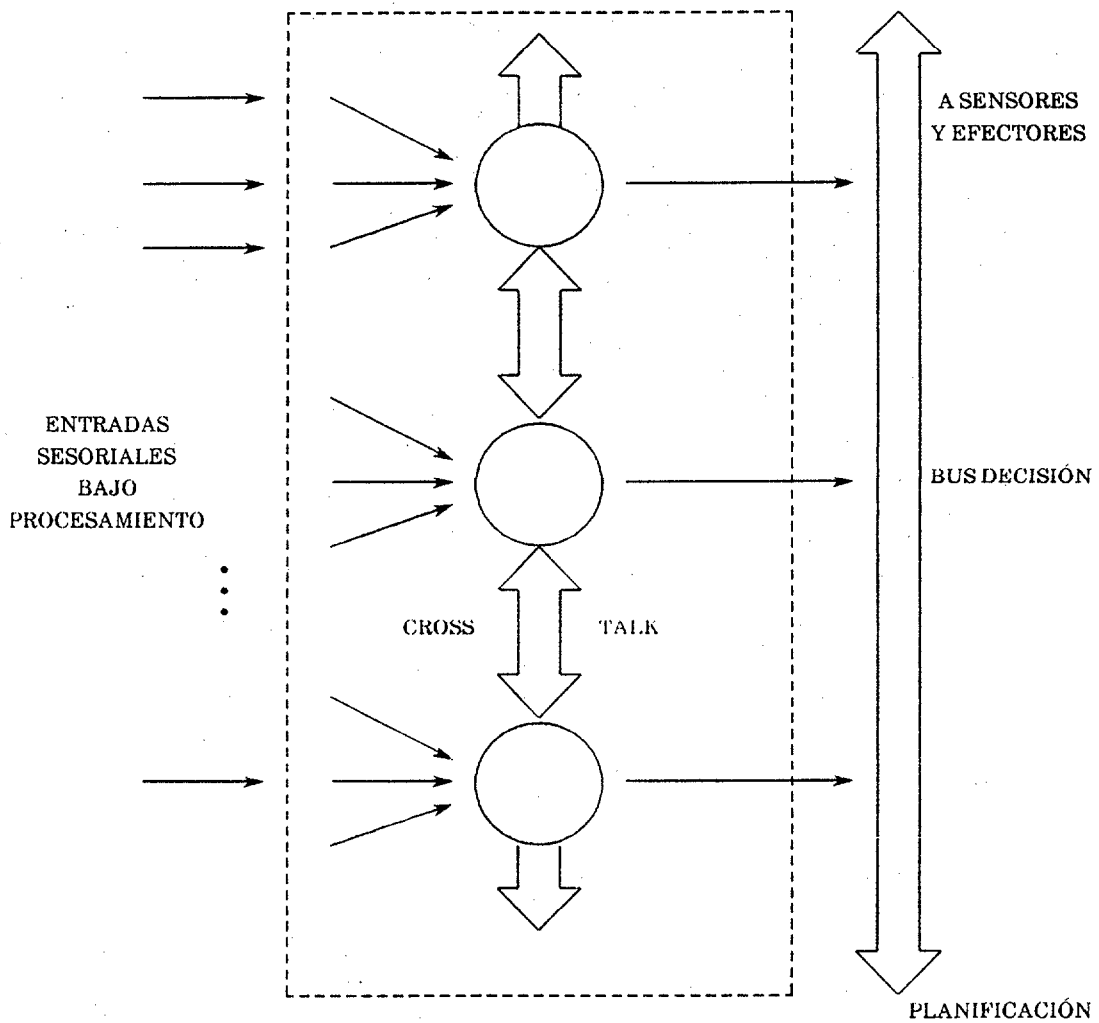


Fig. 2.11. Estructura de un computador de mando y control.

2.4.3.2. Representación Multisensorial del Entorno.

Como ya hemos explicado en secciones anteriores, hay dos formas básicas de estructurar la información multisensorial, que están presentes, o deben estar, en la estructura de percepción-planificación-acción, que estamos introduciendo.

Ellas admiten diferentes niveles de representación, desde geométricos a altamente simbólicos, al menos para sistemas artificiales. Estas dos formas están

relacionadas con la finalidad de la representación, la cual tiende a ser óptima para discriminación entre patrones ambientales o una representación para optimizar la adquisición de pistas por acciones. Estas corresponden, como sabemos a:

- a) Representación integrada, en niveles bajos de adquisición y en niveles altos de proceso de datos sensoriales.
- b) Representación escalonada, en la que la integración sólo ocurre en niveles altos, esto es, en estructuras simbólicas.

Estas dos opciones están ilustradas en la figura 2.12

Estas dos posibilidades parecen coexistir en las estructuras computacionales altamente paralelas, (Moreno-Díaz, Mira, 1984). Así, cuando se intenta explicar el fuerte poder discriminante del sistema nervioso en niveles altos de reconocimiento y percepción, parece lógicamente necesario admitir que está presente un tipo de representación integrada, porque en bajo nivel, las pistas sensadas casi en primer lugar, como el pitch o el color, son pistas concretas para determinar situaciones de alto nivel.

Tal dualidad está materializada en la estructura general propuesta en la figura 2.9. De hecho, el sistema de mando y control operará con el esquema de representación escalonada, esto es debido a que dicho sistema realiza, en los sistemas artificiales, las funciones corticales de nivel medio como son entendidas en teoría del cerebro. Por otro lado, los ficheros de representaciones del mundo y los sistemas de planificación, operan de acuerdo con la representación integrada. Esto implica que, cuando el modo de operación es establecido, diferentes modalidades sensoriales llevan a cabo separadamente la tarea de extraer descriptores de nivel medio de las apariciones sensoriales presentadas, las cuales

son necesarios para la operación del computador de mando y control. Para ello, este subsistema está formado por el esquema que hemos presentado, en secciones anteriores, considerando a la corteza como un array de procesadores de propósito general (Mira, Moreno-Díaz, Delgado, Suárez-Araujo, 1987).

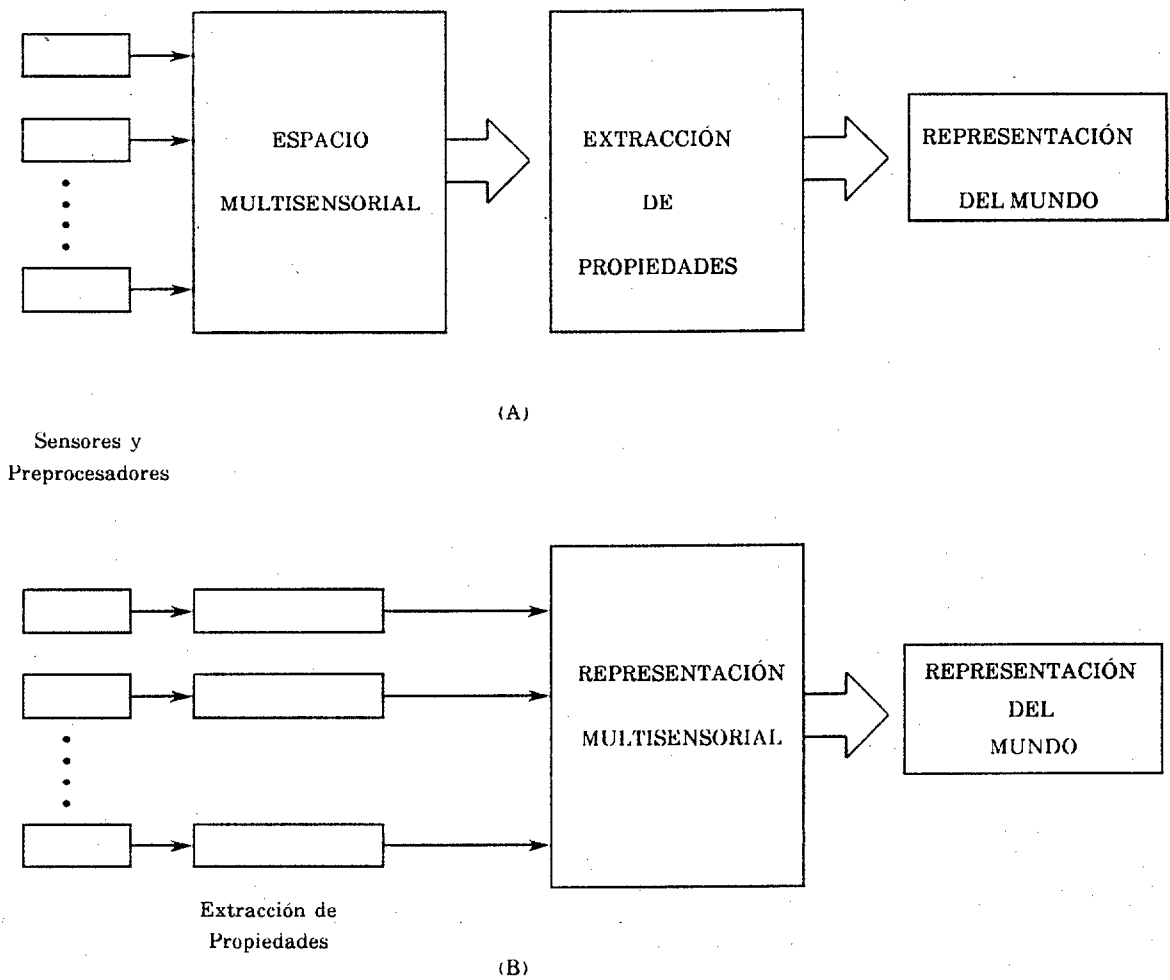


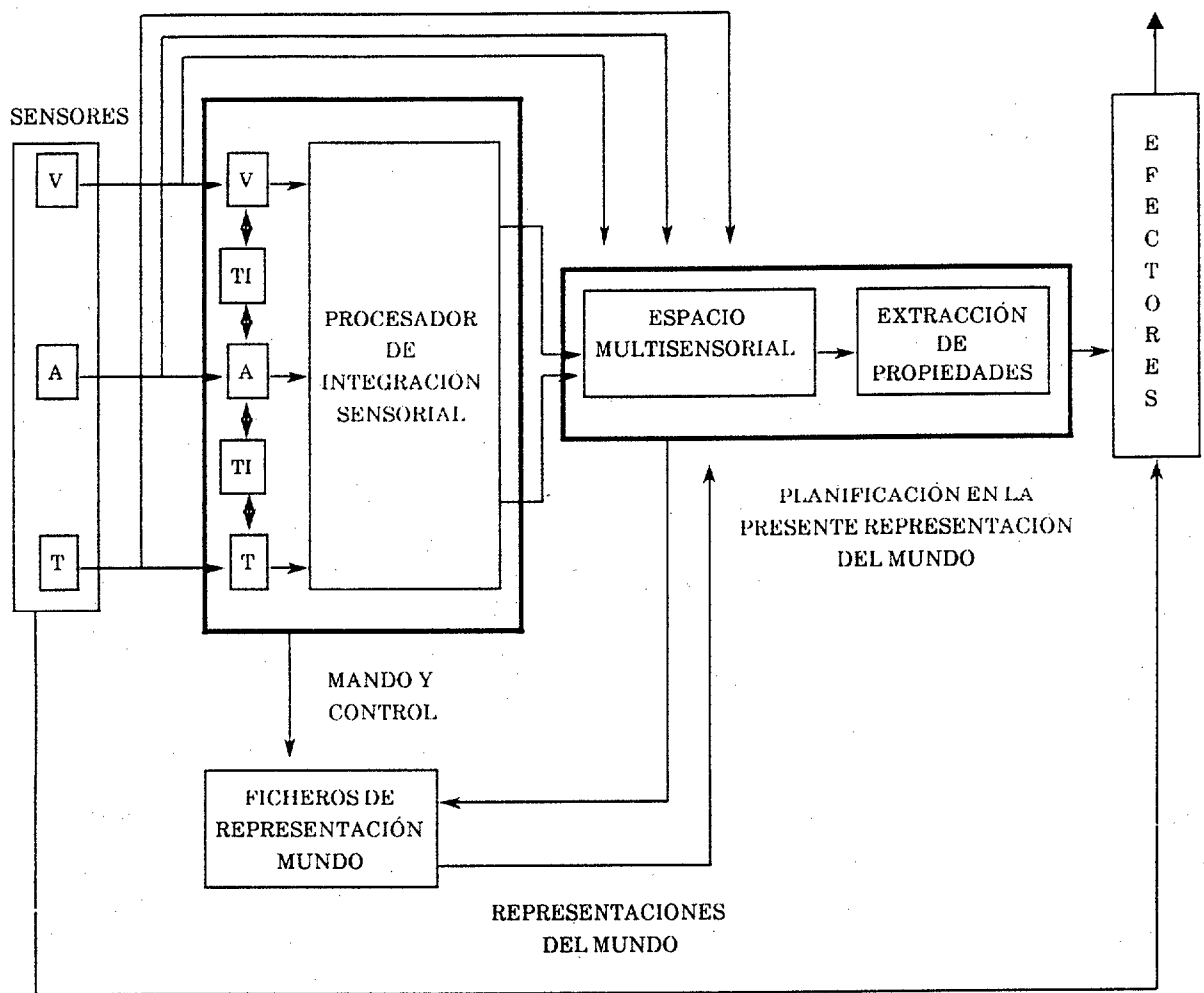
Fig. 2.12. Ilustración de los dos mecanismos para representar datos multisensoriales.

Estos procesadores están intercomunicados entre si para asegurar la fiabilidad del sistema. Ésto explica, en sistemas naturales, la capacidad del sistema nervioso de compartir estructuras computacionales de altos niveles después de la disminución o destrucción de los canales sensoriales primarios, (Mira, et al.,

1979). Tal fiabilidad se consigue con las llamadas transformaciones intersensoriales, entre los procesadores específicos para cada modalidad sensorial (Mira, Moreno-Díaz, Delgado, Suárez-Araujo; 1987), las cuales sólo pueden ocurrir en espacios de representación integrados, como los de la figura. 2.12 (b).

Una vez que los procesadores han realizado la clasificación y etiquetado de las operaciones sensoriales presentes tiene lugar una integración multisensorial que les permite converger en un diagnóstico global. Este diagnóstico alimentará a los restantes subsistemas, pertinentes, del esquema general, para poder completar el proceso del comportamiento de los sistemas naturales. Una vez percibida la sensación e identificada, se lleva a cabo una planificación de la acción a realizar y de los efectores a activar, lo cual se consigue con el subsistema de planificación y ficheros del mundo. Estos subsistemas trabajan con el esquema de representación integrada para la información multisensorial. Lo expuesto se puede plasmar en la figura. 2.13, que representa el esquema general de la estructura para la integración de percepción-planificación-acción extendida.

De todo ésto se deduce, que el sistema de mando y control en sistemas naturales no tiene habilidad para usar directamente la información de las unidades computacionales, actuando sobre datos sensoriales los cuales están disminuidos, mientras que en los espacios de representación multisensorial y planificación, ésta es una posibilidad. En otras palabras, parece haber dos mecanismos diferentes para conseguir fiabilidad y rapidez en decisión y/o reconocimiento. Ésto es, el sistema de mando y control opera con unidades expertas que reciben datos restringidos, mientras que el planificador y estructuras de niveles más altos tienen unidades de propósito general que pueden trabajar con casi todos los datos procedentes de diferentes fuentes.



ARCO REFLEJO

Fig. 2.13. Esquema extendido de la estructura general para la integración de percepción-planificación-acción.

2.4.3.3. Planificación.

La planificación tiene lugar en una etapa en la que ya tenemos la representación del mundo, diagnóstico global de la situación externa, la cual corresponde al modo de comportamiento seleccionado. Es normal considerar que esto puede ser realizado en varios niveles de la elaboración de datos sensoriales. La cuestión de generar planes para resolver problemas complejos como una

cuestión de técnicas de inteligencia artificial, sugiere usar dos dominios problema de práctica artificial. Primero, está el problema del movimiento de formas sólidas a través de un mundo restringido, y segundo, está el planificarla en bloques del mundo (Brooks, Lozano-Pérez, 1983), (Nilson, 1980).

El primer dominio problema es muy cercano al de navegación de un robot evitando obstáculos, y está basado en un escenario cuya representación puede ser geométrica, teniendo bajo contenido semántico. El segundo dominio problema puede contener escenarios simbólicos y la planificación se realizará en niveles más altos.

Esto sugiere una primera dicotomía en la planificación, que puede ser escalonada bajo el mando y control del modo de comportamiento seleccionado, como ilustramos en la figura. 2.14.

La planificación en escenario de bajo nivel puede ser formulada en términos cuasigeométricos. El propio escenario es, la mayoría de los casos, determinado por un conjunto de variables independientes, definiendo un "espacio", más un número de zonas restringidas. Estas restricciones son volúmenes V_i , con reglas de decisión que definen los miembros de V_i para cualquier punto del espacio. Los objetos son conjuntos de puntos (P_1, \dots, P_n) no pertenecientes a V_i los cuales están sometidos a k relaciones $RK(P_i)$. La generación de un plan consiste, esencialmente, en encontrar trayectorias para P_i , acordes con restricciones y relaciones, bajo un campo objetivo.

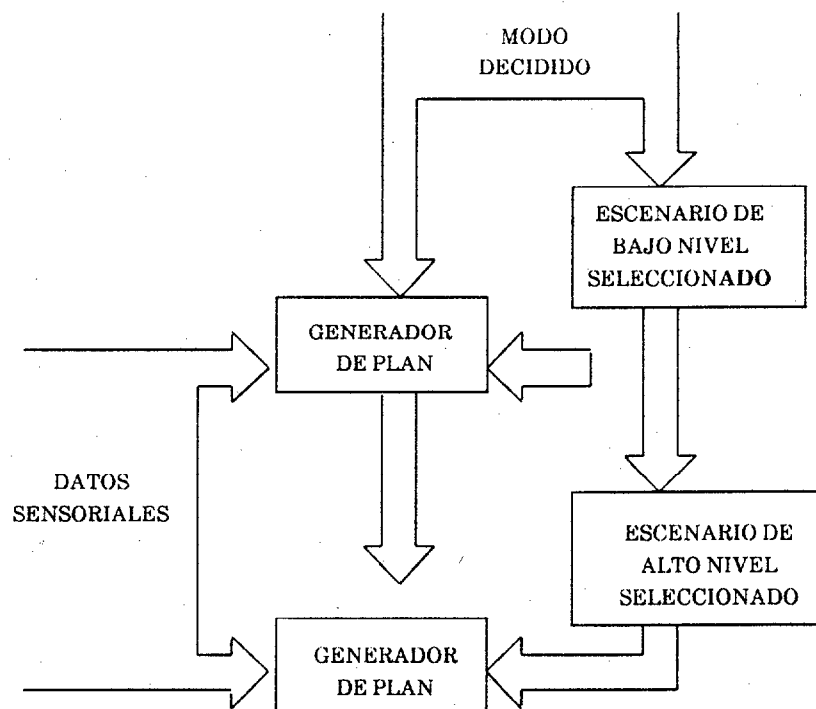


Fig. 2.14. Ilustración funcional, no estructural, de una cadena de procesos en una planificación de dos niveles.

En niveles altos, la planificación puede ser establecida de forma similar, cambiando apropiadamente el nivel de significación de los conceptos, y definiendo, convenientemente, las reglas para manejar escenarios, objetos, campos objetivo y trayectorias.

Realmente, pues, una vista integrada de un sistema que conlleve un comportamiento artificial no trivial requiere la inclusión, al menos, de los componentes generales descritos en las secciones precedentes. La estructura general propuesta es lo suficientemente concreta para poderse realizar en la práctica, y aplicarlas a sistemas robóticos visuales.

CAPITULO 3

SOBRE AUTOMATAS Y COMPUTACION PARALELA

3.1. MODELO NEURONAL COMPUTACIONAL DE PERCEPCION DE INVARIANTES AUDITIVOS.

3.1.1. Estructura de la Corteza Auditiva Primaria (AI).

Según la descripción neuroanatómica realizada en el apéndice de esta tesis, la corteza auditiva primaria (en primates) e incluso en el hombre, presenta una arquitectura que está anatómicamente distribuida en tres dimensiones, más el tiempo, con módulos computacionales estructurados por capas. Pero, que 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 1945. En todo caso, la transformación espacial se extiende, no sólo a dos dimensiones, como entonces se apuntó, sino que, al menos, cubre las tres dimensiones geométricas y posiblemente alguna otra funcional. De acuerdo con ésto, la AI puede ser estructuralmente representada como un conjunto de módulos computacionales en las tres dimensiones, como mostramos en la fig.3.1, de manera que su conectividad operativa, en correspondencia con la conectividad anatómica, hace que partiendo de un hipotético origen, situado posiblemente en el origen geométrico de la propia estructura de AI, 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 la aparición auditiva, mientras que valores altos de la misma coordenada se corresponden a las altas frecuencias.

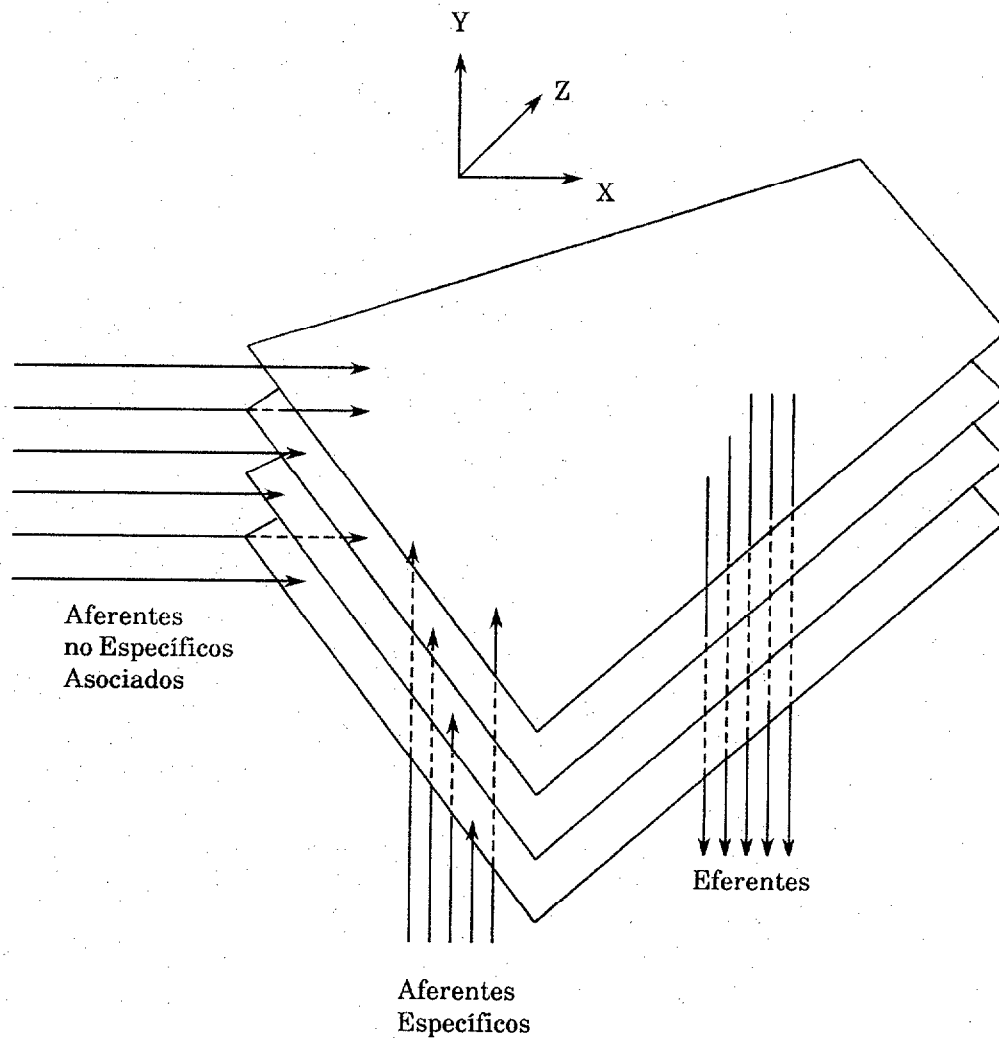


Fig. 3.1. Estructura espacial por capas de AI.

3.1.2. Modelo para la Percepción de Invarianzas Auditivas.

De acuerdo con el esquema espacial propuesto para 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:

A) A través de la dirección Y, de tal manera que los módulos computacionales tienen una intercomunicación lateral tal, que el patrón de estímulos correspondiente a la aparición, es geoméricamente trasladado lateralmente, creciendo el grado de traslación con la coordenada y, tanto para sus valores positivos como para los negativos. (Notar que el centro de coordenadas ha sido situado en el hipotético centro geométrico de AI).

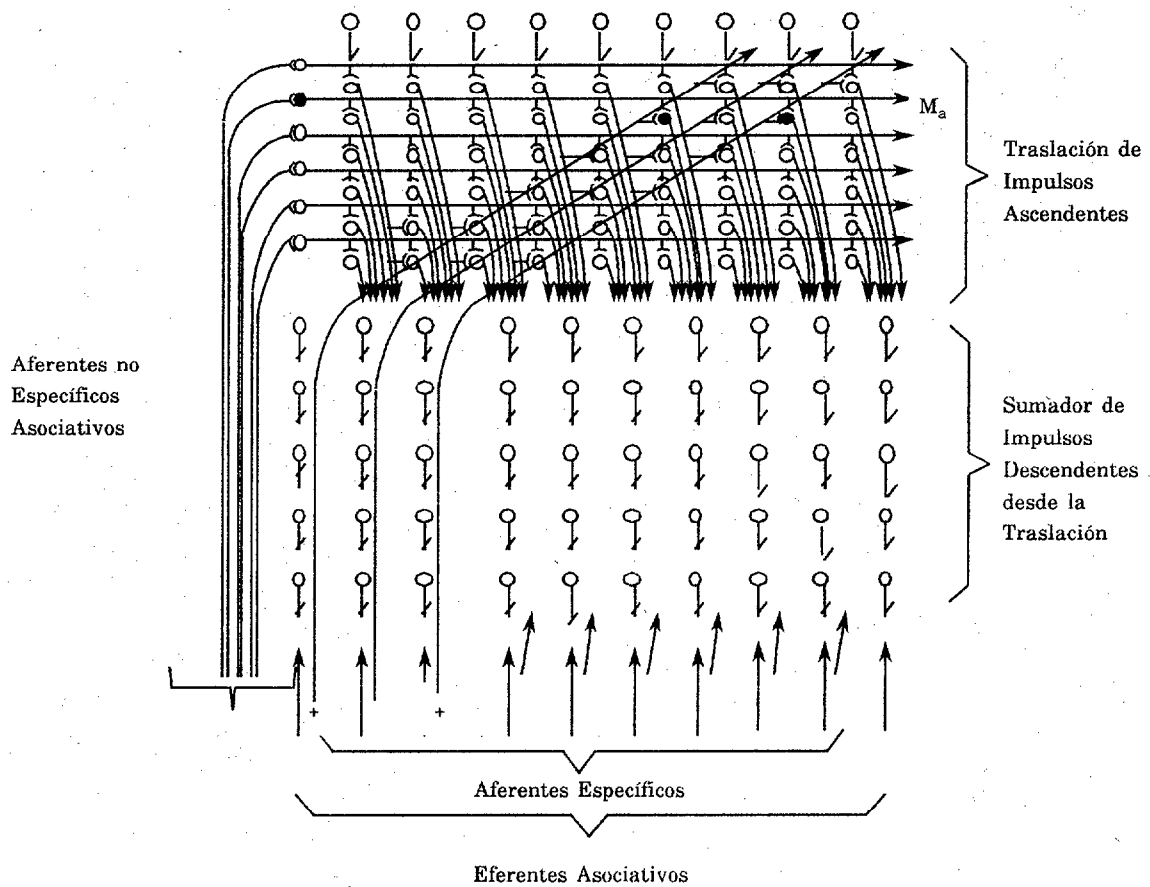


Fig. 3.2. Versión esquemática de AI según Pitts-McCulloch.

Según la naturaleza del código neuronal que, evidentemente, es función del lugar que cada neurona ocupa en la cadena sensorioefectora (Mira, Moreno-Díaz, 1984), (Moreno-Díaz, Mira, 1987), el tipo de función asociada a la traslación realizada por el cluster de neuronas referidas debe ser de alto nivel. Sin embargo,

traslación lateral de la misma: a) Sin alteración alguna. b) En una cantidad proporcional a su distancia al punto $y=0$.

En otras palabras, si suponemos un corte que contenga los ejes OX , OY , pasando por el supuesto origen, cada isolinea y , contiene el patrón aferente trasladado una cierta cantidad proporcional a y , como se ve en fig. 3.3.

Restringiéndonos, pues, al plano $Z=0$, y suponiendo un código de bajo nivel, es decir, un código expresable en términos analíticos, donde la variable x tiene cierta correspondencia con la frecuencia del patrón, o aparición de entrada, y la variable y se corresponde con un parámetro indicativo de la pura traslación espacial, lo anterior es formulable en los siguientes términos:

Sea $V(x,t)$ la aparición tonotópica 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:

$$M_{z_0}(x,y;t) = V(x-y;t) \quad (3.1)$$

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

$$O_{y_0}(x,t) = M_{z_0}(x,y_0;t) = V(x-y_0;t) \quad (3.2)$$

la cual es, de nuevo, una variedad de dos dimensiones.

Sea β el centro de gravedad (c.d.g.) de la "aparición" original, computado por los centros inferiores. Esto es:

$$\beta = \frac{\int_x V(x;t) x dx}{\int_x V(x;t) dx} \quad (3.3)$$

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:

$$\int_x M(x,y;t) dx = \int_x V(x-y;t) dx = \int_x V(x;t) dx; \quad (\forall y) \quad (3.4)$$

se cumple para cualquier y , y lo denominaremos Q . Nos resta calcular el centro de gravedad de la variedad de salida, cuando y_0 es excitado:

$$\beta' = \frac{\int_x V(x-y_0;t) x dx}{Q} = \frac{\int_\alpha V(\alpha;t) (\alpha + y_0) dx}{Q} \quad (3.5)$$

donde

$$\alpha = x - y_0 \quad (3.6)$$

Ésto es:

$$\beta' = \frac{\int_\alpha V(\alpha;t) \alpha d\alpha}{Q} + y_0 \frac{\int_\alpha V(\alpha;t) d\alpha}{Q} \quad (3.7)$$

$$\beta' = \beta + y_0 \quad (3.8)$$

Luego, la variedad de salida será centrada, (p.e., $\beta' = 0$) para $\beta = -y_0$.

Se concluye que cuando la línea y_0 , de la variedad extendida, es excitada, tal que:

$$y_0 = -\beta \quad (3.9)$$

la salida es invariante a traslaciones en la variedad espacial de entrada, independientemente de la variable x .

c) La diferencia fundamental con respecto a la propuesta de Pitts-McCulloch se refiere, no sólo a la admisión de la existencia de una tercera dimensión, ni tampoco al código neuronal, puesto en cuestión repetidas veces, (Mira, Moreno-Díaz 1984), (Moreno-Díaz, Mira 1987), sino, fundamentalmente, a la hipótesis de cómo el Sistema Nervioso Central determina invariantes.

De acuerdo con los condicionantes instrumentales de la época, que incluso han sido arrastrados hasta momentos recientes, debidos a la baja tecnología computacional existente, cuando se planteaba el problema de la consecución de invariantes para el reconocimiento de patrones, se procedía en la búsqueda directa de tales invariantes, mientras que posteriormente se ha demostrado que es de costo mucho menor el transformar el patrón a un standard, basado en parámetros previamente computados.

Para la transformación que nos ocupa, la invarianza traslacional en frecuencias puede ser conseguida de forma nitida, con bajo costo computacional, a través de la determinación, por ejemplo, del centro de gravedad de la aparición.

Desde el punto de vista geométrico la propuesta de Pitts-McCulloch exige un promedio en la variedad M , mientras que esta propuesta requiere simplemente la

- apertura de una línea y , cuyo valor está linealmente relacionado con el valor del c.d.g. de la aparición, es decir con β .

B) Aún suponiendo un código interneural de bajo nivel, es decir analítico, el esquema de la corteza auditiva primaria, nos proporciona las bases conceptuales apropiadas para una teoría acerca de la percepción auditiva no semántica.

En efecto, en tal situación perceptiva, el interés se centra en los invariantes sin conexión con el código. Por consiguiente, lo que la teoría sugiere es un eje adicional donde las invarianzas tengan lugar afectando al único parámetro adicional que queda libre, por ejemplo, a las homotecias. Según esto, la AI, al menos, estaría estructurada en tres dimensiones tal que habría una traslación en dirección Z , donde la variable espacial es proporcionalmente comprimida o aumentada en un factor, que es un parámetro propio y computable desde la aparición original.

De hecho, la estructura global es controlada, según esto, por al menos, dos parámetros de bajo nivel, el centro de gravedad β , y la razón de homotecias, o equivalente (posiblemente información binaural), K , que disparan las líneas en tal estructura y de tal manera, que el patrón es reconocido de forma invariante, pero le cuelgan etiquetas adicionales que informan acerca de cuál ha sido la traslación y cuál la homotecia.

C) La estructura anteriormente propuesta descansa, en gran parte, en que los centros inferiores, sin códigos elaborados, determinen tanto el centro de gravedad como la razón de homotecias, o equivalente, mediante redes de neuronas apropiadas.

3.2. NUEVOS TEOREMAS EN DESCOMPOSICIÓN PARALELO.

3.2.1. Computación de Invariantes por AI, frente a Homotecias. Sintetización Neuronal.

Según la estructura espacial de la Corteza Auditiva Primaria (AI), y las bases conceptuales que dicha estructura nos proporciona, para abordar una teoría acerca de la percepción auditiva no semántica, habíamos visto, en el apartado anterior, una sugerencia teórica que ahora nos planteamos escudriñar y fundamentar. Esta sugerencia teórica consistía en la computación de invariantes por AI, en la dimensión Z , frente a homotecias. Esta afirmación teórica, es de gran relevancia y completaría el paralelismo entre invarianzas auditivas y visuales, pero sólo tendría rango de afirmación dentro de unos márgenes pequeños, pues es ahí donde podríamos reconocer, como tal, un acorde que ha sido expandido o comprimido en el dominio tonotópico.

Esta cuestión, no obstante, es de gran relevancia, como decíamos, en cuanto dispara tres interrogantes, al menos:

a) ¿Cuál es la función de cómputo de invarianzas que, a nivel no semántico, corresponde a la dimensión Z de la AI?

b) ¿Cómo se integra esta función con el cómputo de invariantes traslacionales asociados, tanto teórica como experimentalmente, a las dimensiones X e Y de la AI?

c) ¿Cuál es una posible red neuronal que compute la razón de homotecias, k , de un patrón unidimensional, utilizando métodos computacionales puramente analíticos, no algorítmicos? Estrictamente, para la corteza auditiva primaria, es

necesario un lenguaje formal de un nivel más alto que el analítico, pero algunas de las características de la AI pueden ser expresadas al menos, en este nivel, ya que obviamente, en la estructura del sistema nervioso, un centro no puede procesar en un lenguaje cuyo nivel sea más bajo que el de sus predecesores desde sensores a corteza.

Esta última cuestión, puramente teórica, parece tener una solución no muy compleja si utilizamos una formulación mixta, es decir, si combinamos las formulaciones analíticas con las correspondientes a las redes de McCulloch-Pitts.

Consideremos una "aparición" discretizada de intensidades, $I_1, I_2, I_i, \dots, I_j, \dots, I_N$, organizadas como una "ristra":

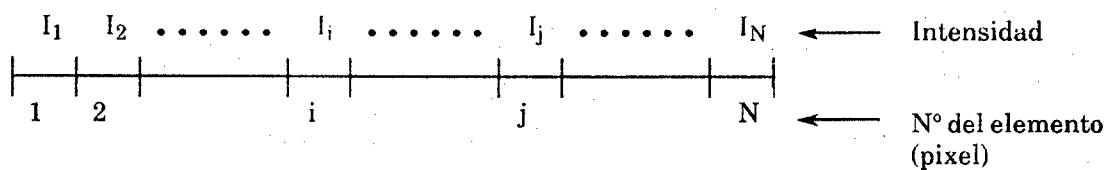


Fig. 3.4. Ristra de una aparición discretizada de intensidades.

Acorde con esta aparición, confeccionamos el algoritmo que computa la razón de homotecias, k , lo que nos conduce a la solución de la cuestión c).

1) Algoritmo.

1.1) Recorrer la ristra en sentido creciente, y registrar la etiqueta "i" del primer elemento que se encuentre, tal que su intensidad correspondiente, I_i , sea superior a un valor umbral, θ .

$$I_i \geq \theta$$

(3.10)

1.2) Recorrer la ristra en sentido decreciente, registrando, de nuevo, la etiqueta "j" del primer elemento que se encuentre, tal que su intensidad, I_j , sea mayor que el umbral definido:

$$I_j \geq \theta \quad (3.11)$$

1.3) Calcular la razón de homotecias, k, de expresión:

$$k = \frac{j-i}{a} \quad (3.12)$$

donde a es la dimensión standard de la aparición (constante prefijada).

Una vez que tenemos el algoritmo buscado, existe un autómata que lo realice, y éste, a su vez, podemos sintetizarlo utilizando redes de neuronas formales. Con ello hemos encontrado la red neuronal capaz de computar k.

2. Red Neuronal.

2.1) Red para calcular i.

Usamos neuronas formales de umbral, θ , a cada una de las cuales le llega como entrada una línea I. Si la intensidad de esta línea supera el umbral, se activa la neurona dando una salida "1", si no, no se activa la neurona, y la salida es "0". El disparo o activación de la neurona correspondiente, implica una inhibición absoluta del resto de neuronas formales situadas a su derecha.

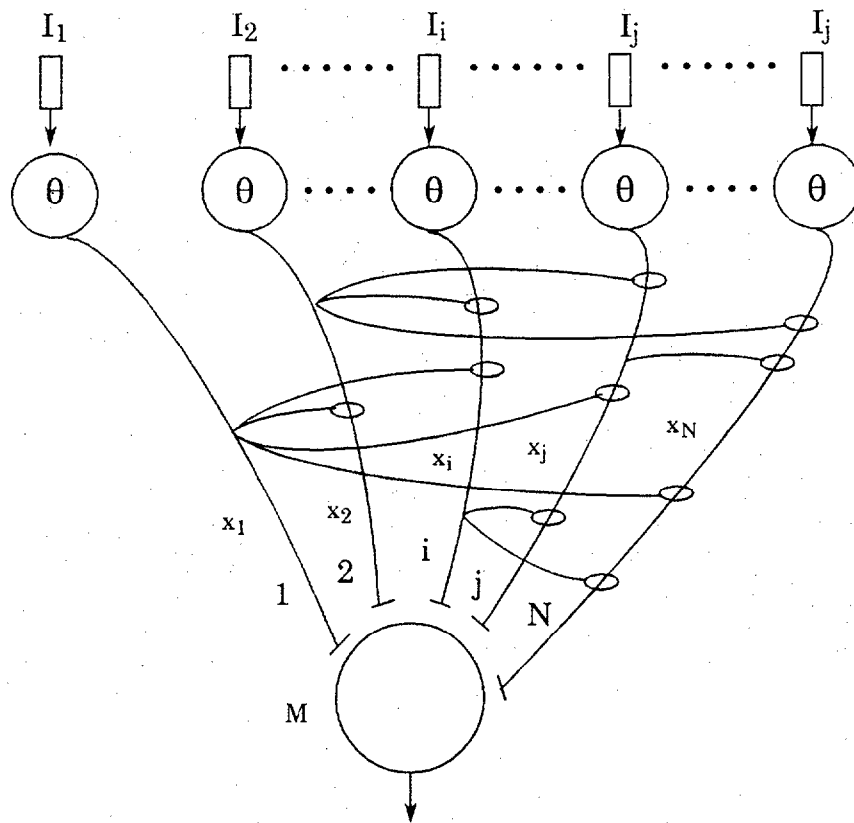


Fig. 3.5. Red de neuronas formales que computa el elemento "i" tal que $I_i \geq \theta$.

Las salidas pasan a ser entradas de una única neurona formal M, con peso sináptico igual a i. Dicha red se muestra en la figura 3.5.

2.2. Red para calcular j.

La red es la misma que para el 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.

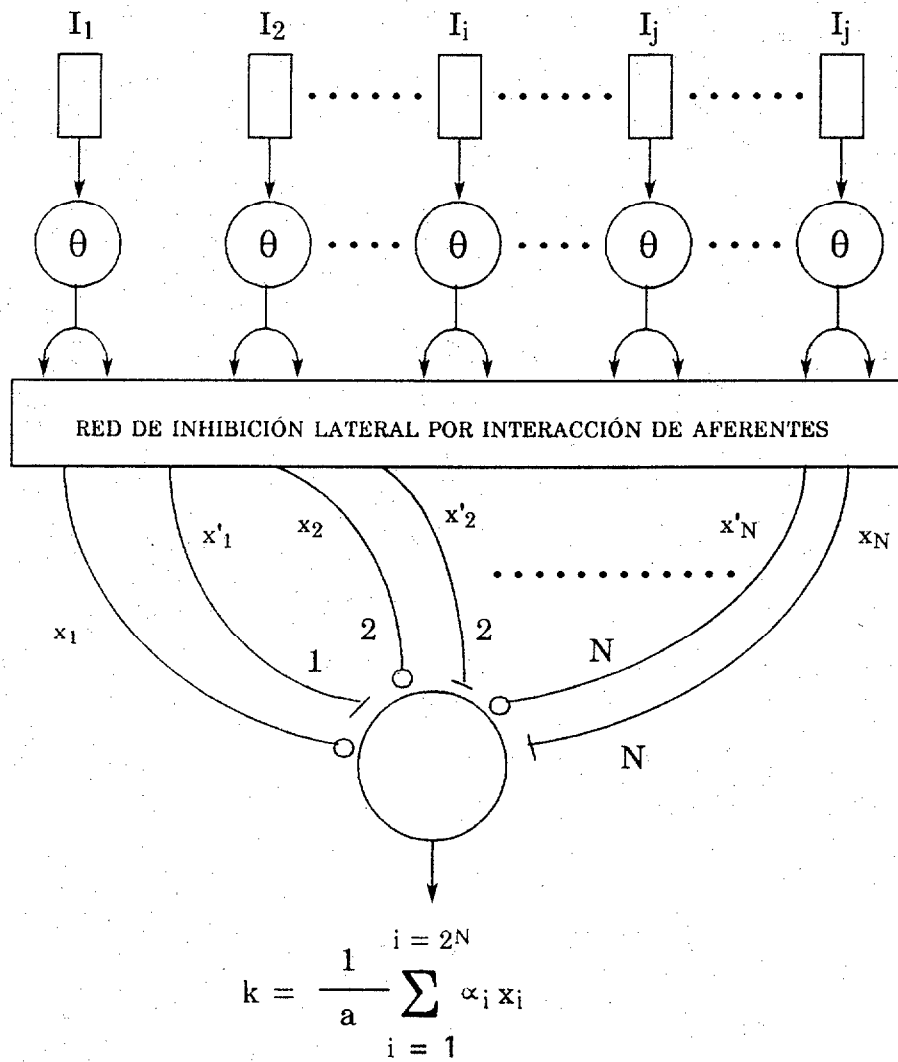


Fig. 3.6. Red neuronal que computa la razón de homotecias de un patrón monodimensional.

Una vez determinados los cálculos neuronales de i y j , estamos en disposición de presentar un esquema neuronal generalizado que nos permite determinar la razón de homotecias, k .

La red de inhibición lateral tiene una estructura tal, que cada salida de las neuronas de umbral, θ , se bifurca en dos entradas, una excitadora y otra inhibidora, con los pesos correspondientes a sus etiquetas. Las líneas inhibidoras inhiben, presinápticamente, a todas las líneas de su derecha. Las excitadoras,

inhiben presinápticamente, a todas las de su izquierda. El cuerpo de M integra todas las entradas resultantes para computar k , como se indica en la figura 3.6, tomando α_i los valores 1 o -1.

Así mismo, basándonos en la equivalencia espacio-temporal de las redes de McCulloch-Pitts, podemos aventurar la existencia además, de una red temporal que también calcula k .

3.2.2. Formulación, en Matemática Cuasi-continua, de la Sintetización Neuronal.

Una vez que hemos sintetizado la red neuronal que computa la razón de homotecias, k , debemos completar el proceso desarrollando su formulación, en matemática continua o cuasi-continua, como herramienta formal. Esta formulación debe permitir un esquema computacional por capas, acorde con la estructura general de tal concepto, es decir, que nos permita trascender de los diagramas cableados.

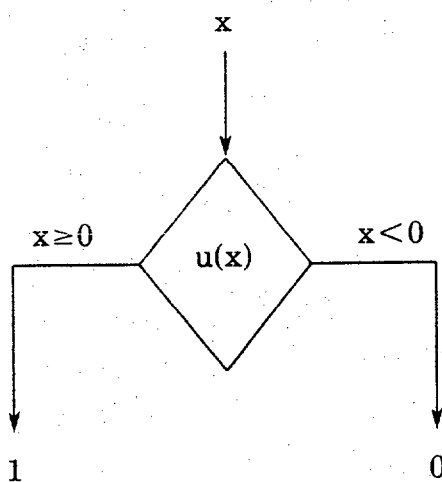
Para que esta formulación, en cuasi-continua, mantenga la coherencia con dichos esquemas por capas, debemos ser conscientes de las dos matemáticas que le soportan, como son, la analítica y la algorítmica, así como del diferenciador de las mismas, el condicional "if".

La existencia de un umbral, da el átomo del condicional. Asimismo, los condicionales, procedentes de los "if--then", son debidos a discontinuidades, y éstas, en sentido estricto, hacen una función no analítica, pues son el átomo de la algorítmica.

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, que es una función escalón.

La función $u(x)$, definida como:

$$u(x) = \begin{cases} 0 & \text{si } x < 0 \\ 1 & \text{si } x \geq 0 \end{cases}$$



de la cual podemos obtener todos los condicionales, nos da el primer apoyo formal para nuestra formulación.

Partiendo de la aparición tonotópica $I(x)$, generamos:

$$A(x) = u \left| I(x) - \theta \right| \tag{3.14}$$

pudiendo así, computar:

$$B(x) = \int_0^x A(x) dx \quad (3.15)$$

y crear la función escalón:

$$C(x) = u \left| B(x) - \epsilon \right| \quad (3.16)$$

$$C'(x) = \delta(x - x_i) \quad (3.17)$$

siendo x_i , el cuasi-comienzo del patrón. La figura 3.7 ilustra este proceso.

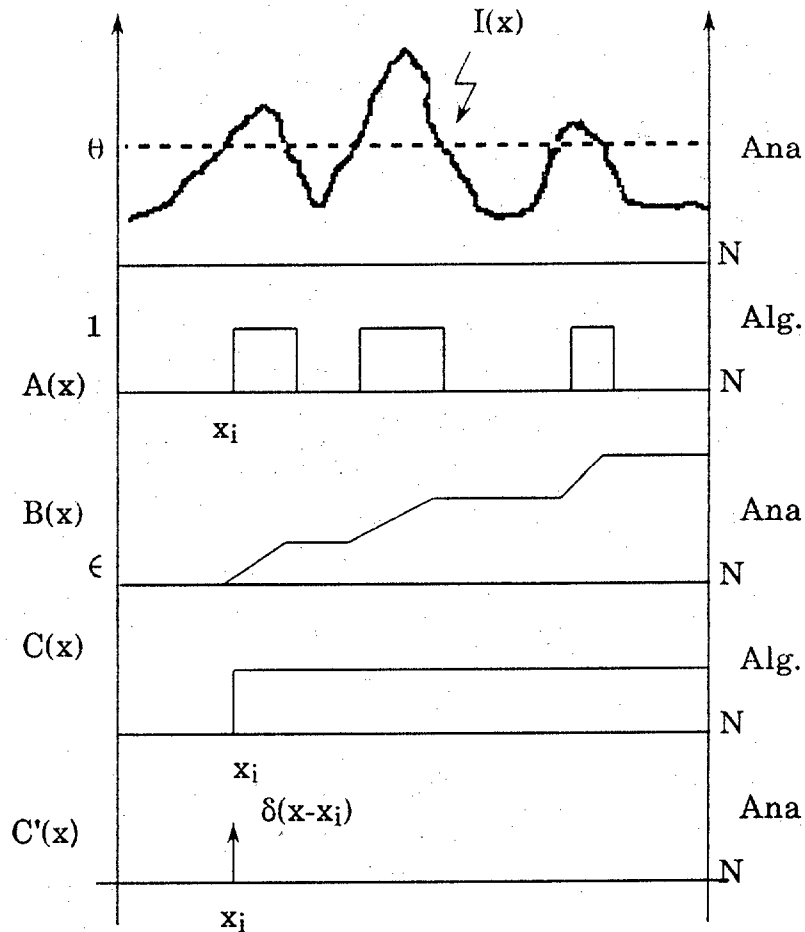


Fig. 3.7. Ilustración de la formulación analítico-algorítmica para el cálculo del punto cuasi-inicial de la aparición tonotópica.

La segunda parte del problema, el cálculo del final significativo del patrón, responde a la misma estrategia formal, pudiendolo desarrollar e ilustrar de manera nítida, como en el cuasi-comienzo del patrón tonotópico.

Considerando como punto de partida, la ecuación (3.14), podemos computar la función barrido de la aparición tonotópica, $B_1(x)$:

$$B_1(x) = \int_x^N A(x) dx \quad (3.18)$$

y

$$C_1(x) = u \left| B_1(x) - \epsilon \right| \quad (3.19)$$

La primera derivada de la función $C_1(x)$, así como lo hizo la de $C(x)$, nos va a permitir detectar cambios de intensidad en un punto de la aparición tonotópica, acorde con lo propuesto por Marr y Hildreth en 1980 (Marr, Hildreth, 1980), en la modalidad visual, que en sistemas neurofisiológicos reales, se corresponde con la operación de inhibición lateral, como veremos en la red neuronal. Esto nos lleva a la obtención del final significativo de nuestro patrón unidimensional buscado, como nivel intermedio del cálculo de la razón de homotecias.

$$C_1'(x) = \delta(x_j - x) \quad (3.20)$$

La ilustración viene dada en la figura 3.8.

Esta formulación es una alternación de las dos matemáticas, la analítica y la algorítmica, como se puede ver en las expresiones que la constituyen.

En definitiva, lo que tenemos son dos operaciones $u(x)$ en capa, es decir, dos capas de condicionales entre capas de transformaciones lineales.

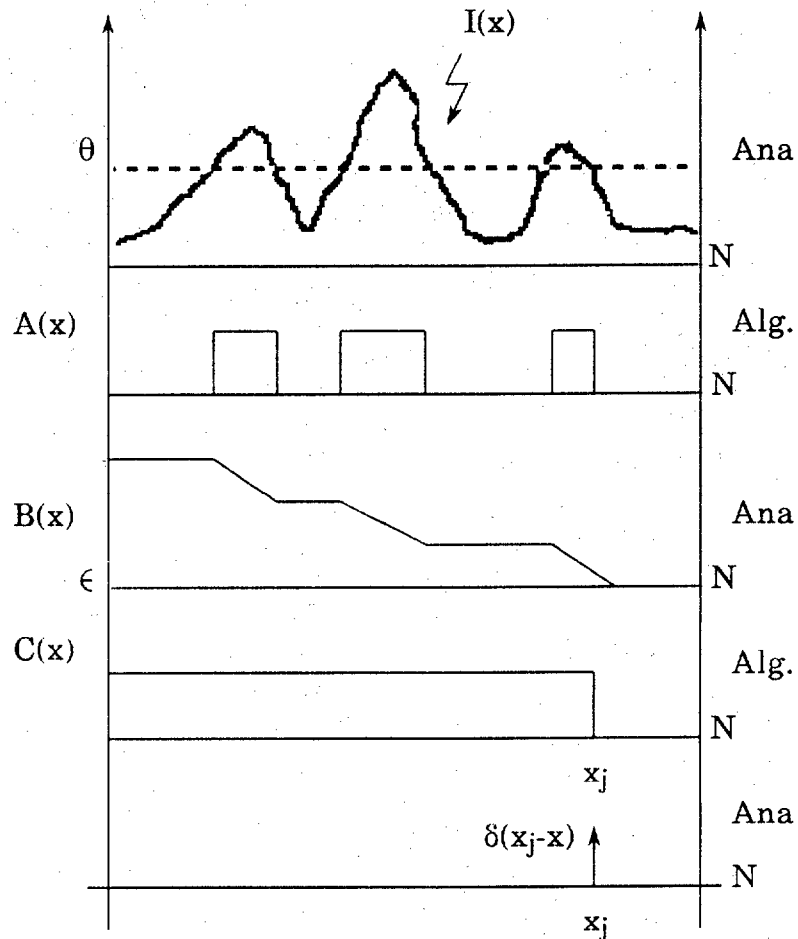


Fig. 3.8. Ilustración de la formulación analítico-algortmica que calcula el cuasi-final del patrón tonotópico.

Esta formulación por capas, se corresponde con el cómputo que hace la red neuronal propuesta anteriormente, para obtener k . Desglosando las capas formales en niveles de neuronas tendríamos pues:

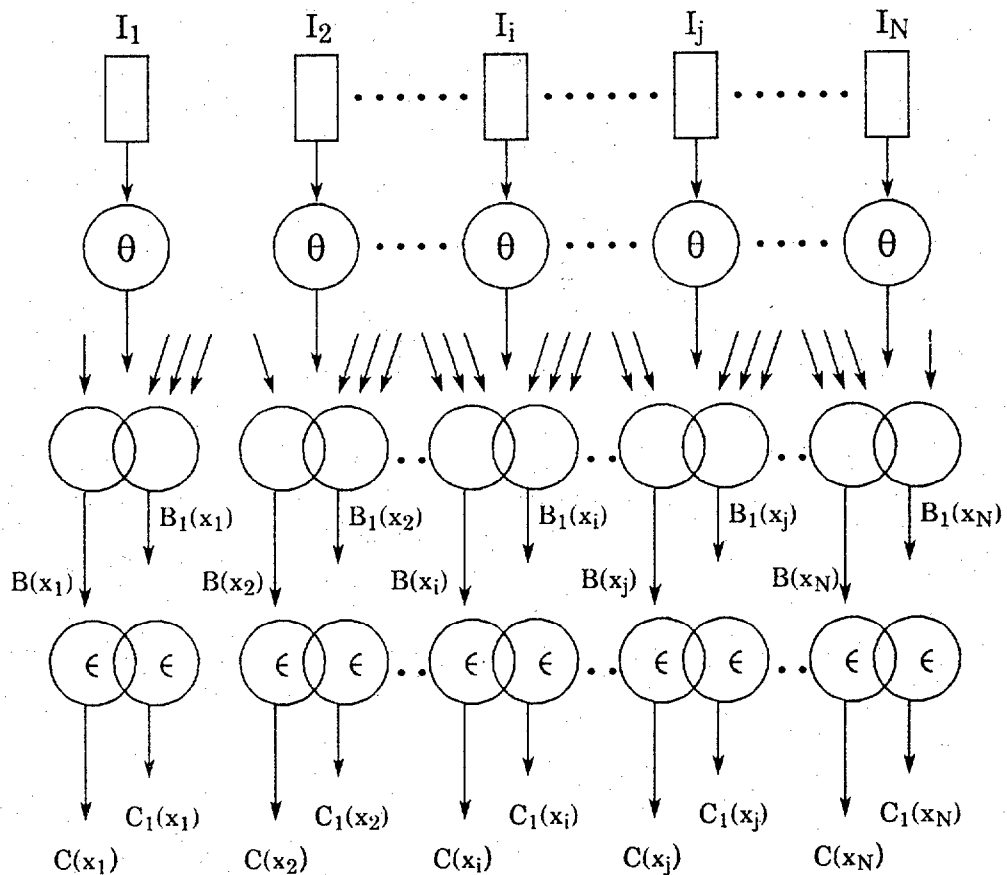


Fig. 3.9. Red neuronal computacional, correspondiente a la formulaci3n matem3tica desarrollada.

Para cada posici3n l $B_l(x_l)$ se genera sumando todas las se1ales $A(x)$ a su izquierda, hasta la posici3n x_l .

$$B_l(x_l) = A(x_0) + A(x_1) + \dots + A(x_l) \quad (3.21)$$

Asimismo, $B_l(x_l)$ se obtiene sumando todas las se1ales $A(x)$ a su derecha:

$$B_l(x_l) = A(x_l) + A(x_{l+1}) + \dots + A(x_N) \quad (3.22)$$

Para completar nuestra estructura por capas en la fig. 3.9, nos falta la capa analítica, correspondiente al cálculo de las derivadas de las funciones $C(x)$ y $C_1(x)$, que se consigue, como hemos dicho, con la operación lineal de "inhibición lineal".

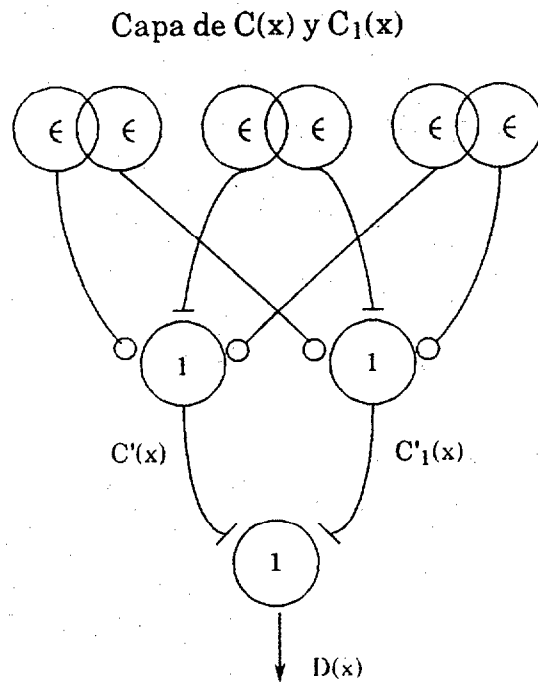


Fig. 3.10. Capa analítica de la red neuronal computacional que introduce la inhibición lateral en nuestro sistema.

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

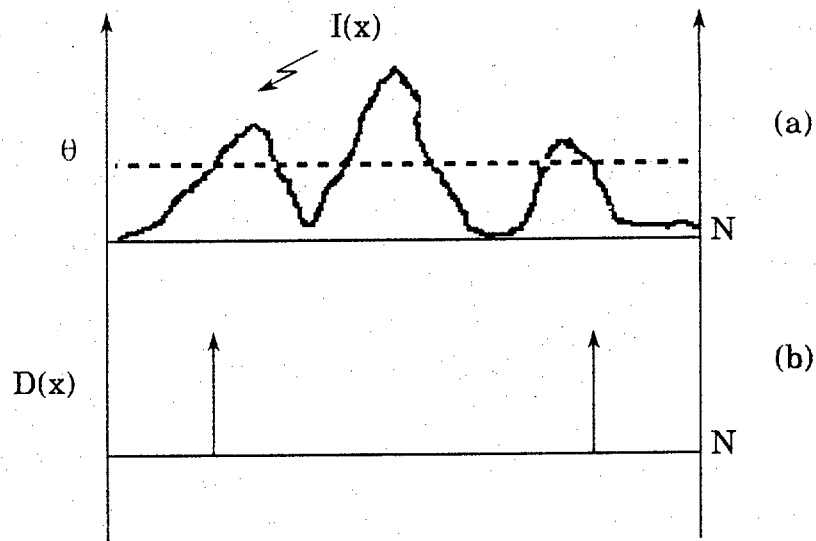


Fig. 3.11.(a) Patrón tonotópico.(b) Principio y final del Patrón.

De las capas intermedias de la red neuronal se deduce un hecho, como es, la duplicación del número de elementos computacionales. Esto va a constituir una propiedad intrínseca del sistema.

Esta propiedad consiste en la generación de un espacio redundante, de mayor resolución que el espacio inicial de resolución N , hasta terminar, nuevamente, en un espacio de la misma resolución que la del inicial, cuando se trata de conseguir la formulación cuasi-continua de una red neuronal arbitraria. Esto coincide con lo expuesto por Pitts-McCulloch en su determinación de universales de percepción de formas visuales y auditivas, (Pitts, McCulloch, 1965).

Esto nos lleva 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 y algorítmicas puras, manteniendo la siguiente estructura, realmente potente:

Computación Lineal → Ramificación → Computación Lineal → Ramificación

3.2.3. Teoremas de 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 que tratan de la descomposición de 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, consideramos una red de neuronas formales con interacción de aferentes, sin realimentación capaz, cada una, de computar una función arbitraria de las entradas. En la segunda parte, trabajamos con una red con realimentación. Y por último, en la tercera, nos movemos con un autómata arbitrario.

Teorema 1 (T1). *Dada una red neuronal de "N" neuronas formales arbitrarias con interacción de aferentes, existe una estructura computacional por capas, formadas 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*, tal como se ilustra en la figura siguiente.

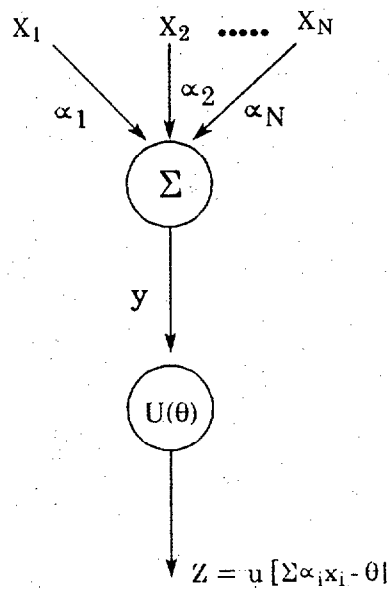
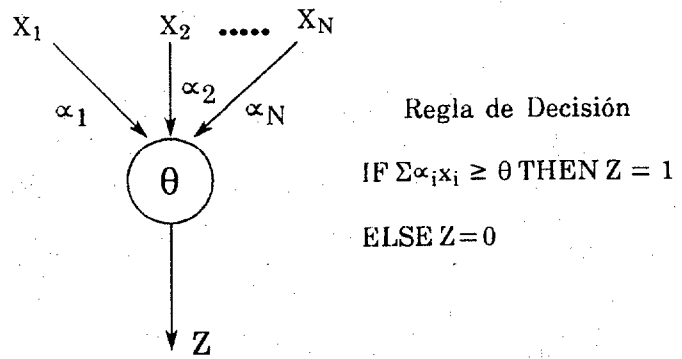


Fig. 3.12. Representación del elemento de umbral.

Por ello hacemos uso del teorema auxiliar TA1, lo que simplifica drásticamente la demostración de T1.

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 toma el término mínimo $(x_1)^\alpha, (x_2)^\beta \dots (x_N)^\mu$, donde, siguiendo la notación usual, $\alpha, \beta, \dots, \mu$ pueden ser cero o uno y tales que $x^1 = x$ y $x^0 = \bar{x}$. Se construye el elemento lineal que computa:

$$\sum \alpha_{ji} x_i \tag{3.23}$$

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:

$$\theta_j = \sum \alpha_{ji} \tag{3.24}$$

para los α positivos, el elemento que computa el término mínimo en cuestión, queda sintetizado.

La segunda parte es trivial. Se toman aquellos términos mínimos, generados anteriormente y se le sigue de una función u , de umbral $\theta = +1$.

El teorema auxiliar TA1, queda ilustrado en la figura 3.13. Como se ve, TA1 es un teorema constructivo, y la viceversa (es decir, dada una estructura del tipo de dicha figura, hallar la $f(x_1, \dots, x_N)$) es obvia.

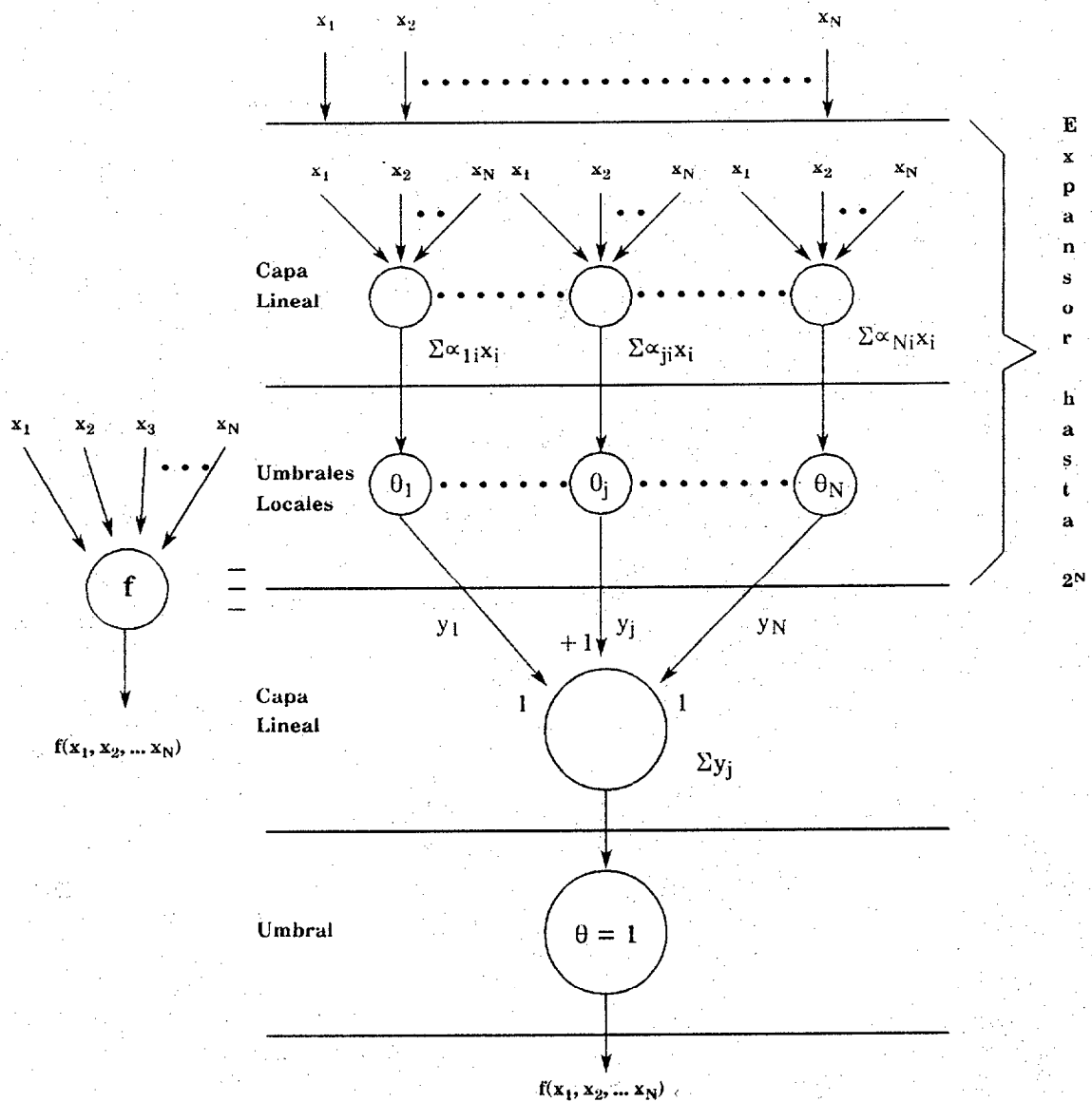


Fig. 3.13. Estructura neuronal computacional paralela de una función lógica arbitraria.

Según el resultado del teorema TA1, la demostración del teorema 1 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 arbitraria, $Z_K = f_K(x_1, \dots, x_N)$.

Entonces, aplicando TA1 a cada neurona, resulta el TEOREMA1 q.e.d. Este es constructivo y la viceversa se sigue, asimismo, de inmediato. Se ilustra en la figura 3.14.

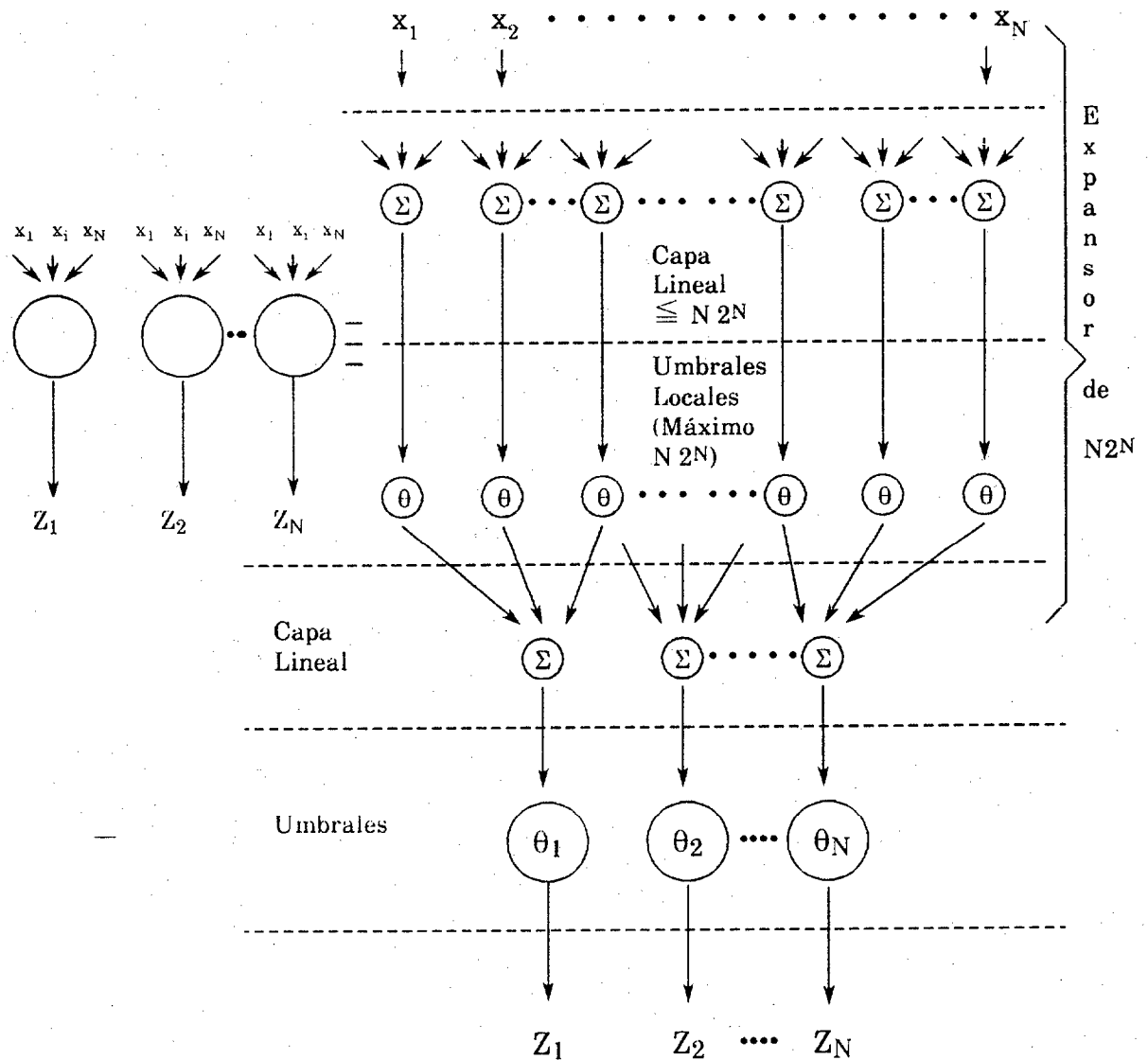


Fig. 3.14 Estructura computacional por capas que ilustran el T1.

La estructura resultante, es aplicable a una muy amplia clase de sistemas o procesos no lineales. De hecho, el teorema demostrado no es el punto central de nuestros trabajos, ya que nuestro objetivo es la demostración de que un autómata

arbitrario (determinista, probabilista o borroso) se puede descomponer en capas de computación lineales, alternadas por capas algorítmicas de la forma IF...THEN.

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:

$$ANA \quad N(z) = \int_x W(z,x) I(x) dz$$

$$ALG \quad N(z) = u \left[M(z) - \theta(z) \right]$$

(3.25)

$$ANA \quad P(y) = \int_z W(y,x) N(z) dz$$

$$ALG \quad Y(y) = u \left[P(y) - 1 \right]$$

El teorema 2 aumenta la complejidad del sistema, y la proximidad al comportamiento de los sistemas reales, pues añadimos un valor más como es la realimentación.

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. Con ello cubierto tendremos:

$$\begin{aligned}
 \text{ANA} \quad M(z,t) &= \int_x I(x,t) W(x,z) dx + \int_y O(y,t) W(y,z) dy \\
 \text{ALG} \quad N(z,t) &= u \left| M(z,t) - \theta(z) \right|
 \end{aligned}
 \tag{3.26}$$

$$\text{ANA} \quad P(z,t) = \int_z N(z,t) W(z,y) dz$$

$$\text{ALG} \quad Y(z,t) = u \left| P(z,t) - 1 \right|$$

donde:

$$O(y,t) = \int_0^t K(y,t) Y(y,t) dt
 \tag{3.27}$$

que constituye el efecto axónico del sistema.

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

De los teoremas de descomposición paralela T1, T2 y T3, un autómata arbitrario se sigue inmediatamente, y el proceso de descomposición del autómata, en capas de computación lineal y capas de funciones de umbral está de acuerdo con los teoremas T1 y T2 anteriores.

Así, de esto, podemos deducir, que un autómata finito arbitrario es equivalente, en formulación cuasi-continua, a dos redes computacionales por capas con sus formulaciones correspondientes, como hemos visto en T1 y T2, dadas por las ecuaciones (3.25) y (3.26), respectivamente.

Esta afirmación tiene consistencia, debido al propio concepto de autómata arbitrario, equivalente a una red de neuronas formales con interacción de aferentes y realimentación, más una red sin realimentación (Moreno-Díaz, R., 1971). De esto, la generalización a autómata continuo se sigue de forma directa. Estando los pasos de la formulación del discreto al continuo, acorde con las expresiones siguientes:

$$\begin{aligned}
 & I_i \rightarrow I(x) \\
 & M_j = \sum \alpha_{ji} I_j \rightarrow M(z) = \int_x W(z,x) I(x) dx \\
 & \quad + \\
 & \quad \theta \\
 & \hspace{20em} (3.28) \\
 & \quad \downarrow \\
 & \quad M'(z) \\
 & O_k = \sum \beta_{kj} M_j \rightarrow O(y) = \int_x W(z,y) M'(z) dz
 \end{aligned}$$

La forma natural de pasar de las α_{ji} a los núcleos $W(z,x)$ es por interpolación de los valores de la matriz α_{ji} , suavizando cada corte $j = \text{cte}$, $i = \text{cte}$ ($z = \text{cte}$, $x = \text{cte}$).

Tanto $W(z,x)$ como $W(y,z)$, para que representen convoluciones, deben ser función de diferencias de $z - x$ y de $y - z$, esto implica que las superficies $W(z,x)$ o $W(y,z)$ son regladas, no viceversa. En general, parece que una superficie reglada simplifica el proceso de representación.

Para cada capa de computación lineal analógica, es conveniente considerar tres etapas cuando se va de la representación discreta a la continua:

a) La entrada del sistema es continua y la salida, es discreta:

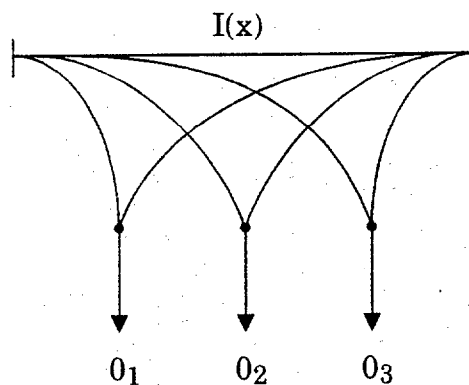


Fig. 3.15. Representación de entrada continua-salida discreta.

La formulación correspondiente a este comportamiento es:

$$O_j = \int_x W_j(x) I(x) d(x) \quad (3.29)$$

y cubre procesos tales como, el cálculo del c.d.g., la razón de homotecias (con varias capas) y cualquier otra propiedad global que viaje en cable único.

b) La entrada es discreta y la salida se considera continua. Esquemáticamente representada, tendríamos:

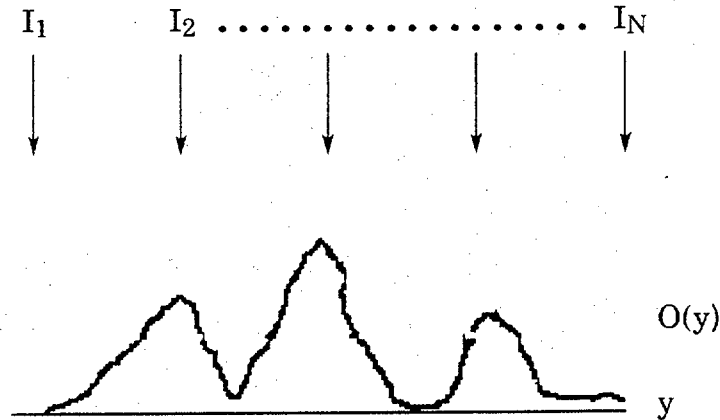


Fig. 3.16. Representación de entrada discreta salida continua.

Su formulación:

$$O(y) = \sum_i^N W_i(y) I_i \quad (3.30)$$

donde se ve que para cada entrada I_i , se define una función $W_i(y)$ tal, que la salida es una sumatoria de dichas funciones, ponderada por las entradas. Este es el papel que juegan las funciones de interpolación, como es el caso de una señal limitada en banda, que ha sido muestreada.

c) Consideramos un sistema de entrada y salida continua. Este caso corresponde a una transformación integral, dada por la superficie $W(x,y)$, cuya formulación es:

$$O(y) = \int_x W(x,y) I(x) dx \quad (3.31)$$

Estas transformaciones, en el continuo, parecen haber sido exploradas sólo para superficies regladas de diferencias, es decir, para convoluciones, luego, para sistemas invariantes en el espacio y/o en el tiempo. Sin embargo, para la mayoría de las redes neuronales de interés práctico sólo la invarianza temporal es asumida (ej. modelos retinales).

Sin embargo, en el tratamiento continuo de redes, realizado en síntesis neuronal, se observa que raramente aparecen superficies de transformación que correspondan a convoluciones, en contra del típico esfuerzo que se hace en tratar éstas. Esto nos lleva a decir, que quizá la invarianza espacial no sea tan real como lo asegurado hasta ahora. Afirmación que no está tan clara en la invarianza temporal.

Visto todo lo expuesto, podemos considerar el reconocimiento de formas desde esta óptica. 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, en realidad $W_j(x)$, está en este caso, formada por los coeficientes de una expansión ortogonal de $I(x)$, correspondiente al caso de entrada continua-salida discreta, (3.29).

Como se ve, no hay convoluciones, y los descriptores, O_j , son usados para crear un espacio donde proceder a una clasificación.

En definitiva, observamos que el reconocimiento de formas, a partir de descriptores, es aproximado, de forma natural, a los autómatas finitos por esta nueva óptica de tratamiento.

3.3 RED ALTERNATIVA PARA LA COMPUTACIÓN DE INVARIANZAS HOMOTÉTICAS.

3.3.1 General.

El método inspirado en los esquemas de McCulloch- Pitts para el cálculo de invarianzas, expuesto en su sección correspondiente, 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, como veremos en el siguiente capítulo.

Existe una diferencia básica en el cálculo de la razón de homotecias, como en el de la posición del centro de gravedad, entre el método citado de la sección 3.2.1 y los que se usan en los sistemas artificiales de visión. En estos sistemas el centro de gravedad, por ejemplo, se calcula después de un umbralizado y una reducción de los niveles de grises a dos, tal que

$$\xi = \frac{\sum x_i I_i}{y_i}$$

(3.32)

$$\eta = \frac{\sum y_i I_i}{x_i}$$

donde x_i , y_i son las coordenadas x , y del pixel e I_i es un número que vale (0,1), resultante de un umbralizado.

En el caso del cómputo del factor de homotecias, se procede normalizando el área de la aparición, sin tener en cuenta las intensidades, es decir, éstas son

así mismo reducidas a los valores (0,1) después de un umbralizado. Así, si A_0 es el área normalizada, el factor de homotecias viene dado por la expresión:

$$k = \left(\frac{\sum I_i}{A_0} \right)^{\frac{1}{2}} \quad (3.33)$$

donde $I_i \in (0,1)$.

De nuevo, éste no puede ser directamente el caso en las homotecias auditivas, puesto que las intensidades (normalizadas quizás) han de conservarse.

Lógicamente, si pensamos que el cómputo de los parámetros de invarianza pueden ir separados de la generación misma del invariante, el problema permite un enfoque alternativo mucho más flexible y, posiblemente más eficaz.

No hay razón, a priori, vista la anatomía y fisiología de la corteza, para desechar esta separación, y aún otras adicionales. Por consiguiente, se avanza la siguiente hipótesis:

"En corteza, para el cómputo de invarianzas, existen al menos dos caminos, uno que computa los parámetros y otro que los aplica a las apariciones originales". Como se verá en la siguiente sección, esta hipótesis permite el diseño de un sistema artificial de reconocimiento visual, basado en el cómputo del error cuadrático mínimo que, según su estructura y funciones, roza ya el óptimo en velocidad y fiabilidad que sería obtenible para formas previamente segmentadas.

El método de red alternativa se basa en que:

- a) Existe un mecanismo normalizador de intensidades, que necesariamente ha de ser de tipo algorítmico (de búsqueda y decisión).
- b) Existen dos caminos de red, uno encargado del cómputo de parámetros y otro encargado de aplicarlos.

En esta sección, puesto que el objetivo es una red modular alternativa a la de la sección en la que describimos una red de cómputo del parámetro homotético auditivo, nos referiremos a las homotecias dentro de un espacio monodimensional, como se muestra en las figuras 3.17, 3.18 y 3.19.

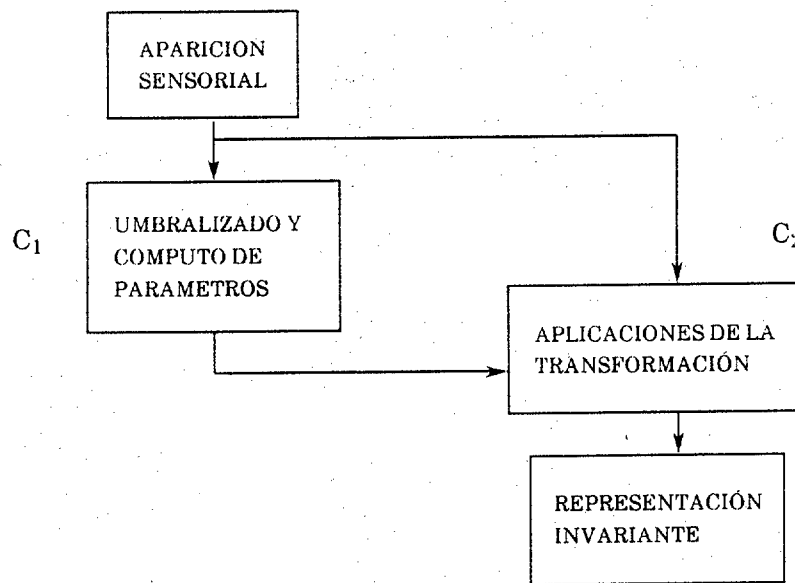


Fig. 3.17. Estructura modular de cómputo de invarianzas en un espacio monodimensional.

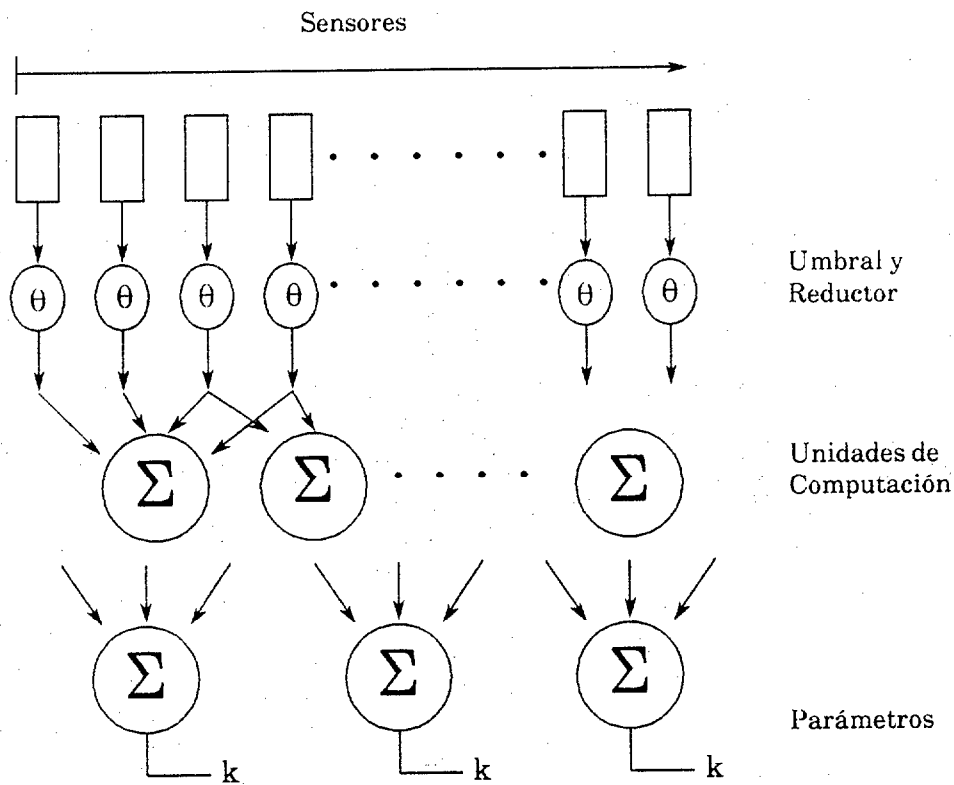


Fig. 3.18. Red modular alternativa para el cómputo de invarianzas homotéticas.

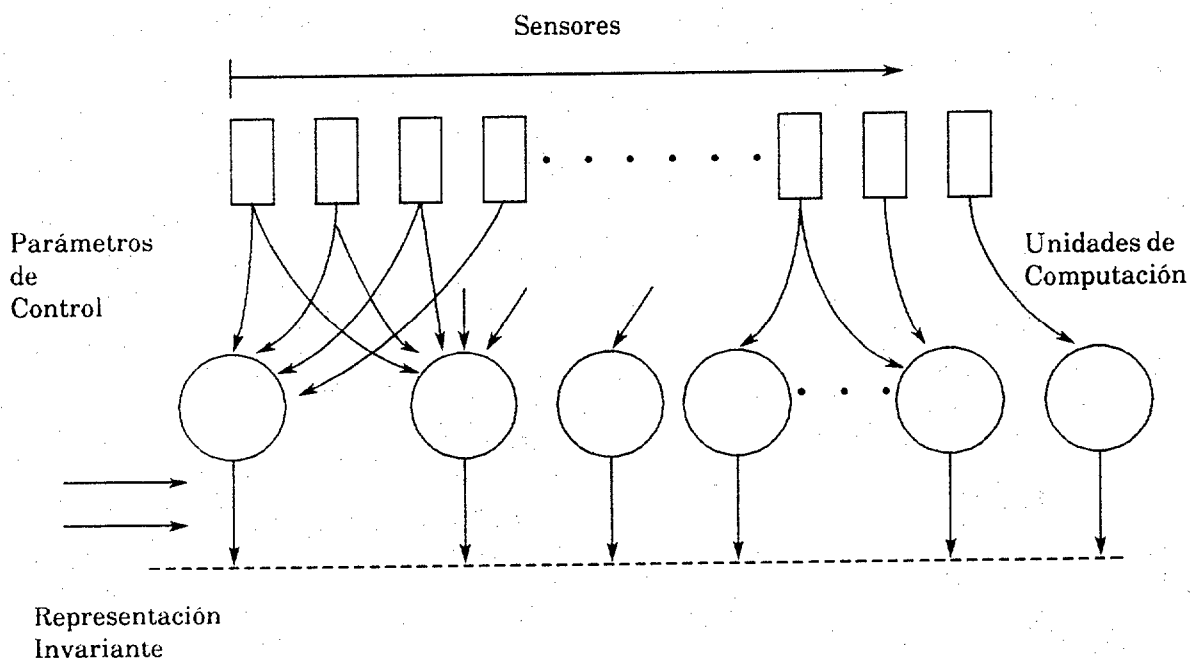


Fig. 3.19. Red modular alternativa para la generación de la representación invariante frente a homotecias.

CAPITULO 4

GENERACION DE REPRESENTACIONES INVARIANTES.
APLICACIONES A PROCESOS VISUALES

4.1 INTRODUCCION.

Los trabajos experimentales que hemos realizado están orientados hacia el cómputo de invarianzas y la generación de representaciones invariantes en el sistema visual de forma relacional con el sistema auditivo, con el propósito de desarrollar uno de los objetivos de esta tesis, como era la extensión de los modelos neuronales, para la computación de invariantes por la corteza a estructuras bidimensionales.

La principal hipótesis es que una función especial del córtex es el cómputo de invariantes en diferentes niveles de abstracción.

Un invariante es una descripción de una determinada situación en términos de un pequeño número de parámetros. La utilidad de las descripciones con parámetros que describe un gran número de situaciones diferentes, se extiende a todos los aspectos de percepción y cognición, (Ballard, 1988).

Extendemos la estructura modular de cómputo de invariantes en un espacio monodimensional a uno bidimensional, pudiendo así presentar un diseño de un sistema artificial de reconocimiento visual completo, figura 4.1.

Bajo la idea de que la corteza ha adoptado representaciones y estrategias computacionales que hacen el cómputo de invariantes eficaz, sugerimos la posible existencia, en la misma, de dos vías para el cómputo de invarianzas. Una vía computa los parámetros de invarianza, y la otra los aplica a las apariciones sensoriales originales. La estructura sigue y respeta esta arquitectura y funcionalidad cortical.

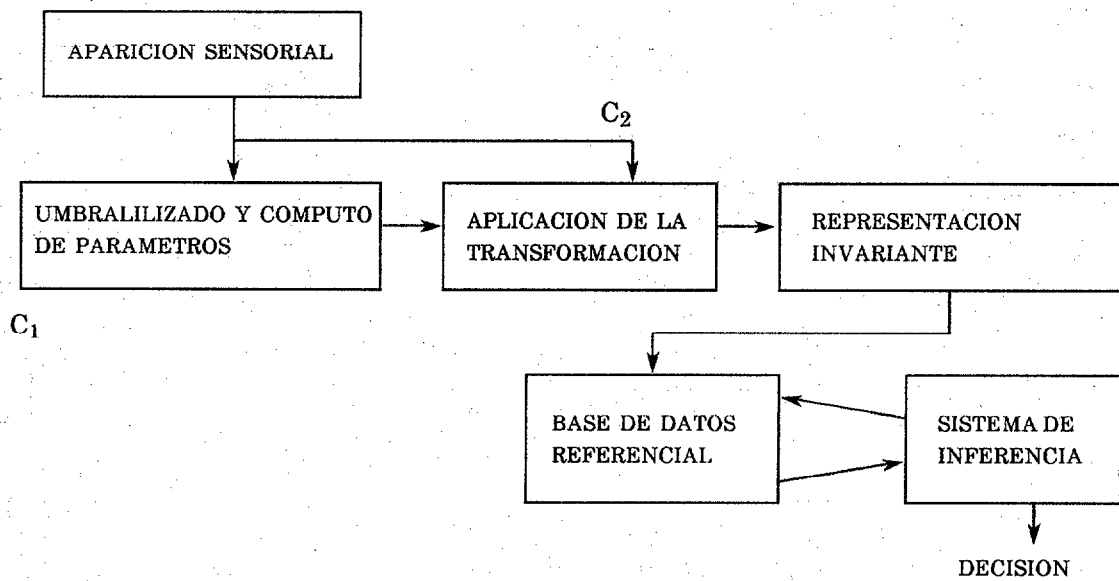


Fig 4.1. Estructura modular de un sistema artificial de reconocimiento completo.

Este esquema se corresponde con el de un sistema visual no interactivo con el medio, siendo su estructura computacional la mostrada en la figura 4.2. En él, la inyección de conocimiento requiere la acción del sistema exterior en el aprendizaje. Éste conocimiento se utiliza como asesor acerca de la corrección de la decisión para modificar los distintos bloques funcionales, mientras que en el caso del conocimiento exterior impreso, éste se implanta directamente en dichos bloques. La situación típica y general es híbrida.

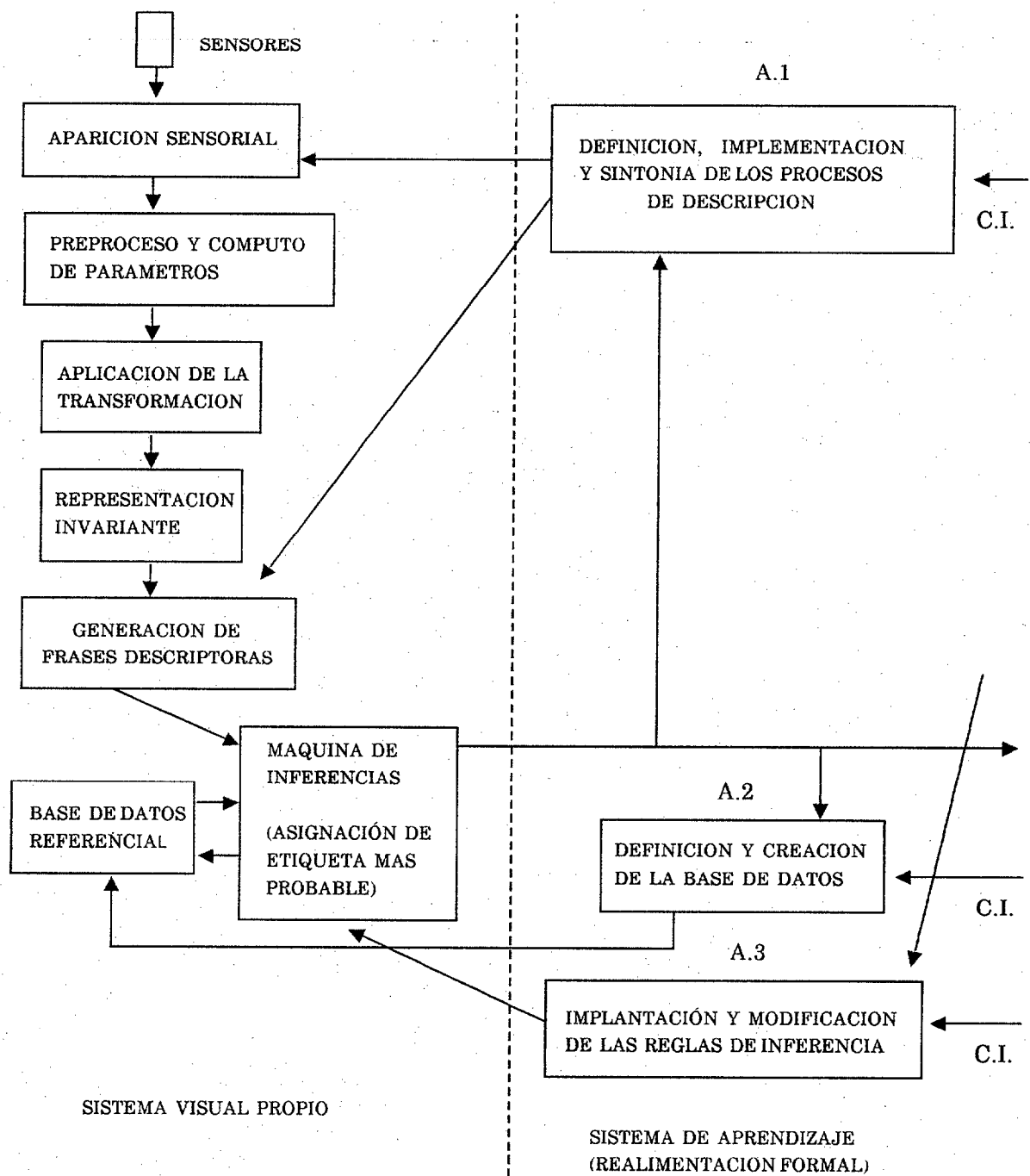


Fig. 4.2. Estructura del sistema visual no interactivo con el medio.

Realizamos la implementación de los módulos operacionales del proceso de generación de invariantes, los cuales los podemos desglosar en los siguientes puntos:

- a) Adquisición de la imagen
- b) Preproceso
- c) Obtención de los parámetros invariantes sobre la imagen preprocesada
- d) Aplicación de las transformaciones sobre la aparición sensorial original

Se ha estudiado y desarrollado dos técnicas de implementación teniendo en cuenta una descripción de la arquitectura del cerebro que describa cómo pueden ser resueltos estos problemas abstractos y que sea neurobiológicamente plausible, la formal y la de tratamiento. La implementación formal, es aquella que ejecuta la vía que aplica los parámetros de invarianza a las apariciones originales, utilizando estructuras matemáticas puras, y la implementación de tratamiento lo hace utilizando métodos directos de tratamiento de imágenes, como son el muestreo y la interpolación, como explicaremos en secciones posteriores.

4.2. ESTRUCTURA FORMAL DE LOS PARAMETROS DE INVARIANZA.

En este apartado describiremos la estructura formal de los parámetros de invarianza que intervienen en la percepción de invariantes auditivos y visuales. En ambos casos, según hemos podido observar, dichos invariantes se corresponden con un tipo de transformaciones matemáticas, las transformaciones afines y sus invariantes algebraicos, el estudio de los cuales fueron iniciados por Boole, Cayley y Sylvester hace más de cien años.

4.2.1. Representaciones Directas. Dominios y Funcionales.

Al aplicarle a una función una transformación, en este caso para obtener una invarianza, hay que considerar el cambio de dominios y los funcionales que

intervienen en cada transformación. Una forma generalizada de obtener una transformación con invarianza espacial consiste en aplicar el procedimiento siguiente:

Procedimiento 1

- a) Tomar un valor de x' .
- b) Determinar el dominio $Dx' = Dx'(x)$.
- c) Calcular el valor del funcional $F_j(f(x))_{x'}$ es decir, el valor de F_j en el dominio Dx' , sobre $f(x) \rightarrow f_{jx'}$.
- d) Adjudicar al "punto" jx' el valor $h_j(x') = f_{jx'}$.

Para dos dimensiones toma la forma:

Procedimiento 2

- a) Tomar una pareja (x', y') .
- b) Determinar el dominio $Dx' y' = Dx' y'(x y)$.
- c) Calcular el valor del funcional $F_j[f(x y)]$ en el dominio $Dx' y'$, que es $f_{jx' y'}$.
- d) Adjudicar al punto $jx' y'$ el valor $h(x', y') = f_{jx' y'}$.

Consideraremos, en primer lugar, la naturaleza del funcional F_j , teniendo en cuenta, claro está, los grados de libertad de $f(x)$ y $h_j(x')$. Es decir, los puntos c) y d) de los procedimientos anteriores. Las tres posibilidades que se presentan son las siguientes:

- a) Grados de libertad de $f(x) >$ grados de libertad de $h_j(x')$.
- b) Grados de libertad de $f(x) <$ grados de libertad de $h_j(x')$.
- c) Grados de libertad de $f(x) =$ grados de libertad de $h_j(x')$.

Teniendo para cada uno de estos puntos, y eligiendo los funcionales más sencillos, los siguientes casos:

CASOS A:

- Caso a) En este caso hay una proyección de varios valores de $f(x)$ en un único valor de $h_j(x')$, $h_j(x')$ puede ser, el valor medio de $f(x)$ en el dominio $Dx'(x)$, o el valor máximo, o cualquier otro de $f(x)$ dentro de $Dx'(x)$.
- Caso b) Existe una proyección de un único valor de $f(x)$ en varios de $h_j(x')$. La solución funcional elegida es adjudicar ese valor de $f(x)$ a todos los $h_j(x')$ que lo "generan".
- Caso c) Un único valor de $f(x)$ se proyecta en uno único de $h_j(x')$ y a $h_j(x')$ se le adjudica ese valor.

Ahora estamos en condiciones de dar una definición de representación directa, ya que de interés particular son las representaciones directas con transformaciones afines, (Candela, 1987), debido a la relación que tienen con nuestros parámetros de invarianza, las cuales serán usadas en casos prácticos, según se indicará en próximas secciones. Entendemos pues por representación directa, una representación obtenida por el procedimiento 1 ó 2 y los CASOS A anteriores.

4.2.2. Determinación de Dominios. Transformaciones Afines.

Nos referimos ahora a los puntos a) y b) de los procedimientos 1 y 2 de la Sección 4.2.1, considerando el caso síntesis de los CASOS A, es decir cuando: grados de libertad de $f(x) \neq$ grados de libertad de $h(x')$.

Lógicamente, en la situación real, tanto x como x' son discretos e identificables por enteros, con lo que los grados de libertad se corresponden con el número de "pixels" independientes de $f(x)$ y $h(x')$.

Los puntos a), b) de los procedimientos 1 y 2 son:

a) Tomar un x' o (x', y') .

b) Determinar el Dominio $Dx'(x)$, [$Dx' y' = Dx' y'(x y)$].

La determinación del dominio $Dx'(x)$ se puede realizar, en principio, siguiendo cualquier regla. Si ponemos la condición de biunicidad, la regla será una función. Si la regla es lineal, la determinación del dominio corresponde a una transformación afín de coordenadas. Ello nos lleva a la siguiente definición:

Una transformación afín de coordenadas es una regla de determinación del dominio $Dx'(x)$, dada por una expresión lineal.

Para una dimensión, la regla es:

$$x' = \text{Entero}(ax + b)$$

o bien

$$x' = \text{Entero}(a' x' + b')$$

Para dos dimensiones, la regla es

$$x' = \text{Entero} [Ax + B]$$

o bien

$$x' = \text{Entero} [A' x' + B']$$

donde A y A' son matrices de 2×2 y B y B' son matrices de 2×1 .

4.2.2.1. Transformaciones Afines como Parámetros de Invarianza.

Según lo anterior, una transformación afín es una transformación lineal cuya expresión general tiene la forma.

$$TA \equiv \begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} c & d \\ e & f \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x + a \\ y + b \end{bmatrix} \quad (4.1)$$

donde a , b , c , d , e y f son constantes y el determinante

$$\begin{vmatrix} c & d \\ e & f \end{vmatrix} \neq 0$$

Si pretendemos la conservación del número de grados de libertad, el procedimiento es sencillo, mientras que si no coinciden, es preciso introducir reglas de transformación de los funcionales. Como veremos, las traslaciones y giros son del primer tipo, mientras que las homotecias son del segundo.

Traslaciones

En el caso particular $c = f = 1$, $e = d = 0$, la expresión general de la transformada afín toma la forma:

- a) Transformación de Dominios: $x' = x + a$ (4.2)
 $y' = y + b$
- b) Transformación Funcional: $f(x'y') = f(xy)$

que expresa traslaciones, siendo a y b los parámetros de invarianza, los cuales, en nuestro caso, se corresponden con las coordenadas del centro de gravedad de nuestra forma visual.

Rotaciones

La expresión de una transformación que gire a la imagen un ángulo \emptyset se consigue dando a las constantes los siguientes valores:

$$a = b = 0$$

$$c = d = \text{Cos } \emptyset$$

$$d = \text{Sen } \emptyset$$

$$e = -\text{Sen } \emptyset$$

obteniendo así la transformación de dominio y funcional siguientes:

- a) Transformación de Dominio:

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \text{Cos} & \emptyset & \text{Sen} & \emptyset \\ -\text{Sen} & \emptyset & \text{Cos} & \emptyset \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} \quad (4.3)$$

b) Transformación Funcional

$$f(x'y') = f(x,y)$$

donde

$$J = \begin{bmatrix} \text{Cos} & \emptyset & \text{Sen} & \emptyset \\ -\text{Sen} & \emptyset & \text{Cos} & \emptyset \end{bmatrix} = +1$$

Para conseguir invarianza algebraica respecto a rotaciones debemos calcular el parámetro \emptyset , lo cual explicaremos en la sección dedicada a este paso del proceso de generación de invariantes.

Homotecias

Haciendo que las constantes **a**, **b**, **d**, **e**, sean cero, la expresión general de la transformada afín se reduce a la expresión que se ve en la transformación de dominio.

a) Transformación de Dominio:

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} c & o \\ o & f \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} \quad (4.4)$$

que representa la transformación de dominio para una homotecia. En el caso particular en que las constantes **c** y **f** sean iguales, la relación de homotecia es la misma tanto para el eje **x**, como para el eje **y**.

b) Transformación Funcional:

Los criterios de transformación del funcional, se pueden conseguir una vez calculado el factor de homotecias, imponiendo invarianza respecto a ampliaciones o contracciones, imponiendo la condición de que la imagen transformada tenga un área predefinida constante, A_0 .

Esto hace que se puedan presentar dos casos diferentes que trataremos en la sección de Generación de Representaciones Invariantes:

- 1) Que el área predefinida, A_0 , sea mayor que el área real de la pieza.
- 2) Que el área predefinida, A_0 , sea menor que el área real de la pieza.

4.3. PROCESO DE GENERACION DE INVARIANTES.

En este apartado explicaremos el proceso total realizado sobre formas bidimensionales, desde su adquisición, mediante un sistema práctico para visión artificial, hasta la generación de invariantes.

4.3.1. Sistema Experimental.

Todas las aplicaciones desarrolladas, se han llevado acabo en los sistemas existentes en el Departamento de Informática y Sistemas de la Universidad de Las Palmas de Gran Canaria, cuyo esquema se presenta en la figura 4.3.

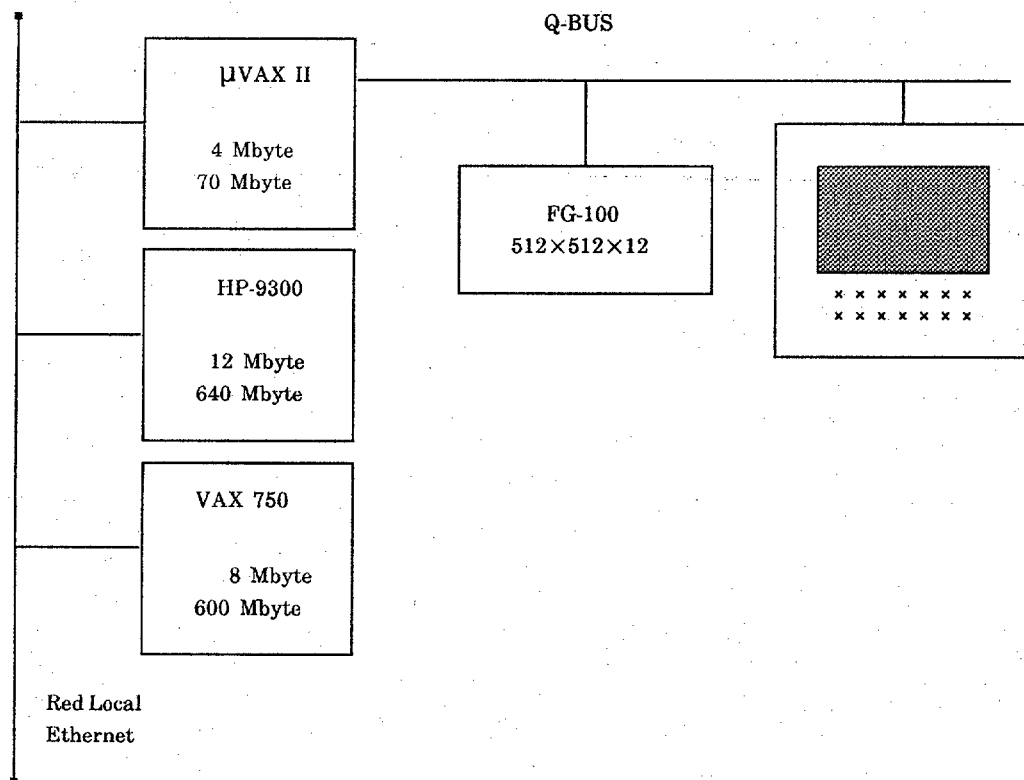


Fig. 4.3. Esquema del sistema experimental de adquisición y tratamiento.

Como puede apreciarse en dicha figura, existe una amplia proliferación de equipos en los cuales se ha ido desarrollando el software utilizado para llevar a cabo estas aplicaciones. Cronológicamente el proceso ha sido el siguiente:

- 1) En el sistemas μ VAX II y con las placas de adquisición FG-100 de Imaging Tec., de $512 \times 512 \times 12$ así como con cámaras de estado sólido, se realizó la adquisición de un banco de imágenes, que fueron preprocesadas para obtener imágenes invariantes frente a intensidades.
- 2) Tras la adquisición de las imágenes, éstas fueron trasvasadas al sistema VAX 750, donde se continuó con el proceso de las mismas.

El banco de datos lo hemos generado apartir de imágenes de piezas aisladas diversas, que han sido adquiridas como explicamos en el punto 1) previo.

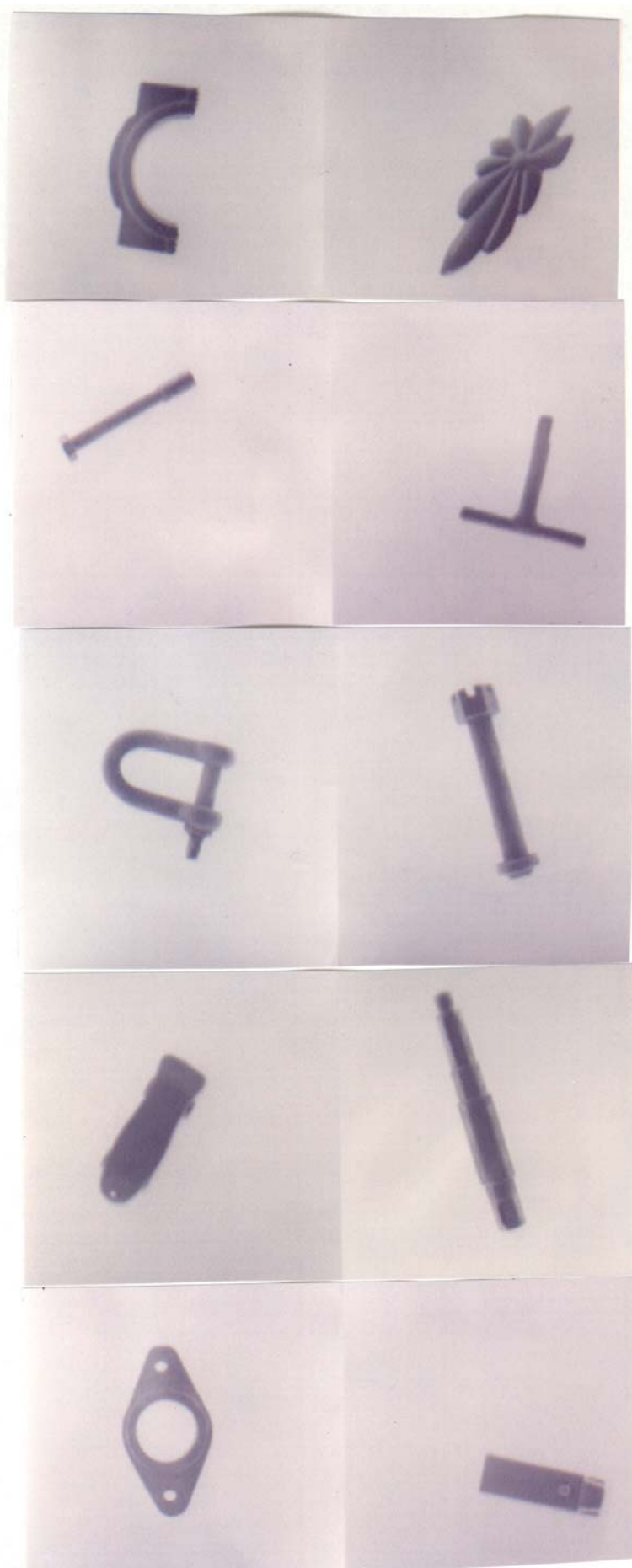


Fig. 4.4. Imágenes pertenecientes al banco de imágenes adquiridas.

De cada pieza se realizaron diez vistas, entre toma y toma se variaba el zoom de la cámara para conseguir variaciones en amplitud, se movía la pieza para conseguir traslaciones y se giraba la misma, dando como resultado que las vistas sean todas distintas. Sólo se mantiene constante la luz ambiental.

Tras comprobar que la frecuencia de muestreo de la cámara varía en horizontal y vertical con una relación aproximada de dos a tres, se corrige esta deformación de la imagen y tomamos 256×256 puntos, con la misma proporción anterior, de los originales 512×512 .

Al finalizar adquisición obtuvimos un banco de imágenes de diez piezas con diez vistas de cada una, representadas por matrices de 256×256 enteros. Estas imágenes, mediante los correspondientes programas de almacenamiento, se guardan en ficheros sobre discos. Tenemos así el banco de imágenes adquiridas, mostrado en la figura 4.4, y el cual será sometido al proceso propuesto para nuestra experimentación.

4.3.2. Preproceso.

Las aplicaciones siguen la hipótesis dada en la sección 3.3.1 acerca de la forma en que la corteza realiza el cómputo de invarianzas. Por ello los primeros tratamientos realizados están dirigidos a la computación de los parámetros de invarianza.

El método a desarrollar, para este cómputo, es diferente dependiendo del sistema sensorial a considerar, y por tanto de las formas sensoriales a tratar. De hecho, en el caso de formas auditivas, el método a seguir propuesto en la sección 3.2.1., es diferente al usado con formas visuales, puesto que las intensidades han de conservarse.

En el caso de los sistemas artificiales de visión, el cómputo de estos parámetros es independiente de las intensidades, por lo que las imágenes son sometidas a un preproceso que tiende a hacer a las mismas invariantes frente a las condiciones de iluminación. Dicho preproceso consiste en un umbralizado de la imagen y una reducción de los niveles de grises de la misma. Éste es un proceso típico de los sistemas artificiales de visión que consiste, realmente, en una segmentación de la imagen adquirida, donde comunmente se encuentran dos clases de entidades:

- a) Objetos o piezas que conforman la escena.
- b) Fondo. Éste es uniforme y/o homogéneo en una propiedad, como son los niveles de grises.

Esto se debe a que todos los parámetros que produce invariantes, como el de traslación, giro y homotecias, se pueden obtener, como hemos visto y como explicaremos más adelante, a través del número del pixels de la imagen que pertenezcan a la pieza y de su distribución en la misma.

Métodos de umbralizado existen múltiples, su bondad depende, fundamentalmente, de tres aspectos diferentes: a) de la buena segmentación que realice de la escena, en sus dos componentes significantes, objetos y fondo, b) del bajo coste computacional, c) del carácter automático que posea.

Del hecho de que cada clase de entidad, que constituye la escena, tiene un nivel de gris, predominante y diferente, para calcular un valor de umbral apropiado, es necesario determinar cuales son los niveles de grises que aparecen con más frecuencia en el objeto y el fondo de la imagen, por lo que es necesario conocer la distribución de niveles de grises de la misma. Por ello, tales métodos de

umbralizado se basan en el histograma de la imagen, el cual representa la frecuencia de todas las tonalidades de grises, versus tonos de grises, como se muestra en la figura 4.5. Ella representa el histograma de una vista de una de las piezas de nuestro banco de trabajo.

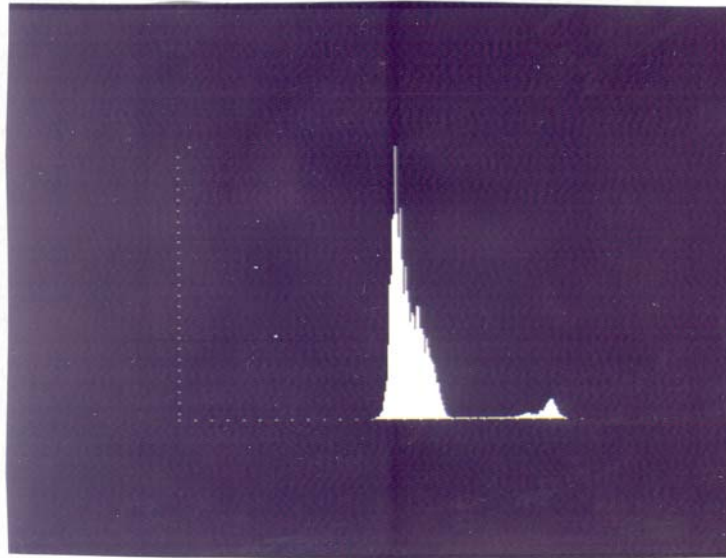


Fig. 4.5 Histograma de una imagen.

Teniendo en cuenta la forma de los histogramas de nuestras imágenes se eligió el método a utilizar. Primeramente, consideramos características globales en el histograma, como es el tipo de curvas que presenta el mismo, siendo estas dos crestas en forma gaussiana, una con un máximo alto, correspondiente al fondo de la imagen, y otra con un máximo de bajo nivel, correspondiente a la pieza, y un "pequeño" valle entre ellas, es decir histogramas bimodales.

Según esta característica, el problema se reduce a seleccionar un umbral entre los dos picos del histograma. Para esto, varios métodos que podrían cumplir "casi", por completo los requisitos de bondad han sido propuestos. Utilizamos la palabra "casi" ya que su gran desventaja es el costo computacional.

Uno sería el de la cuartica (Falcón, 1983). Éste consiste en aproximar la envolvente del histograma a una cuártica y calcular el mínimo de la misma (el valle). El umbralizado se habrá conseguido al cortar por ese valor de gris, separando el fondo de la imagen de la pieza, haciendo a continuación una reducción de los dos niveles que permanecen en la imagen a los valores (0, 1), para simplicidad en los cálculos posteriores. Otro sería representar el histograma por dos gaussianas y proceder posteriormente (González, Wintz, 1977).

Una vez estudiadas las características globales del histograma, tratamos las locales que, como su propio nombre indica, dan información acerca de zonas del histograma, de la aparición, o no, de pequeñas zonas ruidosas en el mismo, de la existencia de niveles de grises solapadas o al menos con un frontera no clara entre el fondo y la pieza de la imagen. Observando pues, estas características locales, las cuales junto con las globales fiabilizan mucho más la información que emana de los histogramas, y comprobando experimentalmente el método de la cuartica, cuyos resultados no fueron satisfactorios, decidimos utilizar otro método de umbralizado.

Adaptamos al sistema, un método de computación automático de un umbral apropiado para una imagen. Este método ha sido extensamente testado y proporciona buenos resultado en robótica visual en tiempo real, (Medina Rodríguez, Fernández García, 1988).

El método se basa en, una vez calculado el histograma, obtener sus dos proyecciones izquierda y derecha, en el eje de frecuencias. La intersección de la curva original del histograma con las de nuevas curvas, procedentes de las proyecciones, proporcionan los valores de umbrales previos, el superior y el inferior, el umbral buscado será la media de ambos, como podemos observar en la figura 4.6.

En este método hay que definir unos valores límites que dependen de forma rigurosa de las características locales del histograma.

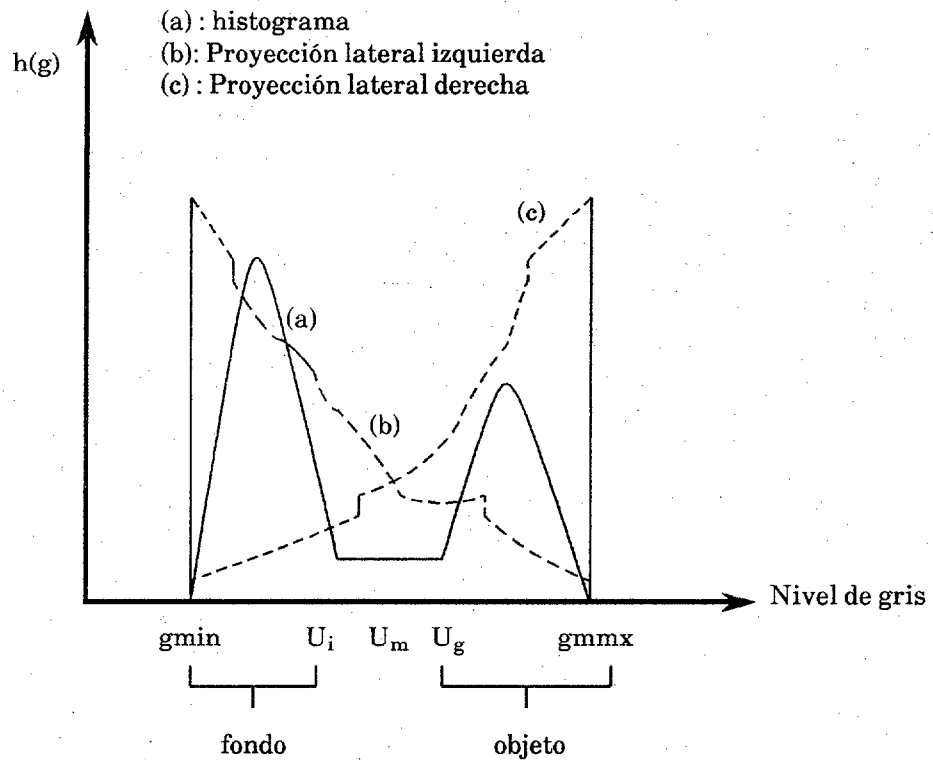


Fig. 4.6. Ilustración del método del cálculo de umbral con proyección del histograma.

Éste es un método de alta bondad, ya que cumple todos los requisitos citados anteriormente, y además considera y soluciona posibles ruidos existentes en las imágenes. Esta bondad está avalada por los resultados obtenidos, como se ilustra en la figura 4.7.

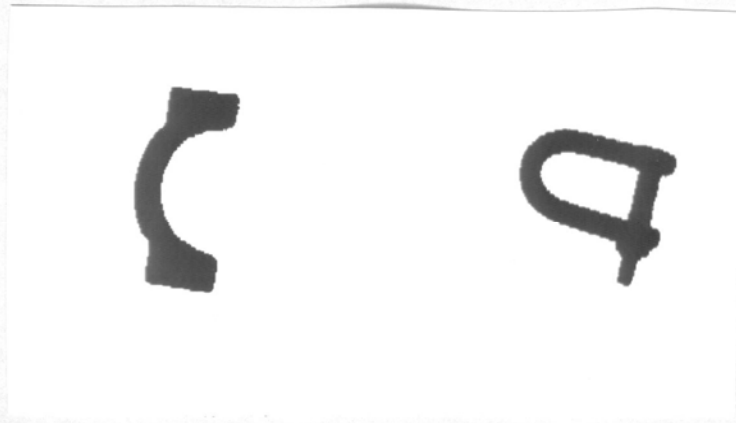
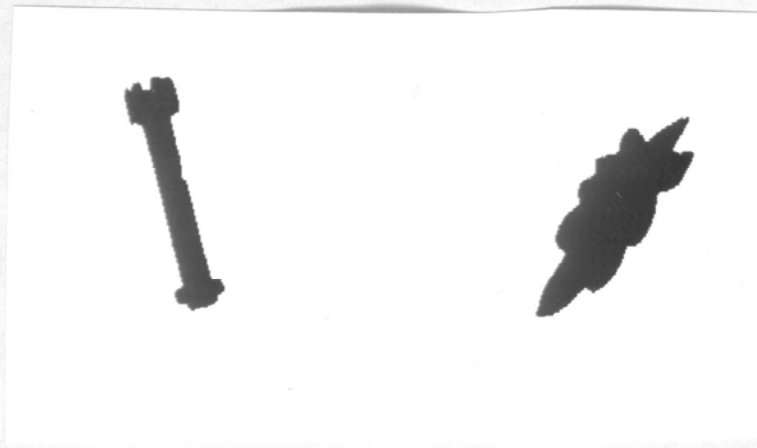


Fig. 4.7. Imágenes umbralizadas por el método de proyección de áreas.

Al finalizar el preproceso de umbralizado, efectuado según el esquema de la figura 4.8, obtenemos un banco de imágenes umbralizadas en intensidad a dos niveles, las cuales se almacenan sobre disco, para ser utilizadas en el camino que en el sistema simula al que en corteza computa los parámetros de invarianza.

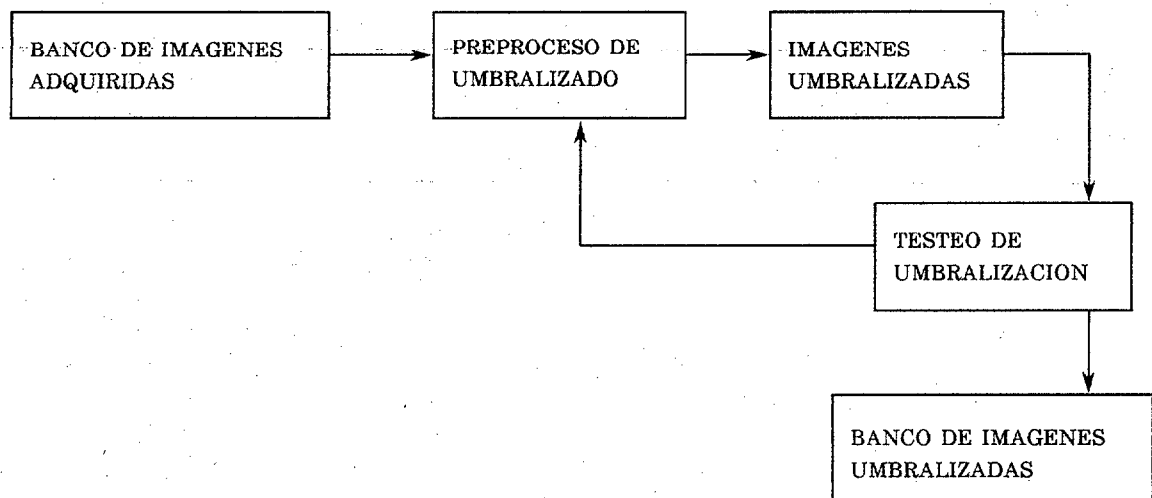


Fig. 4.8. Esquema del preproceso de umbralizado.

Un segundo preproceso al que serán sometidas las imágenes de trabajo, consiste en una segmentación de la imagen, conservando todos los niveles de grises de la pieza, puesto que es a esta imagen, a la que aplicaremos la transformación de invarianza para obtener una representación invariante. Ésto es lo que le da complitud a nuestro sistema artificial, tanto visual como auditivo, puesto que son las apariciones originales las que el córtex percibe y reconoce.

Las técnicas de segmentación, consisten en particionar una imagen en sus regiones más significativas. El umbralizado, al que nos referimos anteriormente, es una de estas técnicas, con la única particularidad de que dejaba nuestra escena con una distribución de sólo dos niveles de grises.

En este siguiente paso, lo que se pretende es separar los objetos de la escena, del fondo de la misma, pero manteniendo su distribución original de niveles de grises. Para ello existen varias técnicas. Unas conllevan procesos dependiente de punto y otros, procesos dependiente de regiones (González, Wintz, 1977).

Dependiendo del problema que es considerado y de las imágenes que se tratan, se utiliza una u otra.

Técnicas Dependiente de Punto

En estas técnicas se encuentran las propias de umbralizado, que ya hemos citado, y las de semiumbralizado, que consistirían en un cálculo automático de un valor de umbral, el cual permitiría separar, en la imagen, el fondo, al que se le dará un valor uniforme y constante de nivel de gris y los objetos de la misma, a los cuales se les mantendría su distribución de niveles de grises mediante un proceso de toma de decisión.

Este método, para escenas que sólo tienen un objeto o pieza, proporciona resultados satisfactorios como hemos podido comprobar en el tratamiento de las 100 imágenes que componen el banco de datos, mostrándose algunos resultados en la figura 4.9.

Esta técnica podría ocasionar algún problema en imágenes en la que los objetos de la misma tuvieran pixels con valores de niveles de grises muy bajos o brillos, tal que al aplicar el proceso de toma de decisiones transformara dicho valor de gris del pixel en otro diferente, no manteniendo su valor original. Ésto se podría corregir utilizando técnicas dependiente de regiones.

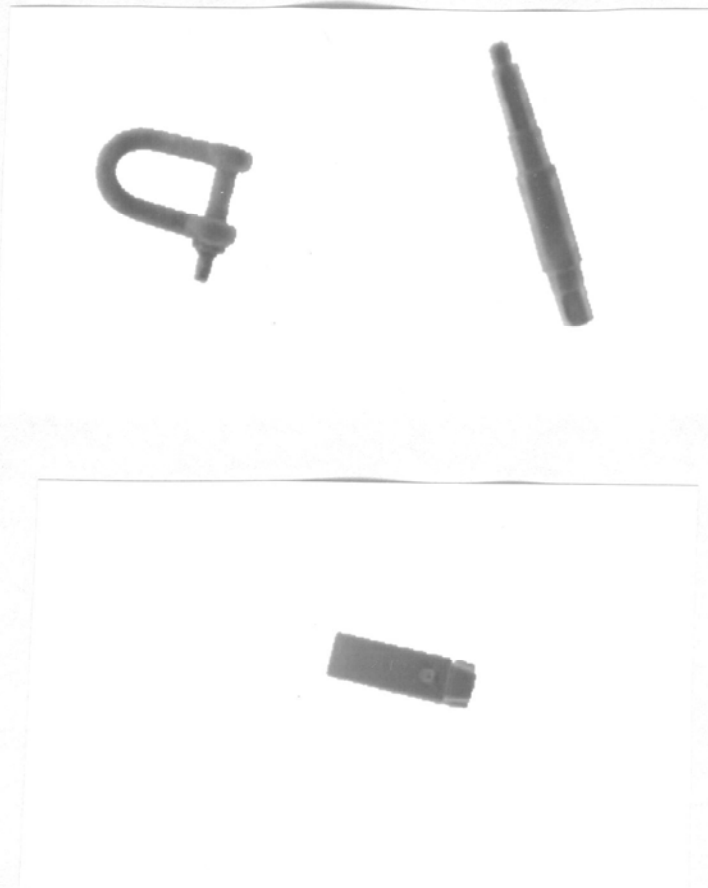


Fig. 4.9. Imágenes segmentadas por técnicas de semiumbralizado.

Técnicas Dependiente de Regiones

Estas técnicas permiten usar propiedades regionales en la segmentación. En términos del proceso de decisión implica asignar cada punto a una región. La determinación de contornos en una imagen es inherentemente un proceso dependiente de región. En imágenes visuales el método de mayor frecuencia de uso para establecer características de región, son diferencias en el contenido en niveles de grises, pero ésta no es la única característica que puede ser usada para este propósito. Otras propiedades a tener en cuenta serían diferencias en texturas, diferencias de color etc.

Dentro de esta técnica existen tres métodos a usar: a) Matching de máscaras, el cual se basa en detectar transiciones entre regiones. b) Crecimiento de regiones, por agrupar áreas adyacentes de características similares y c) Cluster regional.

Una hipótesis bastante extendida en sistemas artificiales de visión es la de que los contornos o bordes de las formas son elementos que contienen una parte apreciable de la información significativa de las mismas. Pero si además, el proceso que se esté realizando sobre las imágenes ejecuta un umbralizado de las mismas en las etapas de preproceso, se puede afirmar que los contornos, en este caso, poseen información con el mismo contenido semántico que la imagen umbralizada. Es por ello que en el método a) de segmentación usaremos, aparte de la imagen adquirida, la umbralizada. Este método consistirá en detectar bordes de la forma en la imagen a partir de la imagen umbralizada, utilizando técnicas de máscaras, las cuales realizan una convolución entre nuestra imagen, y la máscara elegida. Existen varias, como las máscaras lineales, en las cuales se encuentran englobadas los operadores de diferenciación lineal y los operadores direccionales, y las máscaras no lineales, en las que podemos encontrar la máscara de Sobel, de Kirsch, de Prewit, etc, pareciendonos más adecuado en nuestro caso, la máscara de Sobel.

Con el resultado de esta convolución realizamos un matching con la imagen adquirida, obteniendo así la imagen original. Éste, entre otras, podría solventar el problema citado en la técnica de semiumbralizado, pero cuando el número de pixels que cambian de nivel de gris dentro de la pieza, no es muy alto, la relación de ganancia, entre mantener la distribución original de niveles de grises de la pieza de la imagen y el costo computacional del método, no es rentable. Otra variante de este método, consistiría en definir una máscara tipo centro-excitador-periferia inhibidora, con lo que se realizaría una convolución sobre la imagen umbralizada para obtener una silueta totalmente sólida de la forma, siendo ésta

la que umbralizaríamos para llevar a cabo el matching final con la imagen adquirida.

Este procedimiento ganaría en sencillez en cuanto a la implementación, con respecto al descrito anteriormente, pero la relación en bondad y costo computacional tampoco sería rentable. Por lo que se puede seguir aceptando como buenos los resultados obtenidos por las técnicas puntuales.

El uso de estas técnicas de segmentación, tal y como las hemos desarrollado, viene especificada en la figura 4. 10.

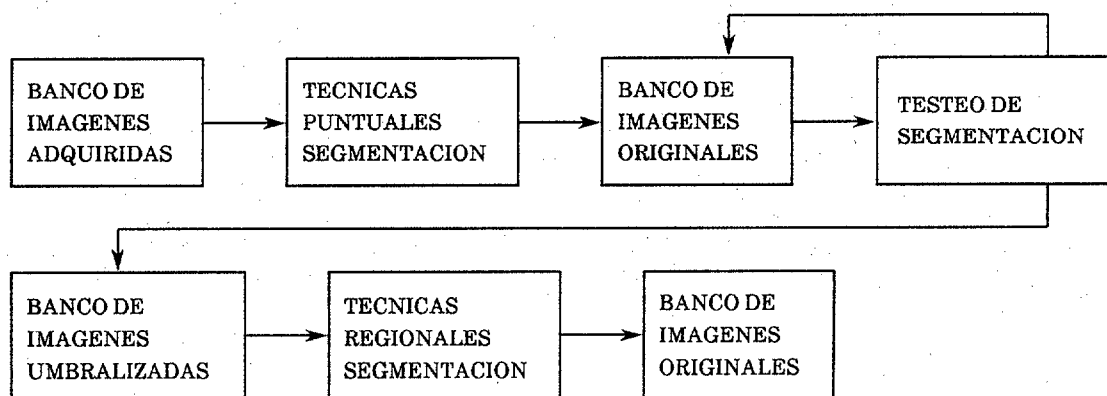


Fig. 4.10. Esquema del preproceso de segmentación.

4.3.3. Cómputo de los Parámetros de Invarianza.

En este apartado nos dedicaremos al cómputo de los distintos parámetros de invarianza a aplicar a las apariciones sensoriales originales.

Los parámetros invariantes son, como hemos explicado en secciones anteriores, tanto para el sistema sensorial visual como el auditivo, la posición del centro de gravedad, la razón de homotecias, y en el caso visual, especialmente, el ángulo de giro de la pieza.

Todos ellos, en el sistema visual se calculan apartir de la imagen umbralizada, utilizando distintos métodos según el caso en cuestión.

a) **Parámetro de Invarianza Traslacional.**

Cuando se trabaja con imágenes, especialmente con escenas que representan piezas aisladas, una transformación de gran interés es la traslación de la pieza al origen de coordenadas, en este caso los parámetros de invarianza traslacional coinciden con las coordenadas del centro de gravedad de la misma.

Tales coordenadas, son de fácil obtención utilizando la teoría general de momentos, ya que una de las propiedades de los momentos de bajo orden, es que nos dan las coordenadas del centro de gravedad. Así pues las expresiones matemáticas que calculan dichas coordenadas son:

$$M_G = M_{10}/M_{00} \quad Y_G = M_{01}/M_{00} \quad (4.5)$$

obteniendo de esta forma el parámetro de invarianza de las traslaciones

b) **Parámetro de Invarianza Rotacional.**

Para conseguir invarianza algebraica respecto a rotaciones debemos calcular el parámetro θ , es decir, el ángulo de giro. El cálculo de este ángulo es dependiente de la forma de la pieza de la imagen en estudio, ya que según sea ésta, el cálculo del ángulo tiene un cierto error con unos métodos u otros. Una forma de cálculo es la que aporta la teoría de momentos. Cuando una imagen se caracteriza sólo con momentos de hasta segundo orden, ésta es equivalente a una elipse homogénea, con un tamaño, orientación y excentricidad definidos. Los ejes (x' y y') solidarios a esta elipse, figura 4.11, y por tanto a la imagen, se denominan ejes

principales. Es posible calcular el ángulo \emptyset que forman los ejes (x', y') y (x, y) en función de los momentos determinados respecto a (x, y) . Si a continuación se rota la imagen un ángulo \emptyset en el sentido adecuado, habremos llevado la imagen a una posición standar en la que coinciden los ejes (x', y') y (x, y) ; y de este modo habremos normalizado frente a rotaciones, habremos obtenido representaciones invariantes frente a rotaciones.

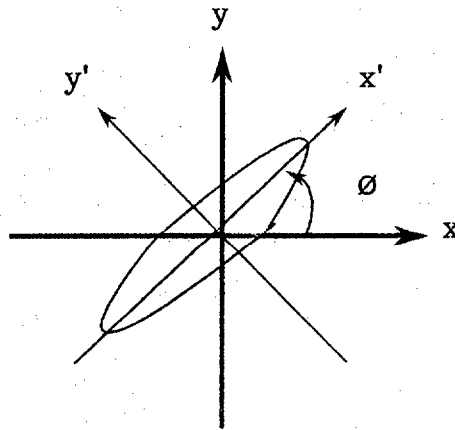


Fig. 4.11. Elipse homogénea.

El ángulo \emptyset se determina mediante los momentos de bajo orden normalizados respecto al centro de gravedad, utilizando la expresión:

$$\emptyset = \frac{1}{2} \arctg C \quad (4.6)$$

siendo

$$C = \frac{2M_{11}}{M_{20} - M_{02}} \quad (4.7)$$

Existe una ambigüedad en el cálculo del ángulo \emptyset , a partir de la expresión anterior, la cual puede evitarse de diversas formas, entre otras, la siguiente,

consiste en elegir \emptyset de tal forma que éste sea el ángulo entre el eje x y el semieje mayor de la elipse $a(a \geq b)$ y eligiendo el valor principal del arcotangente, es decir:

$$-\pi/2 \leq \arctg \emptyset \leq \pi/2 \quad (4.8)$$

con estas consideraciones, obtenemos para \emptyset los valores de la tabla:

$M_{20}-M_{02}$	M_{11}	\emptyset	
0	0	0°	
0	+	45°	
0	-	-45°	
+	0	0°	
-	0	-90°	
+	+	$(\frac{1}{2} \arctg C)$	$(0^\circ < \emptyset < 45^\circ)$
+	-	$(\frac{1}{2} \arctg C)$	$(-45^\circ < \emptyset < 0^\circ)$
-	+	$(\frac{1}{2} \arctg C) + 90^\circ$	$(45^\circ < \emptyset < 90^\circ)$
-	-	$(\frac{1}{2} \arctg C) - 90^\circ$	$(-90^\circ < \emptyset < -45^\circ)$

Realizadas varias pruebas con distintas piezas, se observa que el ángulo calculado mediante momentos tiene un cierto error, que se acentúa en aquellas piezas que tienen formas alargadas.

Un segundo método a considerar será el que utiliza desarrollos de Fourier, el cual es usado con cierta frecuencia en problemas de robótica visual.

La técnica de Fourier consiste en realizar un desarrollo radial de la pieza en cuestión. Ésto nos proporciona una onda con una amplitud y una fase determinadas, dicha fase constituirá nuestro parámetro angular buscado.

Este método no da resultados correctos con cualquier tipo de pieza, necesitando un alto muestreo para obtener una buena precisión. Ésto hace que sus dos

principales enemigos, por su dependencia mutua, sean: el alto coste computacional y el grado de precisión obtenido.

Por último, el método desarrollado por nosotros consiste en calcular el ángulo formado por el vector que une el punto más alejado del contorno de la pieza (radio máximo) y el centro de gravedad de la misma, con respecto a un eje horizontal. Este método es válido en aquellos casos en que la forma no tenga simetrías respecto al centro de gravedad ni respecto a los ejes cartesianos que pasan por él.

Para el cálculo de este radio máximo hemos utilizado el código cadena del contorno de la pieza. Puede ocurrir que en ella existan más de un radio máximo, por la propia geometría de la misma, con lo que si se toma un sólo radio máximo, para el computo del ángulo de giro, éste puede no ser preciso. En estos casos, un ejemplo lo tenemos en una de nuestras piezas, el tornillo pequeño; es necesario calcular mayor número de radios máximos, dos por ejemplo, y utilizar como definitivo la media de ellos. Llegando a estas situaciones hay que estudiar si se conservan las ventajas del método, mayor precisión y mayor velocidad de computo, con respecto a otros, o si es necesario elegir otro más adecuado para el problema concreto que se está tratando.

c) Parámetro de Invarianza Homotético.

En nuestro caso, la relación de homotecia es la misma tanto para el eje x , como para el y , con lo que en la transformación de dominio de las homotecias tenemos una sólo constante a calcular, $c=f=k$, la cual se corresponderá con nuestro parámetro de invarianza homotético.

Este factor de homotecias se calcula normalizando el área de la aparición, sin tener en cuenta las intensidades. Esta área se calcula mediante el momento M_{00} .

El parámetro homotético, imponiendo la condición de que la imagen transformada tenga un área predefinida constante, A_0 , utilizando la expresión matemática siguiente:

$$k = \text{SQRT}(A_0/A) \quad (4.9)$$

4.4. GENERACION DE LAS REPRESENTACIONES INVARIANTES.

Una vez que hemos calculado los parámetros de invarianza y obtenido las imagenes originales, sobre las que vamos a aplicar las transformaciones, estamos en condiciones de generar representaciones invariantes, es decir, desarrollar el segundo camino de nuestra estructura alternativa para la generación de invariantes.

El desarrollo de este segundo camino lo hemos realizado desde dos perspectivas diferentes, como ya indicamos en secciones previas. Estas dos perspectivas tienen estructuras distintas, especialmente en lo que a obtención de invariantes frente a homotecias se refiere.

Una de dichas perspectivas sigue una estructura puramente formal, y la otra tiene una estructura de tratamiento, encontrandonos así con lo que hemos denominado:

*** Implementación Formal en la Generación de Invariantes.**

*** Implementación por Tratamiento en la Generacion de Invariantes.**

Ambas implementaciones pueden ser adaptadas a estructuras de tratamiento monodimensional, las cuales simulen sistemas reales que procesen señales monodimensionales, como es el caso del sistema auditivo.

En lo que existe diferencia con el sistema visual es en el cómputo, propiamente dicho, de los parámetros de invarianza, es decir en la implementación del camino C_1 de la figura 3.17 del capítulo anterior, y de la figura 4.1 de este capítulo, no así en el camino C_2 . Luego podemos afirmar, que el camino que existe en corteza para aplicar los parámetros invariantes a las apariciones originales y generar así representaciones invariantes, es el mismo, lo único que varía es la aparición que maneja en el proceso, la cual puede ser monodimensional, como es el caso auditivo, o bidimensional, como lo es el visual.

4.4.1. Implementación Formal en la Generación de Invariantes.

Esta implementación se corresponde con sistemas de entrada continua y salida discreta, cuya formulación viene dada por la expresión (3.29), y cubre procesos tales como el cálculo de propiedades globales que viajen en cable único, como es el caso que nos ocupa.

La base de dicha implementación es aplicar, una vez calculados los parámetros invariantes, las transformaciones de dominio y de funcional, vistas en las transformaciones afines, a las imágenes originales procedentes de la segmentación de las imágenes adquiridas. Luego, implementa las transformaciones matemáticas correspondientes a traslaciones, giros y homotecias y las aplica a las apariciones sensoriales originales, consiguiendo representaciones invariantes frente a cualquiera de tales transformaciones, como se muestra en la figura 4.12.

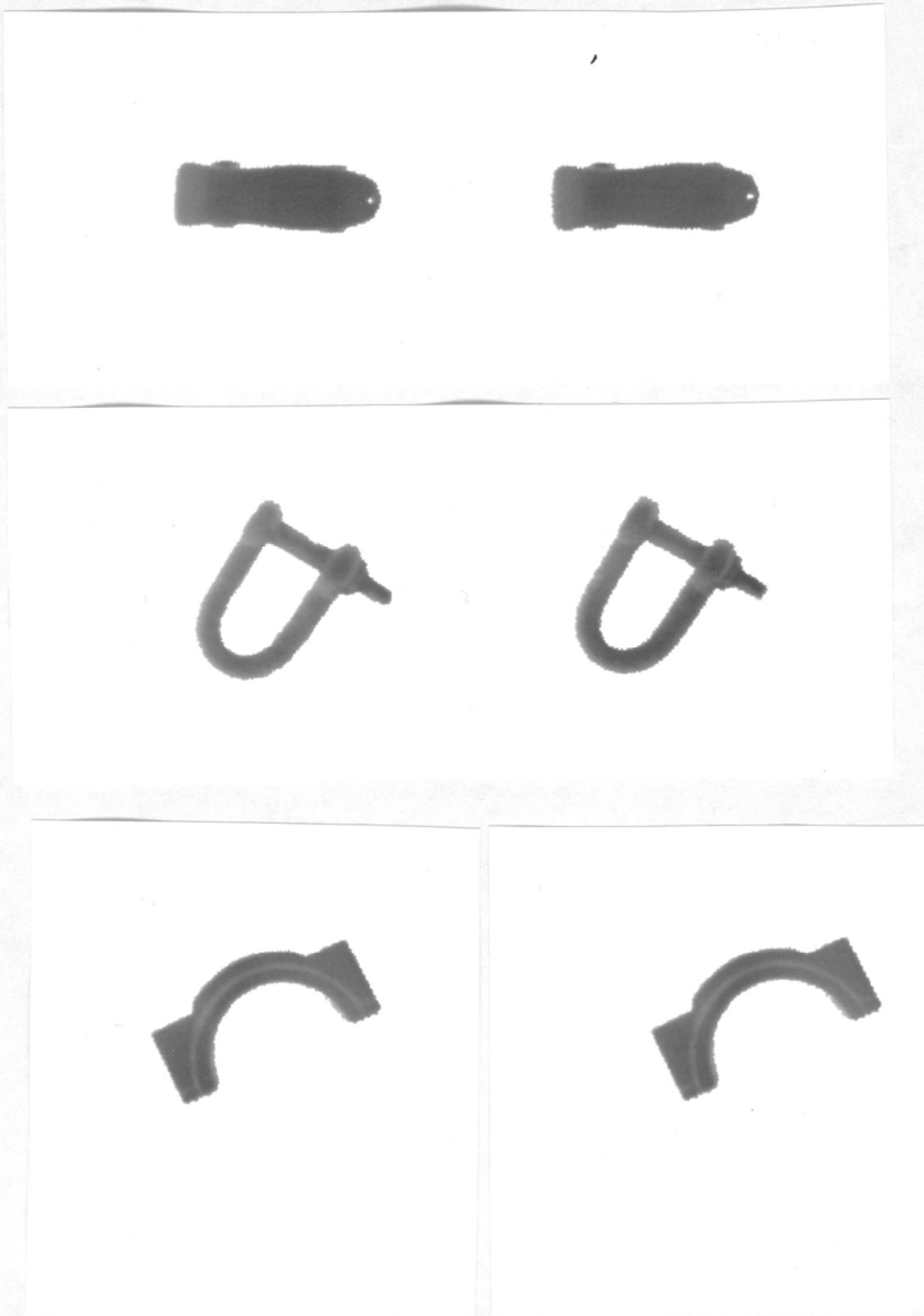


Fig. 4.12. Representación de invariantes usando implementación formal.

La implementación de la transformación funcional, en la obtención de invariantes frente a homotecias, es la más conflictiva por su calidad de variación doble. De hecho, los criterios para llevar a cabo esta implementación se pueden

conseguir imponiendo invarianza respecto a ampliaciones, que es la tratada por nosotros, con lo cual el área standard predefinida, A_0 , es mayor que el área real, $A_0 > A$, es decir, existe una expansión de la pieza apareciendo nuevos puntos. Tendremos, pues, que definir un criterio para "rellenar" funcionalmente estos puntos de nueva aparición. Un criterio utilizado consiste en barrer la imagen transformada y asociar a cada punto el valor del pixel de la imagen original calculado por las expresiones $x=x'/k$, $y=y'/k$, esto es, se está efectuando una aplicación inyectiva en la que a varios pixels de la imagen transformada le corresponde un único punto en la imagen original.

Otro criterio se conseguirá imponiendo invarianza frente a contracciones. Estaríamos en el caso en que $A_0 < A$. En esta situación hay puntos que desaparecen, teniendo que definir la forma de hacer intervenir dichos puntos en la imagen transformada. Un criterio consistirá en hacer un enrejado, dependiente del factor de homotecias, en la imagen original y calcular para un punto transformado la media de los valores de una cuadrícula de dicho enrejado. Otro criterio podría ser el realizar un remuestreo de la imagen original, con una frecuencia dependiente del parámetro homotético, mediante el cual prescindiríamos de los pixels eliminados en la contracción. Este método, como podemos observar, nos hará perder información en cuanto a niveles de grises se refiere.

Con este método de implementación directa de las transformaciones matemáticas, en las representaciones invariantes homotéticas, repetimos valores de los niveles de grises en los pixels añadidos a la imagen transformada. Ésto es lo que evitamos utilizando el método de implementación por tratamiento.

4.4.2. Implementación por Tratamiento en la Generación de Invariantes.

Esta implementación deja de usar estructuras puramente formales, en cuanto a la generación de representaciones invariantes homotéticas se refiere, para pasar a utilizar técnicas de tratamiento directo sobre la imagen, estando dichas técnicas, dentro del amplio conjunto denominado técnicas espaciales.

La diferencia que existe con respecto a la implementación formal, es que los pixels en que se ha expandido la imagen transformada se cubren funcionalmente con valores de niveles de grises, acordes con el entorno de los mismos en la imagen original. Así no existe duplicidad de valores de niveles de grises debido al computo transformacional.

En esta implementación, se han desarrollado dos métodos diferentes que transforman homotéticamente la pieza de la imagen, reduciendola a una forma standard, ellos son: a) Método del promedio de vecindad umbralizado, el cual utiliza técnicas espaciales locales: b) Método de interpolación, que usa técnicas espaciales que podríamos catalogar de globales.

Las ventajas de estos métodos consisten en que mantienen, de forma más precisa, 1) la filosofía del problema en estudio, y 2) la parte de la imagen que contiene información relevante para el proceso, en nuestro caso la pieza, pudiendose afirmar que dicha parte relevante de la imagen posee información con el mismo contenido semántico que la pieza de la imagen adquirida.

Estudiemos cada uno de estos métodos por separado.

4.4.2.1. Método del Promedio de Vecindad Umbralizado.

El procedimiento de este método, el cual viene esquematizado en la figura 4.13, consiste en determinar cuales son exactamente los pixels (x,y) , en que se expandirá nuestra imagen transformada, según el factor de homotecias calculado acorde con el cómputo de los parámetros de invarianza de la imagen en tratamiento. Asignarle a cada uno de ellos un valor de nivel de gris, obtenido del promedio de los valores de niveles de grises de los pixels contenidos en una máscara que definen una vecindad del pixel (x',y') , de a la imagen no transformada, más próximo a cada pixel expandido (x,y) .

Para un radio dado de la vecindad elegida se produce un efecto blurring en la imagen transformada, el cual lo evitaremos usando un procedimiento de umbralizado. Luego nosotros obtenemos la imagen normalizada frente a homotecias siguiendo el siguiente criterio:

$$g(x,y) = \begin{cases} \frac{1}{N} \sum_{(m,n) \in S} f(m,n) & \text{Si } \left| f(x',y') - \frac{1}{N} \sum_{(m,n) \in S} f(m,n) \right| > T \\ f(x',y') & \text{en otro caso} \end{cases} \quad (4.9)$$

donde $g(x,y)$ corresponde al nivel de gris del punto añadido en la imagen transformada, $f(x',y')$ es el valor de gris del pixel de la imagen no transformada más próximo al de nueva aparición en la imagen transformada, S es la vecindad elegida, N el número de puntos definidos por las coordenadas en S , y T el umbral escogido.

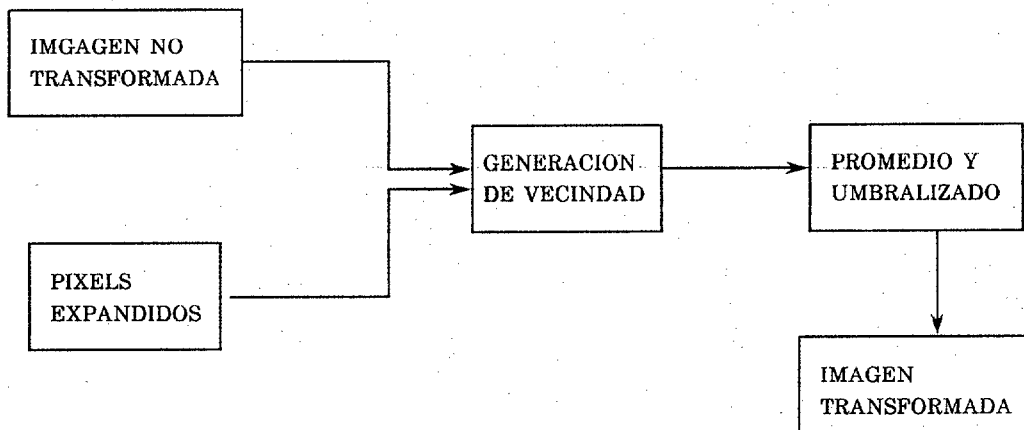


Fig. 4.13. Esquema del método del promedio de vecindad umbralizado.

Según la descripción del proceso, vemos que este método tiene dos aspectos fundamentales que son la clave de la bondad del mismo. Un aspecto, es la elección adecuada de la vecindad al punto (x',y') en la imagen no transformada. Esta vecindad se define por el radio de la misma, pudiendo tener diferentes vecindades para un mismo punto, figura 4.14, eligiendo aquella cuyo radio mantenga el mejor compromiso entre los distintos efectos producidos durante el proceso y que afectan a la imagen, como efectos de blurring, de borde, de simetría, etc, así como con el umbral elegido, que es el segundo aspecto clave en este método.

Los resultados obtenidos con este método, los cuales vienen ilustrados en la figura 4.15, son satisfactorios en cuanto al tamaño de la imagen transformada. Con respecto a los valores de los niveles de grises de la misma, tendría que hacerse un estudio entre las diversas técnicas y métodos propuestos, como ya explicaremos en secciones posteriores, basando el proceso de decisión en las premisas de partida acerca del problema a resolver y como consecuencia, en las partes de la aparición sensorial que contienen la información relevante para el proceso.

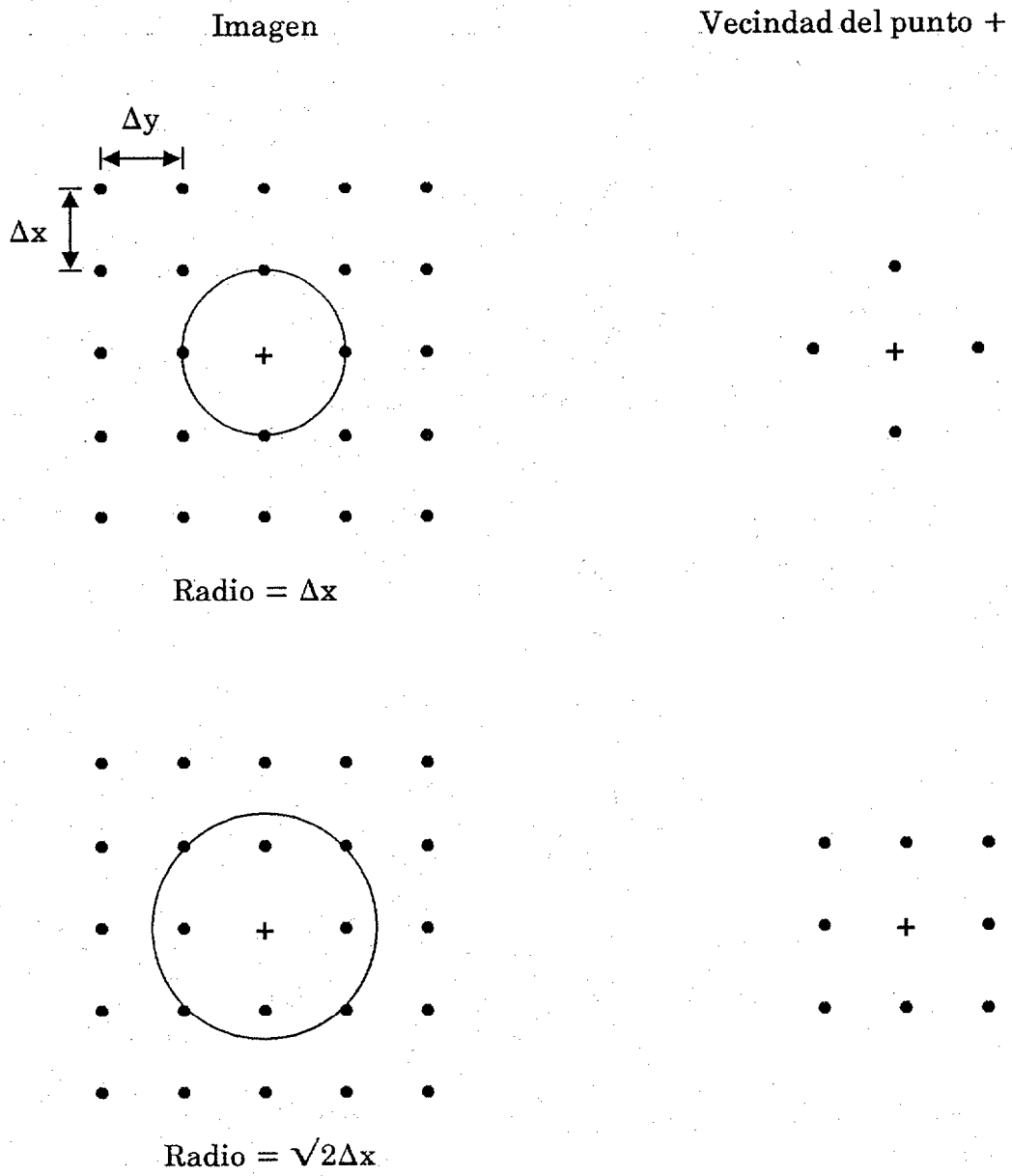


Fig. 4.14. Distintas vecindades de un punto en una imagen digital.

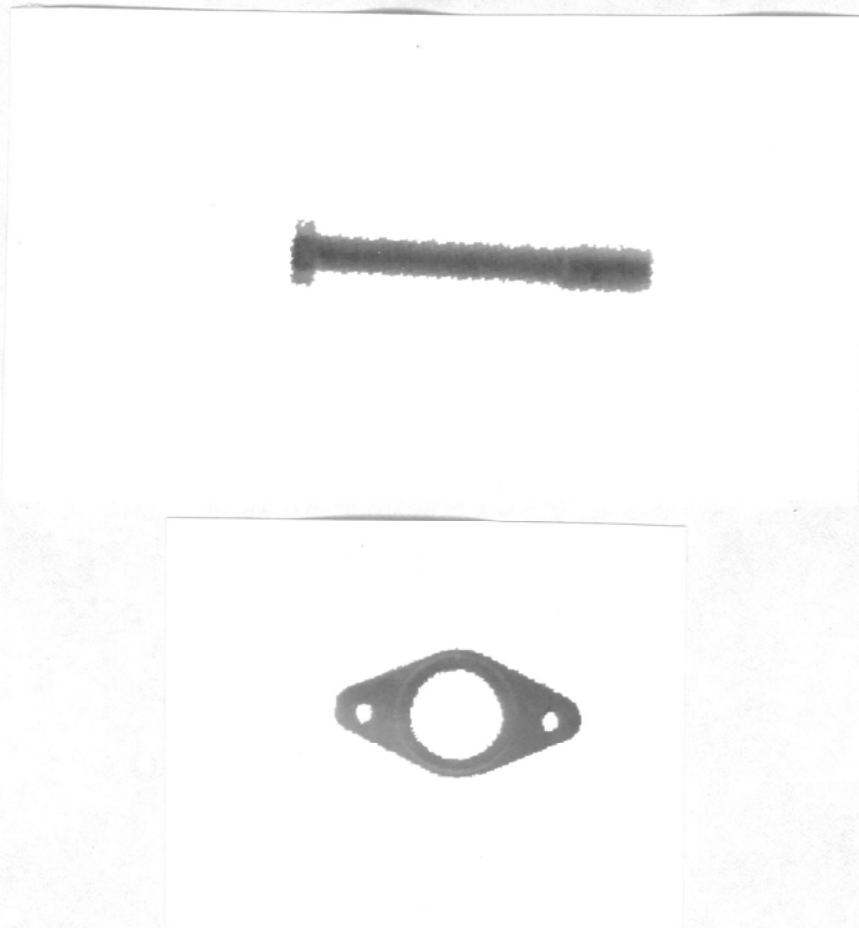


Fig.4.15. Representación invariante usando implementación por tratamiento. Método del promedio de vecindad umbralizado.

4.4.2.2. Método de Interpolación.

El sustrato del método que se propone en esta sección podemos decir que se apoya en un tipo de observación psicofísica, la cual nos lleva a la sensación visual de continuidad, «viendo» incluso un estereograma de puntos aleatorios de baja densidad como una superficie continua, no como un conjunto de puntos aislados, (White, 1962). Este fenómeno no debe sorprender en vista de la teoría de la estereoscopia descrita por Marr (Marr, 1982), haciéndose necesaria la noción de que es preciso llevar acabo algún tipo de «rellenado» o interpolación.

Teniendo en cuenta esta noción y el funcionamiento de los sistemas de proceso digital de imágenes, proponemos la idea de interpolación para la obtención de la imagen digital transformada, usando esta idea para conseguir una imagen

continua a la vista, puesto que dicha imagen no puede ser obtenida directamente por el muestreo espacial de puntos de una imagen física.

Eric Grimson estudió el problema del rellenado e interpolación partiendo de un punto de vista psicofísico y de cálculo y encontró que el sistema visual no permite mucha interpolación si no cuenta con datos adicionales (Grimson, 1979), ocurriendo lo mismo en los sistemas artificiales como podemos observar a lo largo de nuestro estudio.

En el diagrama de bloques de la figura 4.16 se esquematiza el procedimiento a seguir en este método.

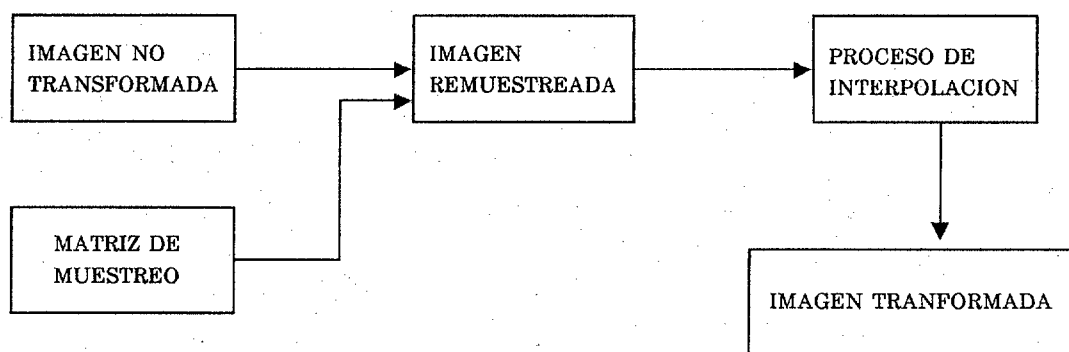


Fig. 4.16. Esquema del método de interpolación.

Este consiste en remuestrear la imagen no transformada utilizando un muestreo rectangular con matrices de la forma:

$$M = \begin{bmatrix} \mu & 0 \\ 0 & \mu \end{bmatrix} \quad \text{con } \mu = 2, 3, 4, \dots \quad (4.10)$$

debido a que el efecto homotético que se produce sobre la imagen, afecta por igual, a ambas dimensiones de la imagen digital que le representa. Ésto se pone de

manifiesto en el hecho de que el parámetro de invarianza homotético, k , tiene el mismo valor para las dimensiones x e y de la imagen. De este parámetro, obtenemos el valor de μ , que aparece en la matriz de muestreo, siendo, pues, distinto para cada imagen que forma el banco.

La imagen muestrada la representamos matemáticamente mediante la expresión siguiente:

$$F_s(x,y) = F(x,y) \cdot S(x,y) = \sum_{-\infty}^{\infty} \sum_{-\infty}^{\infty} F(l\Delta x, n\Delta y) \cdot \delta(x-l\Delta x, y-n\Delta y) \quad (4.11)$$

donde $F(x,y)$ es la imagen no transformada y $S(x,y)$ es la función de muestreo espacial, que tiene la forma:

$$S(x,y) = \sum_{l=-\infty}^{\infty} \sum_{n=-\infty}^{\infty} \delta(x-l\Delta x, y-n\Delta y) \quad (4.12)$$

compuesta de una matriz infinita de funciones delta de Dirac organizadas en un enrejado de espaciado $(\Delta x, \Delta y)$ como se muestra en la figura 4.17, (Pratt, 1978).

Una vez remuestreada la imagen no transformada obtenemos una imagen con la pieza del tamaño del área standard propuesto, pero no una imagen continua a nuestra vista, dicha imagen continua, será el resultado del proceso de «rellenado» de los puntos que han quedado vacíos una vez realizado el remuestreo, utilizando una función de interpolación adecuada. Es decir, obtenemos nuestra imagen final a través de medidas realizadas en alguna función relacionada con el campo de imagen deseado.

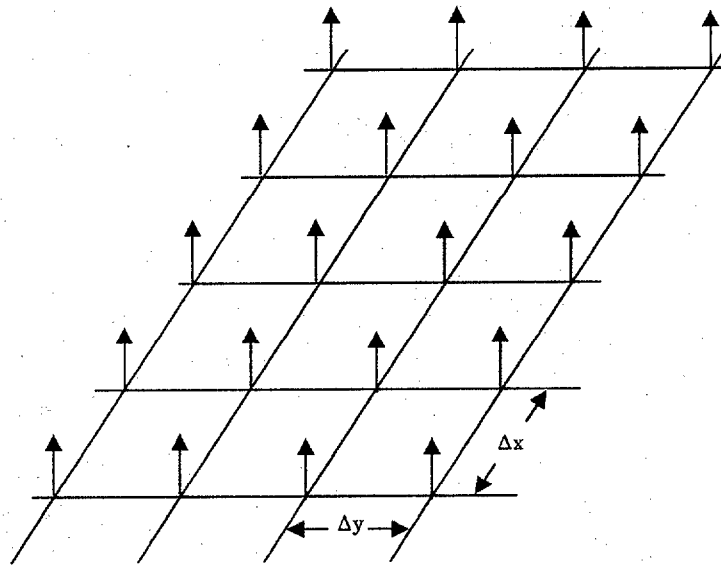


Fig. 4.17. Matriz de funciones delta de Dirac.

Esta función de interpolación, la cual juega un papel tal como los sistemas de entrada discreta y salida continua, como vimos en la sección 3.2.3 del capítulo anterior, es la que, al aplicarla a nuestra nueva imagen muestreada, determinará los valores de los niveles de grises de los nuevos pixels añadidos en la ampliación. Obtenemos, de esta forma, una representación invariante sin repetición de niveles de grises.

De las diversas funciones de interpolación que existen de comprobada eficacia, como son: funciones tipo Sinc, tipo Gauss, tipo Cubic B-Spline, tipo Triangular, tipo Campana, tipo Pulso, nosotros, en nuestro caso concreto, usamos funciones de interpolación tipo Sinc.

La función correspondiente a la imagen transformada $F_H(x,y)$, obtenida una vez realizado este filtrado espacial sobre la imagen muestreada $F_S(x,y)$, tendrá la forma:

$$F_H(l,n) = \sum_{u=-r}^{u=r} \sum_{v=-r}^{v=r} F_S(l-u, n-v) I(u,v) \quad (4.13)$$

donde:

$$I(u,v) = A \text{Sinc} \left[u/\mu, v/\mu \right] \quad (4.14)$$

es la respuesta al impulso de la función de interpolación, siendo A, un factor de normalización que depende del valor y la posición pixel, analizado dentro del intervalo de muestreo y cuyo fin es evitar el superar el número de niveles de grises de la imagen que se está tratando. Por último, r es el tamaño de la máscara de convolución, cuya variación depende del número de lóbulos definidos en la función de interpolación Sinc, usada, así:

$$r \in \left[-(\mu-1), (\mu-1) \right] \text{ para el lóbulo principal}$$

$$r \in \left[-(2\mu-1), (2\mu-1) \right] \text{ si incluye, además, el lóbulo secundario}$$

En la figura 4.18 mostramos algunos de los resultados obtenidos al aplicar este método, con funciones de interpolación Sinc de un lóbulo, a las imágenes del banco de datos:



Fig. 4.18. Implementación por tratamiento. Método de interpolación.

La bondad, eficacia y conveniencia de este método dependerá de diversos factores y de los compromisos que se establezcan entre ellos, como veremos en la última sección de este capítulo. Lo que sí podemos afirmar, a la vista del proceso y el sustrato de este método, es la existencia de una fuerte restricción que se impone,

así mismo, a la hora de su aplicabilidad. Esta restricción se deduce del proceso de muestreo y de que la homotecia abarca toda la dimensionalidad de la imagen por igual. Ésto es lo que hace que tengamos que trabajar con muestreo rectangular cuya matriz sea diagonal y de valores iguales como hemos explicado anteriormente. Asimismo el intervalo de muestreo tiene que ser un número entero, de lo que se deduce que este método de implementación por tratamiento usando interpolación, sólo es aplicable en casos en los que el área standard a la que se quiera normalizar el banco de imágenes sea el cuadrado de un número entero con respecto al área real de la pieza en tratamiento:

$$A_0 = B^2 A \quad (4.15)$$

4.5. BONDAD DE LOS DISTINTOS METODOS DE IMPLEMENTACION PARA LA GENERACION DE REPRESENTACIONES INVARIANTES.

Una vez establecidas las distintas técnicas de implementación en la generación de invariantes, se hace necesario el decidir por cuál de ellas se optará en un proceso.

El primer paso a dar, en cuanto a decidir que método de obtención de representación de invariantes es el más adecuado, es: 1) estudiar el tipo de problema que tenemos planteado, 2) qué proceso de clasificación se va a realizar y 3) analizar si el conservar, los niveles de grises de la imagen transformada, lo más fiel posible a los de la imagen adquirida es importante, debido a que en ellos está nuestro principal punto de estudio y de información. Una vez analizados estos tres puntos, la elección de técnica y método es automática.

El punto 1) permitirá la elección de una de las dos técnicas propuestas, bien sea la de implementación formal, como sería el caso en que el problema en estudio se redujese sólo a tener en cuenta la silueta de la forma, bien sea la de implementación por tratamiento, en la cual quedarían enmarcados problemas en los que además de la silueta, fueran de importancia características propias de cada escena, de la imagen.

Así, podríamos reconocer dos piezas, que aún teniendo la misma forma, tengan motivos en ellas diferentes, por ejemplo dos tomos de un mismo libro. La silueta sería la misma pero la numeración que indica el tomo no, luego habría una distribución de niveles de grises en las piezas distintas para cada una de ellas, y ésa sería, en este caso, una información relevante. Haceno notar que tener en cuenta que no tratamos otro tipo de información, que para estos casos podría ser de gran interés, como el color, ya que trabajamos con imágenes en blanco y negro.

Una vez decidida la técnica de implementación a usar hay que ver cuál sería el método más adecuado. Ésta decisión dependerá de los puntos 2) y 3) citados anteriormente y el cálculo de error entre las diversas representaciones invariantes de la aparición, obtenidas aplicando los distintos métodos propuestos, y una imagen adquirida que tenga el mismo área real que dichas representaciones. Se realiza como medida de error el más comunmente usado en proceso de imágenes, el error cuadrático medio normalizado. En el continuo viene definido por la expresión:

$$E = \frac{\int_{-Lx}^{Lx} \int_{Ly}^{Ly} \left[F(x,y) - F_H(x,y) \right]^2 dx dy}{\int_{-Lx}^{Lx} \int_{-Ly}^{Ly} \left[F(x,y) \right]^2 dx dy} \quad (4.16)$$

siendo su aproximación en el discreto:

$$E = \frac{\sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J \left[F(i,j) - F_H(i,j) \right]^2}{\sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J \left[F(i,j) \right]^2} \quad (4.17)$$

donde $F(x,y)$ y $F(i,j)$ son las imágenes adquiridas, en el continuo y en el discreto respectivamente, y $F_H(x,y)$, $F_H(i,j)$ sus representaciones invariantes frente a homotecias.

CAPITULO 5

CONCLUSIONES Y PRINCIPALES APORTACIONES

CONCLUSIONES Y PRINCIPALES APORTACIONES

Se puede concluir, de una forma global, que las principales aportaciones de esta tesis son los propios objetivos de la misma, los cuales estimamos han sido alcanzados en su extensión.

- Presentamos estructuras computacionales generalizadas como paradigmas de acción y fiabilidad cortical, que permiten explicar ciertas propiedades computacionales del sistema nervioso.
- Desarrollamos un modelo estructural de la percepción de invarianzas auditivas.
- Proponemos y formulamos modelos de redes neuronales para la computación de invariantes por la corteza auditiva primaria.
- Desarrollamos e implementamos estructuras de cómputo de generación de invariantes, extendidas a dos dimensiones.

Lo anterior ha aportado nuevas formas de entender y explicar el entramado estructural y funcional de sistema nervioso y del cerebro, proporcionando ideas con contenido innovador, que abren nuevas vías de solución en este campo tan amplio y difícil.

Según ello, las principales aportaciones y conclusiones son las siguientes:

- 1) Se ha creado y desarrollado un marco conceptual, que sirve de base para modelos de los procesos de integración sensorial y computación neuronal que se llevan a cabo a lo largo del resto del trabajo. Así mismo, se ha

realizado un estudio suscito y relacional de las teorías de redes neuronales, procesos neurofisiológicos auditivos y teoría retinal.

- 2) Los estudios realizados acerca del sistema auditivo, utilizando la identificación funcional y estructural de sistemas nos ha permitido concluir que el sistema auditivo tiene conceptualmente una organización 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 sensorial", donde cada una tendría su espacio de entrada y salida y una estructura relacional que los engarza. Esto da lugar a una computación por capas, como ocurre en sistemas de proceso visual, de tal forma que una integración de las funciones de los elementos computacionales de cada capa proporcional la función de la misma.
- 3) Proponemos una estructura computacional generalizada como paradigma de acción y fiabilidad cortical usando transformaciones intersensoriales e integración multisensorial. Ello supone el hecho de que la especificidad funcional, en el sistema nervioso central, es menos dogmática y más circunstancial cuantas más zonas centrales sean consideradas en una vía sensorial, existiendo un comportamiento adaptivo de las estructuras específicas de diferentes modalidades sensoriales.
- 4) Hemos introducido una estructura funcional de abajo-arriba que integra la percepción-planificación-acción de los sistemas naturales, la cual soporta funciones de bajo y alto nivel de caracter altamente paralelo. Ella nos permite, a su vez, diseñar y proponer una estructura general de percepción-planificación-acción para sistemas robóticos avanzados, en la que introducimos un subsistema de seguridad de funcionamiento que controla las acciones motoras del mismo, aportando, asimismo, una apropiada

arquitectura computacional, acorde con las tecnologías actuales, capaz de materializarlo. Estas propuestas están basadas e inspiradas en trabajos anteriores de otros miembros del grupo de investigación.

- 5) Proponemos una arquitectura anatómicamente distribuida en tres dimensiones, más el tiempo, con módulos computacionales estructurados por capas para la corteza auditiva primaria, existiendo una aparente transformación geométrica en su estructura, a diferencia de la corteza visual, que se extiende a las tres dimensiones geométricas y posiblemente a alguna otra funcional.
- 6) Esta arquitectura nos ha permitido desarrollar un modelo para la percepción de invarianzas auditivas, considerando que, una variable espacial está ocupada por las proyecciones tonotópicas procedentes de centros inferiores, que otra proyecta las correspondientes transformaciones espaciales de la aparición tonotópica, para generar por comando en líneas aferentes no específicas, las invariantes de acorde y timbre. Sugiriendo, asimismo, que la tercera dimensión tiene por estructura una semejanza clara con las transformaciones homotéticas visuales, completando ésto el paralelismo entre invarianzas auditivas y visuales.
- 7) Una conclusión básica es el hecho de que los centros inferiores del sistema determinarán tanto el centro de gravedad, como la razón de homotecias mediante redes de neuronas apropiados. Se propone un modelo de red neuronal con inhibición lateral que computa la razón de homotecias de una aparición monodimensional, utilizando métodos computacionales puramente analíticos.

8) El desarrollo de la formulación de la síntesis neuronal del modelo, combinando formulaciones analíticas con las correspondientes a las redes neuronales de McCulloch-Pitts, constituye una contribución teórica importante, con implicaciones prácticas. Llegamos a una formulación en matemática cuasi-continua, y se obtiene una generalización que se corresponde con una estructura neuronal computacional por capas, donde computación analítica y computación algorítmica pura se alternan.

9) La estructura de la red neuronal propuesta nos llevó a concluir que se genera un espacio redundante, con más dimensiones que el original, para realizar las computaciones, llegando al final a un espacio de la misma resolución que el inicial. De lo que se deduce la duplicación del número de elementos computacionales en la red, constituyendo ésto, una propiedad intrínseca del sistema.

Esta conclusión coincide, con la alcanzada Pitts-McCulloch, en la determinación de universales en la percepción de formas visuales y auditivas.

10) Las principales aportaciones teóricas de este trabajo, podemos decir que están reflejadas en los tres teoremas en descomposición paralela, basadas en la formulación general de una red neuronal arbitraria. Ellos tratan de la descomposición de autómatas arbitrarias en capas de autómatas lineales separados por capas algorítmicas de la forma if---then.

11) Una contribución de relativa importancia teórica y de apoyo formal viene dada por un teorema auxiliar, el cual nos demuestra que la representación en estructuras por capas que se propone, se mantiene a bajo nivel neuronal, como son las propias neuronas.

- 12) Proponemos un enfoque flexible, acerca del problema de la generación de invariantes por corteza. Se avanza la hipótesis de que en ella, existen al menos dos caminos para el cómputo de invarianzas, uno que computa los parámetros invariantes y otro que los aplica a las apariciones originales.
- 13) Esta hipótesis permite estructuras modulares de cómputo de invarianzas en un espacio monodimensional, con sus redes alternativas, extensibles a dos dimensiones que realizan eficientemente el proceso de generación de representaciones invariantes. Ésto ha sido aplicado experimentalmente a imágenes reales como parte esencial de un sistema completo de reconocimiento en visión artificial.
- 14) En la implementación del segundo camino de la estructura para la generación de invariantes proponemos dos perspectivas diferentes, una que sigue estructuras puramente formales y la otra, estructuras de tratamiento, desarrollando, a su vez, métodos diferentes en cada una de ellas como son los del promedio de vecindad umbralizado y el de interpolación, cuyo sustrato es un tipo de observación psicofísica, la cual nos lleva a la sensación visual de continuidad.
- 15) De entre las líneas de investigación que este trabajo ha abierto, destacan las siguientes:
 - a) Desarrollar sistemas concretos para el manejo de la información inter y multisensorial e investigar su aplicación potencial en sistemas robóticos.

- b) La realización de modelos acerca de las representaciones auditivas en corteza y de su procesamiento hasta llegar al nivel semántico, utilizando la herramienta de las redes neuronales.

- c) Reconsiderar el problema de reconocimiento de formas general desde la óptica de los teoremas de descomposición paralela, que conecta de forma natural, con los autómatas finitos.

APENDICE

BASES NEUROFISIOLÓGICAS DE LOS SISTEMAS
SENSORIALES AUDITIVO Y VISUAL

A.1. BASES NEUROFISIOLÓGICAS DE LOS PROCESOS AUDITIVOS.

Los mecanismos, así como los medios por los cuales cualquier tipo de señal sonora es recibida por el oído e interpretado por el cerebro, se encuentra dentro de la estructura y funcionamiento de un sistema sensorial aferente como es el sistema auditivo. Este sistema consta de dos aparatos o capas que se ocupan del proceso de la audición, como son: la estructura de conducción mecánica periférica (ECMP) y el sistema auditivo central (SAC).

En esta sección estudiaremos ambas capas por separado, para lograr un entendimiento completo del sistema auditivo, como indicamos en el capítulo primero de esta tesis.

A.1.1. Estructura de Conducción Mecánica Periférica (ECMP).

La estructura de conducción mecánica periférica está formada por el oído externo (OE), el oído medio (OM) y el oído interno (OI), como se observa en la figura 1.12. Es esta periferia auditiva quien se encarga de transformar la onda acústica en actividad neuronal, que pasará a la capa sensorial a través del nervio auditivo (NA).

El oído externo y el medio aseguran la transmisión del mensaje sonoro a las estructuras del oído interno, proceso puramente mecánico, diferente totalmente a los mecanismos neurofisiológicos del oído interno.

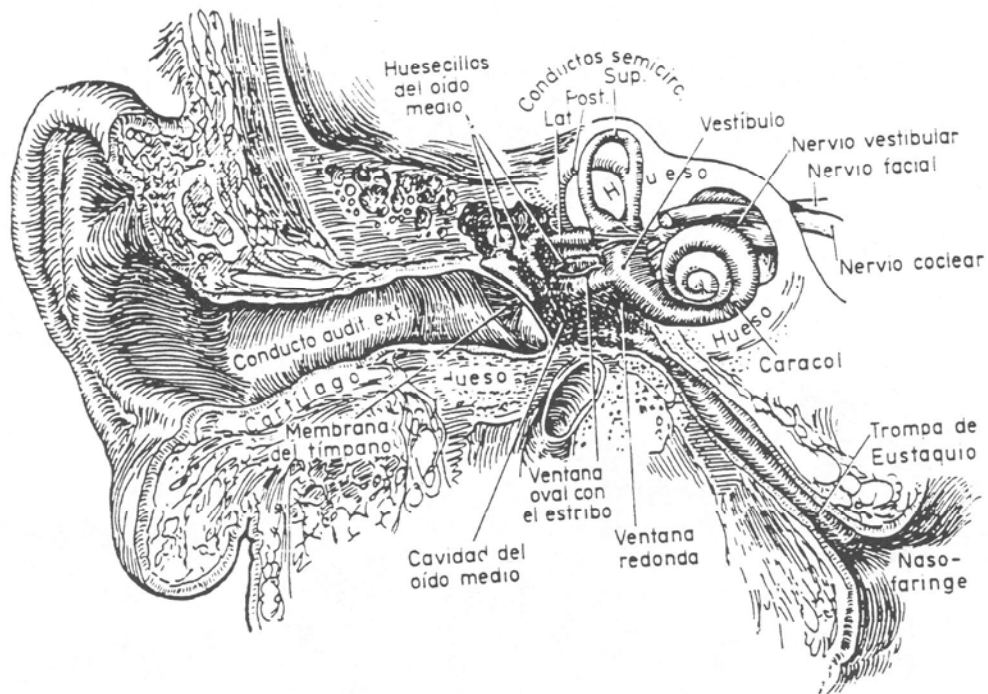


Fig. A.1. Estructura de conducción mecánica periférica del SA

El oído externo tiene la doble misión de localizar y amplificar, selectivamente, (Dancer, 1979), (Shaw, 1974), las ondas acústicas que transmitirá por su canal hasta llegar al oído medio, donde ya esas vibraciones aéreas se convierten en mecánicas. La cadena tímpanoosicular las transmitirá al oído interno, a través de la ventana oval, originando las variaciones de presión de los líquidos de dicha parte.

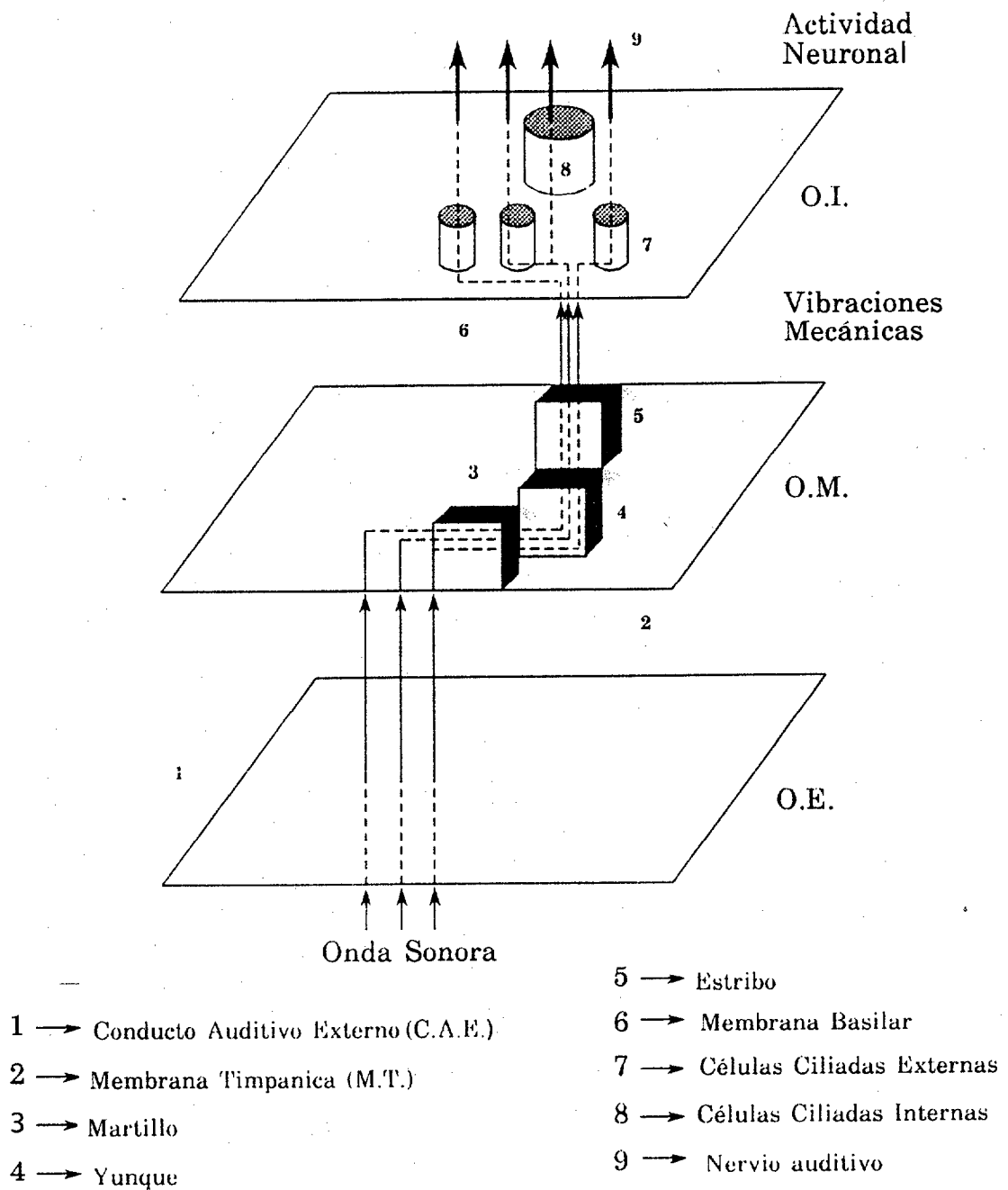


Fig. A.2. Diagrama esquemático de la ECMP del SA.

Así mismo, además de aparato transmisor, el oído medio permite la adaptación de impedancias entre el medio aéreo y el medio líquido del oído interno, poniendo, a su vez, límites en la energía sonora al entrar en este nivel superior de la ECMP, por el reflejo estapedial.

El componente de más relevancia, neurofisiológicamente hablando, de la capa física que nos ocupa, es el oído interno. Ello es debido, a que contiene el área de las regiones sensoriales auditivas, la cóclea, en la que se encuentra el Órgano de Corti (OC), aparato sensorial transductor, donde están las células receptoras sensoriales del SA, las células ciliadas (CC), rodeadas por una elaborada red de células soporte, de las cuales saldrá la actividad neuronal hacia el SAC. Este camino general, que se observa en la estructura natural del oído lo presentamos de forma estructurada en la figura A.1:

La cóclea es una espiral con dos vueltas y media alrededor de una columna central llamada el modiolo. Tiene tres compartimientos o escalas:

- 1) Escala timpánica (ET). Sigue el contorno externo de la cóclea.
- 2) Escala vestibular (EV). Sigue el contorno interno y continua con la ET en el helicotrema.
- 3) Escala media (EM). Está situada entre la ET y la EV.

Las vibraciones alcanzan la cóclea a través de la cadena osicular del oído medio gracias al movimiento del estribo en la ventana oval. Este movimiento provoca una onda de presión en la escala vestibular y un desequilibrio a una y otra parte de la membrana basilar (MB), soporte del órgano de Corti. Este último está sometido a una deformación que transmite, así, las modificaciones de presión a la escala timpánica.

Luego, los compartimientos cocleares están distribuidos para convertir la diferencia de presión entre la EV y la ET en movimientos de oscilación de la MB,

que excita e inhibe las células sensoriales de transducción contenidas en el órgano de Corti, (células ciliadas externas (CCE) y células ciliadas internas (CCI)). Estas terminan, en su superficie apical, en un haz de estereocilios, que se proyectan en la membrana tectorial (MT), figuras. A.3, A.4.

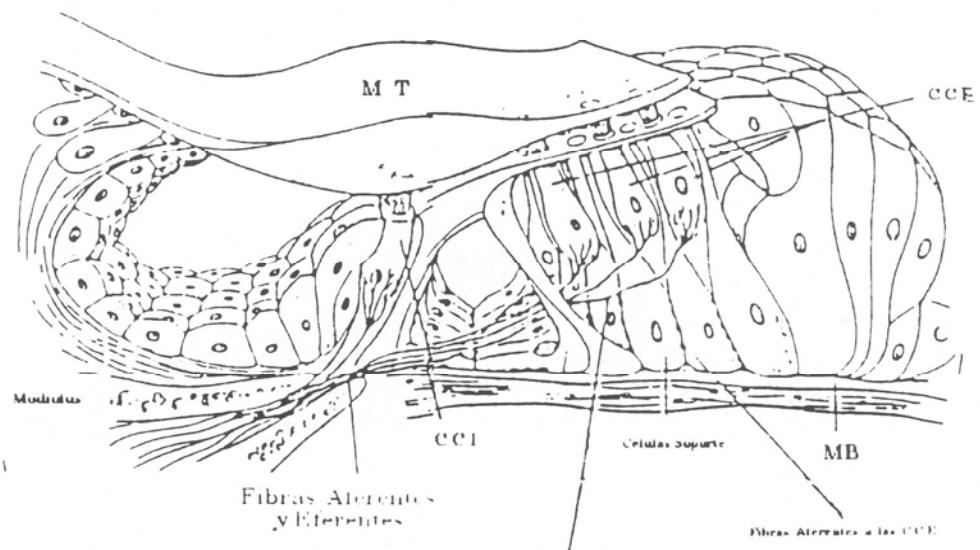


Fig. A.3. Órgano de Corti.

Dichas células están en contacto con los axones periféricos de neuronas bipolares, cuyos cuerpos se encuentran en el ganglio espiral, y sus axones centrales suben al nervio auditivo. Esta inervación aferente es distinta para los dos tipos de células ciliadas, formándose un sistema divergente en el caso de las CCI (en la proporción de 1 a 20) y convergente a nivel de las CCE (en la proporción de 1 a 10).

La inervación de la cóclea se completa: a) con las fibras eferentes, Rasmussen (1946), que nacen a nivel del complejo de la oliva superior y se distribuyen a las células ciliadas, a las que envían influjos centrífugos, y b) las fibras simpáticas.

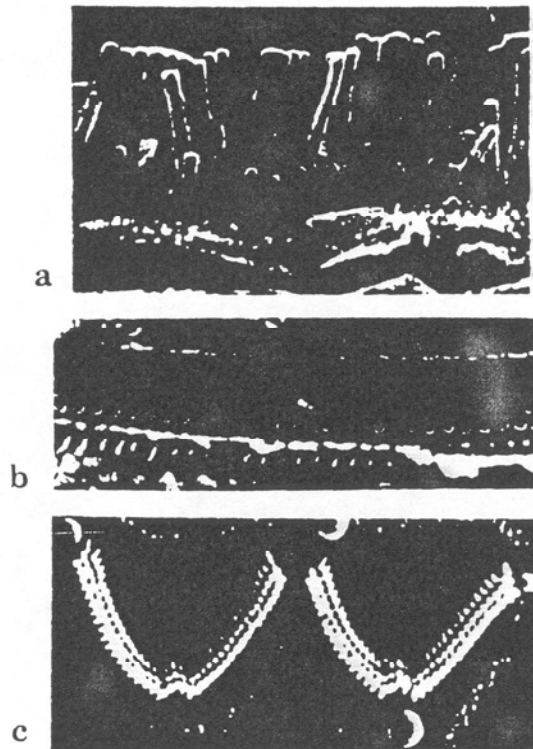


Fig. A.4. Vista del organo de Corti en microscopio electrónico de barrido. (Engstrom, Upsala, Suecia). a) Organización de los cilios de las CCI. b) Vista general del organo de Corti. c) Organización de los cilios de las CCE.

La identificación funcional pone en juego todas las componentes del OI descritas en la identificación estructural, para poder ejecutar su papel de transductor neuronal. Partimos de los efectos producidos y a los que está sometida la membrana basilar en este proceso, los cuales son uno de los principales

responsables, no sólo del inicio del fenómeno, sino también de la codificación frecuencial, como veremos más adelante.

El movimiento oscilatorio producido en ella por el sonido, conduce a un desplazamiento oscilatorio de los estereocilios y a cambios sinusoidales en el potencial de membrana de las células ciliadas lo cual origina descarga oscilatoria del transmisor por las células ciliadas lo cual origina descarga oscilatoria del transmisor por las células ciliadas y encendido de los axones en el nervio auditivo, figura. A.5.

Una vez realizado el proceso, surge la cuestión de la codificación existente entre la vibración de la membrana basilar y las diferentes frecuencias del estímulo sonoro, cuestión que originó la aparición de diversas teorías auditivas.

La Teoría de la Resonancia propuesta por Helmholtz, sugería que estrías de las distintas partes de la membrana basilar resuenan con diferentes frecuencias del sonido, como las cuerdas de un piano de diferente longitud y rigidez resuenan con distintas frecuencias. Las estrías transversas de la parte rígida, cerca de la ventana oval, resuenan con frecuencias altas (15 kHz), mientras que las de la parte más ancha y flexible, próxima al ápex de la cóclea, lo hacen con frecuencias bajas (100 Hz). Entre estas frecuencias extremas, hay un espectro continuo de resonancia, yendo desde altas en la base de la cóclea a las bajas en el ápex. De acuerdo con esta propuesta, diferentes frecuencias son codificadas en distintas posiciones de la membrana basilar.

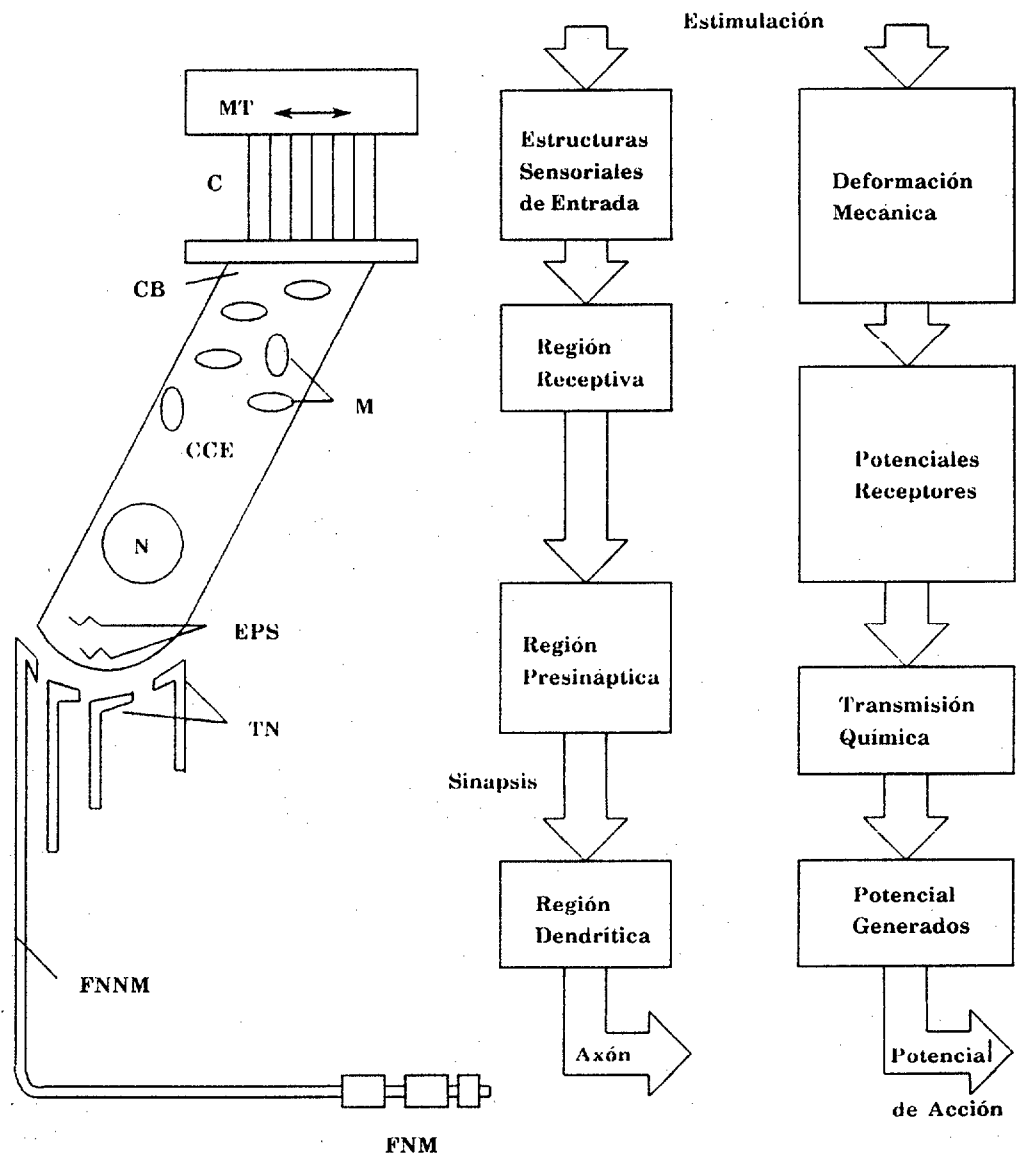


Fig. A.5. Representación Esquemática de una CCE y de las Terminaciones Nerviosas Asociadas (TN) y Paralela entre estas Diferentes Estructuras y las Diferentes Etapas de la Transducción (Dallos, 1973).
 MT: Membrana Tectorial. C: Cilios. CB: Corpúsculo Basal. M: Mitocondrias. N: Núcleo. EPS: Estructuras Presinápticas. FNNM: Fibra Nerviosa no Mielinizada. FNM: Fibra Nerviosa Mielinizada.

Esta teoría fue desbancada por Von Békésy posteriormente. Él encontró, que cada sonido inicia una onda viajera a lo largo de la longitud de la cóclea, desde el estribo al helicotrema, produciéndose el traslado de la energía hacia una región de menor rigidez. Este gradiente de rigidez entraña una disminución de velocidad, lo que provoca una disminución de la longitud de onda.

La membrana basilar se comporta, pues, como una serie de filtros paso bajo espacialmente repartidos. El perfil de frecuencia alta de estos filtros disminuye sistemáticamente de la base al vértice. Así, una señal de frecuencia determinada que alcanza una zona que no pueda transmitir esta frecuencia, está atenuada. Ésto explica que la amplitud de onda propagada, alcance un máximo en determinado punto de la membrana basilar, ya que la variación en las propiedades mecánicas de la misma, a lo largo de la cóclea, influyen en el hecho de que la posición de máxima vibración dependa de la frecuencia de la estimulación. Teniendo cada frecuencia su pico de amplitud en diferente situación espacial, figura A.6, existe pues, una representación logarítmica de las frecuencias a lo largo de la MB. Este pico en movimiento de la misma, ocurre exactamente en los puntos predichos por la teoría de resonancia de Helmholtz.

Resultados más recientes (Le Page y Johnstone, 1980) han confirmado este comportamiento no lineal de la respuesta mecánica de la membrana basilar.

Las células ciliadas situadas donde la oscilación es máxima, son las más excitadas. Así, un sonido compuesto de muchas frecuencias hará vibrar muchos puntos a lo largo de la membrana basilar y excitará las CC de todos esos puntos.

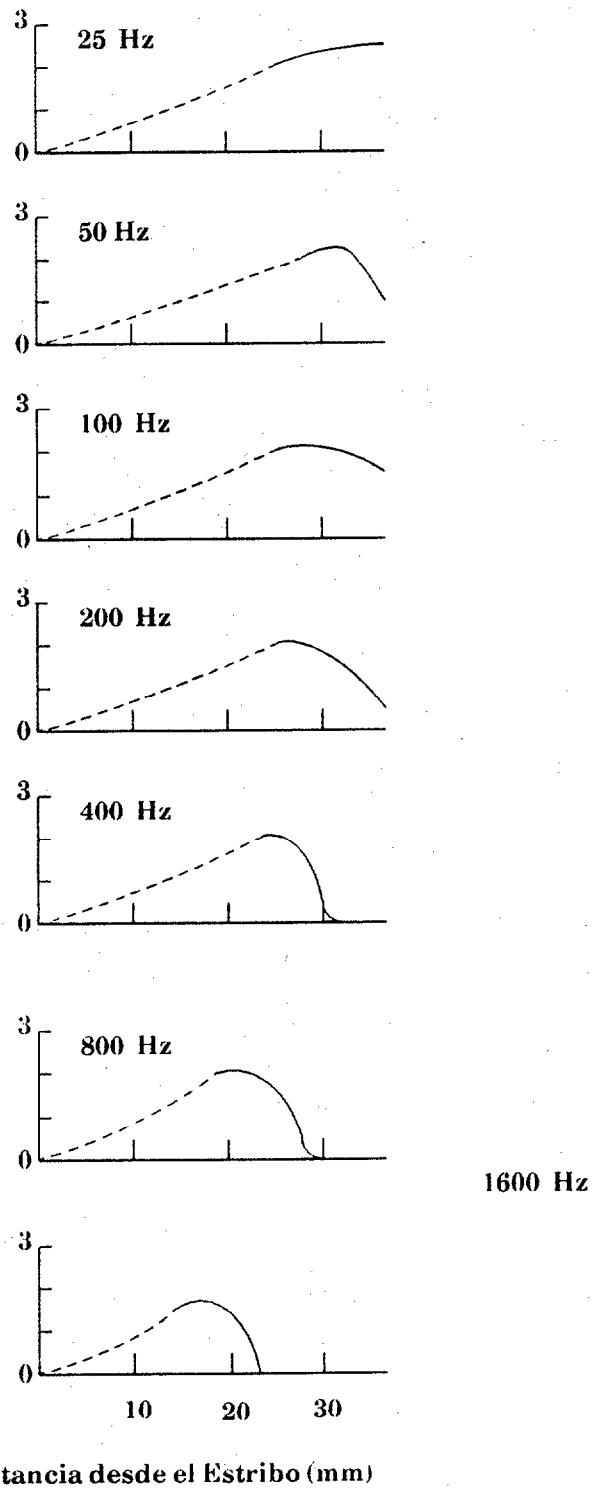


Fig. A.6. Picos de amplitud de las ondas en diferentes puntos de la MB para diferentes frecuencias.

Esta Teoría de "un Lugar" para la codificación de las frecuencias, explica cómo la cóclea puede analizar los sonidos complejos, individualizando los distintos sonidos puros que lo constituyen.

Luego el Sistema Nervioso Central (SNC) recibirá información, no del sonido por sí, sino por el modelo de movimiento de la membrana basilar y estructuras asociadas en el órgano de Corti.

La actividad de una neurona coclear, sea a nivel de axón o directamente a nivel del cuerpo celular en el ganglio espiral, ha sido estudiada por: Tasaki en 1954, Kasuki y Cols., en el gato y el mono en 1958-1962, Kiang en 1965, Rose en 1968 y Evans en 1972. La mayor parte de los registros han sido efectuados en las neuronas procedentes de las células ciliadas internas, ya que ellas constituyen casi el 95% del nervio auditivo (Spoendlin, 1972). Como cada neurona inerva una sola célula ciliada interna, la localización de la excitación en la membrana basilar es muy precisa, y para cada fibra hay, efectivamente, una frecuencia de estimulación bien definida, para la cual la respuesta de la fibra es mejor, ésta es la frecuencia característica de dicha fibra.

Las fibras que inervan las células ciliadas en la base de la cóclea tienen frecuencias características altas, mientras que aquellas que las inervan cerca del ápex de la cóclea tienen frecuencias características bajas.

Las fibras que provienen de la misma región, viajan en conjunto en el nervio y hallamos una cierta organización tonotópica, que persiste parcialmente a través de la mayor parte del sistema nervioso central auditivo.

La mayoría de las fibras presentan una actividad espontánea no periódica y la distribución de los intervalos de tiempo que separan dos impulsos es aleatoria

(Aran, Harrison, 1985). Este carácter aleatorio es el reflejo de una actividad al nivel de los transmisores en las sinapsis aferentes.

Las propiedades de las respuestas de las fibras cócleares pueden ser consideradas: 1) en función del tiempo; 2) en función de la frecuencia del estímulo; 3) en función de la intensidad; y 4) en función de diversas condiciones patológicas.

Las respuestas de las fibras cocleares en función del tiempo están representados en la figura A.7 para cuatro fibras. El estímulo es un clic de banda ancha capaz de excitar todas las fibras.

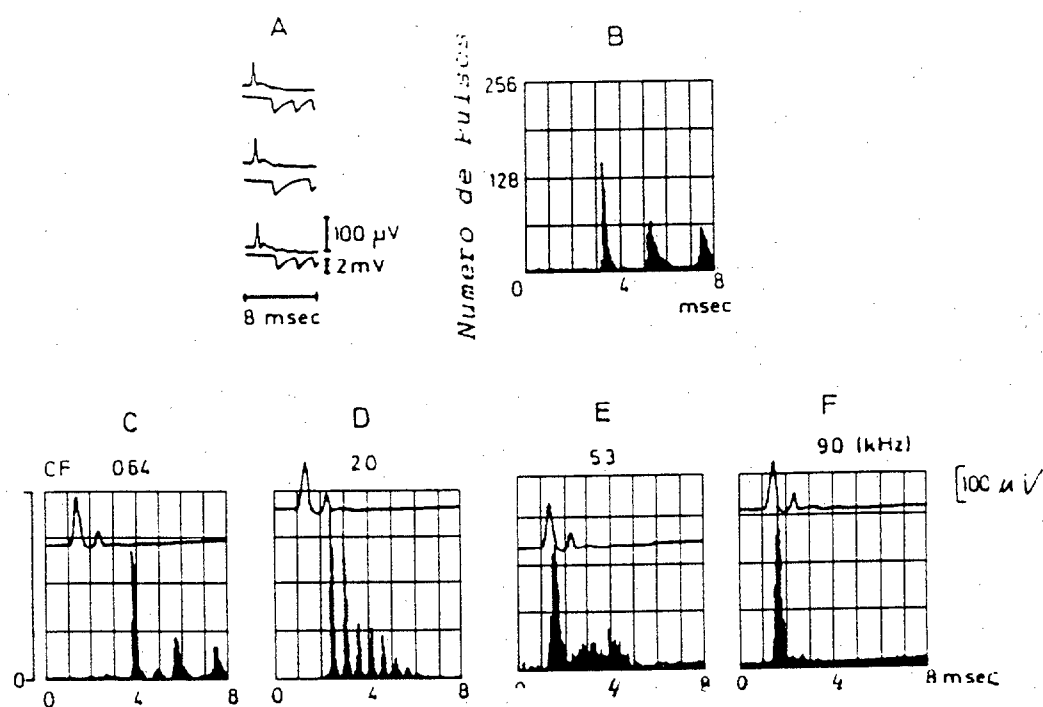


Fig. A.7. Respuestas de neuronascocleares del gato a una estimulación tipo clic. A: Registro continuo de respuestas a 3 clics sucesivos. B: Histograma temporal postestímulo (PST) mostrando el modelo temporal promedio de actividad en respuesta a 600 clics. C-F: Histogramas PST para 4 neuronas cocleares del gato, con distintas FCs. (Kiang et al., 1965a).

Si en vez de clic, se utilizan sonidos puros a intensidad débil y mediana, únicamente responderán las fibras que estén afinadas para estas frecuencias. La

respuesta en función del tiempo, después del comienzo del sonido puro está representado en la figura A.8.

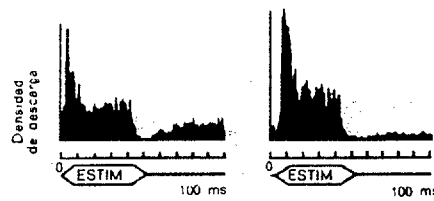


Fig. A.8. Histogramas de las respuestas de dos neuronas en el curso de una estimulación por sonido puro en su frecuencia característica. (Harrison y Evans, 1979b).

En la respuesta de las fibras cocleares en función de la frecuencia se observa, que aunque una fibra responde preferentemente a su frecuencia característica, puede ser estimulada sobre toda una gama de frecuencias si la intensidad es suficiente, figura A.9.

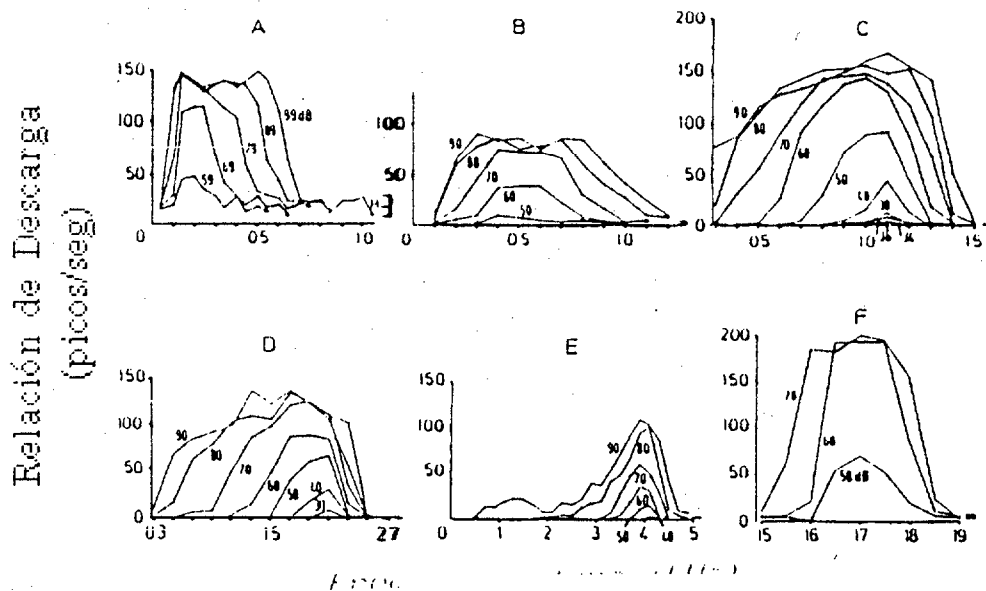


Fig. A.9. Curvas de respuesta en frecuencia de 6 neuronas del mono-ardilla. relación de descarga para algunos segundos de estimulación en las frecuencias e intensidades indicadas, (Rose et al. 1971).

En ella se representa el promedio de la descarga mantenida, como función de la frecuencia para un nivel de presión del sonido constante en la MT. Los estudios en mayor detalle en este aspecto han sido realizados por Rose y Cols. en el monoardilla, (Rose et al. 1967, 1971; Hind et al., 1967; Hind, 1972).

Cada fibra puede considerarse como la salida de un filtro selectivo de banda pasante, y el conjunto del nervio coclear, como un fascículo salido de una red de dichos filtros. De este modo, la cóclea efectúa un análisis de frecuencia, separando gracias a la gran selectividad de estos filtros, los distintos componentes de frecuencias, que serán reconocidas en los centros auditivos superiores. Ésta es la teoría del sitio y de la tonotopía. Utiliza, además, este mecanismo de decodificación central, la información de sincronización de descarga existente principalmente para frecuencias entre 1 y 4 kHz.

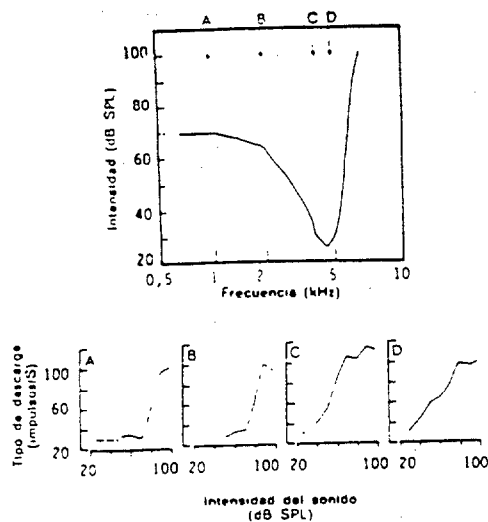


Fig. A.10. Variación de las tasas de descarga de una fibra en función de la intensidad y para cuatro frecuencias de estimulación entre 1 y 6 kHz, (Harrison, resultados no publicados).

Si se estimula una fibra en su frecuencia característica, y se aumenta la intensidad después del umbral, el ritmo de descarga de la fibra aumenta igualmente. Lo que nos indica que las fibras cocleares muestran una dependencia relacional con la intensidad del estímulo, originando respuestas en función de la misma, figura A.10, (Aran, Harrison, 1985).

El sistema nervioso central auditivo, debe tener en cuenta ésto en la decodificación, para desembocar en la percepción de la intensidad.

A.1.2. Sistema Auditivo Central (SAC).

En nuestra macroestructura por capas del SA, el SAC se corresponde con la capa sensorial (CS). La neurofisiología de este sistema ha sido objeto de numerosos estudios durante los últimos diez años, encontrando un análisis detallado en las revisiones generales de, Webster y Aitkin (1975), Brugge y Geisler (1979), Harrison (1978), Tsuchitani (1978), Brugge (1980), y se han hecho grandes progresos gracias al desarrollo de las técnicas neuroanatómicas y electrofisiológicas.

El total conocimiento del mismo, hace necesario el estudio de cada centro que lo compone, así como de las vías y contactos auditivos que los unen, permitiendo transmitir la información acústica desde la cóclea a la corteza cerebral, estudio que realizaremos de forma somera pero sólida.

Los centros del SAC son: las masas celulares rombencefálicas, un centro mesencefálico, uno diencefálico y otro telencefálico.

Las masas rombencefálicas son los núcleos cocleares ventral y dorsal (NCV, NCD), los núcleos lateral y medial de la oliva protuberancial (OPL, OPM), el núcleo del cuerpo trapezoides (NCT) y el núcleo del lemnisco lateral (NLL). A nivel mesencefálico, el sistema auditivo está representado por el tubérculo cuadrigémino inferior (TCI). El núcleo diencefálico específico de la audición es el cuerpo geniculado interno (CGI), que forma parte del tálamo dorsal. Por último el centro auditivo telencefálico está situado en la porción temporal del neocórtex, concretamente en las dos circunvoluciones temporales transversales (de Heschl), que forman parte del suelo del surco lateral, conocida como corteza auditiva primaria (AI).

Las fibras auditivas primarias se dividen, inmediatamente después de su entrada en el SAC, en una rama ascendente y otra descendente. La rama descendente pasa al núcleo coclear dorsal, mientras que la ascendente llega al núcleo coclear ventral.

Las fibras auditivas secundarias, que proceden del núcleo coclear dorsal constituyen las estrias acústicas dorsales y se dirigen, vía el lemnisco lateral (LL), al tubérculo cuadrigémino inferior.

La otra proyección auditiva secundaria, el cuerpo trapezoides, surge del núcleo coclear ventral. Una parte de sus fibras, pasa directamente al tubérculo cuadrigémino inferior, pero muchas otras, son interrumpidas en los núcleos que están inmersos en este haz o en el núcleo del lemnisco lateral. Así, la vía que une el núcleo coclear ventral con el tuberculo cuadrigémino inferior, tiene componentes tanto directas como indirectas, Nieuwenhuys, et al., 1982 figuras A.11 y A.12. Se ha demostrado (Strominger, Nelson, Dougherty; 1977), que en el chimpancé algunas fibras auditivas secundarias llegan sin interrupción hasta el cuerpo geniculado interno.

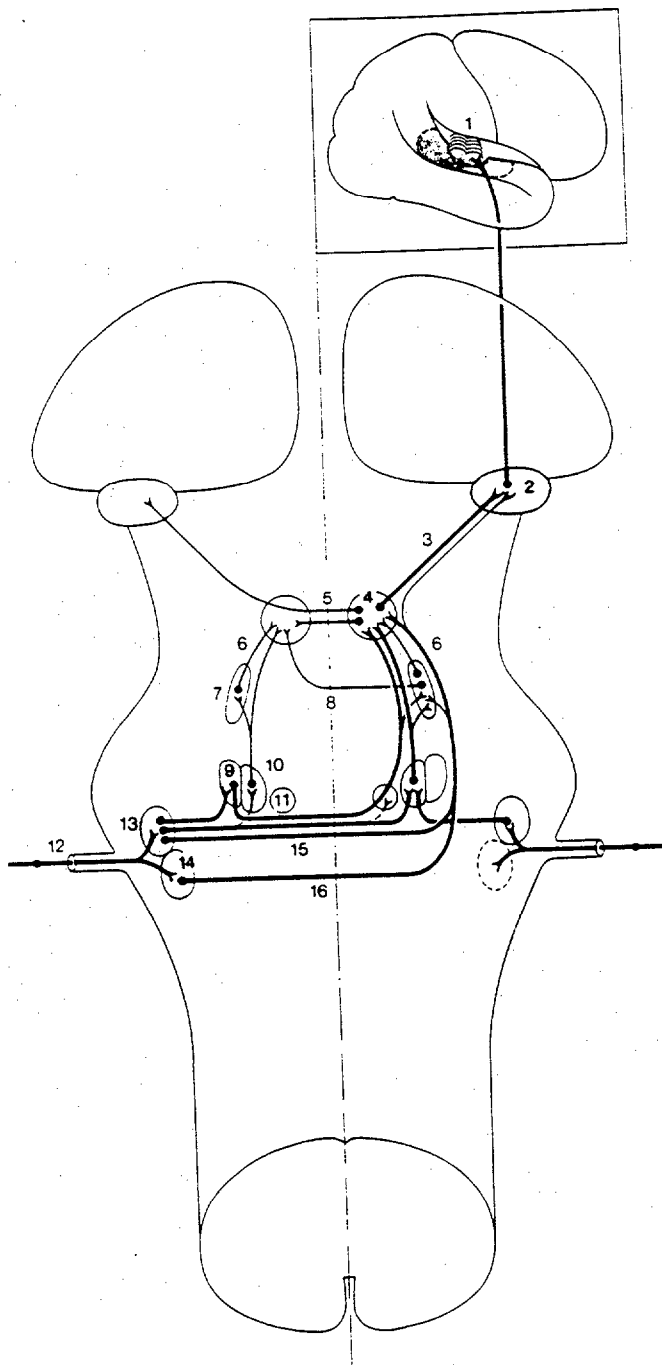


Fig. A.11. Conexiones nerviosas del SA. (VAC).

La mayoría de las células en el TCI envían sus axones al CGI del tálamo ipsilateral, y unas pocas se proyectan contralateralmente. Por otra parte, el CGI tiene enlaces neuronales con la corteza auditiva primaria ipsilateral, localizada en el giro del Heschl, áreas 41 y 42 de Brodmann. Ésta recibe impulsos, no sólo de

la cóclea contralateral, sino también de la ipsilateral. La proyección del mismo lado, consiste en eferentes que provienen del núcleo coclear ventral. Las cuales, tras sufrir una interrupción sináptica en la oliva protuberancial ipsilateral, pasan al lemnisco medial de ese mismo lado. Es probable que también participen fibras que devuelven impulsos del lado contralateral al ipsilateral, algunas de las cuales se representan en las figuras A.11 y A.12.

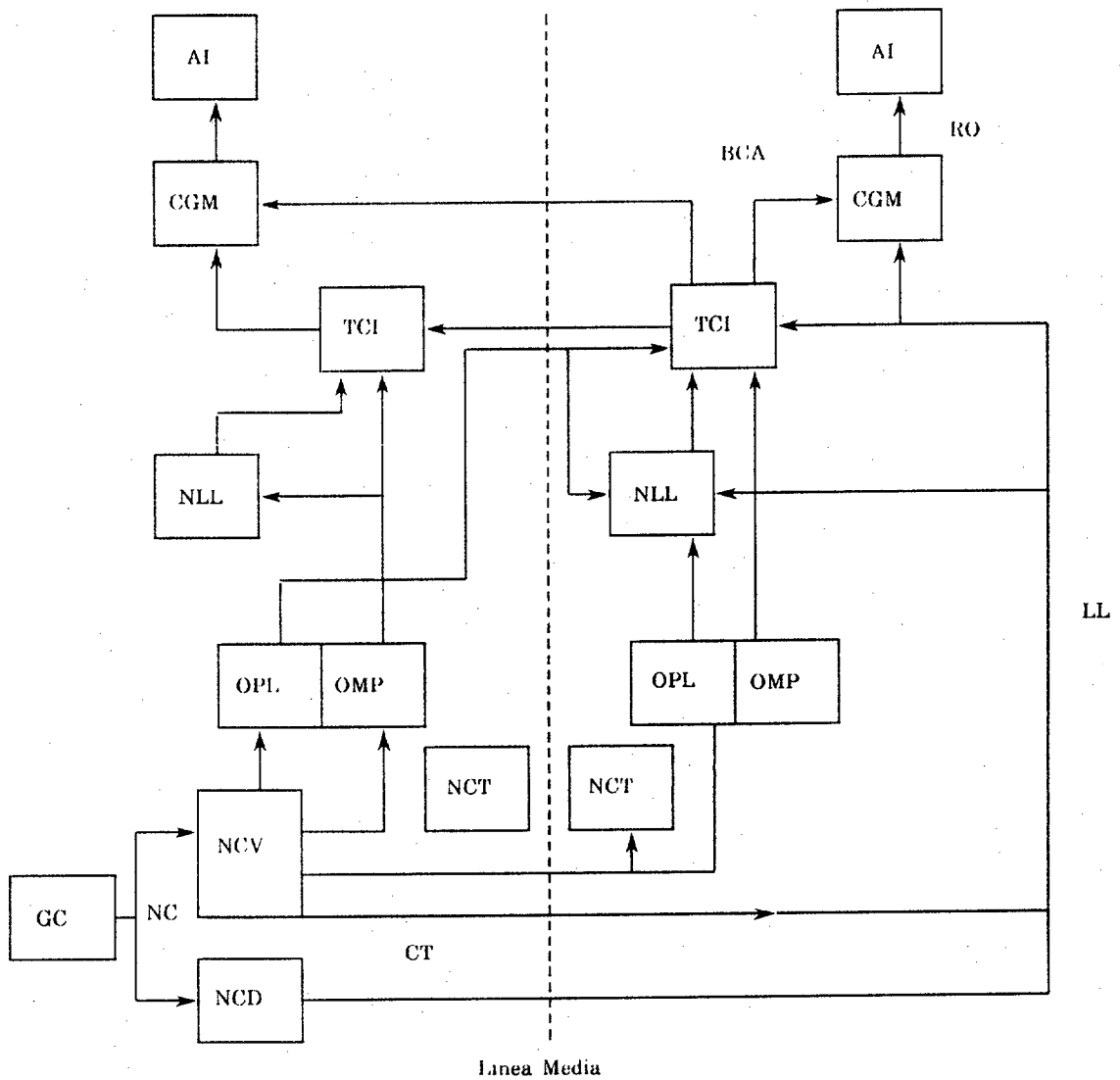


Fig. A.12. Esquema de las conexiones nerviosas del S A (VAC). RA: Radiaciones acústicas, BCP: Brazo conjuntival posterior, GC: Ganglio de Corti, NC: Nervio coclear.

Paralelamente a la vía que se dirige del órgano de Corti a la corteza auditiva, existe una cadena ininterrumpida de neuronas que conducen impulsos en el sentido opuesto. El eslabón de este sistema descendente está constituido por el fascículo olivococlear (de Rasmussen), desmostrando estudios fisiológicos, que estas fibras ejercen un efecto inhibitorio sobre el flujo sensitivo que emana de la cóclea.

Los canales de transmisión de información tienen su origen en la estructura anatomofisiológica y en la citoarquitectura de los centros que constituyen los modulos sinápticos del sistema, los cuales, aportan de forma integrada, la estructura y funcionalidad que los caracteriza, y que analizaremos a continuación.

a) Masas Celulares Rombencefálicas.

a₁) Núcleo Coclear (NC).

El NC está anatómicamente dividido en núcleo coclear ventral, compuesto por el anteroventral (NCAV) y el posteroventral (NCPV) y el núcleo coclear dorsal.

Estas divisiones contienen tipos de células morfológicamente distintas, (Osen, 1969, en el gato), dando lugar esta diversidad celular a distintos tipos de respuestas fisiológicas, manteniendo la sistematización de frecuencias observada en la cóclea.

Dentro de cada subdivisión, las frecuencias características de las células están organizadas en secuencias de alta a baja frecuencia en las direcciones, dorsal a la ventral, posterior a la anterior y medial a la lateral, (Rose et al., 1959, 1960) como se puede ver en la figura A.13.

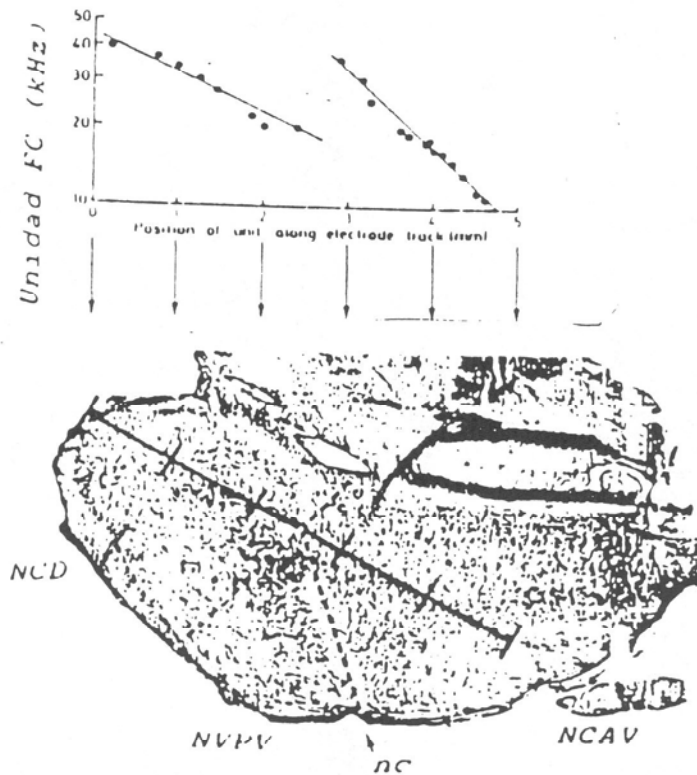


Fig. A.13. Organización natural y tonotópica del NC del gato.

La mayoría de las células del núcleo coclear presentan una forma de actividad excitadora (Romand, 1977). Además reciben aferencias inhibitoras, lo que modifica considerablemente el patrón de respuesta a nivel de las divisiones del NC.

El NCPV lo constituyen neuronas que muestran tres tipos de respuesta:

- * Primary-like: Similar a la del nervio auditivo. Presentan curvas de umbral con zonas de inhibición alrededor de área de activación (Kiang, et al., 1975).
- * Respuesta ON: Adaptada idealmente para transmitir estímulos de alta frecuencia. Caracteriza neuronas con actividad inicial breve, seguida de un paso de la reactividad celular durante el resto de la estimulación. Estas neuronas tienen un área de respuesta bastante grande.

- * Respuesta Chopper: Corresponde a una descarga regularmente espaciada con aspecto de diente de sierra. Las neuronas con este tipo de reactividad tienen tiempos de latencia relativamente largo.

El NCAV tiene una población celular que controla fielmente la información que recibe del nervio auditivo, (NA) lo que hace que las respuestas de estas células, tengan características comparables a las del mismo, llamadas Primary-like (Kiang, et al., 1965b), las cuales tienen latencias de respuesta a los clics muy corta, unos 0,5 ms mas que los del nervio auditivo.

En el NCAV existen otras células con reactividad distinta a la del nervio auditivo. Algunas tienen actividad espontánea diferente, y otros un perfil de respuesta distinta a las frecuencias bajas. Tales tipos de respuesta en esta subdivisión del NC son: Phase-locked, Chopper-S, Chopper-T y On-A.

El NCD recibe sólo una pequeña proporción del número total de sus aferentes desde el nervio coclear, siendo además, sus neuronas, las principales receptoras de aferencias inhibitoras. Las causas de tales influencias inhibitoras no son bien conocidas, pudiendo ser las siguientes algunas de ellas:

- 1) Las interneuronas del NCD.
- 2) Las interneuronas de los centros superiores.
- 3) Otras neuronas del NCAV (Evans y Nelson , 1968, 1973b).

Así mismo, algunas células del NCD pueden ser activadas (o inhibidas) por la estimulación del oído contralateral, (Young y Brownell, 1976). Las vías de dichas aferencias contralaterales no son conocidas.

Menos del 10% de las unidades de este núcleo, presentan respuestas semejantes a las de las fibras primarias (Evans y Nelson, 1973), y el resto resulta de las mezclas de influencias inhibitoras y excitadoras, encontrándose los siguientes tipos:

- * Respuesta ON.
- * Respuesta Chopper.
- * Respuesta Pauser. Ésta, proporciona una distinción entre las fases iniciales y subsiguientes de un tono. Se halla a nivel de las células fusiformes del NCD y efectúa un pic inicial de actividad, seguido de un periodo de silencio, más una continuidad gradual de la actividad que prosigue durante el resto de la estimulación. Fue observada en gatos anestesiados en base a los histogramas PST de actividad evocada por tonos (Kiang et al., 1965b; Pfeiffer, 1966; Evans y Nelson, 1973a).
- * Respuesta Build-up. Se halla a nivel de las células fusiformes, igual que las respuestas Pauser, pero sin pic de actividad al comienzo de la estimulación.

Todos estos tipos de respuesta que presenta el NC en sus diversas partes las podemos ver reflejadas en la figura A.14.

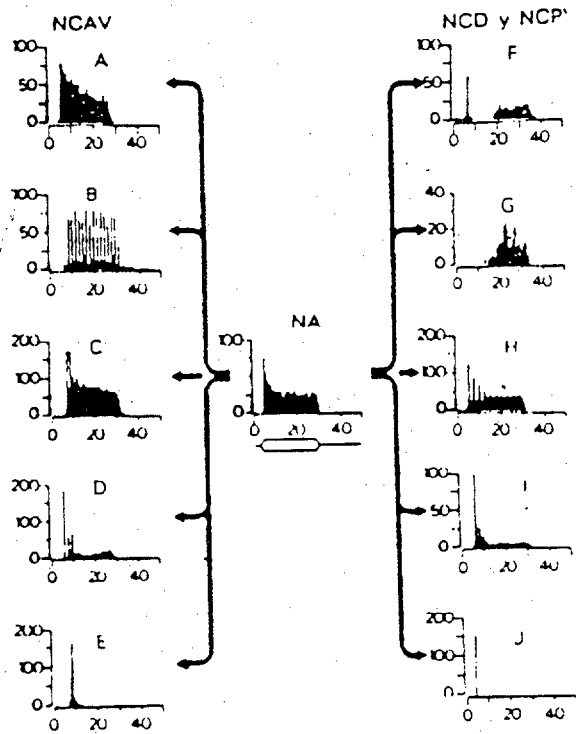


Fig. A.14. Respuestas registradas en el NC (Romand, 1977). NA: Primary-like. NCAV: A → Primary-like; B → Phase-locked; C → Chopper-S; D → Chopper-T; E → On-A. NCD, NCPV: F → Pauser; G → Build-up; H → Chopper-S; I → On-L; J → On-I.

Estos tipos de respuesta celular, se explican por la organización sináptica de las aferencias activadoras e inhibitoras que convergen en las células del núcleo, figura A.15. La complejidad de las inervaciones sinápticas explica la variabilidad de interacción de este núcleo, como muestra el estudio de las respuestas a los sonidos complejos (Moller, 1972).

Esta clasificación de respuestas de las neuronas auditivas a un estímulo nos permite afirmar, que las distintas propiedades funcionales de dichos estímulos se procesan y se transmiten en vías paralelas. Cada canal tiene su propio y único sistema de conexiones que median una función determinada.

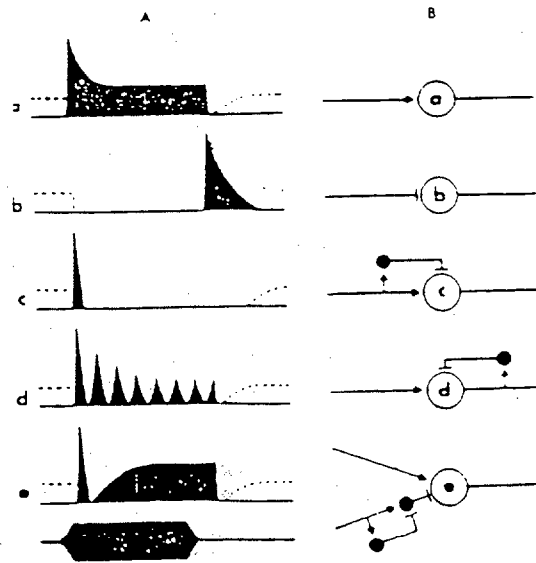


Fig. A.15. Esquema que permite explicar los diferentes tipos de respuesta de los centros auditivos a través de las aferencias excitadoras (+) e inhibitoras (*).

En definitiva, podemos decir que el NC no es una simple estación de contacto, sino un centro de integración de gran importancia, donde se podría realizar un primer "tratamiento" de la información que llega del NA.

a2) El Núcleo de la Oliva Protuberancial (NOP). Constituye el segundo núcleo de las VAC. Está constituido por un conjunto de núcleos situados en la protuberancia y en estrecha relación con la mayoría de los tractos que unen el núcleo coclear con el tubérculo cuadrigémimo interno. Sus componentes esenciales son:

- NOP {
- Oliva Protuberancial Lateral (OPL)
 - Oliva Protuberancial Media (OPM)

- a21) OPL. Núcleo muy reducido en el hombre, formado por células multipolares que reciben aferencias bilaterales.

Sus neuronas se excitan por estimulación homolateral y se inhiben por la contralateral (Galambos y Cols., 1959, Tsuchitani, 1977). Las aferencias inhibitoras y las excitadoras llegan de los NCAV contralateral y homolateral, respectivamente, por el cuerpo trapezoides, y sus proyecciones se dirigen al lemnisco lateral de cada lado. Las respuestas de las neuronas de la OPL a la estimulación ipsilateral son de tipo Chopper (Guinan y Cols., 1972; Tsuchitani, 1977).

Tiene una organización sináptica tal que los influjos homo y contralaterales tienen la misma característica tonal, además mantienen la organización tonotópica, (Tsuchitani, 1977) pero la mayor parte representa frecuencias altas.

- a22) OPM. Es un grupo celular más desarrollado en el hombre. Recibe aferencias de ambos NCAV, manteniendo estas proyecciones su organización tonotópica. Dicha tonotopía contiene frecuencias características (FC) altas y bajas, en sus partes ventral y dorsal, respectivamente, siendo la representación de las frecuencias bajas, claramente dominante.

La gran mayoría de las neuronas de este núcleo pueden responder a la estimulación de cada uno de los oídos. Un 75% de las mismas están activadas de forma distinta por la estimulación de uno u otro oído (neuronas de doble activación) y el resto es activado por un oído e inhibido por el otro (neuronas de activación-inhibición), (Goldberg y Brown, 1968, 1969 (perro)), (Guinan y Cols., 1972 (gato)).

Las binaurales tienen FC y áreas de respuesta similares para las estimulaciones homo y contralaterales, como se observa en sus curvas de umbral. Así mismo la estrechez de estas curvas, prueba que reciben un área limitada del campo auditivo frecuencial.

Las características de descarga de las neuronas del complejo olivar, son bastantes comparables a las de las neuronas del núcleo coclear (Guinan y cols., 1972). Los distintos tipos de repuestas descritas para este núcleo se han hallado, también, a nivel del complejo olivar.

Las células de este complejo pueden cifrar las diferencias de intensidad interaurales. Este es el caso de la neuronas que son activadas por la estimulación de un oído e inhibidas por la estimulación del otro. La tasa de descarga de las mismas viene determinada, especialmente, por la diferencia de intensidades entre los dos oídos. Este tipo de neurona, predominante a nivel de la OPL del gato, jugará un gran papel en la localización de frecuencias sonoras de frecuencia alta.

Estas células son igualmente sensibles a las diferencias de fase de las estimulaciones, cuando intervienen los dos oídos. Las neuronas de la OPM pueden cifrar las variaciones de fase, la tasa de descarga de estas neuronas está en función del desfase de los sonidos que provienen de los dos oídos. La OPM, a su vez, tiene un papel importante en la localización de las fuentes sonoras de baja frecuencia.

- a3) Núcleo del Cuerpo Trapezoide (NCT). Sus neuronas principales reciben aferencias del núcleo coclear contralateral y se proyectan (eferente) sobre la OPL ipsilateral. Así las neuronas del NCT son interneuronas que ligan el núcleo coclear a la OPL, con una latencia corta, menor que las del resto de las neuronas del complejo olivar.

- a4) Núcleos Preolivares (NPO). Los constituyen el núcleo preolivar medial (NPOM) y el lateral (NPOL). Las fibras aferentes hacia ellos provienen de los NCV, y sus axones se unen al lemnisco lateral homolateral. Las neuronas del NPOM se activan por estimulación contralateral y las del NPOL por estimulación homolateral.
- a5) Los Núcleos del Lemnisco Lateral (NLL). Son dos pequeños núcleos: el ventral y el dorsal. El núcleo ventral (NVLL) recibe, sobre todo, las colaterales del NCD contralateral, también recibe, aunque en menor proporción, colaterales del núcleo protuberancial olivar. La gran mayoría de las neuronas del NVLL sólo se activan mediante la estimulación contralateral.

El núcleo dorsal del lemnisco lateral (NDLL) recibe aferencias del núcleo coclear contralateral, influjos binaurales de la OPM homolateral y de la OPL de ambos lados. Una gran parte de las neuronas del NDLL está influida por la estimulación de ambos oídos. Hay neuronas binaurales sensibles a las diferencias de fase interaural.

b) Centro Mesencefálico.

- b1) El Tubérculo Cuadrigémino Inferior (TCI). Está constituido por dos núcleos: el central y el dorsomedial, rodeados por un cortex (núcleos pericentral y exterior), teniendo dichos núcleos distinta función (Aitkin et al., 1975, 1978 (Uziel, 1985). La mayoría de las fibras del lemnisco lateral terminan en el núcleo central (Goldberg y Moore, 1967; Rockel y Jones, 1973). Así mismo los axones de las células de varios núcleos del rombencéfalo convergen en el mesencéfalo para proporcionar entradas a

dicho núcleo central, (Merzenich, Reid, 1974; Semple, Aitkin, 1979, 1980), el cual es un contingente heterogéneo de fibras correspondiente a neuronas de segundo, tercer y cuarto orden, directas o cruzadas, (Beyrel, 1978). El núcleo dorsomedial y el núcleo pericentral reciben principalmente aferencias del córtex auditivo y constituyen un relé del sistema auditivo descendente. El núcleo externo está inervado por los axones eferentes del núcleo central.

El núcleo central del TCI está constituido por células principales y multipolares. Las células principales están repartidas en capas superpuestas dentro del núcleo. Esta colocación laminar representa el substrato morfológico de la organización tonotópica del TCI (Rockel y Jones, 1973; Fitzpatrick, 1975).

Las respuestas de las neuronas del TCI a un estímulo tonal de 200ms, fueron clasificadas en: respuestas Sostenidas y respuestas On, de acuerdo con la forma del PSHT. Las respuestas Chopper y Pausser (Pfeiffer, 1966b), se encontraban muy raramente y se clasificaban como Sostenidas (Rose et al., 1963; Marusyeva, 1971; Šyka, et al., 1980), figura A.16a.

Las respuestas a estímulos binaurales se dividieron en tres tipos principales, siguiendo la clasificación propuesta por Goldberg y Brown en 1969.

- * Respuesta EE. Se caracteriza por la actividad excitadora a estimulaciones monaurales de ambos oídos (EE-facilitación) y (EE-oclusión) en el caso de oclusión binaural.
- * Respuesta EI. Caracterizada por excitación monaural, desde el oído contralateral. La respuesta es inhibida cuando el otro oído se estimula simultáneamente.

* Respuesta EO. Estas respuestas son conducidas sólo por un oído, no influyendo la estimulación del otro, figura A.16b (Syka et al., 198).

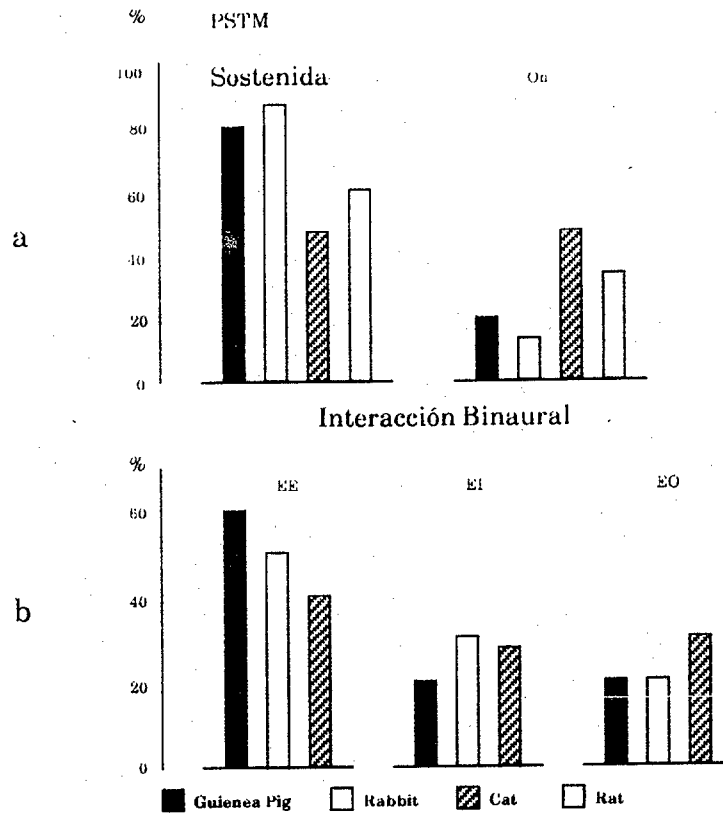


Fig. A.16. Distribución de las respuestas de las neuronas del TCI a un estímulo tonal de 200ms, y a estímulos acústicos binaurales en distintas especies.

c) Centro Diencefálico.

c₁) Cuerpo Geniculado Medio (CGM).

La región del cuerpo geniculado medio es compleja y ha sido parcelada en diferentes y variadas formas, en estudios de morfología citoarquitectural y neuronal.

Desde el punto de vista citoarquitectónico el CGM fué dividido, influenciado por los trabajos en gato y perro de Rioch (1929) en una parte principal (lateral),

compuesta de células de tamaño medio fuertemente empaquetadas, y una parte magnocelular (medial) compuesta de grandes células misteriosamente teñidas.

Estas divisiones eran concordantes con las realizadas por Cajal en 1952, siendo, a su vez, estos análisis confirmados y extendidos por Morest, (Harrison, Howe, 1974). De los estudios de Morest en el gato, se desprende que el CGM comprende tres divisiones: ventral, medial y dorsal, estando sus células principales igualmente repartidas en capas concéntricas. Las aferencias de las principales subdivisiones del CGM son el producto de las proyecciones del tubérculo cuadrigémino inferior y del núcleo del lemnisco lateral. La organización de las divisiones se muestra en la figura A.17, (Morest, 1964b).

Las unidades de la división ventral, con axones de diámetros muy grande, exhiben interacción binaural y responden sólo al Onset del tono. Ésto puede ser debido a la potente y extensa inhibición postsináptica generada dentro del CGM, (Aitkin, Dunlop, 1969; Etholm, 1975). Esta inhibición elimina picos que ocurren durante la última parte del estímulo retransmitido desde el TCI.

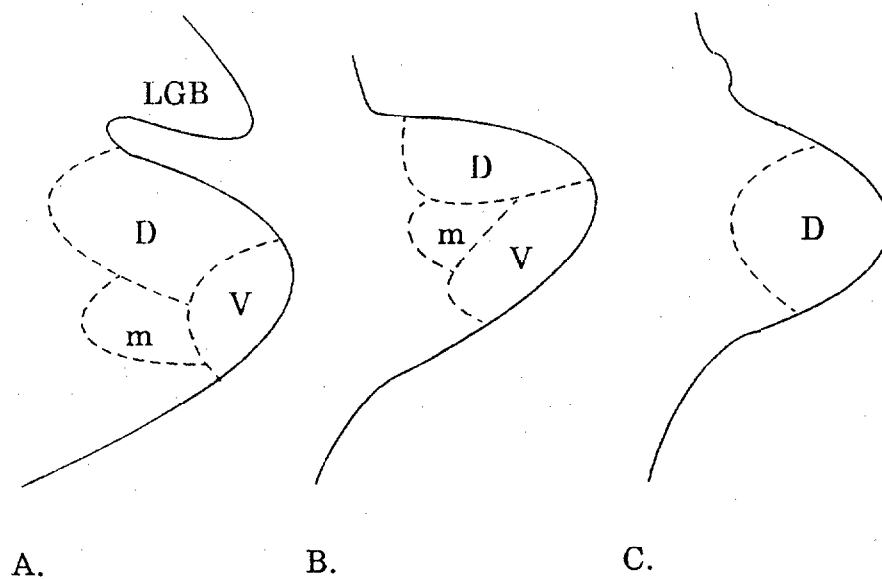


Fig. A.17. Principales divisiones del cuerpo geniculado medio.

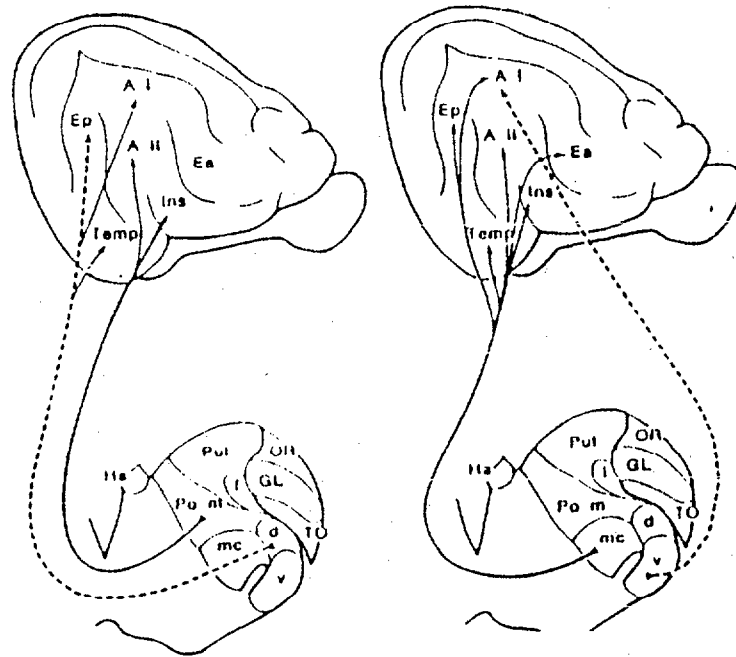


Fig. A.18. Proyecciones del cuerpo geniculado medio hacia la corteza cerebral.

La división ventral consta de un núcleo ventral, uno ventrolateral y una zona marginal. Las células del núcleo ventral están organizadas en láminas, las cuales se presume que están tonotópicamente relacionadas con la coclea, y bilateralmente inervadas.

Sobre la división dorsal, cuyas conexiones aferentes son muy complejas, existe poca información, (Aitkin, et al., 1981). Puede ser dividida en un núcleo dorsal, un núcleo dorsal profundo y un núcleo supragenículado. Esta división le da al CGM caracter multisensorial, ya que según Morest, al núcleo supragenículado llegan grupos de axones que llevan aferentes auditivos y visuales.

La división medial recibe aferentes desde el lemnisco espinal, el colículo inferior, posiblemente el colículo superior, y desde varias componentes de un

sistema tegmental. Éste, como la división dorsal, es una región multisensorial del cuerpo geniculado (Harrison, Howe, 1974).

El área de proyección de las células del CGM-en la corteza define la Corteza Auditiva Primaria (AI).

Trabajos recientes han demostrado que existen múltiples divisiones dentro de los núcleos talámicos y dentro de la corteza, con vías paralelas que los conectan, como se observa en la figura A.18, (Diamond, 1979).

Estos estudios mostraron que, en el gato, la proyección talámica más especificada, es la que va de la subdivisión ventral del CGM hasta AI. La dorsomedial y la magnocelular también tienen proyecciones con la corteza, pero de manera múltiple y extendida y no exclusiva a AI.

Las proyecciones del CGM tienen una organización tonotópica. Estudios electrofisiológicos han demostrado una repartición de frecuencias agudas-graves en el sentido mediolateral (Aitkin y Webster, 1972), confirmando esta organización Webster y colaboradores en 1978, (Uziel, 1985).

Una parte de las neuronas de este núcleo, al igual que el TCI, está implicada en el tratamiento de las informaciones binaurales, siendo sensibles al intervalo interaural.

El TCI y el CGM son centros de elevada integración. En sus niveles se producen interacciones sinápticas activadoras e inhibitoras complejas que permitirán una elevada transmisión de información. Estas interacciones nos permitirán continuar, a nivel del TCI y del CGM, los tratamientos específicos de la información esbozada a nivel de los núcleos del tronco cerebral inferior y

asistiremos a una especialización de las funciones de las neuronas; algunas participan en la discriminación tonal, otras sólo responden a las variaciones dinámicas del estímulo y otras podrían ser capaces de analizar la composición fonética del mensaje auditivo (Keidel, 1974). Así las neuronas del tronco cerebral superior podrían apreciar la información semántica con muy buena discriminación.

Por último, hacemos notar que el TCI y el CGM son centros de integración multisensorial, pues reciben aferencias vestibulares, somestésicas y visuales, a nivel de algunas de sus subdivisiones, como especificamos al estudiar las diversas regiones del CGM.

e) La Corteza Auditiva Primaria (AI).

El area auditiva de proyección sensorial se encuentra situada en el giro transversal de Heschl, extendiéndose, la mayoría de AI, sobre la superficie cortical del lóbulo temporal, (Luethke, Krubitzer, Kaas, 1989). 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, dominando las pequeñas células fusiformes dispuestas en colonias verticales, según mostraron Von Economo y Koskinas en 1925, (Seldon, 1985), como podemos apreciar en la figura A.19.

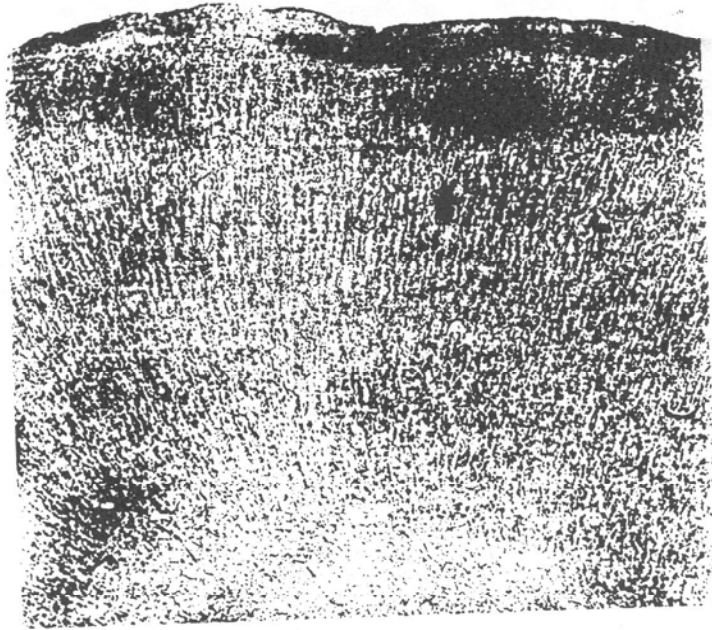


Fig. A.19. Sección del area primaria auditiva en primates. atlas de Von Economo y Koskinas (1925).

El córtex auditivo primario es, en cuanto a funcionalidad, la región última del procesado de las señales auditivas, donde la sensación/percepción de oír tiene su más alto exponente, como lo han demostrado los estudiosos del tema, en todas las especies tratadas, desde animales de escala inferior hasta la superior. Estudios realizados en este campo de la funcionalidad, también han demostrado la función del córtex auditivo, no sólo en la determinación del proceso auditivo, sino en la del comportamiento de localización del sonido. Concretamente, estudios acerca de este tema que se han llevado acabo en el gato (Jenkins, Merzenich, 1984), indican que:

- 1) La AI es necesaria para el comportamiento normal de localización binaural del sonido.
- 2) Entre campos auditivos corticales, AI es suficiente para este comportamiento.

- 3) La representación de la localización del sonido está organizada por canal de frecuencia en el cerebro anterior auditivo.
- 4) AI contribuye, en cada hemisferio, sólo a la representación de la localización del sonido contralateral.

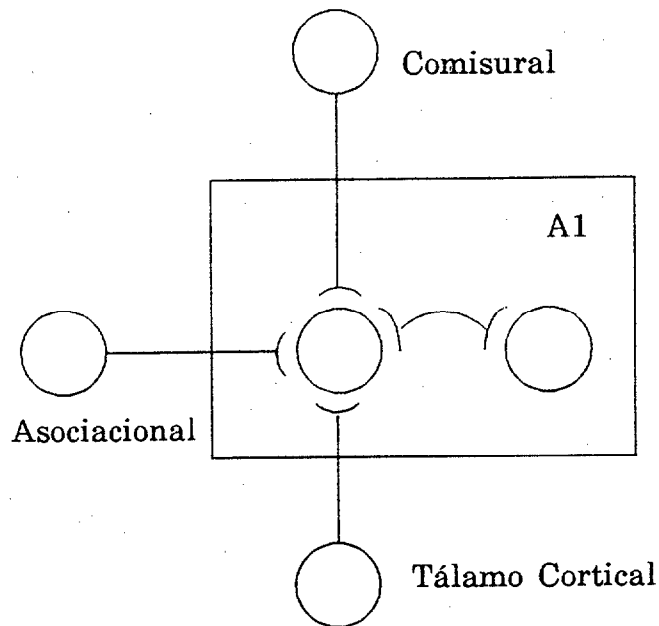


Fig. A.20. Diagrama de las entradas aferentes a A1.

El córtex primario recibe aferentes desde los mecanismos auditivos más bajos, así como de numerosas otras fuentes, figura A.20, ya que AI es también área de recepción y transmisión de la excitación auditiva (Bruffe, 1975). Estos aferentes son los que conducen la información desde el cuerpo geniculado medio (CGM) hasta la corteza. Se ramifican en el telodendrón en la capa receptora principal, IV, la cual está formada por una columna vertical de neuronas. Así mismo, sus axones convergen en una capa de pequeñas piramides cuyos axones terminan, principalmente, en el córtex auditivo secundario.

El área primaria envía, igualmente, fibras córticofugales al Tálamo, Mesencéfalo y Córtex Cerebral del mismo y opuesto hemisferio. Las distintas subdivisiones corticales están ligadas entre sí por conexiones corticocorticales. Las conexiones interhemisféricas se realizan por las células piramidales de la capa III. Estas interconexiones respetan la tonotopía cortical, (Uziel, 1985). En principio, habría que precisar el hecho de que el circuito de la red neuronal de las entradas aferentes que las áreas corticales reciben desde distintas fuentes y las que ellas envían, no es bien conocido. Sólo hay evidencias anatómicas de la existencia de complicadas interrelaciones internas, que envuelve entradas aferentes convergentes, conexiones recíprocas y lazos de realimentación indirecta (Brugge, 1975). No obstante, estudios posteriores realizados en distintas especies por diversos autores han reforzado las afirmaciones hechas en este tema, así como el conocimiento del mismo. Así en el tamarín, un New World monkey, se ha visto que: a) las conexiones intrínsecas en AI son más profundas a lo largo de contornos isofrecuenciales, b) el patrón de conexiones entre AI y cortex adyacentes sugiere que este cortex auditivo periférico contiene, al menos, dos campos organizados tonotópicamente y posiblemente uno o más campos auditivos adicionales, c) conexiones talámicas de AI incluyen conexiones topográficas con la división ventral del cuerpo geniculado medio (CGMV) y conexiones más difusas con las divisiones medial y dorsal (CGMM, CGMD), así como con el núcleo supragenículado (Sg), d) AI proyecta bilateralmente al córtex dorsal del colículo inferior, (Luethke, Krubitzer, Kaas, 1989). Un esquema de estas conexiones corticales y subcorticales de AI viene representado en la figura A.21.

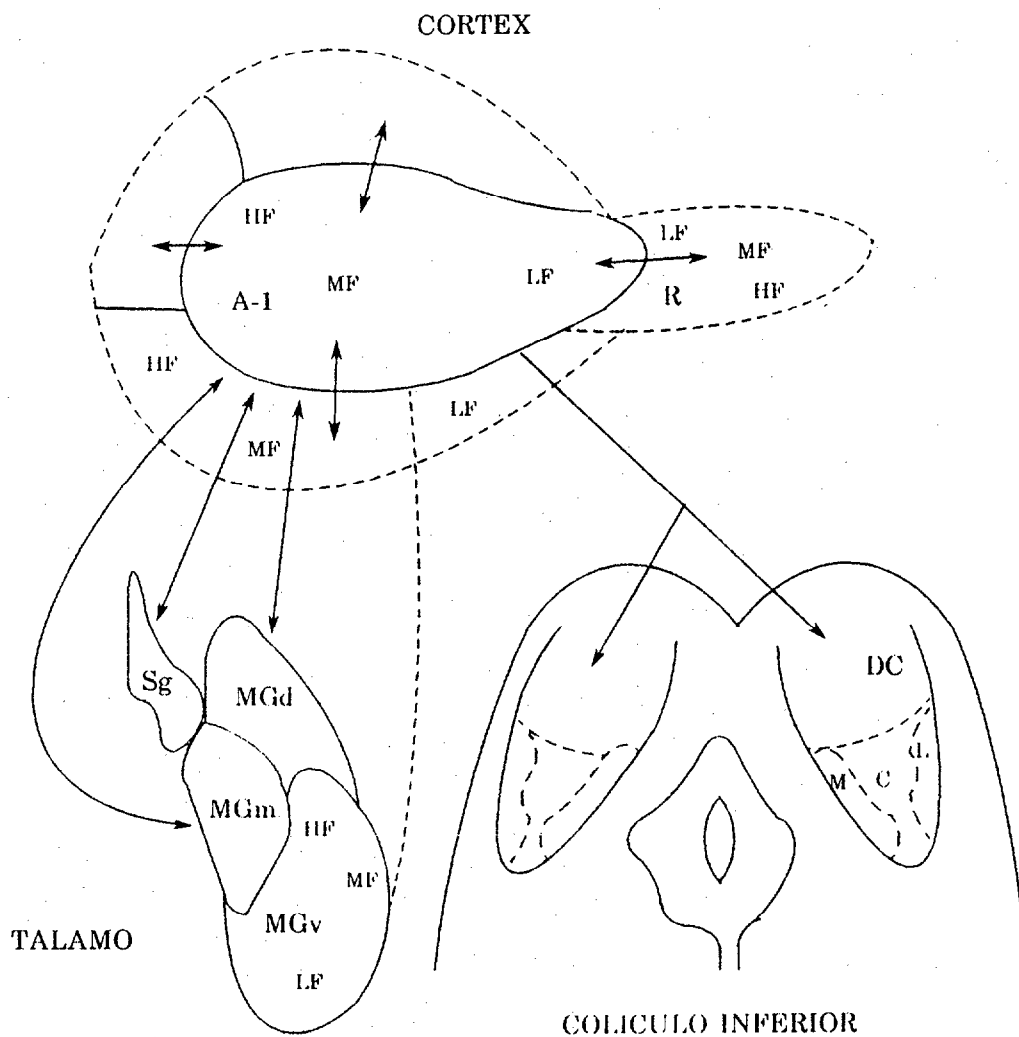


Fig. A.21. Esquema de las conexiones corticales y subcorticales de AI. Flechas fuertes = conexiones densas, flechas suaves = conexión menos densas, líneas discontinuas = bordes arquitectónicos relativamente indistintos: HF, LF, MF = regiones de mejores frecuencias altas, bajas y medias respectivamente.

En estudios realizados en gatos, se observa que la división dorsal del cuerpo geniculado medio, recibe pocas entradas desde la vía auditiva primaria (Morest, 1965; Calford y Aitkin, 1983; Winer, 1985), sus proyecciones proceden, principalmente de córtex auditivo no primario (Andersen et al., 1980), lo cual es bastante diferente a lo observado en los marmoset y monos ardillas (Aitkin, Kudo y Irvine, 1988). En contraste, la división ventral del CGM del gato, es similar a la mitad dorsal del CGM del mono ardilla y del marmoset en términos de respuestas

características y proyecciones eferentes (Andersen et al., 1980; Calford, 1983; Calford y Aitkin, 1983; Winer, 1985).

El mormoset parece tener un comparativamente simple sistema auditivo tálamocortical, con un CGM relativamente no diferenciable, aunque largo, proyectando a un sistema auditivo cortical dominado por un gran AI, (Aitkin, Kudo, Irvine, 1988)

El área auditiva primaria está organizada tonotópicamente. Esta afirmación está avalada por numerosos trabajos de diferentes investigadores, los cuales lo demostraron primero en los animales, debido a las limitaciones de la mayoría de las técnicas fisiológicas, para por último conseguirlo en la corteza auditiva humana. Uno de los primeros trabajos fueron los de Licklider y Krieger en 1942 y Watzl y Woolsey en 1943. Reale e Imig exponen la tonotopía en el cortex auditivo primario del gato (Reale, Imig, 1978). Esta organización tonotópica se reafirma con estudios comparativos de características de entradas binaurales a neuronas simples en el AI del cortex cerebral del gato, con datos previamente registrados para núcleos auditivos subcorticales, revelándose que AI preserva muchas de las características específicas de los estímulos de los núcleos inferiores, (Phillips, Irvine, 1983). Por otro lado Merzenich y Brugge en 1973, obtuvieron el mapa de distribución de frecuencias características (FC), de neuronas, en el plano temporal superior del macaco, mostrando que AI comprende una representación ordenada y completa del espectro de frecuencias audible, con una repartición rostrolateral de las bajas frecuencias y caudomedial de las altas, (Uziel, 1985). Por último, dos técnicas relativamente recientes, la magnetoencefalografía, y la PET, han dejado paso al plano humano. Así, estudios que examinan la respuesta del córtex auditivo primario humano a la estimulación de tonos puros usando técnicas PET, demuestran que responde de manera tonotópica, (Lauter, Herscovitch, Formby y Raichle, 1985) y también con la magnetoencefalografía (Elberling, et al., 1982;

Romani et al., 1982). Esta representación es semejante, pero no tan precisa, a las retinotópica y somatotópica encontradas en las áreas primarias visual y somática respectivamente.

Esta repartición frecuencial se basa en las llamadas bandas isofrecuenciales. 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, figura A.22. 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, 1975).

Esta tonotopía, que da cohesión a la codificación de las frecuencias en los diversos relés de la vía auditiva, queda resguardada, pues, al más alto nivel de integración, (Brugge, 1975).

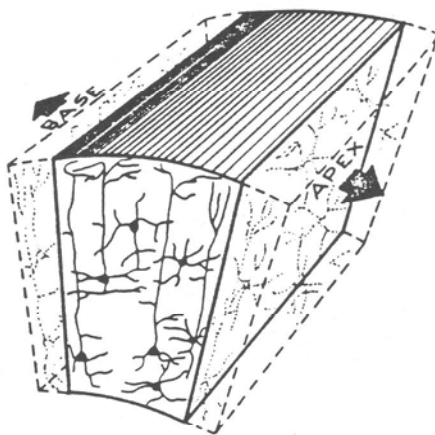


Fig. A.22. Representación de una banda isofrecuencial en AI.

Por otra parte, hay que considerar la existencia de bandas de interacción binaural, en ángulo recto con las isofrecuenciales, figura A.23. Están constituidas por columnas verticales de neuronas con propiedades binaurales semejantes, existiendo las columnas de sumación y las de supresión, (Kelly, 1985; Brugge y Reale, 1985).

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 núcleos auditivos.

Por último, también ha sido sugerida otra organización topográfica en AI semejante a la tonotópica, formada por neuronas con sensibilidad en fase. Estas ocuparían la misma columna radial en el área auditiva primaria, permitiendonos la representación de un campo receptivo en el espacio auditivo, (Brugge y Merzenich, 1973).

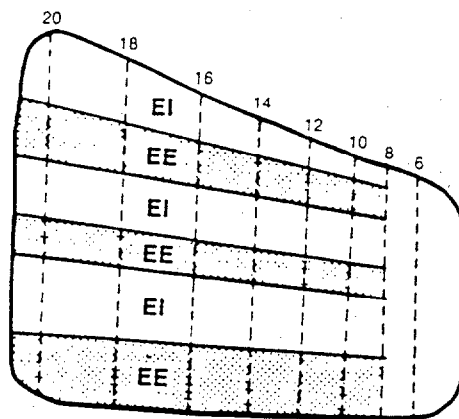


Fig. A.23. Bandas binaurales de la corteza auditiva del gato.

Según esta descripción neuroanatómica, la corteza auditiva primaria en primates, presenta una arquitectura que está anatómicamente distribuida en tres dimensiones, más el tiempo, con módulos computacionales estructurados por capas. De acuerdo con esto la AI puede ser estructuralmente representada como un conjunto de módulos computacionales en las tres dimensiones, como desarrollaremos en el capítulo tercero de esta tesis..

El nexo de unión entre las dos capas que constituyen el sistema auditivo son, como hemos visto, los nervios auditivos. Estos contienen tan pocas fibras, que se puede pensar que la información auditiva queda camuflada al entrar en la capa sensorial, es decir, en el Sistema Auditivo Central (SAC). Sin embargo, esto no pasa a ser más que un pensamiento, ya que existen dos especializaciones que aseguran la agudeza auditiva, a pesar del pequeño número de canales de entrada. La primera es, que cada fibra nerviosa auditiva al entrar en el troncoencéfalo y alcanzar el núcleo coclear, se divide en un gran número de ramas terminales, y cada fibra se proyecta a varias regiones terminales de forma ordenada. Además, la tonotopía a lo largo de la membrana basilar es proyectada por las fibras auditivas sobre regiones separadas del núcleo coclear, de tal forma, que la cóclea queda proyectada en representaciones múltiples dentro del mismo, siguiendo hacia todos los centros superiores de la capa sensorial. La segunda especialización se observa en los tipos de sinapsis y en las células de las distintas partes de los núcleos.

Estas especializaciones, proporcionan un acoplamiento muy seguro de las entradas con las salidas, y dan las bases morfológicas para los distintos tipos de procesamiento de entrada-salida de las señales auditivas.

A.2. ORGANIZACION ESTRUCTURAL DE LA RETINA.

La retina de los vertebrados presenta, fundamentalmente, cinco tipos de células nerviosas: fotorreceptores (F), horizontales (H), bipolares (B), amacrinas (A) y ganglionares (G). Dichas células son las definidoras de las dos vías que forman la retina:

a) Las vías centripetas.

b) Las vías laterales.

Las vías centripetas están formadas por los fotorreceptores, las bipolares y las ganglionares, y se ocupan de la transmisión de la información en profundidad, mientras que las vías laterales, constituidas por las horizontales y las amacrinas, producen dispersiones laterales.

Así mismo, están dispuestas de una manera altamente ordenada y jerarquizada, de modo que la retina puede fraccionarse en diferentes capas comprendidas entre las membranas limitadoras externa e interna. (Miller et al., 1986).

En orden a su profundidad tenemos:

a) Capa nuclear externa (CNE). En ella se encuentra el núcleo de los fotorreceptores, que son de dos clases: conos y bastones. A su vez, los conos se dividen en tres tipos, que se diferencian en su sensibilidad espectral, existiendo contacto entre los pies de los conos adyacentes. En la zona superior se sitúan los núcleos de los conos, grandes y pálidos. En la zona

inferior están los núcleos de los bastones, más numerosos, oscuros y pequeños.

b) Capa plexiforme externa (CPE). Contiene las terminaciones de los fotorreceptores, las dendritas de las bipolares y los procesos de las horizontales.

Las células bipolares se dividen en tres clases:

- * Midget-Bipolars (MB) (bipolares enanas). Reciben excitación de unos pocos conos.
- * Flat-Bipolars (FB) (bipolares lisas). Registran información de muchos conos.
- * Rod-Bipolars (RB) (bipolares de bastón). Están conectadas sólo a los bastones.

Las células horizontales tienen una entrada de conos y bastones y un efecto feed-back con conos.

En la zona más externa de esta capa se encuentran las expansiones fibrosas de los conos y los bastones. En la siguiente subcapa terminan las pequeñas esférulas de los bastones y los grandes pedículos de los conos. A su parte posterior llegan las expansiones externas de las bipolares y todas las expansiones de las células horizontales. Estas zonas representan el primer campo sináptico en la retina y en el sistema visual.

- c) Capa nuclear interna (CNI). Contiene los núcleos de las células horizontales, bipolares y amacrinas, algunas ganglionares desplazadas y la mayoría de las fibras radiales. Inmediatamente detrás de ésta se encuentra una subcapa que contiene las bipolares de cono a1, b1 y las bipolares de bastón. En una subcapa posterior se encuentran las bipolares de cono y las amacrinas-18, en la retina del gato.

- d) Capa plexiforme interna (CPI). Esta capa está dividida en dos subcapas, "a" y "b". En la subcapa "a" se encuentran los axones de las bipolares, los procesos de las amacrinas II y las dendritas de las ganglionares OFF-beta. En la subcapa "b" se encuentran las dendritas de las ganglionares ON-beta y ON-alfa y los axones de las amacrinas 18 y las bipolares de bastón.

- e) Capa ganglionar (CG). En ella se encuentran los núcleos de las distintas clases de células ganglionares.

- f) Capa de fibras del nervio óptico (CFNO). Está formada por los axones de las células ganglionares.

En la figura A.24 se presenta un esquema de la estructura real de la retina según Dowling y Boycott (1966).

Sobre la base de estudios neurofisiológicos previos podemos resumir entonces:

- a) Los bastones no están eléctricamente conectados unos con otros, pero convergen en pequeño número vía sinapsis eléctricas con conos.
- b) Las sinapsis químicas están separadas en dos vías, bastón-bipolar y cono-bipolar.
- c) Los dos tipos de células horizontales presentan la misma sensibilidad espectral y los dos contribuyen al antagonismo espacial de los campos receptivos de las células bipolares de conos.
- d) Las células bipolares de conos convergen en algunos tipos de

células ganglionares con un efecto de polarización y despolarización, actuando alternativamente en un "push-pull"

Otro aspecto estructural y funcional de la retina es el proceso de visión en color, sus bases anatomofisiológicas proceden de los estudios de Tomita en 1965, quien encontró que los fotorreceptores de los vertebrados responden hiperpolarizándose a la luz y despolarizándose a la oscuridad. Ello implica dos tipos de canales para la visión en color de estas especies, el canal OFF y el ON.

El canal OFF se caracteriza por:

- 1.- Sinapsis con signo-conservado (+).
- 2.- Sinapsis planas en el pedículo de cono en la C.P.E.
- 3.- Ramificación dendrítica en la C.P.I.

Los caminos ON se caracterizan por:

- 1.- Sinapsis de signo invertido (-).
- 2.- Sinapsis invaginantes en la C.P.E. conservando el signo las señales que pasan a la C.P.I. (Nelson et al. 1978).

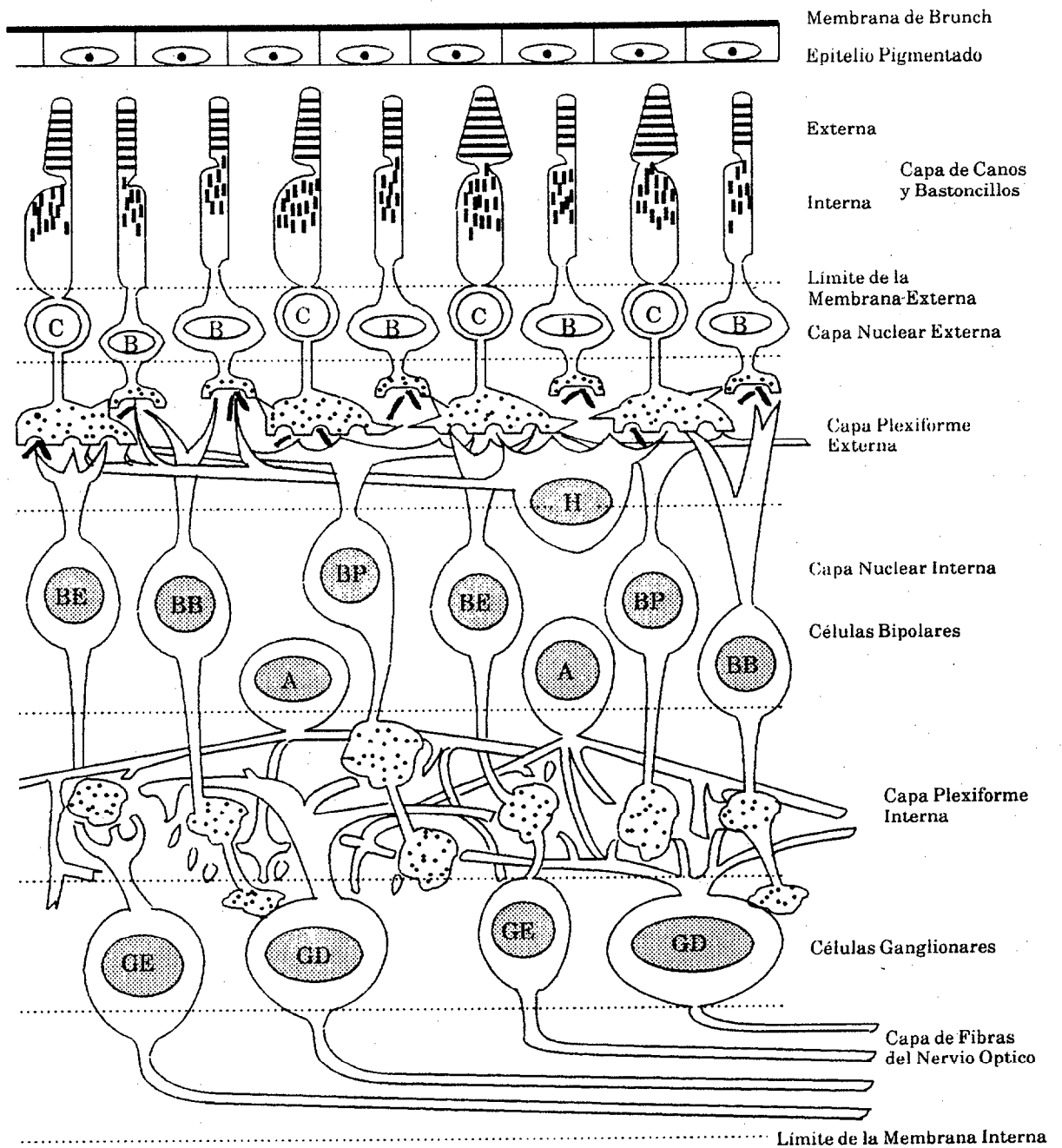


Fig.A.24. Estructura de la retina (Dowling, Boycott, 1966). B: Bastón, C: Cono, BE: Bipolar Enana, BB: Bipolar de Bastón, BP: Bipolar Plana, H: Horizontal, A: Amacrina, GE: Ganglionar Enana, GD: Ganglionar Difusa.

En este aspecto las células horizontales son mediadoras en las interacciones antagonistas entre los diferentes conos. Las amacrinas son consideradas como mediadoras entre las interacciones antagonistas de los distintos canales centro-

ON-OFF (células bipolares y ganglionares). Ambas podrían ser las responsables de las interacciones centro-periferia. Sobre todo en los primates, las horizontales y amacrinas, por ser específicas de conos, podrían mediar entre las interacciones conos-oponentes.

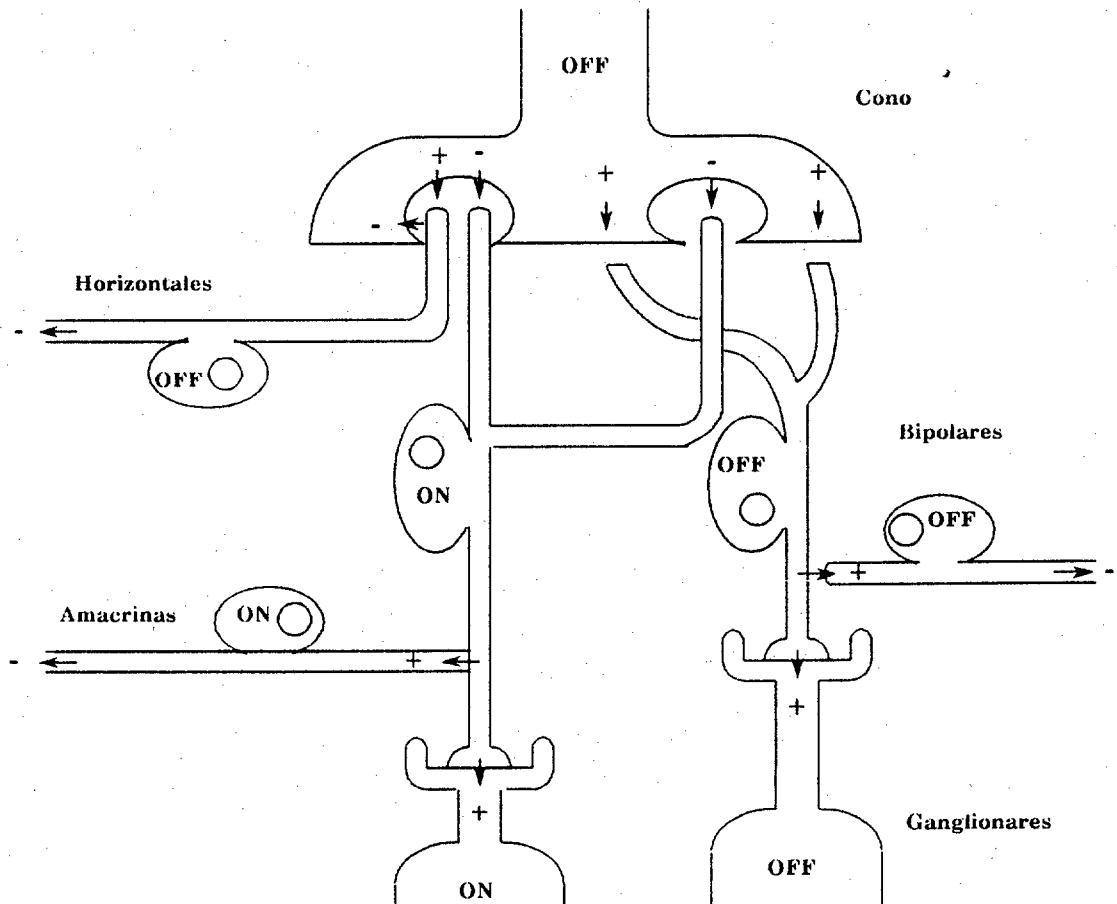


Fig. A.25. Canales ON-OFF en los primates.

Este modelo (Gouras, et. al, 1981) se presenta en la figura A.25 que se corresponde con una extensión funcional de los estudios anatómicos de la retina de los primates realizada por Boycott et al. (1969).

BIBLIOGRAFIA

BIBLIOGRAFIA

- Aitkin, L.M.; Calford, M.B.; Kenyon, C.B.; Webster, W.R.: "Some Facets of the Organization of the Principal Division of the Cat Medial Geniculate Body". In: *Neuronal Mechanisms of Hearing*. Syka, J.; Aitkin, L.M., Eds. Plenum Press. New York-London. pp.163-181. 1981.
- Aitkin, L.M.; Dickhaus, H.; Schult, W.; Zimmermann, M.: "External Nucleus of Inferior Colliculus Auditory and Spinal Somatosensory Afferents and their Interactions". *J. Neurophysiol.*, 41, 837. 1978.
- Aitkin, L.M.; Dunlop, C.M.: "Inhibition in the Medial Geniculate Body of the Cat". *Exp. Brain Res.*, 7. pp.68-83. 1969.
- Aitkin, L.M.; Kudo, M.; Irvine, D.R.F.: "Connections of the Primary Auditory Cortex in the Common Marmoset, *Callithrix jacchus jacchus*". *J. Comp. Neurology*, 269. pp.235-248. 1988.
- Aitkin, L.M.; Webster, W.R.: "Medial Geniculate Body of the Cat: Organization and Responses to Tonal Stimuli of Neurons in the Ventral Division". *J. Neurophysiol.*, 35. 1972.
- Aitkin, L.M.; Webster, W.R.; Veale, J.L.; Crosby, D.C.: "Inferior Colliculus. I. Comparison of Response Properties of Neurons in Central, Pericentral, and External Nuclei of Adult Cat". *J. Neurophysiol.*, 38. pp.1196-1207. 1975.
- Andersen, R.A.; Knight, P.L.; Merzenich, M.M.: "The Thalamocortical and Corticothalamic Connections of the AI, AII and the Anterior Auditory Field (AAF) in the Cat: Evidence for Two Largely Segregated Systems of Connections". *J. Comp. Neurol.*, 194. pp.663-701. 1980.
- Aran, J.M.; Harrison, R.V.: "Fisiología de la Cóclea". In: *Fisiología Neurosensorial en Otorrinolaringología*. Gurriel, Y.; Uziel, A., Directores. Masson, S.A. 1985.
- Austrich, J.; Moreno-Díaz, R.: "Incidencia de la Teoría de Neuronas Formales en la Formulación de Procesos Retinales". In: *Biocibernética. Implicaciones en Biología, Medicina y Tecnología. Siglo XXI de España Edts.* pp.231-244. 1984.

- **Ballard, D.H.:** "Cortical Connections and Parallel Processing: Structure and Function". In: *Vision, Brain and Cooperative Computation*. Arbib, M.; Hanson, A., Edts. MIT Press. Cambridge, Massachusetts-London, England. pp.563-622. 1988.
- **Blum, M.:** "Properties of a Neuron with Many Inputs". In: *Principles of Self Organization*. Von Forester; Zopf, Eds. McMillan Pergamon. Oxford-New York. pp.95-119. 1961.
- **Booth, T.H.:** "Random Input Automata". ICMCI. Conf. Tokyo. 1964.
- **Boycott, B.B.:** "Aspects of Comparative Anatomy and Physiology of Vertebrate Retina". *Essay on the Nervous System*. Clarendon Press, Oxford. 1974.
- **Boycott, B.B.; Dowling, J.E.:** "Organization of the Primate Retina. Light Microscopy". *Philos Trans. R. Soc., (London)*, 255. pp.109-184. 1969.
- **Brooks, R.; Lozano-Pérez, T.:** "A Subdivision Algorithm Configuration Space for Findpath with Rotation". *Proc. Eight IJCI*. Bondy, A. Ed. Los Altos, California: W. Kauffman. pp. 799-806. 1983.
- **Brugge, J.F.:** "Neurophysiology of the Central Auditory and Vestibular Systems". In: *Otolaryngology, Vol 1*. Paparella, M.M.; Shumrick, D.A., Eds. W.D. Sanders Company. Philadelphia. pp.253-279. 1980.
- **Brugge, J.F.:** "Progress in Neuroanatomy and Neurophysiology of Auditory Cortex". In: *The Nervous System. Vol. 3. Human Communication and its Disorders*. Rave Press. New York. pp.97-109. 1975.
- **Brugge, J.F.; Geisler, C.D.:** "Auditory Mechanisms of the Lower Brain Stem". *Ann. Rev. Neurosci.*, 1. pp.363-394. 1978.
- **Brugge, J.F.; Merzenich, M.M.:** "Responses of Neurons in Auditory Cortex of the Macaque Monkey to Monaural and Binaural Stimulation". *J. Neurophysiol.*, 36. pp.1136-1158. 1973.
- **Brugge, J.F.; Reale, R.A.:** "Auditory Cortex". In: *Cerebral Cortex. Vol. 4. Association and Auditory Cortices*. Peters, A.; Jones, E., Eds. pp.229-271. 1985.

- **Calford, M.B.:** "The Parcellation of the Medial Geniculate Body of the Cat Defined by the Auditory Response Properties of Single Units". *J. Neurosci.*, 3. pp. 2350-2364. 1983.
- **Calford, M.B.; Aitkin, L.M.:** "Ascending Projections to the Medial Geniculate Body of the Cat: Evidence for Multiple Parallel Auditory Pathways through Thalamus". *J. Neurosci.*, 3. pp.2365-2380. 1983.
- **Candela, S.:** "Transformaciones de Campo Receptivo Variable en Proceso de Imágenes y Visión Artificial". Tesis Doctoral. Departamento de Informática y Sistemas. Univ. Politéc. de Canarias. 1987.
- **Cantón, M.:** "La Teoría de Momentos en el Análisis de Formas: Formulación Tensorial, Invarianzas y Aplicaciones". Tesis Doctoral. Facultad de Físicas, Univ. de La Laguna. Tenerife. 1982.
- **Da Fonseca, J.S.; Moreno-Díaz, R.; Mira, J.:** "Conditions for a Theory of Diagnostics". *Proc. Conf. on General Systems Research. Intersystems Pub.* pp.675-678. 1983.
- **Dallos, P.:** "The Auditory Periphery, Biophysics and Physiology". Academic Press. New York. 1973.
- **Dancer, A.:** "Transmission et Analyse du Stimulus Acoustique au Niveau du Recepteur Peripherique". *Les Recepteurs Cochleaires. Monographie du Groupement des Acousticiens de la Langue Francaise.* Paris. pp.43-68. 1979.
- **Diamond, J.T.:** "The Subdivisions of Neocortex: A Proposal to Revise the Traditional View of Sensory, Motor and Association Areas". In: *Progress in Psychobiology and Physiological Psychology.* Sprague, J.M.; Epstein, A.N., Eds. New York. Academic. pp.2-44. 1979.
- **Dowling, J.E.; Boycott, B.B.:** "Organization of the Primate Retina: Electron Microscopy". *Proc. Roy. Soc. B.*, 166. pp.80-111. 1966.
- **Eccles, J.C.:** "Synaptic Potentials of Motoneurons". *J. Neurophysiol.*, 9. 1946.

- **Elberling, C.; Bak, C.; Kofoed, B.; Lebech, J.; Saermark, K.:** "Auditory Magnetic Fields; Source Location and 'Tonotopical Organization' in the Right Hemisphere of the Human Brain". *Scand. Audiol.*, 11. pp.61-65. 1982.
- **Etholm, B.:** "Inhibitory Processes in the Medial Geniculate Body". *Acta Oto-Laryng.*, 80. pp.323-334. 1975.
- **Evans, E.F.; Nelson, P.G.:** "An Intranuclear Pathway to the Dorsal Division of the Cochlear Nucleus of the Cat". *J. Physiol.*, 196. pp.76-78. 1968.
- **Evans, E.F.; Nelson, P.G.:** "The Responses of Single Neurones in the Cochlear Nucleus of the Cat as a Function of their Location and the Anaesthetic State". *Exp. Brain Res.*, 17. pp.402-427. 1973a.
- **Evans, E.F.; Nelson, P.G.:** "On the Relationship between the Dorsal and Ventral Cochlear Nucleus". *Exp. Brain Res.*, 17. pp.428-442. 1973b.
- **Falcón, A.:** "Proceso y Extracción de Propiedades Cromáticas en Formas Visuales. Desarrollo de un Sistema y Aplicaciones". Tesis Doctoral. Universidad Politécnica de Las Palmas. 1983.
- **Fernández-Escartin, V.; Moreno-Díaz, R.:** "A Spatiotemporal Model of Cat's Retinal Cells". *Biol. Cybernetics*, 30. pp. 15-22. 1978.
- **Fitzpatrick, K.A.:** "Cellular Architecture and Topographic Organization of the Inferior Colliculus of the Squirrel Monkey". *J. Comp. Neurol.*, 164, 185. 1975.
- **Frumkes, R.; Miller, R.F.; Slaughter, M.; Dacheux, R.F.:** "Physiological and Pharmacological Basis of GABA and Glycine Action on Neurons of Mudpuppy Retina. II. Amacrine-Mediated Inhibitory Influences and Ganglion Cell Receptive Field Organization; A Model". *J. Neurophysiol.*, 45, 3. pp.783-804. 1981.
- **Fu, K.S.:** "Digital Pattern Recognition". Springer-Verlag. 1980.
- **Fukushima, K.:** "Cognitron: A Self-Organizing Multilayered Neural Network". *Biol. Cybernetics*, 20. pp.121-136. 1975.

- Galambos, R.; Schwartzkopff, J.; Rupert, A.: "Microelectrode Study of Superior Olivary Nuclei". *Amer. J. Physiol.*, 197. pp.527-536. 1959.
- Goldberg, J.M.; Brown, P.B.: "Functional Organization of the Dog Superior Olivary Complex: An Anatomical and Electrophysiological Study". *J. Neurophysiol.*, 31. pp.639-656. 1968.
- Goldberg, J.M.; Brown, P.B.: "Response of Binaural Neurons of Dog Superior Olivary Complex to Dichotic Tonal Stimuli: Some Physiological Mechanisms of Sound Localization". *J. Neurophysiol.*, 32. pp.613-636. 1969.
- Goldberg, J.M.; Moore, R.Y.: "Ascending Projections of the Lateral Lemniscus in the Cat and Monkey". *J. Comp. Neurol.*, 129. pp.143-156. 1967.
- González, R.; Wintz, P.: "Digital Image Processing". Addison-Wesley Publishing Company. 1977.
- Gonzalo, J.: "Las Funciones Cerebrales Humanas según Nuevos Datos y Bases Fisiológicas". *Trabajos del Instituto Cajal de Investigaciones Biológicas*. Vol. XLIV. Madrid. 1952.
- Gouras, P.; Zrenner, P.: "Color Vision: A Review from a Neurophysiological Perspective". Autrum, H., Ed. Springer-Verlag. Berlin-Heidelberg-New York. 1981.
- Grimson, W.E.L.: "Differential Geometry, Surface Patches and Convergence Methods". MIT A.I. Lab. Memo 510. (Edit con el título: *From Images to Surfaces: A Computational Study of the Human Early Visual System*. Cambridge: MIT Press.1981). 1979.
- Guinan, J.J.Jr.; Norris, B.E; Guinan, S.S.: "Single Auditory Units in the Superior Olivary Complex. II: Locations of Unit Categories and Tonotopic Organization". *Int. J. Neurosci.*, 4. pp.147-166. 1972.
- Harrison, J.M.: "The Auditory System of the Brain Stem". In: *Evoked Electrical Activity in the Auditory Nervous System*. Naunton, R.F.; Fernández, C., Eds. Academic Press. New York. pp.353-371. 1978.

- **Harrison, R.V.; Evans, E.F.:** "Some Aspects of Temporal Coding by Single Cochlear Fibres from Regions of Cochlear Hair Cell Degeneration in the Guinea Pig". *Arch. Oto-Rhino-Laryngol.*, 244. pp.71-78. 1979b.
- **Harrison, J.M.; Howe, M.E.:** "Anatomy of the Afferent Auditory Nervous System of Mammals". In: *Handbook of Sensory Physiology. Auditory System. Vol. V/1. Anatomy Physiology (Ear)*. Keidel, W.D., Neff, W.D.; Eds. Springer-Verlag. Berlin-Heidelberg-New York. pp.283-336. 1974.
- **Hartline, H.K.:** "The Response of Single Optic Nerves Fibres of the Vertebrate Eye to Illumination to the Retina". *Am. J. Physiol.*, 121. pp.400-415. 1938.
- **Hernández Guarch, F.:** "Análisis y Síntesis de Automatas Probabilistas Arbitrarios. Su Simulación". *Tesis Doctoral. Univ. La laguna*. 1983.
- **Hind, J.E.:** "Physiological Correlates of Auditory Stimulus Periodicity". *Audiol.*, 11. pp.42-57. 1972.
- **Hind, J.E.; Anderson, D.J.; Brugge, J.F.; Rose, J.E.:** "Coding of Information Pertaining to Paired Low-Frequency Tones in Single Auditory Nerve Fibres of the Squirrel Monkey". *J. Neurophysiol.*, 30. pp.794-816. 1967.
- **Hochstein, S.; Shapley, R.M.:** "Linear and Nonlinear Spatial Subunits in Cat Retinal Ganglion Cells". *J. Physiol.*, 262. pp.265-284. 1975a.
- **Hochstein, S.; Shapley, R.M.:** "Quantitative Analysis of Retinal Cells Classification". *J. Physiol.*, 282. pp.237-264. 1975.
- **Jenkins, W.M.; Merzenich, M.M.:** "Role of Cat Primary Auditory Cortex for Sound-Localization Behavior". *J. Neurophysiol.*, 52, 5. pp.819-847. 1984.
- **Katsuki, Y.; Suga, N.; Kanno, Y.:** "Neural Mechanisms of the Peripheral and Central Auditory System in Monkeys". *J. Acoustic. Soc. Am.*, 34. pp.1396-1410. 1962.
- **Katsuki, Y.; Sumi, T.; Uchiyama, H.; Watanabe, T.:** "Electric Responses of Auditory Neurons in Cat to Sound Stimulation". *J. Neurophysiol.*, 21. pp.569-588. 1958.

- Keidel, W.D.: "Recent Advances in Information Processing within the Auditory System". *Rev. Laryngol. Otol. Rhinol. (Bordeaux)*, 95. pp.463-474. 1974.
- Kelly, J.P.: "Auditory System". In: *Sensory Systems of the Brain: Sensation and Perception*. V, 31. pp.396-408. 1985.
- Kiang, N.Y.S.; Pfeiffer, R.R.; Warr, W.B.; Backus, A.S.N.: "Stimulus Coding in the Cochlear Nucleus". *Ann. Otol.(St. Louis)*, 74. pp.463-485. 1965b.
- Kiang, N.Y.S.; Watanabe, T.; Thomas, E.C.; Clarke, L.F.: "Discharge Patterns of Single Fibers in the Cats Auditory Nerve". *MIT Research Monograph*, 35. MIT Press. Cambridge. 1965.
- Kilmer, W.; McCulloch, W.S.: "The Reticular Formation Command and Control System". In: *Information Processing in the Nervous System*. Leibovic, K.N. Ed. Springer. Berlin-Heidelberg-New York. pp.297-308. 1969.
- Kohonen, T.: "The Neural Phonetic Typewriter". *Rev. Computer*. Vol 21, 3. pp.11-25. 1988.
- Lauter, J.L.; Herscovitch, P.; Formby, C; Raichle, M.E.: "Tonotopic Organization in Human Auditory Cortex Revealed by Positron Emission Tomography". *Hearing Research*, 20. pp.199-205. 1985.
- Le Page, E.L.; Johnstone, B.M.: "Non Linear Mechanical Behaviour of the Basilar Membrane in the Basal Turn of the Guinea Pig Cochlea". *Hearing Res.*, 2. pp.183-189. 1980.
- Luethke, L.E.; Krubitzer, L.A.; Kaas, J.H.: "Connections of Primary Auditory Cortex in the New World Monkey, *Saguinus*". *J. Comp. Neurol.*, 285. pp.487-513. 1989.
- Marr, D.; Hildreth.: "Theory of Edge Detection". *Proc. R. Soc. Lond., B*, 207. pp.187-217. 1980.
- Marr, D.: "A Theory of Cerebral Neocortex". *Proc. Roy. Soc. Lond. Ser., B*, 176. pp.161-234. 1970.

- **Marr, D.:** *"Vision: A Computational Investigation Into the Human Representation and Processing of Visual Information"*. Published by Freeman, W.H. and Company. New York-Oxford. 1982.
- **Marusyeva, A.M.:** *"Temporal Characteristics of the Auditory Neurons in the Inferior Colliculus"*. In: *Sensory Processes at the Neuronal and Behavioral Level*. Gersuni, G.V., Ed. Academic Press. New York. 1971.
- **McCulloch, W.S.:** *"Logic and Close Loops for a Computer Junket to Mars"*. In: *Neural Networks*. Caianello, E. Ed. Springer. Berlin-Heidelberg-New York. pp. 68-91. 1968.
- **McCulloch, W.S.:** *"Agatha Fiche: of Nervous Nets the Lucky Reckoners"*. Proc. Symp. at the National Laboratory, London, Vol II, 10. pp.613-625. 1958.
- **McCulloch, W.S.; Pitts, W.:** *"A Logical Calculus on the Ideas Immanent in Nervous Activity"*. Bull. Math. Biophys., 5. pp.115-133. 1943.
- **Medina Rodríguez, P.; Fernández García, E.:** *"Fast Method for Reliable Thresholding in Robotic Vision"*. IV Int. Conf. Systems Research Informatics and Cybernetics. Baden-Baden, W. Germany. 1988.
- **Méndez, J.A.:** *"Contribuciones a una Teoría Generalizada del Reconocimiento de Formas"*. Tesis Doctoral. Univ. Politécnica de Las Palmas. 1983.
- **Merzenich, M.M.; Reid, M.D.:** *"Representation of the Cochlea Within the Inferior Colliculus of the Cat"*. Brain Res., 77. pp397-415. 1974.
- **Miller, F.R.; Slaughter, M.M.:** *"Excitatory Amino Acid Receptors of the Retina. Diversity of Subtypes and Conductance Mechanisms"*. Trends in Neurosciences, 9, 5. pp.211-218. 1986.
- **Mira, J.; Delgado, A.:** *"An Algorithmic Model for Neural Nets"*. Orw. Symp. and Int. Conf. on Systems Research Informatics and Cybernetics. Baden-Baden, W. Germany. 1984.

- **Mira, J.; Delgado, A.; Moreno-Díaz, R.:** "Cooperative Processes in Cerebral Dynamics". In: *Applications of Informations and Control Systems*. Lainiotis and Tzannes, Eds. Holland: Reidel. pp.273-280. 1979.
- **Mira, J.; Moreno-Díaz, R.:** "Un Marco Teórico para Interpretar la Función Neuronal a Altos Niveles". *Proc. I. Reunion Nac. Biocibernética*. Real Academia de Ciencias. pp.151-157. 1982.
- **Mira, J.; Moreno-Díaz, R.; Delgado, A.:** "On Cooperative Languages for Survival and Neural Decision Making". *Proc. 10th Int. Congress on Cybernetics*. Namur. Belgique. pp.17-29. 1983.
- **Mira, J.; Moreno-Díaz, R.; Delgado, A.:** "Modelos Implícitos en Neuropsicología". *Rev. Automática Informática*, XI, 38. pp.30-37. 1978.
- **Mira, J.; Moreno-Díaz, R.; Delgado, A.:** "A Theoretical Proposal to Embody Cooperative Decision in the Nervous System". *Proc. Conf. on General Systems Research*. Detroit, Mich. Intersystems. pp.687-690. 1983.
- **Mira, J.; Moreno-Díaz, R.; Delgado, A.; Suárez-Araujo, C.P.:** "Intersensory Communication in Machine as a Paradigm of Cortical Reliability". *Proc. 7th. Int. Congress of Cybernetics and Systems*. Vol.1. *Cybernetics and Systems: The Way Ahead*. Rose, J., Ed. Thales Publications (W.O.) Ltd. Lytham St. Annes, England. pp.432-438. 1987.
- **Möller, A.R.:** "Coding of Sounds in Lower Levels of the Auditory System". *Q. Rev. Biophys.*, 5. pp.59-155. 1972.
- **Monroy, J.:** "Redes Neuronales Formales: Una Reformulación". Tesis de Licenciatura. Facultad de Ciencias, UNAM, Mexico DF, Mexico. 1981.
- **Moreno-Díaz, R.:** "Análisis y Síntesis de Redes Probabilísticas con Realimentación". *Automática*, 3, 10. pp.7-10. 1970.
- **Moreno-Díaz, R.:** "Teoría de Redes Neuronales". Conferencia Invitada en la Real Academia de Ciencias Exactas, Físicas y Naturales. Ciclo: Aspectos y Tendencias Actuales en Cibernética. 1977.

- **Moreno-Díaz, R.:** "Las Teorías Retinal y de Redes Neuronales". *Proc. II Symp. Biomed.* pp.209-214. 1983.
- **Moreno-Díaz, R.:** "Deterministic and Probabilistic Neural Nets with Loops". *Mathematical Biosciences*, 11. pp.129-136. 1971.
- **Moreno-Díaz, R.; Hernández Guarch, F.; Limiñana, J.M.:** "Formal Neurons to Synthesize Arbitrary Probabilistic Automata". *App. Systems Research and Cybernetics*. Lasker, G.E., Ed. Pergamon Press. New York. pp.2360-2364. 1980.
- **Moreno-Díaz, R.; Martín Rubio, F.:** "Concepts for a Quantitative Theory of Retinal Processing". *Proc 6th. Int. Congress of Cybernetics and Systems. AFCET. Paris.* pp.825-830. 1984.
- **Moreno-Díaz, R.; Mira, J.:** "Conceptos para una Teoría de la Integración Multisensorial". *Proc. II. Simp. Nac. de Automática en la Industria. Zaragoza.* pp.227-232. 1984.
- **Moreno-Díaz, R.; Mira, J.:** "Architectures for Integrating Artificial Perception and Action". *Proc. Interkibernetik'87. Tarragona.* 1987.
- **Moreno-Díaz, R.; Mira, J.; Delgado, A.:** "Hacia una Teoría Social de Redes Neuronales". *Proc. II. Simp. Nac. Bioingeniería. ETSIT.* pp.215-220. 1983.
- **Moreno-Díaz, R.; Mira-Mira, J.; Roy Yarza, A.:** "Realización de Redes No-Determinísticas". *Rev. Automática*, 11, V. 1972.
- **Moreno-Díaz, R.; Núñez, A.:** "Un Enfoque Intuitivo de los Procesos no Lineales, con Aplicación a Modelos Neurofisiológicos". *Proc. I. Simp. Nacional Bioing., ETSIT, Madrid.* pp.123-127.1981b.
- **Moreno-Díaz, R.; Rubio, E.:** "A Theoretical Model for Layered Visual Processing". *Int. J. Bio-Med. Comp.*, 10. pp.134-143. 1979.
- **Moreno-Díaz, R.; Rubio, E.:** "A Model for Nonlinear Processing in Cat's Retina". *Biol. Cybernetics.*, 37. pp.25-31. 1980.

- **Moreno-Díaz, R.; Rubio Royo, F.:** "Towards a Theory of Visual Processing in Vertebrate Retina". *Proc Int. Congress on Applied Systems Research and Cybernetics. Vol IV. Lasker, G.E., Edt. Pergamon Press. New York-Oxford-Toronto-Sydney-Paris-Frankfurt. pp.1859-1864. 1981.*

- **Moreno-Díaz, R.; Rubio, E.; Nuñez, A.:** "A Layered Model for Visual Processing in Avian Retina". *Biol. Cybernetics., 38. pp.85-89. 1980b.*

- **Moreno-Díaz, R.; Rubio Royo, E.; Rubio Royo, F.:** "A Generalized Model For Non-Linear Retinal Processing". *Currents Topics in Cybernetics and Systems. Rose, J., Ed. Springer. Berlin-Heidelberg-New York. pp.202-203. 1978.*

- **Moreno-Díaz, R.; Rubio Royo, F.; Rubio, E.:** "A Theoretical Proposal to Account for Visual Computation in a Frog's Retina". *Int. J. Bio-Med. Comp., 11. pp.415-426. 1980a.*

- **Morest, D.K.:** "The Lateral Tegmental System of the Midbrain and the Medial Geniculate Body: A Study with Golgi and Nauta Methods in Cat". *J. Anat. (Lond.), 99. pp.611-634. 1965.*

- **Morest, D.K.:** "The Neuronal Architecture of the Medial Geniculate Body of the Cat". *J. Anat., 98. pp.611-630. 1964b.*

- **Nauta, W.J.H.; Feirtag, M.:** "Organización del Cerebro". In: *El Cerebro. Libros de Investigación y Ciencia. Prensa Científica. pp.53-68. 1986.*

- **Nelson, R.; Famiglietti, E.V.Jr.; Kolb, H.:** "Intra-Cellular Staining Reveals Different Levels of Stratification for On and Off-Center Ganglion Cells in the Cat Retina". *J. Neurophysiol., 41. pp.472-483. 1978.*

- **Nieuwenhuys, R.; Voogd, J.; Van Huijzen, Chr.:** "Sistemas Sensitivos Especiales". In: *SNC Sinopsis y Atlas del Sistema Nervioso Central Humano. Editorial AC. 1982.*

- **Nilson, N.J.:** "Principles of Artificial Inteligence". Paso Alto, California: Tioga. 1980.

- **Núñez, A.:** "Teoría Unificada del Proceso y Transmisión de Datos en la Retina". Tesis Doctoral. Madrid, ETSIT, Universidad Politécnica. 1981.
- **Osen, K.K.:** "Cytoarchitecture of the Cochlear Nuclei in the Cat". *J. Comp. Neurol.*, 136. pp.453-483. 1969.
- **Pfeiffer, R.R.:** "Classification of Response Patterns of Spike Discharges for Units in the Cochlear Nucleus: Tone-Burst Stimulation". *Exp. Brain Res.*, 1. pp.220-235. 1966.
- **Phillips, D.P.; Irvine, D.R.F.:** "Some Features of Binaural Input to Single Neurons In Physiologically Defined Area AI of Cat Cerebral Cortex". *J. Neurophysiol.*, 49, 2. pp. 383-395. 1983.
- **Pitts, W.; McCulloch, W.S.:** "How we Know Universals. The Perception of Auditory and Visual Forms". In: *Embodiments of Mind*. MIT Press. pp.46-66. 1965.
- **Pratt, W.K.:** "Digital Image Processing". Jhon Wiley and Sons. 1978.
- **Reale, R.A.; Imig, T.J.:** "Tonotopic Organization in Auditory Cortex of the Cat". *J. Comp. Neurol.*, 192. pp.265-291. 1980.
- **Rioch, D.M.:** "Studies on the Diencephalon of Carnivora. I. Nuclear Configuration of Thalamus, Epithalamus and Hypothalamus of Dog and Cat". *J. Comp. Neurol.*, 49. pp.1-94. 1929.
- **Rockel, A.J.; Jones, E.G.:** "The Neuronal Organization of the Inferior Colliculus of the Adult Cat. I. The Central Nucleus". *J. Comp. Neurol.*, 147, 11. 1973.
- **Romand, R.:** "Contribution à l'étude du System Auditif Chez le Chat". Thèse de Doctoratés Sciences. Université des Sciences et Techniques du Languedoc-Montpellier. 1977.
- **Romani, G.L.; Williamson, S.J.; Kaufman, L.:** "Tonotopic Organization of the Human Auditory Cortex". *Science*, 216. pp.1339-1340. 1982.

- **Rose, J.E.:** "Organization of Frequency Sensitive Neurons in the Cochlear Nucleus Complex of the Cat". In: *Neural Mechanisms of the Auditory and Vestibular Systems*. Springfield, Ill: Thomas. pp.116-136. 1960.
- **Rose, J.; Brugge, J.F.; Anderson, D.; Hind, J.:** "Patterns of Activity in Single Auditory Nerve Fibres of the Squirrel Monkey". In: *Hearing Mechanisms in Vertebrates*. Churchill, London. pp.144-157. 1968.
- **Rose, J.E.; Galambos, R.; Hughes, J.R.:** "Microelectrode Studies of the Cochlear Nuclei of the Cat". *Johns Hopkins Hosp. Bull*, 104. pp.211-251. 1959.
- **Rose, J.E.; Greenwood, D.D.; Goldberg, J.M.; Hind, J.E.:** "Some Discharge Characteristics of Single Neurons in the Inferior Colliculus of the Cat. I. Tonotopical Organization, Relation of Spike Counts to Tone Intensity, and Firing Pattern of Single Elements". *J. Neurophysiol.*, 26. pp.294-320. 1963.
- **Rose, J.E.; Hind, J.E.; Anderson, D.J.; Brugge, J.F.:** "Some Effects of Stimulus Intensity on Response of Auditory Nerve Fibres in the Squirrel Monkey". *J. Neurophysiol.*, 34. pp.685-699. 1971.
- **Rubio, E.; Moreno-Díaz, R.; Rubio Royo, F.:** "Nuevos Aspectos de las Propiedades de las Células Especializadas en la Retina según la Teoría de Sistemas". *Proc. II. Simp. Ing. Biomed. Madrid*. pp.221-232. 1983.
- **Sampson, J.R.:** "Adaptive Information Processing". Springer-Verlag. New York. 1976.
- **Santesmases, G.; Moreno-Díaz, R.; Rubio Royo, F.; Mira, J.:** "Formal Neural Nets". *Proc. I. Int. Conf. on Information Sciences and Systems*. Vol 2. Liniotis, D.G., Tzannes, N.S., Eds. Hemisphere. Washintong-London. pp.490-495. 1977.
- **Seldon, H.L.:** "The Anatomy of Speech Perception. Human Auditory Cortex". In: *Cerebral Cortex*. Vol. 4. Association and Auditory Cortices. Peters, A.; Jones, E.G., Eds. Plenum Press. New York-London. pp.273-327. 1985.
- **Semple, M.N.; Aitkin, L.M.:** "Representation of Sound Frequency and Laterality by Units in the Central Nucleus of the Cat Inferior Colliculus". *J. Neurophysiol.*, 42. pp.1626-1639. 1979.

- **Semple, M.N.; Aitkin, L.M.:** "Integration and Segregation of Input to the Cat Inferior Colliculus". In: *Neuronal Mechanisms of Hearing*. Syka, J., Aitkin, L.M., Eds. Plenum Press. New York-London. pp.155-161. 1980.
- **Shaw, E.A.G.:** "The External Ear". In: *Handbook of Sensory Physiology*. Vol V/1. Keidel, W.; Neff, W., Eds. Springer. New York. pp.455-490. 1974.
- **Shepherd, G.M.:** "Neurobiologia". ED. Labor. Barcelona. 1985.
- **Spoendlin, H.:** "Innervations Densities of the Cochlea". *Acta Otolaryngol. Stockh.*, 73. pp.235-248. 1972.
- **Strominger, N.L.; Nelson, L.R.; Dougherty, W.J.:** "Second Order Auditory Pathways in the Chimpanzee". *J.Comp. Neurol.*, 172. pp.349-366. 1977.
- **Suárez-Araujo, C.P.:** "Caracterización de los Espacios de Color y Contribuciones a las Transformaciones Intersensoriales". *Tesina de Licenciatura. Facultad de Físicas, Univ. de La Laguna. Tenerife*. 1984.
- **Suárez-Araujo, C.P.; Moreno-Díaz, R.:** "New Concept in System Theory: Intersensorial Transformations". *Proc. Orw. Symp. and Int. Conf on Systems Research Informatics and Cybernetics. Baden-Baden. W. Germany*. 1984.
- **Sutro, L.L.; Kilmer, W.:** "Assembly of Computers to Command and Control a Robot". R-582. *Instrumentation Laboratory. Cambridge: MIT*. 1969.
- **Sutro, L.L.; Kilmer, W.; McCulloch, W.S.; Catchpole, R.; Tweed, D; Blum, J.; Peterson, D.; Moreno-Díaz, R.:** "Sensory Decision and Control Systems". R-548. *Instrumentation Laboratory. Cambridge: MIT*. 1966.
- **Sutro, L.L.; Warren, R.E.; Moulton, D.; Whitman, C.; Zeise, F.:** "1963 Advance Sensor Investigations". R-470. *Instrumentation Laboratory. Cambridge: MIT*. 1964.
- **Syka, J.; Druga, R.; Popelár, J.; Kalinová, B:** "Functional Organization of the Inferior Colliculus". In: *Neuronal Mechanisms of Hearing*. Syka, J.; Aitkin, L.M. Eds. Plenum Press. New York-London. pp.137-153. 1981.

- **Tasaki, I.:** "Nerve Impulses in Individual Auditory Nerve Fibers of Guinea Pig". *J. Neurophysiol.*, 17. pp.97-122. 1954.
- **Tsuchitani, C.:** "Functional Organization of Lateral Cell Groups of Cat Superior Olivary Complex". *J. Neurophysiol.*, 40. pp.296-318. 1977.
- **Tsuchitani, C.:** "Lower Auditory Brain Stem Structures of the Cat". In: *Evoked Electrical Activity in the Auditory Nervous System*. Naunton, R.F.; Fernández, C., Eds. Academic Press. New York-San Francisco-London. pp.373-401. 1978.
- **Uziel, A.:** "El Sistema Auditivo Central". In: *Fisiología Neurosensorial en Otorrinolaringología*. Gurrier, Y.; Uziel, A., Directores. Masson, S.A. pp.103-118. 1985.
- **Von Békésy, G.:** "Experiments in Hearing". McGraw-Hill. New York. 1960.
- **Von Neumann, J.:** "Probabilistic Logic and the Synthesis of Reliable Organism from Unreliable Components". In: *Automata Studies*. Shannon; McCarty, Eds. Princeton University Press. New Jersey. 1956.
- **Webster, W.R.; Aitkin, L.M.:** "Central Auditory Processing". In: *Handbook of Psychobiology*, Cap 10. Academic Press. New-York. 1975.
- **White, B.W.:** "Stimulus-Conditions Affecting a Recently Discovered Stereoscopic Effect". *Am. J. Psychol.*, 75. pp.411-420. 1962.
- **Winer, J.A.:** "The Medial Geniculate Body of the Cat". *Adv. Anat. Embryol. Cell Biol.*, 86. pp.1-98. 1985.
- **Young, E.D.; Brownell, W.E.:** "Responses to Tones and Noise of Single Cells in Dorsal Cochlear Nucleus of Unanesthetized Cats". *J. Neurophysiol.*, 39. pp.282-300. 1976.