

TESIS DOCTORAL

CONTRIBUCIONES A LA TEORIA DE LA CARACTERIZACION
DE FORMAS PARA EL RECONOCIMIENTO, APLICACIONES

Autor: Juan A. Méndez Rodríguez

Director: Roberto Moreno Díaz

Escuela Técnica Superior de Ing. Industriales
Universidad Politécnica de Las Palmas

Noviembre, 1.983

A mis Padres y Hermana

AGRADECIMIENTOS

=====

Deseo expresar mi agradecimiento a todas las personas que -- han posibilitado la realización de este trabajo, muy especialmente al Dr. Roberto Moreno Díaz por todo el estímulo y apoyo que de el he recibido, así como por sus inestimables aportaciones y correcciones a la redacción del trabajo. Igualmente deseo expresar mi agradecimiento a mi compañero de investigación, Antonio Falcón por toda la colaboración y aportación recibida en los largos años de trabajo en común.

Igualmente deseo expresar mi consideración a todos los miembros del Departamento Interfacultativo de Cibernética de Las Palmas por su valiosa colaboración y aportación.

Un agradecimiento muy especial a mis padres y hermana a los cuales dedico este trabajo por toda su paciencia y comprensión.

RESUMEN

=====

Este trabajo sobre reconocimiento de formas es el resultado de la investigación, realizado como continuación a una serie de trabajos iniciados en el Departamento Interfacultativo de Cibernética de Las Palmas, sobre tratamiento y reconocimiento de formas. El objetivo principal propuesto en el inicio del trabajo, consistía en intentar unificar o generalizar los procedimientos tan variados y dispersos que sobre reconocimiento de formas existen. Casi todos los procedimientos (al menos los referentes a caracterización básica), se han desarrollado para aplicaciones concretas. Una primera fase cronológica consistió en una recopilación de la bibliografía existente, extraordinariamente abundante y dispersa. La primera consecuencia de tipo práctico que pudo extraerse, es que no se traza adecuadamente la frontera entre lo que es proceso de imágenes y el reconocimiento de imágenes. Dado que es preciso tener en cuenta, que aun cuando el reconocimiento utiliza ciertos elementos del tratamiento de imágenes, debe ser abordado con una perspectiva diferente a cuando se realiza un filtrado recursivo, por ejemplo. Por estas causas el reconocimiento de imágenes viene acompañado en la bibliografía con muchas referencias

adicionales al mismo.

Este trabajo parte de los trabajos realizados hasta el momento y en forma especial de los trabajos desarrollados, actualizados o clarificados en el Departamento, de los cuales los de mayor incidencia en nuestro trabajo son:

A) Las teorías de la retina de los vertebrados, que en los estudios de visión artificial proporcionan un fondo o marco de referencia teórica, dado que constituye la primera etapa de codificación de la única máquina de percepción visual que funciona eficaz y seguramente, a saber: el sistema visual biológico. Moreno et al (1980), Moreno y Rubio (1980).

B) Los trabajos que sobre tratamiento digital de imágenes se han llevado a cabo, particularmente, por su importancia práctica, los que condujeron en su momento a la construcción del sistema de adquisición de imágenes reales. También son importantes los trabajos de interconexión con el sistema central de cómputo, que permite realizar trabajos en lenguaje de alto nivel. Fortes (1982), De la Huez (1982).

C) La teoria de momentos, que fue desarrollada y completada y que concebida como una caracterizacion basica de imagenes, constituye la mas directa incidencia en nuestro trabajo. La teoria de momentos presenta, dos cualidades de importancia capital en caracterizacion basica: por una parte se encuentra la codificacion funcional mediante la transformada integral, que proporciona un caracter global y por otro la finitud de las magnitudes que en la practica se precisan, una vez fijados ciertos criterios. Estas cualidades juzgamos deben ser conservadas en cualquier otro tipo de formulacion.

El trabajo se organiza en tres capitulos, que corresponden a las etapas cronologicas, que son: revision bibliografica, desarrollo de un modelo y aplicaciones. Previamente se incluye un apartado de introduccion y conceptos generales, en el que se enumeran algunas aplicaciones comunes de reconocimiento de formas y se procede a definir un conjunto de conceptos basicos en el area de trabajo. Al final del trabajo se incluyen las principales aportaciones.

El capítulo primero de revisión bibliográfica y metodológica, se inicia con la exposición de la secuencia de procesos que se realizan en una tarea de reconocimiento, comprendiendo la etapa de adquisición física, la etapa de preproceso (que es una etapa depuradora), la etapa de caracterización y la de clasificación. Estas etapas constituyen una forma básica de reconocimiento y en procedimientos más refinados se deberían incluir etapas de caracterización simbólica y modelos del medio. Estas etapas estarán fuertemente condicionadas en sus potencialidades por el conjunto de características básicas que se tomen en las primeras etapas. En el apartado de extracción de características, se realiza una revisión de las propiedades que han sido utilizadas en el pasado para la caracterización. Parte de ellas utilizan propiedades geométricas locales, como pueden ser curvaturas del contorno, propiedades topológicas de puntos, etc. Otras por el contrario se centran en características globales, como la correlación de máscaras. Se realiza una revisión de los métodos de clasificación comúnmente empleados. La mayoría de ellos se basan en el concepto de distancia en un espacio de características, constituyendo cada característica una de las dimensiones de un espacio multidimensional. Los criterios de clasificación son

basicamente criterios de maximos o minimos de algun tipo de funcion. Tambien se considera la clasificacion estadistica, aunque no tiene incidencia posterior en nuestro trabajo. El ultimo apartado de este primer capitulo, se destina a realizar un resumen de realizaciones en la aplicacion practica de reconocimiento, en el area de robotica, inspeccion y ensamblado automatico, que incorporan procesos de percepcion visual.

El capitulo segundo constituye el nucleo del trabajo y en el se desarrolla los metodos propiamente dichos. Se inicia el capitulo con un apartado dedicado a las cuestiones de la semejanza entre las formas, y como se relacionan con la distancia en el espacio de caracteristicas. Basandose en los conjuntos y relaciones difusas, en las propiedades intuitivas de semejanza y distancia y en ciertas analogias con las variables logicas, se propone una relacion funcional entre ambos conceptos. Relacion que en cierta forma justifica la utilizacion de la distancia como parametro discriminante. El siguiente apartado expone algunas consecuencias del apartado anterior y pone de manifiesto el papel primordial que en reconocimiento de imagenes debe asignarse al contenido en informacion. En este apartado se procede a evaluar los contenidos en informacion y las

perdidas de la misma en procesos de transformacion. Se destaca el papel primordial del espectro, por cuanto es una representacion de la organizacion espacial de una imagen o funcion.

En el apartado de contribuciones a la caracterizacion por nucleos integrales, se discuten primeramente las ventajas que supone la utilizacion de una caracterizacion de tipo ortogonal, por cuanto tiene de sistematizacion e independencia entre las dimensiones del espacio de características. Se expone un metodo teorico para representacion unidimensional y temporal, siendo este ultimo una modificacion apropiada del primero, dadas las características propias del tiempo. Se comentan las incidencias de los operadores de Hueckel en nuestro trabajo. Se consideran los momentos como un desarrollo en serie de potencias del espectro y posteriormente se procede a construir un tipo de descriptores espaciales bidimensionales, que utilizan el mismo principio de generacion que el caso unidimensional: la doble transformacion encadenada, es decir una transformacion sobre la transformada de Fourier en el tipo de espacio que se trate. Esta doble transformacion conduce en el caso espacial a un conjunto de descriptores que presentan las propiedades de globalidad (por proceder de

transformaciones integrales), de limitación en número (por proceder de límites en la cantidad de información) y de invarianza frente a operaciones de traslación y giro de la imagen. Se realiza un modelo de organización jerárquica de descriptores que cumplen las condiciones de análisis y síntesis, según se recorra el camino de lo general a lo particular o viceversa. También se realiza una unificación de la caracterización espacio-temporal.

En el apartado de construcción de un espacio de características, aborda primordialmente el problema de la reducción del número de descriptores precisos para realizar la caracterización, supuesto que se ha acotado el contenido en información por medio de las limitaciones del espectro y del espacio. En la reconstrucción se realiza una aplicación concreta de la misma mediante los descriptores. Posteriormente se exponen los criterios de clasificación que deberán utilizarse para la caracterización con los descriptores desarrollados.

El capítulo tercero está dedicado a la realización práctica de una aplicación de reconocimiento en el área de la robótica industrial. Los puntos fundamentales de tal sistema de reconocimiento son: los medios de computación y

adquisición, los algoritmos de caracterización y clasificación y el banco de prototipos que acepta el sistema reconocedor. Se realiza una primera evaluación del coste computacional que requerirían los algoritmos, posteriormente se exponen los resultados de la aplicación a diversos casos de reconocimiento realizados, comentando los resultados.

INDICE

=====

Resumen

Introduccion y Conceptos Generales.....5

CAPITULO I

I.1 SECUENCIA DE RECONOCIMIENTO.....15

 I.1.1 Adquisicion.....19

 I.1.2 Preproceso.....21

 I.1.3 Tecnicas Matematicas en Reconocimiento
 de Formas.....24

 I.1.4 Modelos para Interpretacion
 de Escenas.....27

 I.1.5 Metodos Sintacticos.....33

I.2 EXTRACCION DE CARACTERISTICAS.....38

 I.2.1 Extraccion de Contornos.....39

 I.2.2 Curvaturas y Angulos.....42

 I.2.3 Correlacion de Mascaras.....43

 I.2.4 Propiedades Topologicas.....44

 I.2.5 Esqueleto.....46

 I.2.6 Trazados Polares.....46

 I.2.7 Caracteristicas Diversas.....50

 I.2.8 Momentos.....52

I.3 METODOS DE CLASIFICACION.....55

 I.3.1 Funcion Discriminante Lineal.....57

 I.3.2 Clasificador de Minima Distancia.....59

 I.3.3 Funcion Discriminante Lineal por
 trozos.....61

 I.3.4 Clasificacion Estadistica.....63

I.4 CADENAS DE RECONOCIMIENTO.....	67
I.4.1 Sistemas de Inspeccion Visual	
Automatica.....	69
I.4.2 Identificacion de Piezas y Sistemas de	
Ensamblaje.....	74

CAPITULO II

II.1 CRITERIOS DE SEMEJANZA EN RECONOCIMIENTO	
DE FORMAS.....	82
II.1.1 Relacion Semejanza-Distancia.....	87
II.1.2 Eleccion de un Medible.....	90
II.2 SEMEJANZA, ESPECTRO, INFORMACION.....	97
II.2.1 Cantidad de informacion en	
una Imagen.....	97
II.2.2 Redundancia por contenido.....	100
II.2.3 Redundancia por Ancho de Banda.....	101
II.2.4 Informacion, Entropia y Semejanza...	106
II.2.5 Perdida de Informacion en Formas....	110
II.3 CONTRIBUCIONES A LA CARACTERIZACION	
POR NUCLEOS INTEGRALES.....	118
II.3.1 Modelo de Representacion	
Unidimensional.....	118
II.3.2 Sobre la Caracterizacion Ortogonal..	126
II.3.3 Incidencia de los Operadores de	
Hueckel.....	129
II.3.4 Inconvenientes de los Desarrollos	
en Potencias y Momentos.....	133

II.3.5 Descriptores Espectrales Ortogonales:	
Una propuesta para caracterizar	
Formas.....	136
II.3.6 Descomposicion y Sintesis de	
Espacio de Descriptores.....	142
II.3.7 Generalizacion al Espacio-Tiempo....	146
II.4 NORMALIZACION DE FORMAS BIDIMENSIONALES.....	148
II.4.1 Transformaciones Tipicas.....	150
II.4.2 Normalizacion de Descriptores.....	154
II.5 CONSTRUCCION DE UN ESPACIO DE	
CARACTERISTICAS.....	157
II.5.1 Reduccion de la Dimensionalidad.....	157
II.5.2 Reconstruccion.....	168
II.5.3 Correlacion Angular.....	176
II.5.4 Clasificacion mediante Descriptores.....	180
 CAPITULO III	
III SISTEMA DE RECONOCIMIENTO DE FORMAS DE	
APLICACION INDUSTRIAL.....	187
III.1 Organizacion Fisica y de	
Computacion.....	188
III.2 Banco de Prototipos.....	193
III.3 Secuencia de Programas de	
Reconocimiento.....	216
III.4 Necesidades de Computo.....	220
III.5 Resultados y Discusion.....	224

CONCLUSIONES Y PRINCIPALES APORTACIONES.....	235
REFERENCIAS.....	242
(Aparte)	
APENDICES: PROGRAMAS.....	253

INTRODUCCION Y CONCEPTOS GENERALES

=====

Los computadores digitales ofrecen en la actualidad la potencia suficiente para la realización de ciertas tareas mentales como puede ser la de reconocimiento de formas. Las tareas mentales de los seres vivos incluyen en parte la interpretación de impresiones sensoriales, lo que se denomina percepción, que permite a estos adquirir conocimiento acerca de su entorno para reaccionar ante el. Es de gran interés científico y técnico el desarrollar algoritmos que implementen en un computador los procesos de percepción.

El proceso de reconocimiento de formas usualmente supone una discriminación o clasificación de un conjunto de procesos o eventos. El conjunto de procesos o eventos para ser reconocidos debe tener una correspondencia con un conjunto de objetos o estados internos (Fu, 1980). El número de clases de formas es determinado a menudo por la aplicación particular. En algunos casos el número exacto de

clases puede ser desconocido inicialmente y puede ser fijado por la observación de muchas formas representativas. En este caso el sistema debe ser capaz de detectar la situación en la que debe anadir nuevas formas al conjunto de prototipos, y realizarlo.

El reconocimiento de formas es en realidad un conjunto de técnicas que en la actualidad se aplican en una gran gama de ramas de la ciencia y de la técnica. Veamos algunas de estas aplicaciones:

- Reconocimiento de caracteres

Comprende el ya clasico problema de reconocimiento de caracteres en formas normalizadas, como tambien el de reconocimiento de caracteres escritos a mano y de firmas.

- Reconocimiento de Piezas Industriales

Esta aplicación es más reciente cronológicamente que la anterior y permite

la identificación de piezas de naturaleza industrial, en cadenas de montaje o almacenamiento. Suele trabajar en combinación de algún tipo de Robot o accionador mecánico.

- Reconocimiento de Fotografías Terrestres

Permite la identificación de áreas de cultivo, masas de agua, plagas, recursos naturales, áreas urbanas y demás datos de interés que puedan desprenderse desde las fotografías tomadas desde los satelites artificiales o aviones de reconocimiento.

- Aplicaciones Medicas

En el tratamiento de placas radiograficas, permite el reconocimiento de organos, tumores, infecciones... También se utiliza en reconocimiento de celulas y cromosomas desde las tomas de microscopios.

Vamos a definir un conjunto de terminos que son base de nuestro estudio. Para ello, seguiremos fundamentalmente a Niemann(1981).

ENTORNO: Es la totalidad de las cantidades que pueden ser medidas por sistemas físicos. Podemos representarlas por el conjunto:

$$U = \left\{ b^k(x) \right\} \quad k=1,2,\dots \quad \text{I.1.}$$

De forma que cualquier objeto o suceso físico pueda ser descrito por un apropiado número de funciones. La cantidad X representa algún punto del continuo espacio-tiempo, en el cual transcurren las percepciones de los seres vivos o máquinas. Normalmente los sistemas complejos habrán especializado sus sensores a aquellos que mejor describan su entorno de interés.

CAMPO DEL PROBLEMA: Denominado Ω y abarca solo a aquellos medibles que son interesantes o apropiados a una aplicación. Es por tanto un subconjunto del anterior.

$$\Omega = \left\{ f^k(x) \right\} \quad k=1,2,\dots; \quad \Omega \in U \quad \text{I.2.}$$

No se especifican las dimensiones de $f^k(x)$ y x , ya puede variar de una aplicación a otra. Es natural que un campo de problema particular requiera un método particular de medir Ω .

FORMA: Es un elemento del conjunto Ω . Una forma es una función

$$f^k(x) = \left\{ \begin{array}{c} f_1^k(x_1, \dots, x_n) \\ f_2^k(x_1, \dots, x_n) \\ \vdots \\ f_m^k(x_1, \dots, x_n) \end{array} \right\} \quad \text{I.3}$$

por ejemplo una escena de TV en color puede representar una forma dada por las siguientes ecuaciones:

$$\left\{ \begin{array}{c} f_R(x, y, t) \\ f_G(x, y, t) \\ f_B(x, y, t) \end{array} \right\} \quad \text{I.4}$$

es decir $m=3$ (las tres componentes cromáticas), $n=3$ (las dos coordenadas espaciales y el tiempo).

RECONOCIMIENTO DE FORMAS: El reconocimiento de formas se refiere al conjunto de métodos matemáticos y sistemas técnicos que se usan en un proceso de clasificación de formas.

CLASIFICACION: El término clasificación o identificación se refiere a un proceso de asociación de una forma problema a otra perteneciente a un conjunto de formas prototipos. En clasificación de formas simples, cada forma es considerada como un identidad y clasificada independientemente de otras formas.

CLASES: Una clase W_k se obtiene por partición del conjunto en m subconjuntos. Se requieren las siguientes condiciones para la partición

$$W_k \neq \phi \quad k=1, \dots, m \quad I.5$$

$$W_i \cap W_j = \phi \quad (i \neq j) \quad I.6$$

$$\bigcup_{k=1}^m W_k = \Omega \quad I.7$$

La primera de ellas especifica que una forma no es nunca un elemento vacío, designando por elemento vacío en un sentido informacional de que no posee ninguna información.

La segunda de las relaciones especifica la independencia de todas las formas del conjunto. La última expresa la complitud del conjunto.

La definición de las clases en el campo de estudio suele ser orientada al problema,, pero en cualquier caso se debe verificar que formas que pertenecen a la misma clase sean similares en algún aspecto y las pertenecientes a clases distintas disimilares.

FORMA SIMPLE: Una forma es considerada simple si es posible clasificarla o identificarla como un todo y no puede ser considerada una estructura de elementos identificables por separado. Es la minima unidad con significado propio en algún tipo de campo. La ambigüedad que pueda reflejar la definición de forma simple es la misma que esta presente en todas las ciencias, para la cual esta cuestión es en algunos casos una cuestión de alcance filosofico.

Forma compleja sera por tanto aquella que no pueda ser identificada como un todo sin ser descompuesta en sus primitivas.

DESCRIPCION: Una descripción de una forma es la descomposición de la misma en sus contituyentes

simples o primitivas y sus relaciones . Usualmente una descripción debe de ser acompañada por una reducción de la cantidad de información y una concentración de la relevante.

CAPITULO I

=====

I.1 SECUENCIA DE RECONOCIMIENTO

=====

Segun Niemann (1981) cualquier realización de reconocimiento de formas se puede establecer atendiendo a una serie de principios que se formulan como postulados. Para una aplicación general son necesarios un total de cinco postulados, mientras que para una aplicación a reconocimiento de formas simples no son necesarios nada más que tres de ellos. Los otros dos se refieren imagenes con estructura.

POSTULADO 1: Un proceso de reconocimiento en un campo requiere una muestra representativa de formas.

$$\omega = \{ f^1(x), \dots, f^N(x) \} \quad \text{I.1.1}$$

Donde ω contiene solo formas representativas que lo son en el campo del problema o aplicación $\omega \in \Omega$. En general es difícil establecer si una muestra es representativa o no en una aplicación concreta.

POSTULADO 2: Una forma simple tiene características que permiten siempre determinar su grado de pertenencia a una clase.

Esto establece que sera posible encontrar un conjunto de características que discriminen adecuadamente una forma de simple de otra en algún tipo de espacio.

POSTULADO 3: las características de la forma de una clase ocupan un dominio compacto del espacio de características y los dominios ocupados por clases diferentes estan separados. El que se verifique este postulado es condición necesaria para que tenga lugar el proceso de reconocimiento. En la práctica, resulta de extrema importancia la elección de características que lo cumplan. Así pues, el problema central de reconocimiento de formas se encuentra, en general, según Niemann, en encontrar o generar un espacio que cumpla con el postulado tercero, por cuanto si encontramos el espacio en cuestión (que ademas verifique las hipótesis de compacidad y separación), el problema de clasificación de formas esta resuelto al menos formalmente. Normalmente para casi todos los campos de problemas al menos empiricamente se puede encontrar un espacio más o menos adecuado.

Un ejemplo de sistema de reconocimiento de formas simples puede ser el de la figura I.1. La etapa de Preproceso suele ser muy importante no tanto desde el

punto de vista formal, como desde el punto de vista práctico, pues en esta etapa es cuando se eliminan ruidos de la imagen, se establecen formatos normalizados, etc...

Para el análisis de formas complejas puede ser necesario la utilización de dos postulados adicionales.

POSTULADO 4: Una forma compleja se compone de constituyentes más simples, entre los cuales existe ciertas relaciones de estructura. Es decir, para cada forma compleja existen unos componentes simples más unas relaciones.

POSTULADO 5: A un conjunto de componentes más unas relaciones entre ellos, le corresponde una y solo una forma compleja.

Este postulado viene a hacer cierto el lema de Bertalanfy(1978) que el todo es algo más que la reunión de las partes.

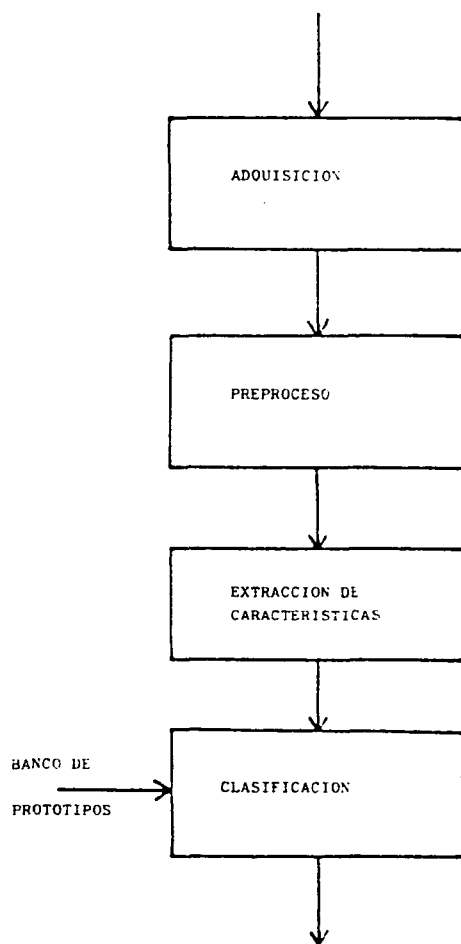


Fig. I.1.- Secuencia de Reconocimiento sencilla

I.1.1 ADQUISICION

=====

Por adquisición entendemos el proceso que realiza una conversión de variables físico-químicas del sistema en estudio, en una representación numerica digital y su almacenamiento en algún soporte de memoria de un computador digital. las variables físico-químicas del sistema pueden ser de indole muy diversa, según el problema en estudio. Para el reconocimiento del habla seran ondas de presión en el aire, en reconocimiento de ECG seran microtensiones eléctricas, en el reconocimiento visual seran planos de radiación multiespectral.

Los sistemas de adquisición constan normalmente de partes claramente diferenciadas, que pueden ser:

- Sistema instrumental
- Interface Digital

La parte intrumental es la más relacionada con el fenomeno físico a describir y por tanto sera muy dependiente de la aplicación, pero en general constara de algún sistema de conversión de variables físicas a eléctricas y posteriormente de un sistema

de digitalización. La interface digital realiza una conexión de los sistemas anteriores con un ordenador digital, ya sea a través de dispositivos de E/S o conectado directamente con el BUS del ordenador, esta última forma es mucho más rápida y particularmente interesante cuando se trata de adquirir muchos datos en cortos periodos de tiempo.

En el caso de imágenes (que es el caso central objeto de nuestro estudio), los métodos de adquisición pueden variar según se trate de sistemas de estudio de formas tridimensionales (3D) o bidimensionales (2D).

En el caso de 3D se emplean diversos métodos de adquisición. Entre los más comunes, se encuentran los que utilizan trazadores de curvatura espacial, mediante haz de rayos laser y cámaras de TV como elemento sensor. Otros sistemas realizan la adquisición en 3D mediante la utilización de varias cámaras de TV, que permitan adquirir distintas vistas espaciales de un mismo objeto.

En visión 2D, el método más antiguo y primitivo de adquisición constaba de un mosaico bidimensional de fotosensores. En la actualidad el más empleado consiste en cadenas cámara-ordenador (Santana et al.,

1981)), del cual se utilizan varios en sistemas 3D. Mediante una cámara de TV se obtiene una representación plana de alguna variable cromática de la escena, que normalmente serán las componentes cromáticas básicas para sistemas de adquisición en color (Falcon, 1983), o simplemente la componente de brillo en los sistemas B.N. .

La imagen proporcionada por la cámara es digitalizada y convertida en un mosaico bidimensional discreto en el ordenador. El tamaño del mosaico suele variar según la aplicación, desde los más simples de 64X64, hasta los más precisos de 512X512 o más. La variable suele estar cuantizada, normalmente usando 8 bits, que equivale a considerar 256 niveles de la representación digital de la imagen.

1.1.2 PREPROCESO

=====

Por preproceso se entiende un conjunto de transformaciones a las que se somete una imagen adquirida , hasta producir una imagen que se pueda someter a procesos de extracción de características. Las imágenes adquiridas no son adecuadas normalmente para ser sometidas a procesos más complejos, por cuanto incluyen bastantes imperfecciones en forma de

ruido, irregularidades luminosas y otras causas.

Una secuencia típica de técnicas de preproceso a las que se somete una imagen, puede ser la siguiente:

- Filtrado de ruido
- Realce
- Umbralización
- Segmentación

Un tratamiento de filtrado de ruido suele ser deseable dependiendo del entorno del sistema de adquisición o de la transmisión de la escena al lugar de tratamiento. Por realce o restauración se entiende un conjunto de técnicas que permitan restaurar la imagen, debido a las pérdidas de calidad o resolución en los procesos de adquisición y transmisión.

La umbralización es una técnica bastante empleada para reducir la cantidad de información de la imagen, reduciendo el número de niveles de cuantización, en el caso extremo hasta solo dos niveles (imagen binaria). En la técnica de

umbralización suele emplearse la información proporcionada por el histograma de la imagen.

Segmentación o clustering permite la partición de una imagen compleja en elementos separables más sencillos que podran ser objeto de reconocimiento por separado. En algunos casos las partes de la escena tienen significados propios, mientras que en otros solo adquieren tal significado en relación con otras partes.

1.1.3 TECNICAS MATEMATICAS EN RECONOCIMIENTO DE

=====

FORMAS

=====

Las muchas y diferentes técnicas matematicas usadas para resolver el problema de reconocimiento de formas pueden ser agrupadas dos clases generales segun Fu (1980): las basadas en teoría de decisión (decision-theoretic) y las denominadas sintacticas o linguisticas. En las primeras, un conjunto de propiedades medidas sobre la imagen forman el espacio de características (features) y el reconocimiento de

cada forma se hace usualmente por medio de una partición sobre dicho espacio, como discutiremos más tarde.

El diagrama del procedimiento basado en la teoría de decisión es en esencia el ya mostrado en la fig. I.1.

Las medidas realizadas sobre la imagen entrada, denominadas características, se suponen invariantes o poco sensibles con respecto a las variaciones comunes del espacio, distorsiones y demás perturbaciones. En estas suposiciones el Reconocimiento de Formas puede ser considerado basicamente como consistente de dos subproblemas.

El primer subproblema se refiere a determinar que medidas deben ser tomadas desde la imagen de entrada. Usualmente la decisión del tipo y cantidad de medidas a utilizar es una cuestión más bien heurística y depende en gran medida de la situación práctica, de entre las que no son nada despreciables factores tales como las disponibilidades tecnológicas de medición y el coste de las mismas. Desgraciadamente en el momento actual no existe una teoría general para la elección de características a medir, como

comentaremos más tarde. Si existen, sin embargo, técnicas relativas a la selección y la ponderación de un conjunto de medidas dado.

El criterio de selección de características (u ordenación de las mismas) esta, a menudo, basado en la importancia de la característica en la forma correspondiente. Esta importancia se establece, en determinados casos, por medio de un estudio estadístico de discriminabilidad de la característica.

El segundo de los subproblemas mencionados en Reconocimiento de Formas, es la clasificación, por la que se asigna la forma de entrada a un elemento de una clase fija, basandose en las medidas de las características seleccionadas. El sistema o máquina que mide la característica en la forma de entrada es llamado el extractor de características. El sistema o maquina que realiza la función de clasificación es llamado clasificador.

En algunos problemas de reconocimiento de formas la información estructural que describe cada forma es importante y el proceso de reconocimiento incluye no solo la capacidad de asignar la forma a una clase particular, sino también la capacidad de describir

aspectos de la forma que la hacen imposible de asignar a otra clase. Un ejemplo típico de esta clase de problema es la que generalmente se denomina Analisis de Escenas. En estos casos, las formas son considerablemente complejas y el número de características requeridas es a menudo muy grande. Ello sugiere el describirla por medio de una jerarquia o composición de sub-partes más simples. Para representar la estructura jerarquica de información en forma de arbol, se descompone la forma en multiple subformas y a su vez estas en otras subformas mas elementales.

I.1.4 MODELOS PARA INTERPRETACION DE ESCENAS

=====

Se han propuesto una gran variedad de modelos para sistemas de interpretación de escenas, pero un examen de ellos indica que contienen prácticamente el mismo conjunto de procesos: extracción de características, clasificación, representación simbólica e interpretación simbólica. Los métodos difieren primordialmente en la organización de los procesos, la naturaleza de los elementos de control y el grado de inteligencia artificial empleado. La fig. I.2 contiene un diagrama de bloques de una interpretación jerárquica de imágenes (Pratt, 1979).

En una primera etapa de interpretación pueden emplearse caracterizadoras primitivas, tales como amplitud de pixels, localización de puntos contornos, descripción de texturas, etc...

Un procesado puntual y espacial debe ser utilizado previamente para reducir ruidos y efectos de interferencias. Seguidamente el conjunto de características es utilizado en la etapa de representación simbólica, la cual transforma el conjunto de características en símbolos. Por ejemplo, los puntos contornos se agrupan para formar líneas o

curvas cerradas.

El conjunto de simbolos es entonces tratado por la etapa de interpretación simbolica para producir la deseada descripción de escena, que es claramente dependiente de la aplicación.

En algunos casos la descripción deseada puede ser solamente una indicación de la ausencia o presencia de un supuesto objeto en una escena o quizás algún tipo de movimiento del mismo. El interprete semantico o simbolico atiende a reconocer o etiquetar las estructuras representadas por los simbolos de entrada utilizando un conocimiento apriori de la escena o clases de escenas. Este conocimiento es incorporado en modelos visuales de la imagen. El conocimiento puede variar desde uno muy simple (por ejemplo que un supuesto objeto pueda aparecer más brillante que su fondo) hasta los que implican descripciones bastante más complejas de la imagen. Un interprete semantico debe examinar los simbolos de la imagen para determinar las interrelaciones espaciales y verificar las relaciones presupuestas en el modelo visual.

El punto fundamental en todo este proceso es una reducción de la dimensionalidad de los datos de una etapa a otra. El conjunto de características debe ser

más pequeño que el número de pixels de la imagen de entrada. A su vez, el número de símbolos deba de ser más reducido que el conjunto de características. Esta reducción secuencial en dimensionalidad es vital a causa del aumento relativo de complejidad en cada etapa.

Los sistemas de interpretación jerárquica de imágenes por el método abajo-arriba (bottom-up) pueden ser desarrollados para determinadas aplicaciones en las cuales la tarea de descripción es relativamente simple y el rango de imágenes de entrada es estrecho. Las dificultades crecen rápidamente si cualquiera de estas condiciones no se verifica.

Otra importante clase de sistemas de interpretación de imágenes están basados en la jerarquización arriba-abajo (top-down). En este tipo de modelos, la etapa de interpretación es guiada en su análisis estructural por una prueba o test de descripción. El método de filtro de máscara (template matching) es un ejemplo de este método. El resultado proporciona una probabilidad de la presencia o ausencia de un objeto, mediante una búsqueda secuencial en la escena. La interpretación es normalmente realizada a nivel de pixels por correlación de un objeto plantilla con un campo de la

imagen observada.

Los sistemas de interpretación jerárquica de imágenes son usualmente diseñados para tareas específicas o tipos restrictivos de imágenes. La adaptación a otras tareas o tipos diferentes a menudo requieren un rediseño masivo del sistema.

Minsky y Papert proponen una filosofía alternativa, en la cual la interpretación de la imagen es alcanzada directamente mediante procesos de reconocimiento visual y control distribuido. Si se experimenta dificultades en la etapa de interpretación semántica al trabajar con el conjunto de símbolos, el control hace que la etapa de representación simbólica solicite un nuevo conjunto de símbolos. Esta acción a su vez puede causar un comando de realimentación a la etapa de extracción de características, que solicita un conjunto modificado de las mismas. Una realimentación directa es también posible entre el interprete simbólico y el extractor de características cuando se necesite. La dimensionalidad de los conjuntos de características y símbolos pueden ser llevadas al mínimo nivel a causa de que sus conjuntos pueden ser reestructurados mediante los comandos.

Reddy y Newell (1975) han propuestos otro sistema de interpretación de imágenes llamado "blackboard". En este modelo, los elementos del sistema se comunican con una memoria común de datos. Cuando cualquier elemento realiza una tarea, su salida es puesta en la memoria para que otros elementos puedan acceder independientemente a la misma.

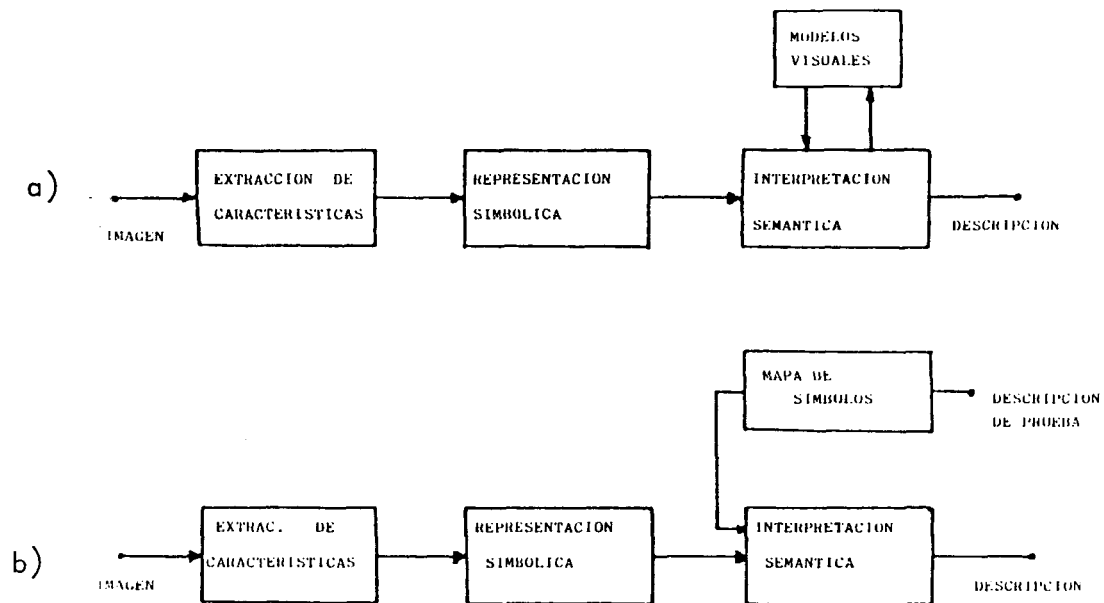


Fig. 1.2.- Modelos de interpretación jerárquica. a) Abajo-Arriba, b) Arriba-Abajo.

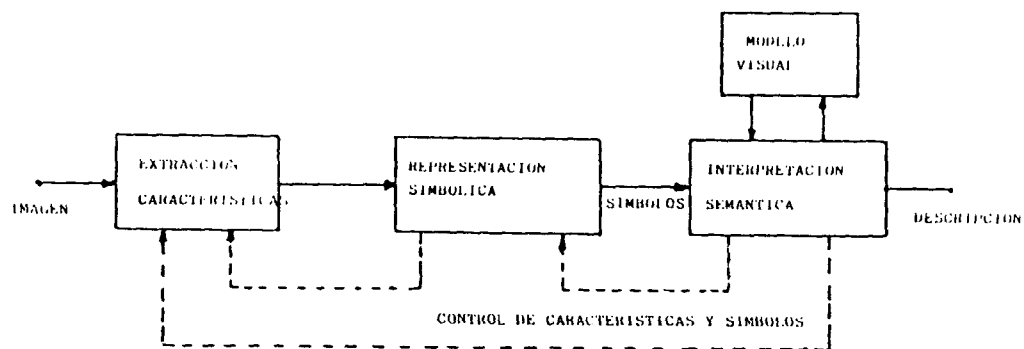


Fig. 1.3.- Modelo de interpretacion con realimentacion

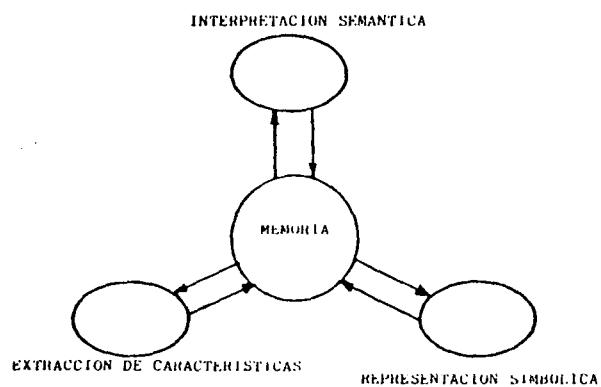


Fig. 1.4.- Modelo Blackboard.

I.1.5 METODOS SINTACTICOS

=====

Existen relaciones entre la gramatica estructural y el análisis de escenas. Se han empleado para análisis estructural y sintactico de imagenes, metodos de linguistica formal de lenguajes naturales.

Asimismo, se han usado gramaticas libres del contexto. Una gramatica de imagenes se define como una 7-tupla.

$$G = \{ V_T, V_N, S, P, \sigma, \tau, \rho \} \quad I.1.2$$

Donde:

V_T = Simbolos terminales

V_N = Simbolos no terminales

S = Nombre del objeto

P = Relación entre los elementos V_T, V_N

σ = Atributos asignados aa los elementos V_T, V_N

τ = Grado de relevancia asignados a los elementos V_N

P = Reglas de composición.

Por ejemplo, para una aplicación lingüística de una frase:

S = Miguel pinto el cuadro I.1.3

El conjunto de símbolos terminales sería:

$VT = \langle \text{Miguel, pinto, el, cuadro, } b \rangle$ I.1.4

Asociando un conjunto de símbolos no terminales dado por:

$VN = \langle \text{sentencia, frase del nombre, frase del verbo, nombre, verbo, articulo} \rangle$ I.1.5

Una generación del análisis de la frase según los dos métodos de análisis jerárquicos de arriba-abajo y abajo-arriba se muestran seguidamente.

En la aplicación de esta descripción sintáctica a imágenes, no está demasiado clara la elección de los símbolos de la gramática. Dado que se trata se

formas bidimensionales, la elección de los principios de generación y relación es bastante compleja. Un ejemplo de aplicación con el árbol sintáctico sería según Pratt, el de la fig. I.8.

Donde los símbolos terminales son:

VT = (cielo, sol, hierba, camino, tejado,
ventana, puerta, pared) I.1.6

El principio de análisis sintáctico de escenas aplicados a escritura manual fue realizado primeramente por Grimsdale (1959) y Eden (1962). Narasimhan (1959) lo aplico al análisis de fotografías de la cámara de burbujas. Ledley (1964) lo ha aplicado al reconocimiento de cromosomas.

Todos estos trabajos han probado (Pratt, 1978) que los métodos de análisis sintácticos son aplicables con cierto éxito al análisis de imágenes sencillas, mientras que su aplicación a clases más generales está aun en estudio.

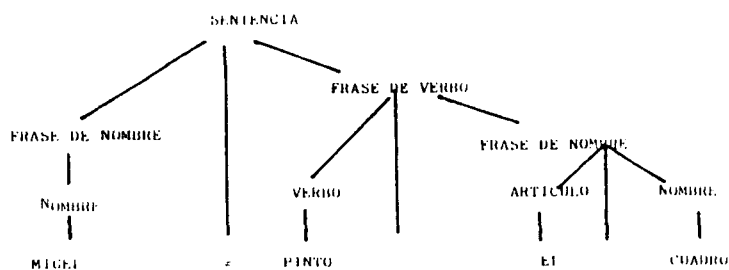


Fig. 1.5.- Modelo Arriba-Abajo.

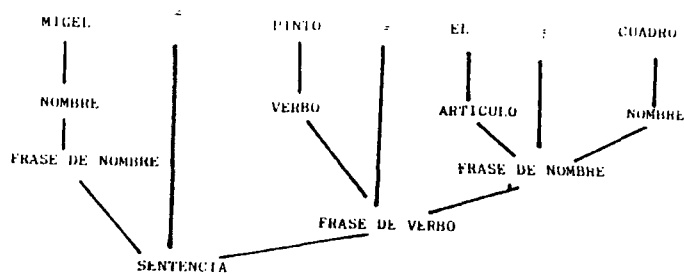


Fig. 1.6.- Modelo Abajo-Arriba.

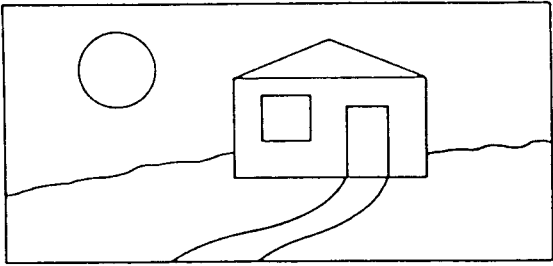


Fig. 1.7.- Escena compleja.

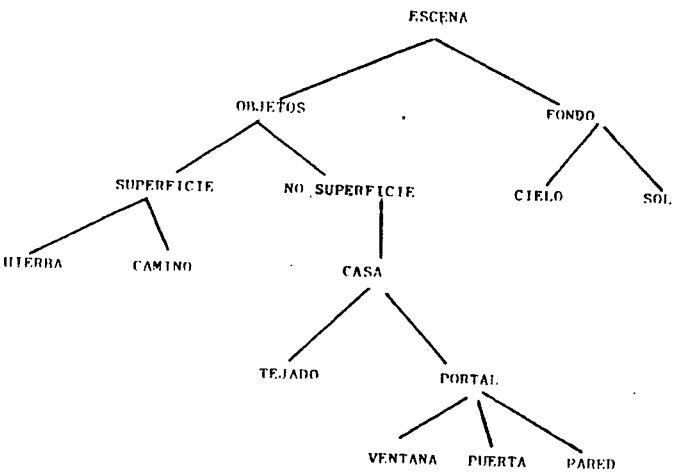


Fig. 1.8.- Arbol sintactico de la escena.

I.2 EXTRACCIÓN DE CARACTERÍSTICAS

=====

Una parte de la literatura concentra el campo de reconocimiento de formas en los aspectos de clasificación y representación, en detrimento de la caracterización, que es tan importante como las anteriores, por cuanto una elección acertada o no de las características puede facilitar o complicar el clasificador. Las características son las primitivas de la imagen o los símbolos de más bajo nivel. El objetivo último de la extracción de características es la extracción de las más significativas desde un fondo irrelevante (Selfridge, 1955)). Acerca de este tema puntos:

- No existe una teoría general que nos permita escoger que características son relevantes para un problema particular.
- El diseño del extractor de características es empírico y usa muchas estrategias específicas.
- Podemos tomar alguna información de los prototipos biológicos.

El sistema visual humano es capaz de reconocer propiedades o características de una forma, independientemente de la muestra, giro, tamaño, contraste, deformación y otras perturbaciones. Las características así definidas son las denominadas "características duras" (rugged features) por Duda (1967), que con anterioridad y con sentido más integrador y multidisciplinario fueron llamados "Universales" por Pitts-McCulloch (1947).

En este apartado vamos a realizar un resumen de las diversas técnicas de extracción de características que se han utilizado.

Los métodos y filosofías se puede dividir a "grosso modo" en las que utilizan microanálisis (propiedades locales) y las que utilizan macroanálisis (propiedades globales), aunque la distinción entre unos y otros es muy tenue.

1.2.1 EXTRACCION DE CONTORNOS

=====

Una característica muy importante disponible en un imagen, es la imagen generada con los contornos de la misma. Es conocido teorica y empiricamente que los

contornos de cualquier objeto transportan una fracción significativa de la información requerida para reconocer formas.

Tipicamente las imágenes 2D contienen estructuras que están delimitadas por cambios bruscos de nivel de gris o brillo. En cierta forma el sistema visual humano realiza un proceso que tiene que ver mucho con el de extracción de contornos espacio-temporales. Se han utilizado diversos métodos para la computación de contornos mediante la utilización de convoluciones locales con núcleos discretos, especializándose unos en el reconocimiento de puntos fronteras, líneas verticales, horizontales o inclinadas.

Davis(1975) expone un resumen bastante amplio de los métodos de detección de contornos. Peli y Mahah(1982) realizan un estudio comparativo de diversos métodos en diversas situaciones, del cual se desprende que el método de Roberts (1965) es bastante óptimo en aquellas imágenes de bajo nivel de ruido, mientras que el de Rosenfeld (1970) lo es en aquellas que tienen alto nivel de ruido.

Debe hacerse mención del método de Hueckel (1971)

de detección de contornos, que ya comentaremos en el próximo capítulo, por contener algunos puntos de interés especial.

Diversos métodos existen para la detección de contornos basados en el gradiente de la imagen, computados en variadas formas:

$$\Delta X_1 = f_{i+1,j} - f_{i,j} \quad \text{I.2.1}$$

$$\Delta X_2 = f_{i,j} - f_{i-1,j} \quad \text{I.2.2}$$

$$\Delta X_3 = \frac{1}{2} (\Delta X_1 + \Delta X_2) \quad \text{I.2.3}$$

$$\Delta Y_1 = f_{i,j+1} - f_{i,j} \quad \text{I.2.4}$$

$$\Delta Y_2 = f_{i,j} - f_{i,j-1} \quad \text{I.2.5}$$

$$\Delta Y_3 = \frac{1}{2} (\Delta Y_1 + \Delta Y_2) \quad \text{I.2.6}$$

Las anteriores son diversas formas de expresar el incremento espacial, en cuanto al gradiente en 2D existen varias formas:

$$\text{grad}_i = (\Delta X_i^2 + \Delta Y_i^2)^{1/2} \quad \text{I.2.7}$$

$$\text{grad}_i = |\Delta X_i| + |\Delta Y_i| \quad \text{I.2.8}$$

También existen métodos basados en la ecuación de Laplace (Rosenfeld y Kak, 1976).

I.2.2 CURVATURAS Y ANGULOS

=====

Son medidas de caracter local y que caracterizan la forma , ya sea una forma de una superficie 3D o un contorno 2D. Notese que la curvatura en un punto de la curva y el angulo que forman varios puntos proximos, son conceptos muy semejantes.

Johnston y Rosenfeld (1973) han propuesto el siguiente algoritmo de computación de angulos de curvatura basandose en la secuencia de puntos del contorno (x_i, y_i) , tal que $(x_1, y_1) = (x_n, y_n)$. Sea:

$$\vec{a}_{ik} = (x_i - x_{i+k}, y_i - y_{i+k}) \quad I.2.9$$

$$\vec{b}_{ik} = (x_i - x_{i-k}, y_i - y_{i-k}) \quad I.2.10$$

$$c_{ik} = (\vec{a}_{ik} \cdot \vec{b}_{ik}) / |\vec{a}_{ik}| |\vec{b}_{ik}| \quad I.2.11$$

Obsrvese que c_{ij} es el coseno del angulo que forman los segmentos que unen los tres puntos elegidos. Sera $-1 < c_{ij} < 1$. Para $c_{ij} = -1$, significa una linea recta y $c_{ij} = 1$, para angulo nulo es decir curvatura maxima.

1.2.3 CORRELACION DE MASCARAS

=====

La correlación de mascarar consiste en la correlación de la imagen original con núcleos de convolución que denotan características locales tales como puntos, líneas verticales, cruces de líneas,... (Fukushima, 1969), aunque el método más utilizado consiste en la convolución con patrones, mascarar o plantillas que son auténticas formas a reconocer. El método consiste básicamente en la convolución de la imagen original con un trozo más reducido que es realmente otra imagen única, y que se pretende detectar. El resultado de la convolución denotará la presencia o ausencia de la forma. En caso de presencia, también proporciona la posición de la misma en la escena original. Este método de reconocimiento, también denominado template matching, es invariante frente a traslaciones de la forma y frente a ligeras deformaciones, pero es poco útil en el caso que se presenten cambios de escala o giros de la forma. Destacaremos el trabajo de (Santana et al., 1981) que no realiza estrictamente hablando la convolución sino sustracción con umbral posterior entre la máscara y la escena. (Falcon, 1983) utiliza una aplicación de este método para la identificación de imágenes policromas, para lo cual realiza la

convolución en las tres componentes cromáticas de la imagen, con una máscara tricromática.

1.2.4 PROPIEDADES TOPOLOGICAS

=====

Refiriendonos a escenas que han sido sometidas a un proceso de umbralización, de forma que todos los puntos de la misma posean únicamente uno de dos niveles, según Rosenfeld y Weszka (1980), se definen:

CONECTIVIDAD: Se dice que dos puntos (x_0, y_0) y (x_n, y_n) están conectados, si existe una secuencia de puntos vecinos que conduzcan de uno al otro a través de un camino.

Por S se designa el conjunto de puntos de la escena son 1 mientras que $\bar{S}$ es el conjunto de complementario o background. Se definen dos puntos vecinos a aquellos que son adyacentes, para escenas muestreadas se pueden definir dos tipos de adyacencias según que se admitan los vecinos diagonales.

Así, para imágenes muestreadas en exagono, existen solamente 6 vecinos.

TAMANO, PERIMETRO y CONVEXIDAD: Por tamaño se considera el número de puntos de S o área de S . El perímetro puede ser definido como el número de puntos del contorno de S . El contorno de S consta de los puntos de S que son vecinos de S ; el resto de puntos son definidos como el interior. La compactidad de un objeto puede definirse como una relación entre el área y el perímetro del objeto (A/P). Esta medida es máxima para círculos y siempre menor para otros objetos.

El contorno de un objeto para imágenes binarias, define perfectamente al objeto, puede tener dos líneas de contornos, en el caso de que posea agujeros interiores.

Un método frecuentemente empleado para definir el contorno de un objeto convexo (es decir uno que no tiene agujeros) es mediante una cadena de código (chain code).

Refiriendo un sentido de giro y el código para conectar con el punto vecino, se establece un código de cadena,

Este método es muy útil para representar

contornos, por el escaso número de datos precisos para almacenamiento.

I.2.5 ESQUELETO

=====

El concepto de esqueleto fue desarrollado por Blum (1967) que lo denominó MAT (Medial Axis Transformation) y se define como el lugar de los medios de la forma.

Sean dos puntos del contorno (x_1, y_1) , (x_2, y_2) y sea (x, y) un punto del MAT, deberá verificarse que :

$$\left((x-x_1)^2 + (y-y_1)^2 \right)^{1/2} = \left((x-x_2)^2 + (y-y_2)^2 \right)^{1/2} \quad \text{I.2.12}$$

I.2.6 TRAZADOS POLARES

=====

Se define como trazado polar de la curva definida en coordenadas polares, que resulta al definir el centro de gravedad de una forma como origen del radio vector y representar los puntos del contorno mediante la función del tipo $R(\theta)$.

Esta curva demuestra tener varias propiedades:

- Es una función periódica, de periodo 2π
- Una traslación del objeto no la afecta, es decir es invariante frente a traslaciones.
- El efecto de una rotación del objeto se refleja en un desplazamiento en un sentido dado.
- Dos objetos con idéntica forma pero diferente tamaño pueden ser desplazadas verticalmente una sobre la otra.
- La curva puede resultar de valores múltiples.

Yachida y Tsuji (1977) utilizan este tipo de característica para representar a una forma. Ellos definen S como el área de la forma, L el perímetro y $T = k \cdot S/L$ como el grado de delgadez de la pieza. Junto a estos parámetros, calculan el centroide de la pieza y definen el trazado polar de la misma.

$$x = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \quad ; \quad y = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i \quad I.2.13$$

$$R(\theta) = ((x-x')^2 + (y-y')^2)^{1/2} \quad \text{I.2.14}$$

Donde x' , y' representan puntos del contorno. En el caso de multi-valores de la curva, se elige la rama mas alejada del centroide. Se calculan el trazado para intervalos de tres grados de arco, tipicamente.

La caracterización de propiedades de la forma es el conjunto

$$\{ S, T, R(\theta) \} \quad \text{I.2.15}$$

Se admite que se dispone de un banco de formas

Mi $i=1, \dots, n$

$$\left\{ \begin{array}{l} S_1, T_1, R_1(\theta) \\ S_2, T_2, R_2(\theta) \\ \vdots \\ S_n, T_n, R_n(\theta) \end{array} \right\} \quad \text{I.2.16}$$

Las dos primeras propiedades son invariantes frente a giros y translaciones, mientras que la segunda lo es solo frente a traslaciones. Pero un desplazamiento angular, pueda darnos el angulo de maxima semejanza entre dos formas. Utilizando el siguiente esquema de clasificación con trazados polares:

$$|S-S_i| < S_c \quad ; \quad |T-T_i| < T_c \quad \text{I.2.17}$$

$$D(\theta_s) = \sum_{k=1}^{120} |R_i(3k) - R'(3k+\theta_s)| \quad \text{I.2.18}$$

$D(\theta_s)$ esta calculando mediante computación angular el error que se produce para cada S_s entre el objeto cuestionado y uno del banco. S_M es el angulo de maxima semejanza y sera:

$$D(\theta_M) = \text{Minimo} \quad \text{I.2.19}$$

1.2.7 CARACTERISTICAS DIVERSAS

=====

Además de las características descritas se pueden elegir otras de naturaleza heurística, que pueden servir para caracterizar una forma en algún sentido. Por ejemplo Hill y Sworak(1980) utilizan los denominados AMR (ángulo de máximo radio) y el AMA (ángulo de mayor eje) para caracterizar la posición angular de una pieza en un proceso de reorientación de piezas en una cadena industrial automatizada.

Agin y Duda (1977) definen un conjunto arbitrario de 7 características heterogéneas:

X1 = Perímetro del objeto

X2 = Raíz cuadrada del área

X3 = Área de los agujeros

X4 = Radio máximo

X5 = Radio mínimo

X6 = Radio promedio

$$X7 = \text{Grado de compacticidad} = X1/X2$$

A partir de estas características, se puede definir un diagrama de clasificación "ad hoc" para la aplicación. Se computa cada X_i sobre un conjunto de la misma clase para obtener la media representativa de la clase. Para un conjunto de clases dado, se utiliza una clasificación estructurada en forma de árbol. Las dos propiedades con mayor separación por cada par de piezas, es considerada como el primer nudo de clasificación. Para un conjunto de 7 piezas que utiliza, el árbol de clasificación resulto en la siguiente forma:

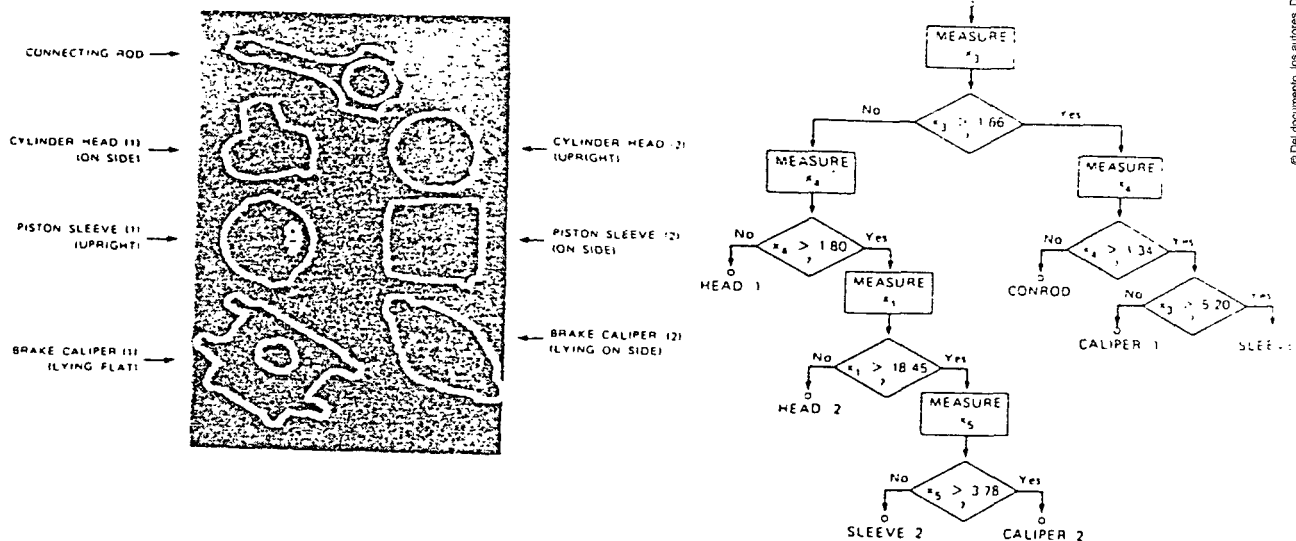


Fig. 1.15.- Esquema de clasificación.

I.2.8 MOMENTOS

=====

Por momentos se denomina al siguiente funcional:

$$M_{ij} = \int x^i y^j f(x, y) dA \quad I.2.20$$

en donde $f(x, y)$ es la función de la forma. El conjunto de funcionales M_{ij} está univocamente definido y constituye una descripción completa de la forma (Canton, 1982). Los momentos de bajo orden representan las propiedades básicas de área, centro de gravedad y momentos de inercia. El ángulo definido por los momentos de segundo orden m_{20} , m_{02} , m_{11} y definido por:

$$\theta = \frac{1}{2} \arctg \frac{M_{11}}{M_{20} - M_{02}} \quad I.2.21$$

determina la orientación espacial del elipsoide asociado con los momentos de inercia del objeto (Teague, 1980) (Canton, 1982).

La primera utilización de momentos en la caracterización de formas visuales se realizó por Hu (1962), para el reconocimiento de caracteres.

utilizando la teoría de invariantes espaciales generados por los momentos. Los invariantes son un conjunto de magnitudes que lo son frente a las rotaciones, traslaciones y homotecias. Hu (1962) expone una teoría para generar tales invariantes. Las aplicaciones de la teoría de momentos al reconocimiento de caracteres es realiza por (Teague,1980) y por (Canton,1982) que a su vez realiza una aplicación al reconocimiento de ECG.

Smith y Wrigh(1971) Ha aplicado la teoría de momentos al reconocimiento de imágenes de barcos, en vista superior. Dudani (1973) realiza una aplicación al reconocimiento de de vistas tridimensionales de aviones. Aplicaciones al reconocimiento de caras humanas se realizada por Kaufman(1976).

También se han utilizado en la codificación y reconstrucción de imágenes (Teague,1980). La extensión del mismo concepto de momento al espacio tridimensional se ha realizado por Sadjady y Hall(1980), y la computación a partir de la información del contorno en forma de cadena de código por Wilf y Cunningham(1970). Santana et al. (1982) expone una teoría de normalización de las formas por utilización de los momentos.

La utilización de los momentos presenta algunos problemas en los casos de formas simétricas, pero en otros casos son parámetros muy útiles por su facilidad de cómputo. Los momentos pertenecen a una gran familia de descriptores globales sobre los cuales volveremos a tratar en el próximo capítulo.

I.3 METODOS DE CLASIFICACION

=====

El concepto de clasificación de Formas, puede ser expresado en terminos de la partición del espacio de características que hayan sido extraídas desde una imagen. Sean N las características que son medidas desde la imagen, entonces este conjunto pueden ser considerado como un vector X , llamado vector de características, que posiciona un punto en el espacio N -dimensional, llamado espacio de características X .

El problema de clasificación consiste en asignar a cada posible vector o punto en el espacio mencionado, a una clase o forma. Esto puede ser interpretado como una partición en el espacio de características, en regiones mutuamente exclusivas y a cada región debe corresponderle una clase particular. Este tipo de problema matematico puede ser formulado en terminos de funciones discriminantes. Sea $w_1, w_2, \dots, w_m$ las clases a reconocer, en número total de m y sea X el vector de características de una imagen incognita.

El vector X así interpretado constituye una posición en el espacio, sea x_i la i -ésima característica medida, equivalente la i -ésima coordenada. Se define una función discriminante $D_j(X)$, asociada a la clase W_j , $j=1, \dots, m$, tal que si la imagen de entrada al sistema de reconocimiento, caracterizada por el vector X , es la clase W_i , representado simbólicamente por $X \in W_i$, entonces el valor de $D_i(X)$ debe de ser el mayor de entre todos.

Si $X \in W_i$

$$D_i(x) > D_j(x) \quad i, j=1, \dots, m \quad i \neq j \quad I.3.1$$

Esto significa que a un punto dado del espacio, le correspondera una clase dada y por tanto existiran regiones conexas de clases y unas líneas de separación entre áreas correspondientes a clases, denominadas límites de partición o de decisión. Este límite de partición o decisión entre las clases i y j puede definirse de la siguiente forma, mediante la ecuación de la separación:

$$D_i(X) - D_j(X) = 0 \quad I.3.2$$

Esta ecuación definirá en general una hipersuperficie en el espacio N -dimensional, de

configuración dependiente de el caso.

I.3.1 FUNCION DISCRIMINANTE LINEAL

=====

En este tipo de función discriminante, se elige una combinación lineal de las coordenadas como discriminante de pertenencia de un punto a una clase. Este tipo de función discriminante es muy usado por su simplicidad y por cuanto otros tipos pueden reducirse a ella.

El punto de coordenadas $X=(X_1, X_2, \dots, X_N)$ es caracterizado para la clase W_i por la función $D_i(X)$.

$$D_i(X) = \sum_{k=1}^N W_{ik} X_k + W_{i,N+1} \quad (i=1, \dots, m) \quad I.3.3$$

En donde $(W_{ik}, W_{i,N+1})$ son parametros de la clase i , que la caracterizan adecuadamente a efectos de discriminación.

El limite de decisión entre regiones en el espacio x , asociado con W_i y W_j es de la forma:

$$D_i(X) - D_j(X) = \sum_{k=1}^N W_{Xk} X_k + W_{N+1} = 0 \quad I.3.4$$

Por ejemplo en un caso de dos dimensiones en el espacio de características, $m=2$, $i,j=1,2$. El sistema de partición lineal al solo producir dos respuestas, puede formularse como un sistema de umbral lógico.

Si definimos $D(x)=D_1(x)-D_2(x)$

I.3.7

Se tiene:

Salida = +1 si $D(x) > 0$ $x \in W_1$

Salida = -1 si $D(x) < 0$ $x \in W_2$

I.3.8

Para un número de clases mayor que 2, se pueden conectar varios sistemas de umbral lógico en paralelo, tal que la combinación de las salidas de M sistemas pueda ser suficiente para distinguir m clases distintas, para lo cual debena ser: $2^M \geq m$.

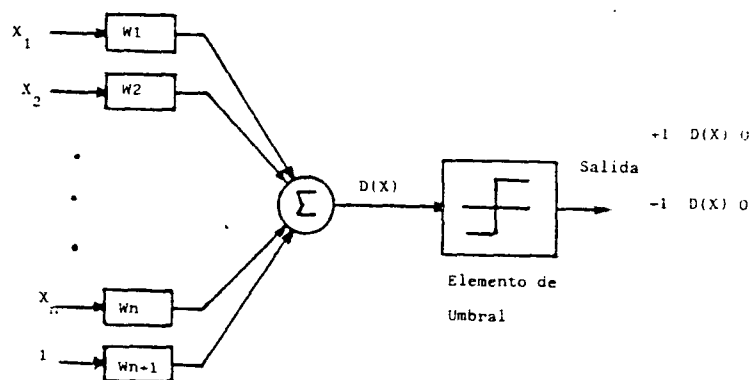


Fig. I.16.- Elemento lógico de Umbral como discriminante lineal.

1.3.2 CLASIFICADOR DE MINIMA DISTANCIA

=====

Un tipo muy importante de función discriminante se obtiene mediante la utilización de funciones de tipo distancia, en el espacio N-dimensional de características, considerado como si fuese un espacio metrico. La distancia suele hacerse entre la imagen de entrada y un conjunto de vectores de referencia, representativos de las m clases definidas.

Supongamos que m vectores de referencia son dados $\langle R_1, R_2, \dots, R_m \rangle$. Con R_j asociado a la clase W_j , un clasificador de minima distancia es uno tal que clasificamos el vector de entrada X como la clase W_i si se verifica:

$$X \in W_i \quad \text{Si} \quad |X - R_i| = \text{Minima} \quad \text{I.3.7}$$

$|X - R_i|$ es la distancia Euclidea definida entre X y R_i , por ejemplo definida por:

$$|X - R_i| = ((X - R_i)^T (X - R_i))^{1/2} \quad \text{I.3.8}$$

$$|X - R_i|^2 = X^T X - X^T R_i - X R_i^T + R_i^T R_i \quad \text{I.3.9}$$

Dado que X no es función de i , se puede definir una función discriminante para el

clasificador de minima distancia dado por:

$$D_i(x) = x^T R_i + x R_i^T - R_i^T R_i \quad \text{I.3.10}$$

Que es lineal, es decir que el clasificador de minima distancia se reduce a uno de tipo lineal.

I.3.3 FUNCION DISCRIMINANTE LINEAL POR TROZOS

=====

También denominada clasificador del vecino más proximo. Sea $R_1, R_2, \dots, R_m$ los vectores asociados con las m clases $W_1, \dots, W_m$, respectivamente. Sea R_j compuesto de los vectores R_j^k

$$R_j^k \in R_j \quad ; \quad k=1, 2, \dots, u_j \quad \text{I.3.11}$$

Siendo u_j el número de vectores de referencia del conjunto R_j . Definimos la distancia entre el vector de entrada X y R_j como:

$$d(x, R_j) = \min_{k=1, \dots, u_j} \{ |x - R_j^k| \} \quad \text{I.3.12}$$

Esto es la distancia entre X y R_j , es la más pequeña de las distancias entre X y cada una de las componentes R_j^k . Se puede definir entonces la función discriminante en la forma:

$$D_i^k(x) = x^T R_i^k + x R_i^{Tk} - R_i^k R_i^{Tk} \quad \text{I.3.13}$$

$$D_i(x) = \max_{k=1, \dots, u_j} \{ D_i^k(x) \} \quad \text{I.3.14}$$

La asignación a una clase no se realiza por minima distancia a un vector representativo de la

clase , sino a la clase que tenga un elemento más proximo al punto de la imagen de entrada. Este método supone que para una clase es preciso conocer la posición, no solo promedio de la clase sino de todos y cada uno de los elementos de la clase.

1.3.4 CLASIFICACION ESTADISTICA

=====

Este método de clasificación está basado en probabilidades de semejanza apriori (Fu, 1980) (Mendel y Fu, 1970). Utiliza métodos estadísticos y particularmente el Teorema de Bayes, por lo cual a veces también se llama clasificador Bayesiano (Duda y Hart, 1973). Sea m posibles clases de formas $W_1, \dots, W_m$ y N características $f_1, \dots, f_m$ a ser extraídas de la imagen, sean las medidas de estas características $x_1, \dots, x_N$, medidas en presencia de ruido y deformaciones de la imagen respecto al prototipo, $x_i = f_i + \text{ruido}$. Supuesto que conocemos las probabilidades a priori de cada una de las clases $P(W_i)$, $i = 1, \dots, m$ y las probabilidades condicionales de X para cada clase $P(X/W_i)$. Estas probabilidades condicionales son de pertenencia apriori.

El método de clasificación estadística puede ser formulado como un problema de decisión, definiendo una función de decisión $d(X)$ de tal forma que si $d(X) = d_i$ significa que se cumple la hipótesis de X W_i . Sea $L(W_i, d_j)$ la pérdida o penalización en que se incurre al tomar la decisión d_j si la imagen de entrada es la W_i . La pérdida para cualquier $d = d(X)$ será:

$$r(w_i/d) = \int_{\Omega_X} L(w_i, d) p(X/w_i) dx \quad \text{I. 3.15}$$

Y la pérdida paramétrica:

$$R(p, d) = \sum_{i=1}^m p(w_i) r(w_i, d) \quad \text{I.3.16}$$

$$r_x(p, d) = \frac{\sum_i L(w_i, d) p(w_i) p(x/w_i)}{p(x)} \quad \text{I.3.17}$$

$$R(p, d) = \int_{\Omega_x} p(x) r_x(p, d) dx \quad \text{I.3.18}$$

El problema al realizar una decisión d_j , es minimizar la pérdida promedio $R(p, d)$ o minimizar el máximo de pérdida condicional $r(w_i, d)$ (criterio minimax). Este tipo de decisión óptima es llamado decisión Bayesiana. Si d^* es una decisión óptima.

$$r_x(p, d^*) \leq r_x(p, d) \quad \text{I.3.14}$$

Para una función de pérdida en la forma:

$$L(w_i, d_j) = 1 - \delta_{ij} = \begin{cases} 0 & i=j \\ 1 & i \neq j \end{cases} \quad \text{I.3.20}$$

En este caso $d^* = d_i$ es decir $X \in W_i$ si:

$$p(w_i) p(x/w_i) \geq p(w_j) p(x/w_j); \quad j=1, \dots, m \quad \text{I.3.21}$$

Esto equivale a tomar una función de

discriminación en la forma siguiente:

$$g_i(x) = P(w_i) P(x/w_i) \quad \text{I.3.22}$$

$$g_i(x) = \text{Log} \{ P(w_i) P(x/w_i) \} \quad \text{I.3.23}$$

Y el límite de decisión entre w_i y w_j será:

$$P(w_i) P(x/w_i) - P(w_j) P(x/w_j) = 0 \quad \text{I.3.24}$$

$$\text{Log} \frac{P(w_i) P(x/w_i)}{P(w_j) P(x/w_j)} = 0 \quad \text{I.3.25}$$

Suponiendo que la probabilidad condicional de pertenencia es de la siguiente forma:

$$P(x/w_i) = \frac{1}{(2\pi)^{n/2} |\Sigma_i|^{1/2}} \text{Exp} \left\{ -\frac{1}{2} (x - \mu_i)^T \Sigma_i^{-1} (x - \mu_i) \right\} \quad \text{I.3.26}$$

Donde μ_i es el vector de posición de la media de la clase i -ésima y Σ_i es la matriz de covarianza. Obsérvese que el término de la exponencial es la distancia de Mahalanobis a la clase i -ésima

$$d_i^2(x) = (x - \mu_i)^T \Sigma_i^{-1} (x - \mu_i) \quad \text{I.3.27}$$

Entonces el límite entre regiones de decisión entre formas es el siguiente:

$$\text{Log} \frac{P(w_i)}{P(w_j)} - \frac{1}{2} \text{Log} \frac{|\Sigma_i|}{|\Sigma_j|} - \frac{1}{2} \left\{ (x - \mu_i)^T \Sigma_i^{-1} (x - \mu_i) - \right.$$

$$\left. (x - \mu_j)^T \Sigma_j^{-1} (x - \mu_j) \right\} = 0 \quad \text{I.3.28}$$

Esta ecuación es de una hipersuperficie correspondiente a una hipercuadrada en el espacio N-dimensional de características. Esta ecuación conduce a plantear la función de discriminación como función de la distancia, en este caso de la distancia estadística de Mahalanobis.

$$g_i(x) = A_i e^{-\alpha d_i^2(x)} \quad 1.3.29$$

I.4 CADENAS DE RECONOCIMIENTO

=====

Aun cuando algunos procedimientos de reconocimiento datan de hace varias décadas, no ha sido hasta más recientemente cuando sea producido la aplicación de estos procedimientos, quizás por causas tecnológicas, al no disponer de computadores muy potentes a bajo precio o quizás por causas económicas tales como la crisis industrial.

En uno de los campos que con mayor intensidad se aplica la visión artificial, es quizás el de la automatización industrial, en cierta forma de la mano de la aplicación de la robótica. El principal argumento para la utilización de la visión por computador en este campo, es el aumento de la flexibilidad y su bajo costo. El uso de tecnología con capacidad sensorial en máquinas que disponen de inteligencia artificial hace posible la realización de tareas complejas a la vez que requiere menos controles y mantenimiento que una máquina preprogramada.

Una gran parte de las aplicaciones de reconocimiento suele organizarse alrededor de cadenas de proceso altamente automatizadas, pues en estos

sistemas que realizan tareas rutinarias y secuenciales es donde mayor aplicación y rendimiento encuentran, es decir en las aplicaciones de CAM (Computer Aids Manufacturing).

Podemos considerar las más representativas de estas aplicaciones a las siguientes (Kruger y Thompson, 1981):

- Inspeccion Visual

- Manipulacion de materiales

- Ensamblado asistido visualmente

Los procesos de inspección visual se refieren primordialmente a los de chequeo a productos previamente ensamblados o fabricados, para verificar su calidad. La manipulacion de materiales incluye la colocación de piezas en posiciones u orientaciones definidas para ser utilizadas por otros procesos, esta aplicación requiere un cierto grado de realimentacion visual. La aplicación al ensamblado asistido visualmente requiere la utilización simultanea de sistemas de vision y manipuladores mecanicos o robots.

1.4.1 SISTEMAS DE INSPECCION VISUAL AUTOMATICA

=====

La mayor parte de las aplicaciones en inspección visual automática se han realizado en sistemas de control para circuitos impresos o circuitos integrados (IC).

Jarvis(1980) describe una técnica de inspección de placas de circuitos impresos (PCB) producidos en masa, mediante técnicas de interpretación visual. La imagen de la placa se representa por 0 o 1, el 1 representa conductor y el 0 el sustrato. El método consiste en la preselección de una lista de regiones locales de 5X5 pixels, utilizando unas plantillas o mascararas que definen la configuración correcta, realizando una comparación con estas. Pavlidis y Krakauer(1979) utiliza el mismo método eligiendo optimamente los puntos de localización de las regiones a partir de un conocimiento apriori de la placa. Kashika(1976) utiliza un sistema con el uso de un computador en tiempo compartido, capaz de cotrolar hasta 50 unidades de inspección para la colocación de transistores. La principal tarea consiste en la detección de la región de la base y emisor de cada chip y ordenar a un manipulador la soldadura de las regiones tal y como pueda ser visto en la Fig. 1.18.

El chip es digitalizado en 160X120 pixels binarios y examinado secuencialmente mediante correlación con mascarar hasta la identificación de las regiones de base y emisor. Se utiliza en la correlación un Or-Exclusivo entre la imagen y la mascara.

Hsieh y Fu(1980) proponen un sistema para la inspección visual de circuitos integrados. El sistema consta de dos partes. Un subsistema de registro de la imagen y segmentación y un subsistema propiamente dicho de inspección. El proposito del primer subsistema es extraer la imagen del IC desde el fondo, a menudo realizada por umbralización. Seguidamente se determina la orientación y posición y se reorienta hasta alinearse con los ejes de la máquina de inspección. La Fig. I.12, muestra un diagrama de la inspección, en donde se consideran ocho tipos distintos de defectos.

Hill y Sworak(1980) del SRI (Stanford Research Inst.) describen un sistema que incluye al igual que el anterior, además de un sistema de visión, un sistema de modificación de la posición, entrando en lo que anteriormente se denomino manipulacion de materiales. El sistema toma piezas orientadas aleatoriamente de un alimentador de piezas de una cadena industrial y las coloca en una orientación

deseada, usando información visual. Se realizan las siguientes tareas: coloca una pieza en una superficie iluminada desde el fondo, establece el estado de orientación de la misma mediante un sistema de visión y la reorienta.

Según Fu(1982) muchas técnicas de reconocimiento de imágenes están siendo aplicadas a la inspección automática, pero algunas de las características de la inspección deben de ser guardadas, de acuerdo con los objetivos de localización de productos defectuosos y verificación de características.

- Las pruebas de inspección deben ser no destructivas.

- El proceso se desarrolla usualmente en ambientes controlados(ejemplo: Iluminación definida).

- Las características requeridas de alta velocidad, exactitud y fiabilidad son a menudo incumplidas.

La segunda característica es ventajosa para la aplicación al reconocimiento. La necesidad de alta velocidad a menudo limita el uso de reconocimiento de

imagenes hasta para aplicaciones sencillas. La aplicación de los recientes progresos en VLSI y arquitecturas especiales hara posible aplicaciones más satisfactorias a problemas mas elaboradas.

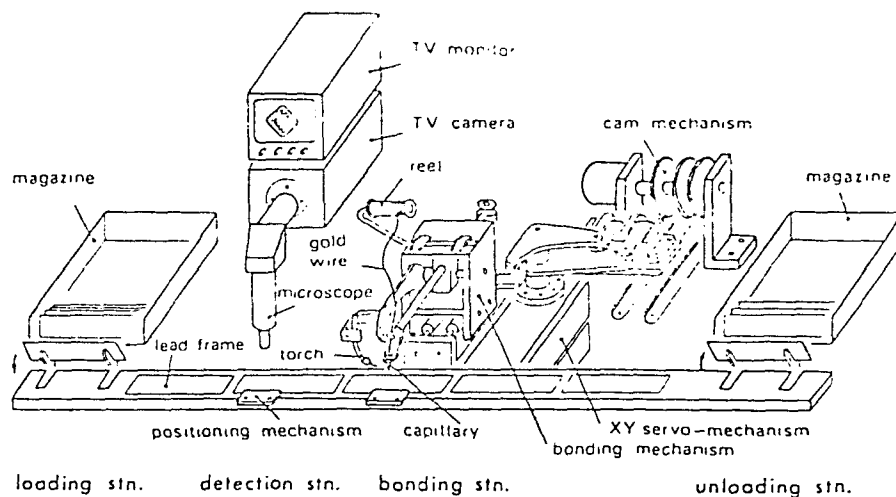


Fig. I.11.-Sistema automatico de soldadura para transistores.

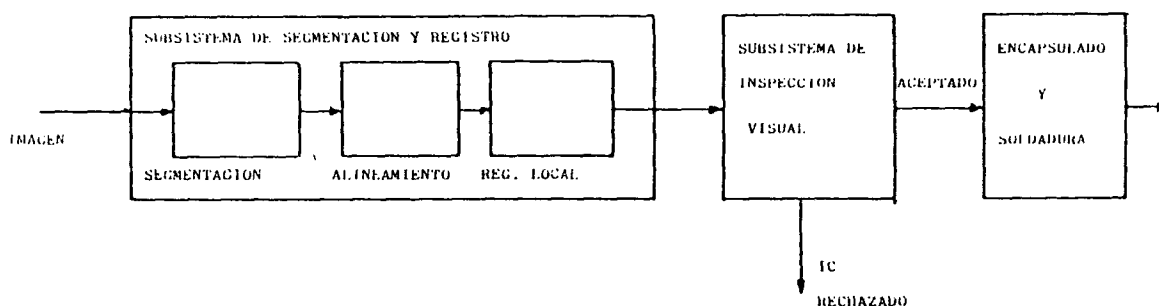


Fig. I.12.-diagrama de un sistema de verificacion de IC.

I.4.2 IDENTIFICACION DE PIEZAS Y SISTEMAS DE

=====

ENSAMBLAJES

=====

La identificación de piezas industriales encuentra su principal aplicación sobre todo en cadenas de ensamblado de productos, mediante la utilización de medios mecanicos automatizados. Destacamos el ya clasico trabajo de Agin y Duda(1977) para la identificación de las piezas de un pequeño motor, del cual ya hemos comentado los procesos de extracción de características y clasificación. Se han utilizado técnicas de análisis gloval mediante análisis de ejes principales (Haralick,1973), texturas (Weszla y Rosenfeld, 1970), momentos invariantes en 2D y 3D (Hu,1962), (Sadjady y Hall,1980), propiedades topologicas tales como números de Euler (Gonzalez y Wihtz,1977), desconposición en conjuntos convexos primarios (Pavlidis,1977), técnicas de orientación de contornos incluyendo desconposición en series de Fourier del contorno (Persoon y Fu,1977), códigos de cadena (Freeman,1977), representación por grafos (Gonzalez y Thomason,1978). Es frecuente la utilización de la información del contorno para lo cual se proponen diversos métodos (Duda y Hart, 1972),

(Griffith,1973).

La información extraída de los sensores visuales es usada en robotica para tareas como planificación de trayectorias , evitar obstaculos, corrección de posición adaptativamente, transferencia del brazo a la proximidad de un objeto para ser manipulado, etc... También se utilizan otros sensores tales como sensores de proximidad y tactiles, que son usados en la fase terminal asociada con la sujecion del objeto.

La Fig. 1.13 muestra un esquema del sistema Consight-I de General Motors. Funciona en dos modos, un modo de inicialización o aprendizaje en el cual el sistema es programado para manejar un conjunto de piezas especifico y es igualmente programado para reconocer y posicionar mediante la utilización de características tales como areas, radios maximos y otras. En el segundo modo operacional, el sistema realiza funciones de tranferencia de piezas automaticamente. Un operador coloca una pieza en la cinta transportadora con orientación aleatoria; esta es tranferida hasta el sistema de vision. El sistema reconocedor determina el tipo de pieza, la posición y la orientación y envia esta información al control central del robot. Cuando la pieza llega al robot, este la recoge y la deposita en una localización

predeterminada.

Se han utilizado asimismo sistemas de camaras multiples (Kono, 1977) (Kashioka et al., 1977), dispone de una camara vertical que da una vista del area de trabajo, mientras que una camara horizontal da una vista lateral del objeto. Se han utilizado realimentación visual para la corrección adaptativa en los procesos de manipulación.

La Fig. I.14 muestra el sistema de Westinghouse (Sugerman, 1980) de una cadena de seis prototipos de robot, para ensamblaje de pequenos motores electricos. Solo dos de las estaciones usan realimentación visual para inspeccionar los defectos y corregirlos. El sistema de control esta jerarquizado y distribuido con la utilización de multiples microprocesadores.

Hitachi (Kashioka et al., 1977) tiene bajo desarrollo un robot de dos brazos, Fig I.15, para el montaje de aspiradoras, utilizando sensores tactiles y visuales. Se utilizan muchas camaras para controlar la localización relativa de cada brazo sobre las piezas.

La universidad de Stanford desarrolla un sistema

llamado Acronym (Brooks et al., 1979), Fig. 1.16, que esta en contrucción para reconocimiento de piezas y manipulaci6n, utilizando informaci6n 3D.

Hemos expuesto solo algunos ejemplos significativos de la utilizaci6n de cadenas de reconocimiento de piezas industriales sobre todo en cadenas altamente automatizadas.

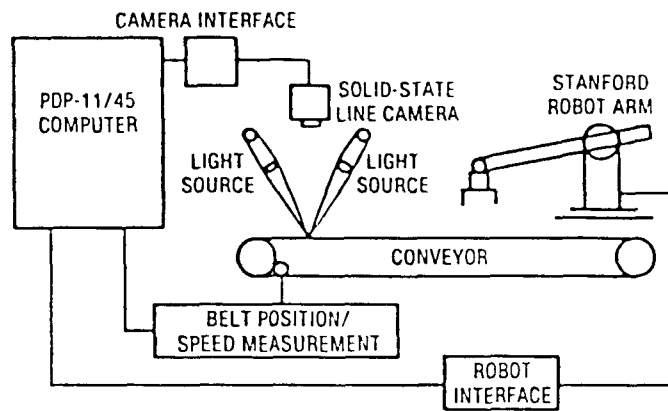


Fig. I.13.-Sistema Consight-I de General Motors.

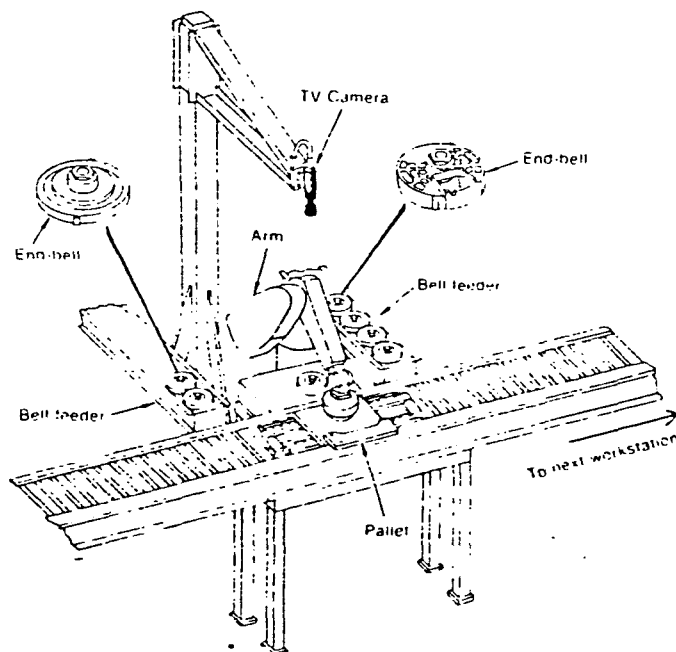


Fig. I.14.-Sistema para el ensamblado de motores electricos de Westinghouse.

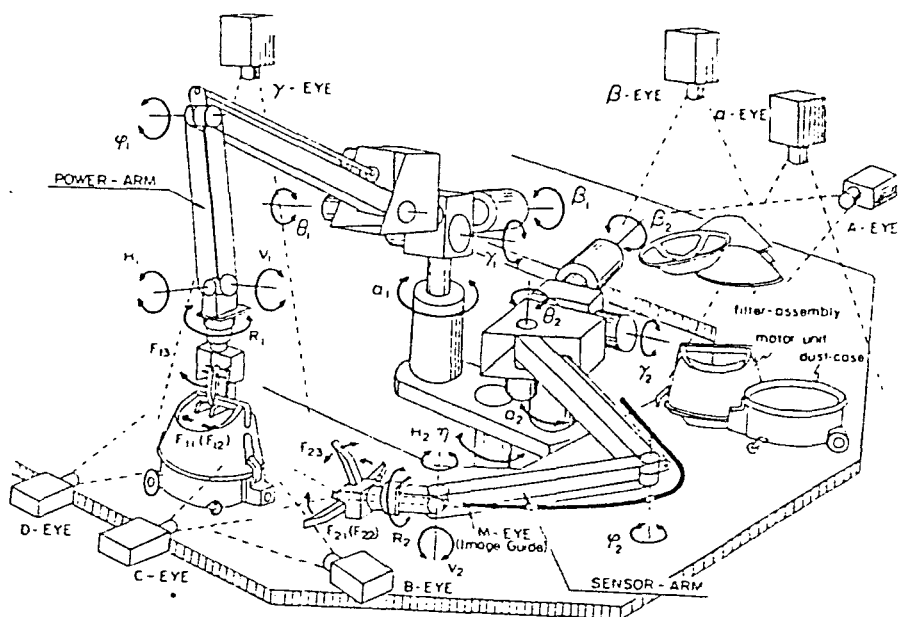


Fig. 1.15.- Sistema de multiples camaras y brazos de Hitachi.

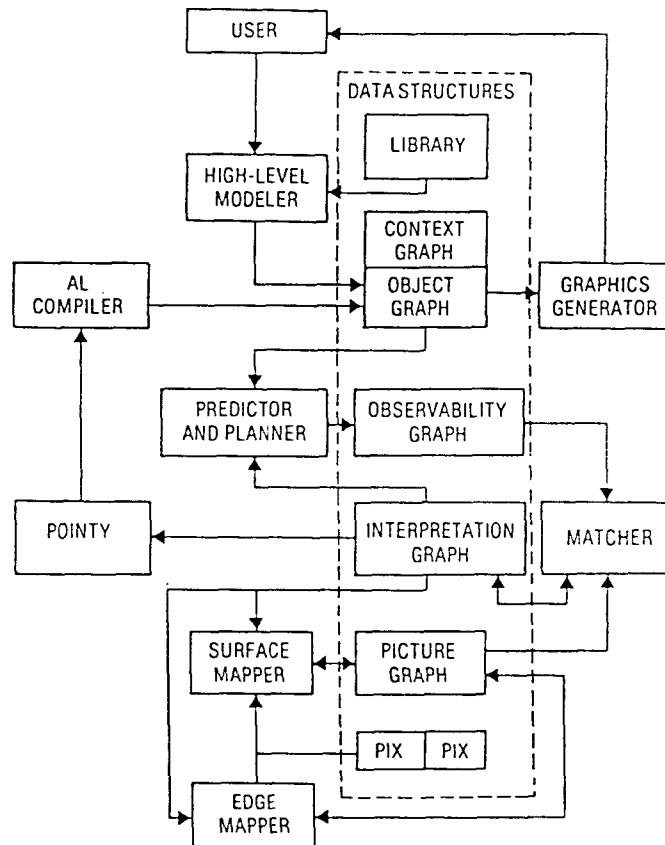


Fig. 1.16.- Diagrama de organizacion del Acronym de la Universidad de Stanford.

CAPITULO II

=====

II.1 CRITERIOS DE SEMEJANZA EN RECONOCIMIENTO DE

=====

FORMAS

=====

El reconocimiento de formas podemos entenderlo como el problema de relacionar una forma cuestión con alguna de las formas de un conjunto. Tal cuestión suele formularse entre la incognita y todas y cada una de los elementos del conjunto. Es decir que puede ser planteado como un problema de relaciones duales dependiendo del contexto, en el sentido de que tal relación dual adquiere valor solo cuando se considera conjuntamente con las otras relaciones.

Podemos considerar el problema de reconocimiento de formas como el establecimiento de una relación binaria entre el conjunto de formas desconocidas y el conjunto de las formas conocidas.

$B \ R \ A_j$, Si B es identificada como A_j

II.1.1

La relación así formulada solo admite dos soluciones: B Relacionada A_j o B no relacionada A_j . Sin embargo un problema tan complejo que maneja tantos grados de libertad, no puede platearse tan estrictamente, sino más bien como un problema de

relaciones difusas, (Ramesh y Haynes, 1982), (Bezdek, 1981).

Podemos establecer como Zadeh (1975) la relacion:

$$R(A,B)=\text{Aproximadamente igual} \quad \text{II.1.2}$$

Esta relación precisa de una función de compatibilidad o caracterististica, que denominaremos $u(A,B)$.

La relación no difusa (II.1.1) también puede interpretarse como una relación jerarquicamente superior a la relacion borrosa (II.1.2)

$$B \text{ R } A_i / u(B, A_i) = \text{Max} \{ u(B, A_j) \} \quad \text{II.1.3}$$

$$j = 1, \dots, h$$

La función de compatibilidad $u(A, B)$ especifica el grado de semejanza entre las formas A y B. Las funciones de semejanza y la reciproca de distancia o disimilaridad, son muy conocida en los campos de análisis de proximidades, taxonomia numerica, análisis de clusters, ...etc. (Cuadras, 1981; Spath, 1980). Estas funciones presentan algunas propiedades generales que podemos resumir en el caso de la distancia. Si i y j, son dos formas se tiene:

$$d(i, j) \geq 0 \quad \text{II.1.4}$$

$$d(i, i) = 0 \quad \text{II.1.5}$$

$$d(i, j) = d(j, i) \quad \text{II.1.6}$$

$$d(i, j) \leq d(i, k) + d(j, k) \quad \text{II.1.7}$$

$$d(i, j) = 0 \longrightarrow i \equiv j \quad \text{II.1.8}$$

Esta función presenta las mismas propiedades que una distancia métrica. La función de semejanza presenta también las siguientes propiedades:

$$s(i, j) \leq s_0 \quad \text{II.1.9}$$

$$s(i, i) = s_0 \quad \text{II.1.10}$$

$$s(i, j) = s(j, i) \quad \text{II.1.11}$$

$$s(i, j) = s_0 \longrightarrow i \equiv j \quad \text{II.1.12}$$

La función de semejanza es acotada, pudiéndose suponer sin pérdida de generalidad que $s_0 = 1$. Admitiendo que esta función describe el grado de semejanza, es razonable suponer que adquiere solo valores positivos, así pues $s \in (0, 1)$, mientras que $d \in (0, \infty)$. El parecido de la distancia con una distancia métrica, nos proporciona un camino adecuado para su computación, mientras que la similaridad puede parecer más oscura en su concreción formal. Podemos calcular la distancia a partir de un conjunto de magnitudes asociadas a los sistemas y que se denominan medibles del sistema.

Por medible de un sistema entendemos alguna propiedad o parametro del sistema que pueda ser adquirida empiricamente. Evidentemente que el número de tales magnitudes posibles es muy grande y su capacidad descriptora muy diversa, pero es solo a partir de ellos que puede construirse no solo una formulación de semejanza, sino cualquier teoría bien construida de un sistema en cualquier aspecto.

Denominamos a_i y b_i los valores del medible M_i en los sistemas A y B. Una definición de distancia puede establecerse por:

$$d_p = \left(\sum_{i=1}^n |a_i - b_i|^p \right)^{1/p} \quad \text{II.1.13}$$

De entre todos los valores de p , quizás el más común y el que presenta mayor interés sea $p=2$, que corresponde a la distancia euclídea n -dimensional.

$$d^2 = \sum_{i=1}^n (a_i - b_i)^2 \quad \text{II.1.14}$$

Denominaremos por distancia parcial d_i a la que resulta de considerar en estudio solo el medible M_i .

$$d_i = |a_i - b_i| \quad \text{II.1.15}$$

La distancia para n medibles resulta de la agregación o composición de distancias parciales en la forma:

$$d^2 = \sum_{i=1}^n d_i^2 \quad \text{II.1.16}$$

la relación de semejanza con los medibles parece "apriori" bastante oscura e imprecisa; por ello es más lógico construirla a partir de la función de distancia. Para ello se han supuesto diversas relaciones heurísticas, basándose en el significado contrapuesto de ambas magnitudes. Podemos contruir tal relación en base a los siguientes criterios:

$$d(i,j) \geq d(i,k) \longleftrightarrow S(i,j) \leq S(i,k) \quad \text{II.1.17}$$

$$d(i,j) = 0 \longleftrightarrow i = j \longleftrightarrow S(i,j) = 1 \quad \text{II.1.18}$$

$$d(i,j) \rightarrow \infty \longleftrightarrow S(i,j) \rightarrow 0 \quad \text{II.1.19}$$

La relación (II.1.17) tiene algunos matices que son consecuencia de la propia semántica de semejanza y distancia; en cierto grado, es equivalente también a esta otra:

$$\frac{\partial S}{\partial d} \leq 0 \quad \text{II.1.20}$$

(II.1.18) es consecuencia de las propiedades (II.1.8) y (II.1.12) mientras que (II.1.19) lo es de (I.1.17)

y del establecimiento de intervalos de variabilidad de s y d .

II.1.1 RELACION SEMEJANZA-DISTANCIA

=====

El tipo de relación que se propone entre ambas magnitudes, se basa en ciertas hipótesis y analogías, que se exponen a continuación. Primero consideraremos como ambas funciones incorporan en un todo las contribuciones de semejanza y distancia parciales. Supongamos que son posibles relaciones del tipo:

$$d = D(d_i) \quad \text{II.1.21}$$

$$s = S(s_i) \quad \text{II.1.22}$$

Donde s_i y d_i son la semejanza y distancia respecto del medible M_i . La primera de ellas es conocida y coincide con (II.1.16). La relación (II.1.3) sugiere que la función de compatibilidad debe ser una función de semejanza, pudiéndose interpretar tal relación en el sentido de que permite una relación de similaridad entre la forma B y la forma respecto de la cual se tenga la máxima semejanza de entre el repertorio del conjunto de formas conocidas. Sea pues S , la función de

semejanza, una función de compatibilidad de una relación difusa. Lógicamente, en el límite cuando desaparece la imprecisión, tales funciones de compatibilidad se convierten en funciones de todo o nada, 0 o 1 en nuestro caso, es decir una función booleana, o relación dura en el sentido de Bezdek (1981).

La semejanza entre funciones booleanas es fácil de definir. Sean A y B dos conjuntos compuestos de variables booleanas a_i y b_i , es decir de medibles lógicos.

$$A = \{a_1, \dots, a_m\} \quad \text{II.1.23}$$

$$B = \{b_1, \dots, b_m\} \quad \text{II.1.24}$$

La semejanza booleana coincide entonces con el Nor-Exclusivo de las variables:

$$s_i = \overline{a_i \oplus b_i} \quad \text{II.1.25}$$

La condición para que A y B sean semejantes es que lo sean todos los elementos parciales es decir, que la semejanza total debe ser un AND de las parciales.

$$s = \prod_{i=1}^n \overline{a_i \oplus b_i} = \prod_{i=1}^n s_i \quad \text{II.1.26}$$

Una definición de semejanza para el caso difuso debe, en principio coincidir (o dar el mismo valor) con la definición booleana en el caso límite de certidumbre. Este y otros razonamientos relativos al significado intuitivo de semejanza justifica la siguiente definición:

$$s^{\sum k_i} = \prod_{i=1}^n s_i^{k_i} \quad \text{II.1.27}$$

k_i es un factor de importancia en la contribución. Esta definición, establecida por analogía, es de tipo multiplicativo para incluir el efecto en principio deseable, de que valores bajos de los componentes provoquen una fuerte disminución en la función total. Sea:

$$d^2 = \sum_{i=1}^n d_i^2 \quad \text{II.1.28}$$

$$s^{\sum k_i} = \prod_{i=1}^n s_i^{k_i} \quad \text{II.1.29}$$

Tomando logaritmos en (II.1.29)

$$(\sum k_i) \log s = \sum_{i=1}^n k_i \log s_i \quad \text{II.1.30}$$

Puesto que d y $\log s$ admiten la misma forma de composición de aspectos parciales, podemos suponer por analogía entre (II.1.28) y (II.1.30) ;

$$(\sum k_i) \log S = -\alpha d^2 \quad \text{II.1.31}$$

$$k_i \log S_i = -\alpha d_i^2 \quad \text{II.1.32}$$

Donde α es un parametro heuristico y el signo negativo se introduce por coherencia con (II.1.20).

$$S_i = \text{Exp}(-\alpha d_i^2 / k_i) \quad \text{II.1.33}$$

$$S = \text{Exp}(-\alpha d^2 / \sum k_i) \quad \text{II.1.34}$$

Esta forma de relación es compatible con (II.1.17)-(II.1.20) y esta en línea con la expuesta en estudios de Clasificación Estadística (Duda y Hart, 1973), que utiliza la distancia de Mahalanobis en lugar de la Euclídea e interpretando la función de discriminación como una función de semejanza.

II.1.2 ELECCION DE UN MEDIBLE

=====

Un problema de crucial importancia en el reconocimiento de formas, es la elección del conjunto de medibles con el que contruir una distancia. Muchas veces se adopta un conjunto heterogeneo de magnitudes, en cuyo caso es poco coherente sumar

distancias en forma euclidea,

En este tipo de casos puede parecer más convincente introducir una distancia basada en una estadística sobre las diversas realizaciones ligeramente discrepantes del mismo sistema, de forma que permita la definición de medias y dispersión. Usualmente se homogeneizan las contribuciones, expresandolas en unidades de dispersión, como por ejemplo, en el caso de la distancia de Mahalanobis.

En el reconocimiento de formas uni o bidimensionales, es posible introducir una distancia donde los componentes son más homogéneos que en los casos anteriores. Centrándonos en el caso unidimensional y dos funciones $f(t)$ y $g(t)$, se establecen como medibles las realizaciones locales f_i y g_i de las formas. Evidentemente, se trata de un medible de muy bajo nivel en cuanto a descripción global, pero por el contrario forma un conjunto homogéneo respecto del cual no existe reparo para realizar una suma euclidea.

$$d^2 = \sum_{i=1}^n (f_i - g_i)^2 \quad \text{II.1.36}$$

Cuando el número de dimensiones aumenta ya sea por reducción del intervalo de muestreo, por aumento de la zona de cómputo o por ambas a la vez, la suma

puede diverger. Para evitarlo es preciso ponderar adecuadamente cada dimensión con un término que en el supuesto anterior tienda a cero, de forma que el límite sea finito.

$$d^2 = \sum_{i=1}^m \Delta_i (f_i - g_i)^2 \quad \text{II.1.36}$$

$$\lim_{\substack{\Delta \rightarrow 0 \\ m \rightarrow \infty}} d^2 = \int_T (f(t) - g(t))^2 dt \quad \text{II.1.37}$$

La expresión (II.1.37) coincide con el error cuadrático, lo que permite una interpretación de la distancia versus error cuadrático muy rica en contenido. II.1.34 será en este caso:

$$s = \exp \left(-\alpha \frac{\int_T (f(t) - g(t))^2 dt}{\int_T dt} \right) \quad \text{II.1.38}$$

Cuando se producen diversos desplazamientos de una de las formas, tendremos para cada unidad de desplazamiento τ , una semejanza distinta. La función $S(\tau)$, o semejanza entre desplazamientos es introducida como:

$$S(\tau) = \exp \left(-\alpha/T \int_T (f(t) - g(t+\tau))^2 dt \right) \quad \text{II.1.39}$$

De (II.1.39) se obtiene:

$$S(\tau) = K_{fg} \exp(2\alpha/T (f_g(\tau))) \quad \text{II.1.40}$$

Donde:

$$C_{fg}(\tau) = \int_T f(t) g(t+\tau) dt \quad \text{II.1.41}$$

$$K_{fg} = \text{Exp}(-\alpha/T \int_T (f^2(t) + g^2(t)) dt) \quad \text{II.1.42}$$

La expresión (II.1.40) justifica el porque la correlación cruzada puede ser considerada como una buena medida de la semejanza. Sea $F(\omega)$ y $G(\omega)$ las transformadas de Fourier de $f(t)$ y $g(t)$.

La semejanza es calculable en el espacio de la frecuencia de forma igualmente valida:

$$S = \text{Exp}(-\beta \int (F(\omega) - G(\omega))^2 d\omega) \quad \text{II.1.43}$$

En el reconocimiento de formas bidimensionales podemos proceder de forma analoga por lo que resultara:

$$S = \text{Exp}(-\gamma \int_A (f(\vec{r}) - g(\vec{r}))^2 dA) \quad \text{II.1.44}$$

Esta forma de proceder aporta claridad

conceptual respecto a terminos como semejanza y distancia. Por contra, complica evidentemente el proceso de reconocimiento, por varias razones entre las que se encuentra la falta de flexibilidad al manejar las transformaciones que producen formas normalizadas (Santana y al., 1981) y en la necesidad de almacenar la forma completa y no solo los medibles de alto contenido discriminante. Estos últimos producen una compactación de la información relevante, implicando una sustancial reducción de la cantidad de información precisa para describir adecuadamente la forma.

Los medibles pueden ser utilizados para realizar una reconstrucción de la forma. Denominaremos MEDIBLES DESCRIPTORES a los que poseen tal cualidad. Un conjunto de medibles descriptores muy interesante, son aquellos que resultan de una expansión ortogonal.

$$f(\vec{r}) = \sum_{i=1}^n a_i \psi_i(\vec{r}) \quad \text{II.1.45}$$

$$a_i = \int f(\vec{r}) \psi_i(\vec{r}) dA \quad \text{II.1.46}$$

Este tipo de medibles presenta una propiedad importante, por cuanto convierte de nuevo la distancia en una sumatoria que bajo ciertas consideraciones de precisión podemos considerar

finita. Este resultado es natural si se piensa que a_i son las coordenadas de $f(r)$ en el espacio de Hilbert. Será:

$$\int (f(\vec{r}) - g(\vec{r}))^2 dA = \sum_i (a_i - b_i)^2 \quad \text{II.1.47}$$

La expansión ortogonal también puede realizarse en el espacio de la transformada bidimensional de Fourier.

$$F(\vec{\omega}) = \sum_i c_i \Phi_i(\vec{\omega}) \quad \text{II.1.48}$$

$$c_i = \int_{\Omega} F(\vec{\omega}) \Phi_i^*(\vec{\omega}) d\Omega \quad \text{II.1.49}$$

En este caso la distancia es:

$$d^2 = \sum_i (c_i - d_i)^2 \quad \text{II.1.50}$$

Generalmente es posible realizar un estrechamiento de la banda de frecuencia sin pérdida de aspectos significativos en la forma. Esta circunstancia permite reducir el intervalo de existencia de $F(\vec{\omega})$, lo que reduce el número de sumandos relevantes en la expansión (II.1.50).

Los medibles que resultan de expansiones ortogonales, son equivalentes a convoluciones realizadas en el espacio y por tanto su computación

no suele ser muy costosa.

II.2 SEMEJANZA, ESPECTRO, INFORMACION

=====

En este apartado presentamos unas observaciones acerca de los conceptos de la Semejanza, (introducida en el apartado anterior) y el concepto de información que es relevante para el problema de reconocimiento de formas, la cantidad de información no es entendida aquí estrictamente en el sentido de la teoría clásica, sino en el sentido de información discriminante, ya que esta es más interesante para un proceso de reconocimiento, como es nuestro caso de estudio. Como resultado deducimos expresiones que relacionan las medidas de estos conceptos con la representación espectral de una imagen.

II.2.1 CANTIDAD DE INFORMACION EN IMAGENES

=====

Una imagen monocromática puede interpretarse como un mensaje compuesto de una cadena de símbolos visuales. Una imagen de $N \times N$ pixels se puede considerar como un mensaje de N^2 células de información y el conjunto de símbolos es el conjunto de posibles valores de la función de imagen en un punto, también denominados tonos de grises.

Esta forma de interpretar una imagen, puede ser valida en un proceso de transmisión y codificación tecnológica. Sin embargo no es seguro que sea valido para interpretar los procesos de clasificación y reconocimiento.

Según la teoría clásica de la información, supongamos que existe independencia espacial entre pixels, y sea p_i la probabilidad de aparición del simbolo s_i , (interpretado como un tono de gris). Sea 2^n el número de tales simbolos y supongamoslos equiprobables, es decir: $p_i = 2^{-n}$. Se tiene que la cantidad de información de una imagen, H , es:

$$H = -N^2 \sum_{i=1}^n p_i \log_2 p_i = N^2 \cdot n \quad \text{II.2.1}$$

En un caso típico de $N=128$ y $n=8$

$$H = 2^7 \times 2^7 \times 8 = 16 \text{ Kb} \quad \text{II.2.2}$$

Que coincide logicamente con la cantidad de memoria necesaria para su almacenamiento.

Sin embargo en imagenes reales la cantidad de información contenida es inferior, por diversas causas entre las que podemos citar la no equiprobabilidad de los simbolos y la

interdependencia espacial de los pixels.

No todos los tonos aparecen en una imagen con idéntica probabilidad, sino que lo hacen con una distribución de probabilidad. La mejor aproximación que podemos tener a la función de distribución de probabilidad es el histograma de frecuencias de aparición de tonos en una imagen. Tal histograma no puede ser considerado como función de distribución, por cuanto el resultado del histograma es diferente si se toma una parte u otra de la imagen o toda ella. El error típico que se comete es suponer la que frecuencia en determinadas condiciones es una probabilidad. Esto es estrictamente cierto solo para imágenes aleatorias, sin ninguna organización espacial.

Otro tipo de causa de redundancia es la interdependencia espacial, muy alta en imágenes con contenidos semánticos. En imágenes, la dependencia entre pixels no es causal en el sentido de las cadenas temporales, sino de cooperación espacial en todo un entorno, ya que es una estructura paralela, pudiéndose entender como un proceso de Markov espacial, no solo de primer orden sino, más elevado.

El argumento es asimismo aplicable a imágenes

policromaticas , con la utilización de símbolos no tan simples y en mayor número.

II.2.2 REDUNDANCIA POR CONTENIDO

=====

La redundancia referida, se debe a que toda la imagen o algún entorno de un punto dado tiene un contenido semántico para el receptor del mensaje. Esto determina a priori con baja incertidumbre el símbolo correspondiente al punto, lo cual quiere decir que para el receptor se proporciona poca información en el punto.

Consideremos, por ejemplo, suponiendo que para el receptor, el entorno de un punto adquiere el significado apropiado, esto establece alta probabilidad ,la irrelevancia del punto.

$$H(P/Ent.) = - P(1/Ent.) \log P(1/Ent.) - P(0/Ent.) \log P(0/Ent.) \quad \text{II.2.3}$$

$$P(1/Ent.) \simeq 1$$

$$P(0/Ent.) \simeq 0$$

$$H(P/Ent.) \simeq 0 \quad \text{II.2.4}$$

Es decir, el punto es un pixel de contenido redundante y no aporta casi información al mensaje.

II.2.3 REDUNDANCIA POR ANCHO DE BANDA

=====

Nos referiremos a continuación a formas unidimensionales, por simplicidad de razonamiento y dado que no se pierde generalidad, pues los argumentos desarrollados se pueden generalizar fácilmente a más dimensiones.

Sea una función de la que disponemos de sus valores en todos los puntos menos en uno. A este punto, podemos asignar una distribución de probabilidad, P_{k_i} que proporciona la probabilidad de que el valor de la función en k sea f_i . En este caso k es la célula de información y el conjunto de símbolos son los valores que puede asumir la función, que normalmente será un número finito, por estar esta cuantizada. No todos los valores serán equiprobables. Si la función $f(t)$ tiene una limitación en su ancho de banda de frecuencia, entonces la función de distribución de probabilidad tendrá un máximo en valores que son próximos a los de las células del entorno y concentrarse alrededor de estos valores. Pues caso de que no ocurriera así existiría una contribución considerable de contenido de alta frecuencia, que dado que la función está limitada en banda, es poco probable.

La función P_{k1} , es la función de distribución de probabilidad de amplitud de $f(t)$ evidentemente. Así pues, existe una función de distribución para cada punto, que viene condicionada por el resto de puntos. Si $f(t)$ está cuantizada en n bits, como consecuencia de esta dependencia espacial se verificará que:

$$H(K/Ent) < n \quad \text{II.2.5}$$

Si con los mismos valores del entorno, suponemos que la banda de frecuencia se reduce aun más, entonces la función de distribución se concentrará también, por cuanto disminuyen los grados de libertad de la función. Como consecuencia se disminuye la incertidumbre en el valor de f_k y disminuye la información que aporta.

$$\Delta \omega_2 < \Delta \omega_1 \quad ; \quad H_2(K/Ent) < H_1(K/Ent) \quad \text{II.2.6}$$

El razonamiento es extensivo a formas bidimensionales. (en las cuales, el espacio de frecuencias es bidimensional)

El argumento expuesto afecta a todos los puntos de la imagen e introduce una dependencia generalizada de cada punto con su entorno, que produce una gran redundancia de la información espacial. Podemos considerar en base a lo anterior, el siguiente Lema:

-Una reducción del ancho de banda de frecuencia, tiene como consecuencia una reducción de la cantidad de información de la forma, es decir un aumento de la redundancia.

Empíricamente este lema es muy conocido, por ejemplo al aplicar un paso-bajo a una imagen, desaparecen los detalles locales asociados a los contenidos de alta frecuencia y esta información independiente es sustituida por información dependiente del entorno, es decir redundante.

El proceso de dependencia espacial, establece una relación entre el punto y su entorno (en general con toda la imagen). En el caso límite, esto supone un total $N^2 - 1$ relaciones. Repitiendo este principio para el resto de puntos, existiran, en el límite, un total de $N^2(N^2 - 1)$ relaciones de dependencia mutuas, que son las características de una forma dada y a su vez la caracterizan.

Este conjunto de relaciones de dependencia, determinan los grados de libertad, la estructura de la forma visual más cierta aleatoriedad. Entre los parametros que determinan los grados de libertad,

podemos considerar (al menos para formas sencillas): la posición, orientación, tamaño, ...etc. Los valores de los parametros, más las relaciones de estructuras asociadas al tipo de pieza y algunas aleatoriedades locales, determinaran el valor que debe tener cada pixel de la imagen.

Las relaciones de estructura, determinan la configuración física de la forma. Referidas a unos ejes que acompañan a la forma, deben ser independientes de la posición, orientación y tamaño. Todos los procedimientos de reconocimiento de formas, en definitiva, tratan de extraer parte de estas relaciones, que determinan la esencia de la forma, mediante métodos más o menos afortunados en alguna aplicación. Estas relaciones se extraeran normalmente por procedimientos relativamente abstractos.

Un sistema reconocedor o identificador de formas, en general, realizara comparaciones de información de cada forma con formas standards para decidir su identidad. Pero la información contenida en una imagen es muy heterogenea, realizandose normalmente una selección de aquella que caracterice los aspectos deseados de la imagen. Si reducimos la cantidad de información de una forma, (por ejemplo mediante una reducción del ancho de banda) y si la forma no pierde

su identidad, para un sistema reconocedor, podemos inferir que la información perdida era redundante a esos efectos.

-Dentro de un contexto de reconocimiento de formas, consideraremos información redundante, a aquella cuya perdida no reduce la capacidad de identificación de la forma por parte de un sistema reconocedor.

=====

La entropía es un concepto relacionado con la incertidumbre y como tal se considera en el campo de la teoría clásica de información. Cuando se trabaja con variables englobadas en el calificativo de borrosas, que igualmente involucran imprecisión e incertidumbre, no es nada extraño, que se introduzcan conceptos paralelos a los de la teoría clásica. Se considera la ENTROPIA DE PARTICION en el análisis de Clusters (Bezdek, 1981), como una medida de la validez de una partición, en el problema clásico de separación de clusters.

-Sea n puntos u objetos que pretendemos agrupar en C clusters, $1 < C < n$. Esto es la denominada C -particion borrosa. Designamos u_{ik} como el valor de la función, U , de pertenencia del objeto k al cluster i . U_{ik} es también denominada función de compatibilidad, que es un tipo de función de semejanza. Se define Entropía de la clasificación, $H(U, C)$:

$$H(U, C) = - \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^C u_{ik} \log_a u_{ik} / n \quad \text{II.2.7}$$

$$a \in [1, \infty] \quad \lim_{u_{ik} \rightarrow 0} u_{ik} \log_a u_{ik} = 0 \quad \text{II.2.8}$$

H es una función del número C de clusters que

pretendemos establecer y de U que es la función de partición o forma en que agrupamos los puntos. El objetivo para obtener la partición de máxima validez, es el de minimizar la Entropía de la clasificación, que será equivalente a minimizar desorden, o a maximizar el orden de la clasificación de acuerdo con el orden natural del conjunto de objetos o entidades sujetas al proceso, que es establecido según la función U .

Este problema de partición es un proceso de ordenación. Partiendo de n entes llegamos a C agrupaciones, en número inferior, lo que es equivalente a un agrupamiento u ordenación. Un proceso inverso es la degradación, en la que se parte de C agrupaciones y se llega a $C > C$. Por esta causa el proceso de ordenación de este problema será óptimo cuando se minimice la entropía tal como se define por II.2.7.

Inspirada en la construcción de la teoría clásica de la información, proponemos la siguiente construcción teórica:

Supongamos que tenemos dos formas, y que conozcamos el valor de la semejanza entre ellas al inicio de algún proceso. Este valor estará medido

según un criterio o regla apropiada, por ejemplo, el proceso consistiría en realizar una transformación sobre una de las formas, después de lo cual calculamos una nueva semejanza. Definimos una medida de la información recibida, I , por analogía con la teoría clásica, de la siguiente forma:

$$I = \log \frac{S_{a \text{ post}}}{S_{a \text{ prio}}} \quad \text{II.2.9}$$

Consideramos dos casos de interés: A) supongamos que la información recibida nos permita aseverar que $S_{a \text{ posteriori}} = 1$, con lo cual la información recibida sería una función de la semejanza a priori.

$$I = -\log_a S$$

Analogamente, la entropía $H = -S \cdot \log S$, (que tiene un máximo en $S = a^{-1}$) se interpreta como el valor de semejanza a priori que presenta mayor incertidumbre de ser clasificado.

B) En un proceso de codificación de una forma (y su posterior decodificación o reconstrucción) podemos aplicar la definición II.2.9, en el sentido de información perdida en el proceso total. En este caso $S_{a \text{ priori}} = 1$, ya que la información perdida es de signo de incremento contrario a la recibida, se tiene:

$$I = -\log_a S_{a \text{ post}} \quad \text{II.2.10}$$

Esto sigue un proceso inverso a la de la teoría clásica, construida sobre la recepción de la información. Aquí, el proceso final supone una pérdida de información. Si la transformación ha sido lo mas fiel posible, en el sentido de que la forma B no difiere en absoluto de la forma A, diremos que la pérdida de información fue nula. Por contra, la existencia de algún tipo de discrepancia o de pérdida de semejanza en algún aspecto, es asimilable a la pérdida de algún tipo de información. El aumento de información en el proceso es:

$$\Delta I = \log_a S(A, B) \quad \text{II.2.11}$$

Como $S \in (0, 1)$, el resultado sera siempre negativo o a lo mas nulo, lo cual es lógico pues normalmente en todo tipo de transformación o manipulación de la información, se pierde algo de ella o a lo sumo se conserva constante.

II.2.5 PERDIDA DE INFORMACION EN FORMAS

=====

Trataremos los casos de formas uni o bidimensionales. Partimos de que la perdida de algún tipo de información en una transformación de las especificadas en el apartado anterior, es de la forma:

$$\Delta I = -\log_a S(A,B) \quad \text{II.2.12}$$

Dado que postulamos una relación entre la semejanza de formas dada por:

$$S = \text{Exp}(-\alpha d^2(A,B)) \quad \text{II.2.13}$$

Se tiene:

$$\Delta I = -\gamma d^2(A,B) \quad \text{II.2.14}$$

Esta expresión de la perdida de información como distancia, presenta algunos aspectos que pudieran dar lugar a confusión y que posteriormente discutiremos.

En el estudio de formas unidimensionales podemos expresar:

$$\Delta I = -\gamma \int [F(w) - G(w)]^2 dw \quad \text{II.2.15}$$

Supongamos que en la transformación, de F en G,

se introduce un cierto ruido $n(t)$, por contaminación en una transmisión o por cuantificación en una codificación-decodificación. (Fig. II.4.). Se tiene:

$$G(\omega) = F(\omega) + N(\omega) \quad \text{II.2.16}$$

Y de ello:

$$\Delta I = -\gamma \int N^2(\omega) d\omega \quad \text{II.2.17}$$

Podemos introducir el concepto de pérdida de información por banda de frecuencia, o densidad, dada por:

$$\Delta i(\omega) = \frac{d\Delta I}{d\omega} = -\gamma N^2(\omega) \quad \text{II.2.18}$$

Antes de proseguir, consideremos el caso d que G sea:

$$G(\omega) = \begin{cases} F(\omega) & \omega \notin [\omega, \omega + \Delta\omega] \\ 0 & \omega \in [\omega, \omega + \Delta\omega] \end{cases} \quad \text{II.2.19}$$

Entonces:

$$\Delta I = -\gamma \int_{\omega}^{\omega + \Delta\omega} |F(\omega)|^2 d\omega \quad \text{II.2.20}$$

La transformación II.2.19 es de eliminación de un intervalo incremental de la banda de frecuencia, que produce una pérdida de información por pérdida de banda. Podemos suponer por el contrario, que el contenido en información de F, I_f , en tal banda era justamente la pérdida, es decir:

$$I_f[\omega, \omega + \Delta\omega] = \gamma \int_{\omega}^{\omega + \Delta\omega} |F(\omega)|^2 d\omega \quad \text{II.2.21}$$

La densidad sera entonces:

$$i_g(\omega) = \lim_{\Delta\omega \rightarrow 0} \frac{I_g}{\Delta\omega} = \gamma |F(\omega)|^2 \quad \text{II.2.22}$$

Con esto se interpreta la potencia local de la señal en una frecuencia como el contenido local en información, que es siempre positiva. Eso no implica que tal información pueda ser o no relevante, ni defina que tipo se trata. Volviendo a II.2.16, se tiene que el contenido de información de G es el de F más el que se ha perdido en la transformación, suponiendo una perdida aditiva, es decir:

$$i_g(\omega) = i_f(\omega) + \Delta i(\omega) = \gamma \left\{ |F(\omega)|^2 - |N(\omega)|^2 \right\} \quad \text{II.2.23}$$

En un proceso de contaminación por ruido, como hemos supuesto que $i(\omega) > 0$, no tiene sentido hablar de contenido de información negativo, por tanto si en una banda la potencia del ruido fuese superior a la de la señal, se produce una perdida total de la información de esa banda. En la practica tal perdida se verifica aun con una potencia de ruido inferior. Este es un resultado ya conocido en las bandas debiles.

Algo semejante ocurre cuando se considera la relación señal- ruido.

$$R = \frac{\int |F(\omega)|^2 d\omega}{\int |N(\omega)|^2 d\omega} \quad \text{II.2.24}$$

Que medido en decibelios proporciona:

$$10 \log_{10} R = 10 \log_{10} \int |F(w)|^2 dw - 10 \log_{10} \int |N(w)|^2 dw \quad \text{II.2.25}$$

En el caso de que se restrinja a bandas, resulta una expresión semejante a II.2.23

Para el caso que es objeto de nuestro estudio (formas bidimensionales), la pérdida de información resulta ser:

$$\Delta I = -\gamma \int [F(\vec{w}) - G(\vec{w})]^2 d\Omega \quad \text{II.2.27}$$

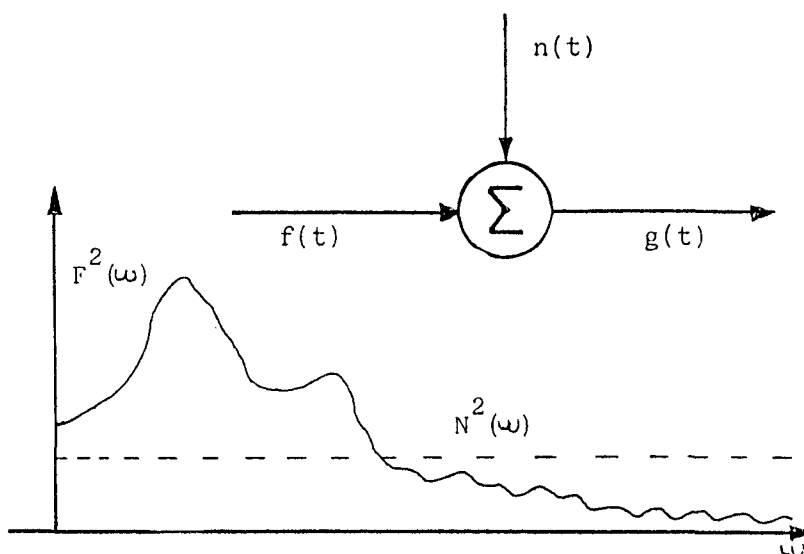


Fig. II.1.- Proceso de contaminación por ruido.

Debemos comentar ciertos resultados que hace observar por Gonzalez (1977), respecto de los espectros. Dada una escena realiza el calculo del espectro de potencia de la misma, posteriormente realiza un filtrado paso-bajo del siguiente tipo:

$$G(\vec{\omega}) = F(\vec{\omega}) \cdot H(\vec{\omega}) \quad \text{II.2.26}$$

$$H(\vec{\omega}) = \begin{cases} 1 & |\vec{\omega}| \leq \omega_0 \\ 0 & |\vec{\omega}| > \omega_0 \end{cases} \quad \text{II.2.27}$$

De tal forma que el espectro de la escena resultante contenga por ejemplo el 90% de la potencia de la original, equivalente a una perdida del 10% de potencia espectral. El resultado de tal operación sobre una escena dada, es una que presenta evidentes dificultades para ser interpretada como la original, presentando un deterioro muy importante. Gonzalez hace observar el enorme efecto que produce la perdida de tan solo una fracción tan reducida del espectro.

A la luz de las formulas que hemos planteado anteriormente, la confusión podria ser aun mayor, puesto que se afirma que la perdida de información es la perdida de potencia espectral, lo cual quiere decir que en nuestro caso solo se perderia un 10% de la información total de la imagen, lo cual esta en desacuerdo con la experiencia visual, que nos hace suponer una perdida aun mayor respecto de la

original.

La explicación de esta aparente contradicción se encuentra en que se mide en terminos de información la pérdida de calidad de la imagen, que es una propiedad no tan proxima a la medida física. La pérdida de calidad ha de estimarse en relación con la imagen primitiva, y es un concepto más proximo a la pérdida de semejanza, entre ambas.

Debemos hacer constar que dada la relación exponencial entre semejanza y pérdida de información o distancia, una pequeña pérdida de esta última puede originar una gran pérdida de la primera. Ello depende del parametro γ , ya que un γ grande puede provocar una incidencia fuerte de un pequeño aumento de la distancia en la semejanza.

En el caso de la escena que nos ocupa este comentario, (muy rica en pequenos detalles, por ser una escena muy compleja), es evidente que un conjunto muy grande de relaciones entre puntos espaciales estan contenidas en las altas frecuencias. Es por eso por lo que se filtran facilmente aspectos importantes. Por lo tanto, en este caso el parametro es alto. Las escenas sencillas y de tamaño considerable en el campo de recepción, toleran mejor

el filtrado, ya que al no poseer estas componentes tan ricas en alta frecuencia las pérdidas de semejanzas por filtrados son mínimas. Esto será utilizado en próximos apartados para caracterizar formas simples, normalmente binarias, reduciendo la información mediante filtrado que no haga perder la semejanza a efectos de discriminación.

II.3 CONTRIBUCION A LA CARACTERIZACION POR NUCLEOS

INTEGRALES

La representación de una función mediante la transformada de Fourier, es univoca, también lo es la representación en un espacio de Hilbert, de la cual la primera es un caso continuo. En este apartado exponemos un sistema de representación de formas simples, derivado directamente de la representación espectral y bajo el supuesto, bastante real de que existen limitaciones en la banda de frecuencia. Basicamente lo que realizamos es una extracción de características de naturaleza espectral, con un gran poder descriptor.

Aun cuando este trabajo esta orientado fundamentalmente hacia el reconocimiento de formas visuales bidimensionales, (de lo cual se hace una aplicación en el proximo capítulo). Incluimos una extensión teorica de los mismos conceptos en el campo de formas temporales.

II.3.1 MODELO DE REPRESENTACION UNIDIMENSIONAL

En representación unidimensional nos encontramos con dos casos bastante diferenciados, que no se presentan en representación espacial. Los dos casos corresponden a que la representación intervenga el parametro tiempo o no. Desarrollaremos previamente la segunda y extenderemos posteriormente los conceptos a la primera.

REPRESENTACION NO CAUSAL

Sea $f(x)$ una función de la cual $F(\omega)$ es la transformada de Fourier dada por:

$$F(\omega) = \int_a^b e^{-j\omega x} f(x) dx \quad \text{II.3.1}$$

$$f(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} e^{j\omega x} F(\omega) d\omega \quad \text{II.3.2}$$

Donde se admite que $f(x)$ es distinta de cero solo en el intervalo (a,b) . El método de representación se funda en la verificación de estos principios

- $f(x)$ es de espectro limitado al intervalo $(-\omega_0, \omega_0)$

- $F(\omega)$ es desarrollable en serie en tal intervalo

Al estar $F(\omega)$ limitada en un intervalo, surge la posibilidad de caracterización de esta mediante un conjunto de funciones ortogonales en tal intervalo.

$$F(\omega) = \sum B_m \Phi_m(\omega) \quad \text{II.3.3}$$

$$B_m = \int F(\omega) \Phi_m(\omega) d\omega \quad \text{II.3.4}$$

Siendo B_n un conjunto de coeficientes que describen adecuadamente a la función.

Los desarrollos más sencillos en intervalos finitos suelen ser mediante polinomios de Legendre o series de Fourier. El primero de ellos conduce a la teoría de momentos, por cuanto tales polinomios son potencias de la variable. El segundo de ellos, es bastante más interesante para nuestros propósitos. Sea:

$$F(\omega) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} f_n e^{jn\pi \frac{\omega}{\omega_0}} \quad \text{II.3.5}$$

$$f_n = \frac{1}{2\omega_0} \int_{-\omega_0}^{+\omega_0} e^{-jn\pi \frac{\omega}{\omega_0}} F(\omega) d\omega \quad \text{II.3.6}$$

Y dado que $F(\omega)$ es función de $f(x)$ por II.3.1.

Se tiene:

$$f_n = \int_a^b \text{sinc}(\omega_0 x + n\pi) f(x) dx \quad \text{II.3.7}$$

Una representación de f_n por núcleos integrales puede hacerse según:

$$f_n = \int_a^b W_n(x) f(x) dx \quad \text{II.3.8}$$

El proceso inverso de reconstrucción se puede realizar, partiendo de la Ec. II.3.2. Resulta entonces:

$$f(x) = \frac{\omega_0}{\pi} \sum f_n \text{sinc}(\omega_0 x + n\pi) \quad \text{II.3.9}$$

Que tiene una forma semejante a la reconstrucción a partir de momentos (Canton, 1982). Las ecuaciones II.3.7 y II.3.9 forman las ecuaciones de definición de una transformación para funciones de espectro limitado. Se verifica además, en la línea de lo que acabamos de afirmar, que tanto $f(x)$ como $\langle f_n \rangle$ son distintas representaciones de una misma realidad, como debe ocurrir en un par transformado.

Según lo estudiado en apartados anteriores sobre la equivalencia de la distancia entre formas con el

error cuadrático, para dos formas $f(x)$ y $g(x)$, se tiene:

$$d^2 = \int_a^b [f(x) - g(x)]^2 dx = \sum (f_n - g_n)^2 \quad \text{II.3.10}$$

Esta ecuación puede generar criterios de clasificación de formas temporales en base a la distancia.

Los núcleos W_n son de extensión infinita, pero decrecen rápidamente, por lo cual prácticamente se puede suponer de extensión finita. En este sentido, puesto que $f(x)$ es no nula solo en determinado intervalo espacial, los f_n serán nulos, salvo aquellos que estuviesen localizados en la zona de existencia de $f(t)$. Este supuesto de existencia puede deberse bien a la propia naturaleza de la señal o a que solo tenga sentido una cierta ventana de la señal, tal y como suele ocurrir en sistemas físicos.

REPRESENTACION CAUSAL

Un sistema causal de memoria finita es un sistema que solo considera los valores de la función, en el intervalo de memoria, que es idéntico a considerar que la función, es nula fuera de tal memoria. La memoria la podemos definir para el intervalo $x \in (0,$

$-T$). Para un sistema causal la función dentro de la memoria es variable, dependiendo del parametro tiempo, sera de la forma $f(x+vt)$. Si la variable x tiene dimensiones de tiempo, sera $v=1$.

Dada la dependencia temporal de la función se generara un conjunto de descriptores variables en el tiempo. Siendo $f_n(t)$ una representación causal de $f(t)$ en la ventana de la memoria $(0, -T)$, sera:

$$f_n(t) = \int_{-T}^0 W_n(x) f(x+t) dx \quad \text{II.3.11}$$

Esta representación produce una caracterización en tiempo real, describiendo el comportamiento de una señal en una ventana de tiempo. El número de descriptores f_n vendra definido por el ancho de banda y en tamaño de la ventana.

Según la Ec.II.3.11, solo los nucleos de indice positivo tendran contribución apreciable. El número de descriptores puede establecerse aproximadamente en función de ω_0 y T , admitiendo solo aquellos que tienen su maximo dentro de la ventana temporal. Sera:

$$N = \frac{\omega_0 T}{\pi} + 1 \quad \text{II.3.12}$$

Una aplicación de los descriptores en tiempo real se expone en la Fig. II.3 , donde se visualiza la evolución temporal para una señal $f(t)$ del tipo escalon.

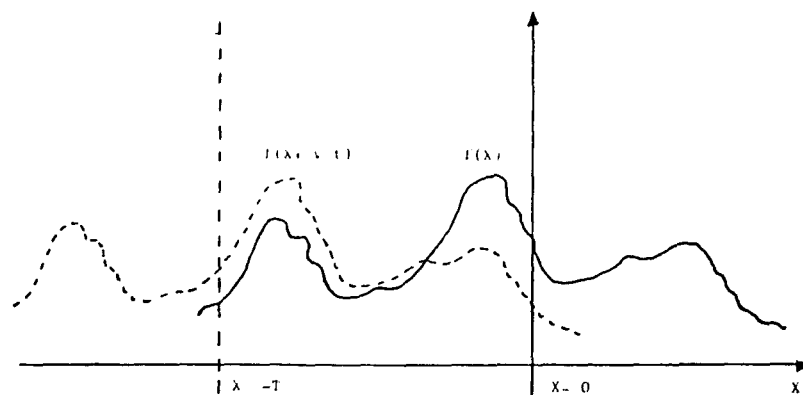


Fig. II.2.- Sistema causal de memoria finita

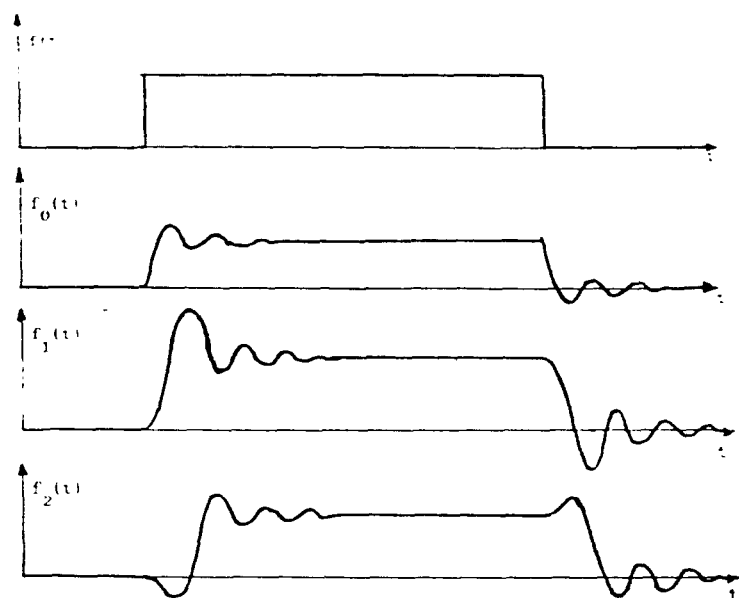


Fig. II.3.- Ejemplo de comportamiento de los descriptores temporales causales para una función escalon.

II.3.2 SOBRE LA CARACTERIZACION ORTOGONAL

La teoría de representación ortogonal de funciones es un campo de la matemática bastante estudiado, que involucra procesos de transformación del espacio de representación. Sea un conjunto de funciones ortonormales:

$$\int \psi_i \psi_j d\Omega = \delta_{ij} \quad \text{II.3.13}$$

Una representación de f según este conjunto es:

$$f = \sum_i f_i \psi_i \quad \text{II.3.14}$$

$$f_i = \int \psi_i f d\Omega \quad \text{II.3.15}$$

Es conocido además que el error se transforma según:

$$\int (f-g)^2 d\Omega = \sum_i (f_i - g_i)^2 \quad \text{II.3.16}$$

Las funciones ψ_i se comportan entre sí como vectores unitarios ortogonales de un espacio vectorial. Así las f_i son consideradas como las coordenadas de una función en este espacio, también denominado espacio de Hilbert. La transformación antes definida es también unívoca en ambos sentidos.

Este tipo de transformación hace corresponder a

una función un unico punto en un espacio multidimensional. Una forma digamos bidimensional, admite la representación en dos dimensiones. Sin embargo no son dos sus grados de libertad, si no bastantes más, algunos son de caracter espacial tales como tamaño, posición y giro, pero otros muchos más grados de libertad son de contenido semantico que forman la identidad de la forma. Estos últimos grados de libertad no admiten una descripción sistematica. En el limite, si la forma es muestreada, los grados de libertad son el número de muestras.

En la representación ortogonal de la forma, siempre y cuando se trate de formas sencillas, solo existen los grados de libertad determinadas por el conjunto ortogonal, que esta perfectamente definido. Una representación podriamos considerarla en el marco de reconocimiento de formas como una transformación que convierte grados de libertad semanticos en grados de libertad funcionales, o coordenadas

Otra importante ventaja de la caracterización ortogonal se deduce de la Ec. II.3.6, en el sentido de que el espacio de Hilbert es un espacio metrico, que transforma la distancia en error cuadratico. Ya hemos visto con anterioridad que los fundamentos de la clasificación de formas involucran procesos de

discriminación asociados, en la mayor parte de las veces, a distancias. Normalmente al elegir una característica de representación, esta no conduce inmediatamente a una discriminación por distancia. Para lograrla se crea un espacio hipotetico de datos, en el cual se consideran las coordenadas en unidades de dispersión y se consideran todas las características igualmente importantes.

La utilización de representación ortogonal conduce por su propia naturaleza a un espacio metrico de discriminación, sin ningún proceso heurístico. Podemos resumir las ventajas de una representación ortogonal en los dos puntos:

- Representación sistemática de los grados de libertad de la forma en una representación funcional.
- Generación de un espacio metrico discriminante de manera natural.

Quizas como contrapartida a estas ventajas debemos citar que tal representación solo puede ser valida para formas sencillas, tales como piezas, letras,... y no para escenas con estructura, pero que sin embargo pueden ser subdivididas en formas más

sencillas que si podrian ser sometidas a tal
representación.

II.3.3 INCIDENCIA DE LOS OPERADORES DE HUECKEL

=====

Incluimos en este capitulo un breve repaso a este tipo de operadores que contienen algunos elementos de interes por utilizar expansiones ortogonales.

Los operadores de Hueckel , no son un modelo de representación de formas, si no más bien de micro-formas, o más concretamente un método de transformación de contornos locales, transformando un contorno real por otro ideal optimo en el sentido de minimo error cuadratico local o minima distancia en el espacio de Hilbert.

Su utilidad esta muy alejada de los propositos de reconocimiento de formas, por ser de muy bajo nivel en cuanto realiza estudios locales (micro-análisis), mientras que el reconocimiento de formas exige generalmente estudios glovales (macro-

análisis) y una cierta extracción de características o codificación de imágenes.

Sea $E(x,y)$ la imagen original, se propone sustituir o aproximar E en un cierto intervalo por un salto brusco, para ello se realiza un estudio local en un círculo que llamaremos región A . Sea F la función final en el siguiente sentido:

$$F(x,y,c,s,p,b,d) = \begin{cases} b, & cx+sy \leq p \\ b+d, & cx+sy > p \end{cases} \quad \text{II.3.17}$$

El conjunto (c, s, p, b, d) son parametros a estimar por la aproximación de E por F en la región local A . Los parametros (c, s, p) definen la orientación del borde mientras que (b, d) definen el salto. Se pretenden estimar los parametros tal que hagan minimo el error:

$$E(c,s,p,b,d) = \int_A [E(x,y) - F(x,y,c,s,p,b,d)]^2 dA \quad \text{II.3.18}$$

La técnica usada por Hueckel es una expansión en series ortogonales y una truncación de la serie en base a criterios de frecuencia espacial, procedimiento muy semejante al modelo teorico que desarrollamos con otras erramientas y objetivos, pero los dos en el campo de la caracterizacion ortogonal.

Hueckel utiliza solo 8 terminos por varias causas:

-Los contornos reales son difusos y tal difusión es pobre en alta frecuencia.

-Los contenidos en alta frecuencia son ricos en ruido.

La expansión es truncada pues a 8 terminos ($H_1, \dots, H_8$) que constituyen un conjunto ortogonal en el circulo unidad. Las H_i se pueden ver en la Fig. II.13. Llamando :

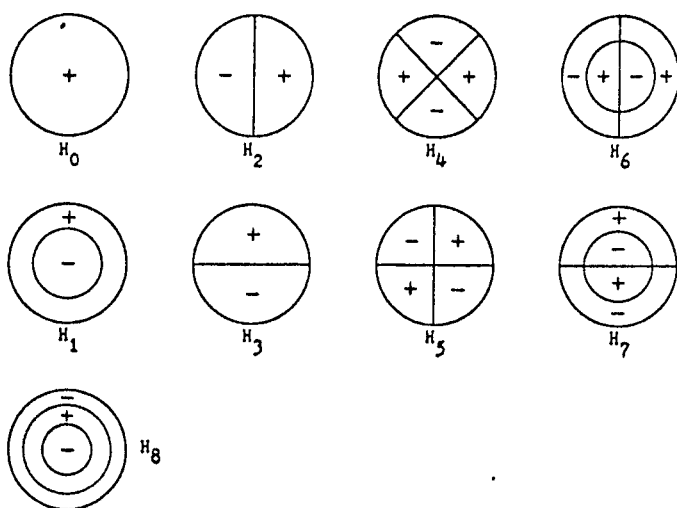
$$a_i = \int_A H_i(x,y) E(x,y) dA \quad \text{II.3.19}$$

$$b_i = \int_A H_i(x,y) F(x,y,c,s,p,b,d) dA \quad \text{II.3.20}$$

Entonces se convierte en :

$$E(c,s,p,b,d) = \sum_{i=1}^{\infty} (a_i - b_i)^2 = \sum_{i=1}^8 (a_i - b_i)^2 \quad \text{II.3.21}$$

La minimización del error en esta forma es más sencilla, permitiendo definir el salto o contorno en A . La realización de este microestudio a todas las regiones permite construir la imagen de contornos. A pesar de la similitud aparente entre la forma de algunos de los operadores de Hueckel con los desarrollados en este trabajo, la incidencia mutua es nula, por corresponder a un intento de caracterización de propiedades locales.



$$\begin{aligned}
 H_0(x, y) &:= Q \cdot (1 - \delta^2 + 3\delta^4) & H_4(x, y) &:= 18^1 Q \cdot (x^2 - y^2) \\
 H_1(x, y) &:= Q \cdot (5\delta^2 - 2) & H_5(x, y) &:= 18^1 Q \cdot 2xy \\
 H_2(x, y) &:= 3Q \cdot x & H_6(x, y) &:= 45^1 Q \cdot (2\delta^2 - 1)x \\
 H_3(x, y) &:= 3Q \cdot y & H_7(x, y) &:= 45^1 Q \cdot (2\delta^2 - 1)y \\
 H_8(x, y) &:= Q \cdot (-2 + 17\delta^2 - 21\delta^4).
 \end{aligned}$$

Fig. II.4.- Los núcleos $H_1, \dots, H_8$, u operadores de Hueckel.

II.3.4 INCONVENIENTES DE LOS DESARROLLOS EN POTENCIAS

Y DE LOS MOMENTOS

La representación de una forma tanto en el espacio como en la frecuencia es perfectamente válida. Un método de caracterización de la forma puede ser mediante una expansión en series de potencias de la transformada de Fourier en el origen de frecuencias, es decir en el entorno de las bajas frecuencias.

Dado que toda forma sencilla puede ser sometida a un filtro paso-bajo sin pérdida apreciable de su identidad. La región de interés del espectro es limitada y es posible una expansión bastante convergente en tal región.

$$F(\omega_x, \omega_y) = \int e^{-j(x\omega_x + y\omega_y)} f(x, y) dA \quad \text{II.3.22}$$

Realizando una expansión de la exponencial en potencias:

$$e^{-jx\omega_x} = \sum_{n=0}^{\infty} \frac{(-j)^n}{n!} \frac{x^n \omega_x^n}{n!} \quad \text{II.3.23}$$

Quedará:

$$F(\omega_x, \omega_y) = \sum_{n=0}^{\infty} \sum_{m=0}^{\infty} \frac{(-j)^{n+m}}{n! m!} \omega_x^n \omega_y^m \int x^n y^m f(x, y) dA \quad \text{II.3.24}$$

Llamando a la integral:

$$Q_{nm} = \int x^n y^m f(x, y) dA \quad \text{II.3.25}$$

Que constituye la definición de los momentos, mediante núcleos de potencias de las coordenadas.

El conocimiento de los momentos conduce al conocimiento de la transformada de Fourier con lo cual la forma queda perfectamente definida en una región. En principio se exigiria el conocimiento de un número infinito de momentos, pero dado que F solo interesa en una región finita, tal número de momentos también puede ser finito.

La ecuación II.3.4, expone pone claramente parte de las dificultades que la aplicación de la teoría de momentos conlleva, basicamente centrados en la escasa flexibilidad en tratamiento de giros y en la caracterización de bajo nivel que supone una expansión en series de potencias. Posteriores refinamientos en el tratamiento de giros llevan a la definición de invariantes que soslayan en parte la primera dificultad pero con todos los inconvenientes

de la segunda.



II.3.5 DESCRIPTORES ESPECTRALES ORTOGONALES: UNA

=====

PROPUESTA PARA CARACTERIZAR FORMAS

=====

La teoría de momentos constituye una forma de descripción espectral, pero la propia naturaleza de los desarrollos en potencias la hacen más propia para caracterizar entornos que regiones. En este apartado desarrollaremos la formulación de un conjunto de descriptores de naturaleza espectral, es decir derivados de la transformada de Fourier y ortogonales es decir validos en una región. Hemos de hacer notar la conveniencia de trabajar con núcleos de naturaleza radial por cuanto son invariantes frente a rotaciones. Por esta causa proponemos que, tanto la transformada como la propia forma forma, se expresen en coordenadas polares tomando como origen el centroide en el último caso. Sea F la transformada de una imagen f . Se tiene:

$$F(\omega_x, \omega_y) = \int e^{-j(x\omega_x + y\omega_y)} f(x, y) dA \quad \text{II.3.26}$$

Expresada en coordenadas polares, resultara:

$$F(\omega, \psi) = \int e^{-j\omega r \cos(\psi - \varphi)} f(r, \varphi) dA \quad \text{II.3.27}$$

Es interesante en las aplicaciones una descomposición

que produzca armónicos angulares. Por ejemplo:

$$F(\omega, \psi) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} c_n(\omega) e^{in\psi} \quad \text{II.3.28}$$

En donde $c_n(\omega)$ es la función:

$$c_n(\omega) = (-i)^n \int J_n(\omega r) e^{-in\psi} f(r, \psi) dA \quad \text{II.3.29}$$

Si ω es infinito, no se produce ninguna simplificación de la representación. Supongamos que el espectro de la señal solo existe para $\vec{\omega}$ tal que:

$$F(\vec{\omega}) = 0 \quad ; \quad |\vec{\omega}| > \omega_0 \quad \text{II.3.30}$$

Al estar limitado todo el espectro dentro de un círculo de radio ω_0 y ser un problema de naturaleza polar, se sugiere la posibilidad de un desarrollo ortogonal mediante series de Fourier-Bessel.

$$c_n(\omega) = \sum_{m=1}^{\infty} D_{nm} J_n(j_{nm} \frac{\omega}{\omega_0}) \quad \text{II.3.31}$$

Que equivale a un desarrollo completo siguiente:

$$F(\omega, \psi) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} \sum_{m=1}^{\infty} D_{nm} e^{in\psi} J_n(j_{nm} \frac{\omega}{\omega_0}) \quad \text{II.3.32}$$

son los ceros de la función de Bessel de orden n . Los D_{nm} así definidos son de la forma:

$$D_{nm} = \frac{2(-1)^n J_{nm}}{J_{n+1}(j_{nm})} \int \frac{J_n(\omega_0 r)}{j_{nm}^2 - \omega_0^2 r^2} f(r, \varphi) dA \quad \text{II.3.33}$$

Dada la aparición de los coeficientes en II.3.33 y por razones adicionales que se discuten más adelante, es más práctico definirlos en la siguiente forma:

$$D_{nm} = j_{nm} \int \frac{J_n(\omega_0 r)}{j_{nm}^2 - \omega_0^2 r^2} f(r, \varphi) dA \quad \text{II.3.34}$$

De acuerdo con ello:

$$F(\omega, \psi) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} \sum_{m=1}^{\infty} \frac{2(-1)^{n+1}}{J_{n+1}(j_{nm})} D_{nm} e^{jn\psi} J_n(j_{nm} \frac{\omega}{\omega_0}) \quad \text{II.3.35}$$

La anterior ecuación nos permite definir la transformada inversa:

$$f(r, \varphi) = \int e^{j\omega r \cos(\psi - \varphi)} F(\omega, \psi) dA \quad \text{II.3.36}$$

Que conduce a la siguiente expresión, en términos de D_{nm} :

$$f(r, \varphi) = \frac{\omega_0^2}{\pi} \sum_{n=-\infty}^{+\infty} \sum_{m=1}^{\infty} \frac{j_{nm} J_n(\omega_0 r)}{j_{nm}^2 - \omega_0^2 r^2} e^{jn\psi} D_{nm} \quad \text{II.3.37}$$

Las Ec. II.3.34 y II.3.37 constituyen el par de transformadas de una función de espectro limitado, al igual que se definía en el tiempo. Los Dnm definidos anteriormente son unos descriptores de naturaleza espectral y caracter ortogonal. La razón de la definición II.3.6 se encuentra en el calculo del error. Sea $f(r)$ y $g(r)$ dos funciones de descriptores respectivos F_{nm} y G_{nm} .

$$E^2 = \int [f(\vec{r}) - g(\vec{r})]^2 dA = \int_{\omega \leq \omega_0} [F(\vec{\omega}) - G(\vec{\omega})]^2 d\Omega \quad \text{II. 3.38}$$

Teniendo en cuenta II.3.35 y la ortogonalidad de las funciones de Bessel se tiene:

$$E^2 = \frac{\omega_0^2}{\pi} \sum_{n=-\infty}^{+\infty} \sum_{m=1}^{\infty} |F_{nm} - G_{nm}|^2 \quad \text{II. 3.39}$$

Esta es la ventaja adicional de la definición f II.3.34. Así, la definición según II.3.34, conduce directamente a una expresión identificable como error, es decir, F_{nm} y G_{nm} son coordenadas de representación que tienen sentido en un espacio, en nuestro caso un espacio complejo, siendo el error la distancia

Una propiedad muy importante de estos descriptores es su comportamiento frente a giros. Así, la transformada por un giro de una función f , es

decir:

$$g(r, \varphi) = f(r, \varphi - \varphi_0) \quad \text{II.3.40}$$

$$G_{nm} = F_{nm} e^{in\varphi_0} \quad \text{II.3.41}$$

tiene coordenadas relacionadas por:

Lo cual quiere decir que frente a giros solo es modificada la fase del descriptor distancia, pero su modulo. Según esto F_{nm} es invariante frente a giros y a además invariante frente a traslaciones por cuanto se definen respecto del centroide.

Se puede introducir el concepto de error frente a un giro φ_0 por medio de:

$$E^2(\varphi_0) = \frac{\omega_0^2}{\pi} \sum_{n=-\infty}^{+\infty} \sum_{m=1}^{\infty} |F_{nm} - G_{nm} e^{-in\varphi_0}|^2 \quad \text{II.3.42}$$

Lo anterior hace que estos descriptores sean de especial interes para correlaciones angulares, referidas al centroide. Posteriormente se proporciona una ilustración grafica de algunos nucleos.

En otros apartados veremos que la restricción II.3.43 también se hace necesaria aun utilizando la primera caracterización. En cualquier caso ambas restricciones en espacio y frecuencia se hacen necesarias.

La principal diferencia entre dichas formas alternativas estriba en la mayor simplicidad de la segunda y la mayor convergencia radial de la primera.

II.3.6 DESCOMPOSICION Y SINTESIS DEL ESPACIO DE

=====

DESCRIPTORES

=====

Dada una imagen (supuesta binaria) contenida en cierta región plana A , según lo expuesto anteriormente, tiene un conjunto de descriptores que vienen dados por la expresión II.3.44. Supongamos A dividida en subáreas A_i . Para cada subárea, A_i , existirá asimismo un conjunto de descriptores, dados también por la apropiada aplicación de II.3.46. Se plantea entonces dos problemas: a) Dados el conjunto de descriptores correspondientes a las subáreas A_i , es posible determinar los que corresponden a la imagen total?. Cual es la expresión de la relación?. (Problema de síntesis). b) Viceversa, dado el conjunto de descriptores totales de la imagen, y dado el conjunto de subáreas, es posible determinar los descriptores de estas?. (Problema de análisis).

a)Problema de Síntesis:

Dividamos la escena en un conjunto de trozos de área, A_i , no infinitesimal. Cada área está localizada por un punto, que puede coincidir con su centro de gravedad.

$$D_{nm} = \int W_{nm}(\vec{r}) f(\vec{r}) dA \quad \text{II.3.44}$$

$$f(\vec{r}) = \sum_{n,m} W_{nm}(\vec{r}) D_{nm} \quad \text{II.3.45}$$

$$d_{kh}^i = \int_{A_i} W_{kh}^i(\vec{r}) f(\vec{r}) dA \quad \text{II.3.46} \quad 142$$

$$f(\vec{r}) = \sum_{n,h} W_{nh}^i(\vec{r}) d_{nh}^i \quad \text{II.3.47}$$

$$A = \sum_i A_i \quad \text{II.3.48}$$

Las dos primera constituyen la macro- descripción de la forma, las dos siguientes la micro- descripción local, II.3.47 es la reconstrucción local en A_i . El calculo de D_{nm} podemos realizarlo a partir de II.3.44 o utilizando II.3.46. Es decir:

$$D_{nm} = \int W_{nm}(\vec{r}) f(\vec{r}) dA = \sum_i \int W_{nm}^i(\vec{r}) f(\vec{r}) dA \quad \text{II.3.44}$$

Sustituyendo $f(\vec{r})$ por II.3.47 en A_i y realizando un desarrollo en series de W_{nm} alrededor del centroide de A_i resulta:

$$\int_{A_i} W_{0h}^i(\vec{r}) dA = q_h^i \quad \text{II.3.50}$$

$$\int_{A_i} \vec{r} W_{1h}^i(\vec{r}) dA = \vec{p}_h^i \quad \text{II.3.51}$$

$$D_{nm} = \sum_i \sum_h q_h^i W_{nm}(\vec{r}_i) d_{0h}^i + \sum_i \sum_h \vec{p}_h^i \cdot \vec{\nabla} W_{nm}(\vec{r}_i) d_{1h}^i + \dots \quad \text{II.3.52}$$

Como veremos en proximos apartados, ciertos limites de frecuencia y espacio, hacen que no todos los descriptores sean necesarios a efectos de caracterización. Concretando, a nivel de micro-análisis no seran necesarios más que d_{0h} y d_{1h} . La Ec. II.3.52 nos proporciona una forma jerarquizada de descripción o descripción por capas de calculo.

El conjunto d_{kh} constituye también una

descripción completa de la forma, aunque es de mayor dimensión en número, es más exhaustiva. El conjunto de micro-descriptores constituye una descripción completa a partir de áreas locales.

También es posible una jerarquización de descriptores temporales, para computar la ventana T a partir de las ventanas T_i que la recubren totalmente.

$$F_n = \int_T W_n(t) f(t) dt \quad \text{II.3.53}$$

$$f(t) = \sum_i W_n^i(t) f_n^i \quad \text{II.3.54}$$

$$f_n^i = \int_{T_i} W_n^i(t) f(t) dt \quad \text{II.3.55}$$

Sustituyendo II.3.54 en II.3.53.

$$F_n = \int_T W_n(t) f(t) dt = \sum_i \int_{T_i} W_n(t) f(t) dt \quad \text{II.3.56}$$

Realizando una expansión de W_n alrededor del punto t_i

$$W_n(t+t_i) = W_n(t_i) + \left(\frac{\partial W_n}{\partial t} \right)_{t_i} t + \dots \quad \text{II.3.57}$$

Y llamando:

$$q_m^i = \int_{T_i} W_m^i(t) dt \quad \text{II.3.58}$$

$$p_m^i = \int_{T_i} t W_m^i(t) dt \quad \text{II.3.59}$$

Quedara:

$$F_n = \sum_i \sum_m q_m^i W_n(t_i) f_m^i + \sum_i \sum_m \left(\frac{\partial W_n}{\partial t} \right)_{t_i} p_m^i f_m^i \quad \text{II.3.60}$$

Que nos permite una descripción global a partir de una local. Esta descripción local f_n permite por si misma una caracterización total de la forma.

b) Problema de análisis:

El problema de análisis se resuelve de una manera formal partiendo de los descriptores de la forma total y generando una reconstrucción de la misma. A continuación, se procede a la división dato en subareas A_i y se calculan los correspondientes micro-descriptores, sobre las porciones reconstruidas en cada area A_i .

Si bien el problema de síntesis tiene una contrapartida jerarquizada que permite pasar al conjunto de los descriptores globales por medio de una estructura de computación por capas (tipo perceptron generalizado), el problema de análisis no presenta gran interes para las aplicaciones que contemplamos.

II.3.7 GENERALIZACION ESPACIO-TIEMPO

El desarrollo por separado de una descripción espacial y temporal puede confluir en una misma por cuanto ambas parten de la misma transformada. Sea:

$$f(\vec{r}, t) = \iint_A \int_t e^{-j[\vec{r} \cdot \vec{\omega} + ut]} F(\vec{\omega}, u) dA dt \quad \text{II.3.61}$$

Admitiendo que $f(\vec{r}, t)$ esta limitada en banda espacial y temporalmente, podemos caracterizarla por un conjunto finito de descriptores, T_{nmk} , que vienen dados, según lo desarrollado en el apartado anterior, por:

$$T_{nmk} = \iint_A \int_t W_{nmk}(\vec{r}, t) f(\vec{r}, t) dA dt \quad \text{II.3.62}$$

Donde, $W_{nmk}(\vec{r}, t)$ son nucleos espacio-temporales factorizables:

$$\begin{aligned} W_{nmk}(\vec{r}, t) &= W_{nm}(\vec{r}) W_k(t) = \\ &= \frac{jnm J_m(\omega_0 r)}{\Delta nm^2 - \omega_0^2 r^2} e^{jn\varphi} \text{sinc}(\omega_0 t + k\pi) \end{aligned} \quad \text{II.3.63}$$

Este conjunto de descriptores $T_{nm,k}$ caracterizan pues la forma espacio-temporal, que puede corresponder a una forma espacial que realiza un movimiento determinado.

Analogamente la desconposición total puede hacerse en terminos de descriptores computados en microvolúmenes en el espacio-tiempo, no infinitesimales, en los que se divide el espacio-tiempo total. De esta forma, una secuencia compleja pueda dividirse en secuencias elementales espacio- tiempo, para los cuales son precisos un menor número de descriptores del tipo:

$$d_{kh}^i f_v^i$$

II.3.64

La jerarquización por una parte aumenta el conjunto de descriptores por aumento de los volúmenes de estudio, pero por otra parte reduce los ordenes de los necesarios por reducción del tamaño del volumen de análisis.

II.4 NORMALIZACION DE FORMAS BIDIMENSIONALES

=====

La necesidad de una normalización de formas o mas específicamente de formas bidimensionales, surge de una propiedad necesaria en un sistema de reconocimiento automatico, (como puede ser una cadena camara- ordenador seguida de algoritmos de reconocimiento) y que poseen los seres vivos con capacidad visual desarrollada. Esta propiedad podriamos expresarla como la estabilidad del reconocimiento aun en el supuesto de presentarse un conjunto de situaciones variantes. Asi por ejemplo los seres humanos somos capaces de reconocer una letra sea por ejemplo la A, independiente de que este en una posición lateral de nuestro campo receptivo, somos capaces de reconocerla si presenta diferentes tamaños o si esta inclinada o girada totalmente. En definitiva somos capaces de reconocer una forma independientemente de si esta sometida al grupo de transformaciones espaciales del tipo de traslaciones, homotecias y giros. Esta capacidad nos hace suponer la existencia de algún tipo de filtro de información que elimina totalmente estas características y proporciona a su salida una información estable en el anterior sentido. Esta información proporcionada en salida al no reflejar la información espacial de

grupo de transformaciones, solo contendrá tal y como comentamos en el apartado II.2 la información referente a la estructura de relaciones espaciales entre pixels, que son las constituyentes de la esencia o entidad de la forma. Esta información que es la básica de la forma es denominada por McCulloch (1947) el Universal, concretamente en el caso comentado sería el universal A.

Al construir un sistema artificial de visión, es preciso que este presente la propiedad de estabilidad identificadora. A la descripción que cumple tal condición se la denomina descripción normalizada, que es una descripción del universal de la forma.

McCulloch propone que tal normalización posiblemente sea realizada por las redes neuronales mediante un esquema de realimentación muy en línea con el sentido de estabilidad citado. Para un algoritmo es más conveniente y más rápido un esquema directo de definición de parámetros de la transformación espacial. Santana y al. (1981) propone una secuencia que proporciona los parámetros de las transformaciones espaciales a partir de la utilización de la teoría de momentos, concretamente usando los de más bajo orden. A las características extraídas del universal suele también denominarse las

invariantes.

II.4.1 TRANSFORMACIONES TIPICAS

=====

Una normalización de descriptores debería abarcar las invarianzas frente a los tipos que presenta normalmente un sistema biológico.

- Traslación, T
- Homotecia, H
- Giros, G
- Distorsiones, D

La normalización frente a traslaciones es universalmente aceptada como la realización de una traslación del eje de estudio a unos ejes que acompañan a la forma y situados en el centroide de la misma. Naturalmente que esto es válido en el caso de formas planas sencillas, aunque no así en casos que no cumplan estas condiciones.

El centroide o centro de gravedad es un punto

univocamente definido y con un claro sentido de centro de posición espacial, . La realización de la traslación en seres vivos se realiza por un doble mecanismo , uno de tipo físico y otro de tipo neuronal. En sistemas artificiales cabe la realización de los dos mecanismos, el uno por movimiento de la cámara hasta ajustarse al centroide de la pieza , el segundo en forma algorítmica. El segundo es bastante más rápido, sencillo y económico, más interesante por cuanto si se trabaja en un espacio de coordenadas absolutas, puede encontrarse la posición de la forma, dato muy interesante por ejemplo en sistemas de visión adaptados a sistemas automáticos de manipulación o robot.

En la normalización frente a homotecias se trata de definir un parametro que conduzca a un tamaño normalizado. Es normal que tal homotecia se escoja de tipo radial y posicionada en el centroide de la forma, por lo cual esta transformación es dependiente y posterior a la primera. Aun cuando teóricamente puede ser realizada mediante un movimiento mecánico del elemento sensor visual, es normalmente realizada en una forma algorítmica.

Se pueden realizar varias estrategias para la definición del coeficiente de homotecia, utilizando

los parametros finales que se desee normalizar.

-Normalización de Area. El area final de la forma sera A_0 , el coeficiente de homotecia valdra:

$$K = \frac{A_0}{A} \quad \text{II.4.1}$$

-Normalización de Radio Maximo. El radio maximo de la forma tendra un valor definido por R_0 , esto significa que confinamos a la forma en un circulo definido. El coeficiente de homotecia valdra:

$$K = \frac{R_0}{R} \quad \text{II.4.2}$$

La normalización frente a giros admite diversas alternativas según el tipo de piezas y estudio. En las dos normalizaciones anteriores, los parametros del centroide y homotecia pueden tener una significación proxima al que tienen en un sistema biologico. En giros no resulta del todo evidente la existencia de un parametro del mismo tipo. Veamos dos alternativas para normalización de giros:

-Definición de un giro standard. Que posiciona a la forma en una situación normalizada. Un caso tipico es un giro igual al angulo definido por los ejes principales de inercia, basados en los momento de orden dos, dado por:

$$\varphi = \frac{1}{2} \arctg \frac{Q_{11}}{Q_{20} - Q_{02}}$$

Este método, que desgraciadamente, presenta el inconveniente de no estar definido para formas con simetría radial, aun cuando se podrían definir otro tipo de ángulos, carecerían de todo significado y posiblemente de unicidad.

-Definición de características invariantes frente a giros. Esta normalización no realiza una transformación espacial sobre la forma, sino que calcula los llamados invariantes. En cualquier caso el resultado final es el mismo, proporcionar características estables.

El esquema de la primera realiza la transformación y posteriormente se extraen las características que tendrán el atributo de normalizadas por cuanto se extraen de una forma en situación standard. En el segundo procedimiento el atributo de característica normalizada no se lo asigna según la situación de la forma (que puede ser cualquiera), si no más bien por la propia definición funcional de la característica.

Una variante de el segundo método es la definición de no un invariante, si no de magnitudes

en las cuales el angulo de giro aparece explicitamente y puede ser eliminado. Un ejemplo clasico de estos casos son los trazados polares.

La normalización frente a distorsiones no suele incluirse dentro de las realizadas sobre la forma, aun cuando es evidente que el reconocimiento humano es invariante frente a la misma. Las distorsiones son unas perturbaciones de naturaleza no parametrizable salvo casos particulares.

Frente a ciertas distorsiones, un método eficaz es la definición de unas características lo mas estables posibles frente al ruido y perturbaciones. La invarianza frente a las mismas se retrasa a la etapa de clasificación, mediante la utilización de una clasificación flexible.

II.4.2 NORMALIZACION DE DESCRIPTORES

=====

Las normalizaciones que vamos a adoptar en nuestro modelo teorico de caracterización vienen en cierta forma condicionadas por los elementos matematicos de su definición. En algunos casos no es un condicionamiento sino un objetivo del modelo.

La normalización frente a traslaciones se realiza por un desplazamiento de los ejes al centroide de la forma.

$$x_0 = \frac{\sum_i \sum_j i F(i,j)}{\sum_i \sum_j F(i,j)} \quad \text{II.4.4}$$

$$y_0 = \frac{\sum_i \sum_j j F(i,j)}{\sum_i \sum_j F(i,j)} \quad \text{II.4.5}$$

La normalización frente a homotecias se realiza por normalización del radio maximo, por dos razones: la primera debida a la naturaleza radial de los nucleos integrales. La segunda razón se fundamenta en la necesidad de una acotación de la extensión espacial ocupada por la forma, que es basico, para una reduccion sustancial del número de descriptores. Sea R la distancia del punto más alejado al centro de la forma y sean las variables primadas las referidas a la forma normalizada ante homotecias. La forma normalizada sera en función de la no normalizada:

$$f'(r,\varphi) = f(r \frac{R_0}{R}, \varphi) \quad \text{II.4.6}$$

Y el descriptor normalizado:

$$F'_{nm} = \int W_{nm}(w_0 r) f'(r,\varphi) dA \quad \text{II.4.7}$$

Es decir

$$F'_{nm} = \left(\frac{R_0}{R}\right)^2 \int W_{nm}(w_0 \frac{R_0}{R} r) f(r,\varphi) dA \quad \text{II.4.8}$$

Las ecuaciones anteriores pueden admitir una doble interpretación o bien que la forma se acomoda a un radio normalizado o que los nucleos se acomodan a la forma original para producir la misma relación de homotecia.

La normalización frente a giros no se realiza parametricamente sino que los descriptores contienen en si mismos la invarianza ante los giros, por la definición de los nucleos. Dado que son de naturaleza radial y contienen armonicos angulares se verifica, según II.3.40 y II.3.41,

$$G'_{nm} = l^{inh_0} G_{nm} \quad \text{II.4.9}$$

$$|G'_{nm}| = |G_{nm}| \quad \text{II.4.10}$$

La segunda ecuación define los invariantes frente a giros.

II.5 CONSTRUCCION DE UN ESPACIO DE CARACTERISTICAS

=====

En este apartado una vez formulado un modelo de caracterización teórico, nos proponemos realizar las simplificaciones de la dimensión de la caracterización y de los esquemas de clasificación. La reducción de dimensión es un punto fundamental por cuanto es preciso que en las aplicaciones prácticas de los modelos se trabaje con el menor número posible de datos, por un criterio de simplicidad y velocidad de ejecución. Aunque todo método teórico en principio debe ser ajeno a estos condicionamientos, para métodos de reconocimiento prácticos es deseable la posibilidad de funcionamiento en tiempo real, lo que obliga a simplificaciones.

II.5.1 REDUCCION DE LA DIMENSIONALIDAD

=====

Tal y como se ha formulado la caracterización de una forma por medio de la correspondencia entre núcleos ortogonales y vectores ortogonales en el espacio de características, sería en principio preciso un número infinito de descriptores para caracterizar una forma. Desde un punto de vista

practico esto no es realmente ni posible ni necesario, ya que no todas las dimensiones contienen información en igual proporción. En la practica solo se tomaran un número finito y lo más reducido posible de tales terminos. La distancia entre dos formas queda reducida entonces a una suma finita.

$$d^2 = \sum_n^N \sum_m^M |F_{nm} - G_{nm}|^2 \quad \text{II.5.1}$$

La reducción del número de sumandos puede ser admitida siempre que no afecte significativamente al valor de la distancia. Para ello los coeficientes eliminados deben de ser despreciables.

Tal circunstancia vendra determinada por la naturaleza de los nucleos integrales. El nucleo radial de convolución presenta un maximo para el cero del denominados, j_{nm} , de la función de Bessel. En efecto:

$$W_{nm}(\omega_0 r) = j_{nm} \frac{J_n(\omega_0 r)}{j_{nm}^2 - \omega_0^2 r^2} \quad \text{II.5.2}$$

El valor del maximo es:

$$\begin{aligned} W_{nm}(j_{nm}) &= j_{nm} \lim_{\omega_0 r \rightarrow j_{nm}} \frac{J_n(\omega_0 r)}{j_{nm}^2 - \omega_0^2 r^2} = \\ &= -\frac{1}{2} J_n'(j_{nm}) \end{aligned} \quad \text{II.5.3}$$

Puede comprobarse en las graficas radiales de

los núcleos, así como por análisis, que los núcleos tienden con mucha rapidez a cero para valores superiores al cero de la función de Bessel. Esta convergencia es debida al factor de decrecimiento del orden de $1/r^2$, además del propio de la función de Bessel. El máximo se convierte en mínimo para los núcleos de orden impar. En cualquier caso el cero siempre determina el punto de máximo valor absoluto.

Supongamos que $f(r)$ está limitada físicamente en un cierto intervalo espacial (es decir las formas son finitas). Dado que nuestro tipo de caracterización se centra en el uso de coordenadas polares, podemos considerar que la región finita es un círculo de radio R , dentro y solo dentro del cual, es posible localizar alguna forma, sin que ninguna parte de la misma sobresalga de esta región. Si realizamos la convolución con W_{nm} tal que se verifique que $j_{nm} > \omega R$, el resultado de la misma será progresivamente más reducido, a medida que crecen n y m , por cuanto el máximo del núcleo se sitúa fuera del área de previsible existencia de la forma. Obsérvese que, además, el cero de la función de Bessel que determina el lugar del máximo, determina a su vez que los dos subciclos de la función sean de idéntico signo, siendo de distinto signo para los otros subciclos. Es decir que se dan dos circunstancias, por

un lado el máximo valor y por otro la máxima extensión espacial. Por todo ello la región en el entorno del máximo es la de mayor contribución a la convolución.

Es razonable suponer que solo los núcleos que verifiquen la siguiente condición darán como resultado valores de convolución significativos.

$$J_{nm} \leq w_0 R \quad \text{II.5.4}$$

Una vez fijados w_0 y R podemos constatar por simple observación de una tabla de ceros de Bessel, que existen asociados un número determinado de términos que cumplen la anterior condición.

La imposición de restricciones de extensión espacial y frecuencial a una forma reduce a un número finito bastante limitado los descriptores precisos para su caracterización. Esto es lógico pues si la extensión espacial está limitada y las posibilidades de cambio de valor entre puntos vecinos, equivalente a independencia espacial o grados de libertad, está también limitada, entonces también está limitada la cantidad de información presente en la región y por extensión el número de descriptores precisos para su caracterización.

Si reducimos el círculo de interés en el espacio de la frecuencia, perderemos cierta información que podemos juzgar relevante o no según el tipo de problema. Si, además, mantenemos constante el área espacial, se debe producir una reducción del número de descriptores que verifican la condición II.5.4 y se simplificara la representación.

El método anterior realiza reducciones en frecuencia cuando afectan solo a ciertas regiones con información no relevante, proporciona un método potente de simplificar la representación de la forma en el espacio de características con el menor número de terminos posibles.

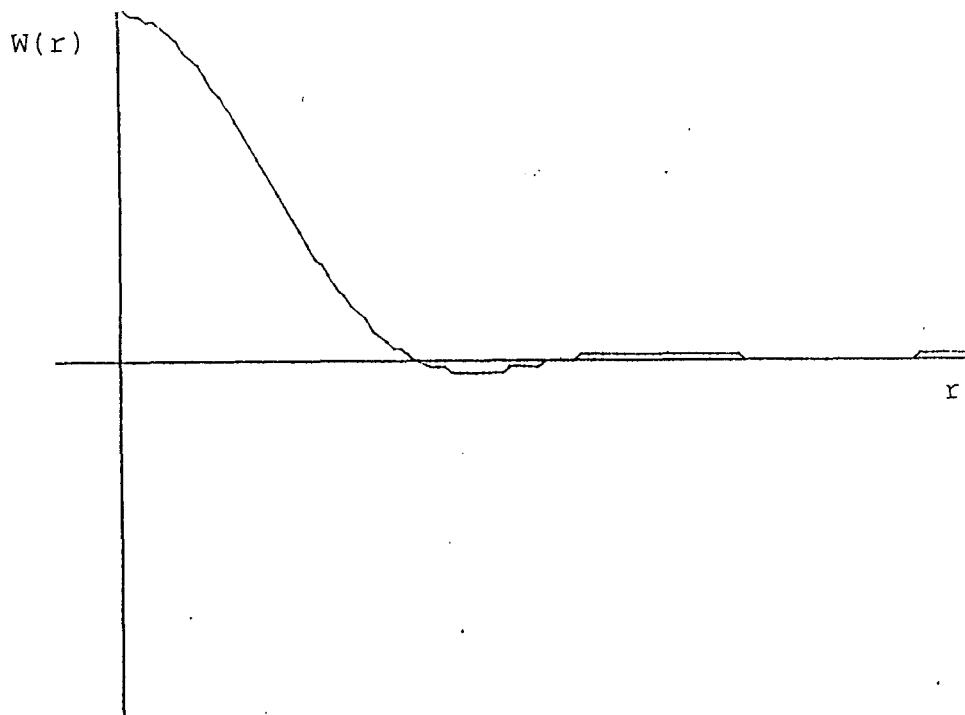
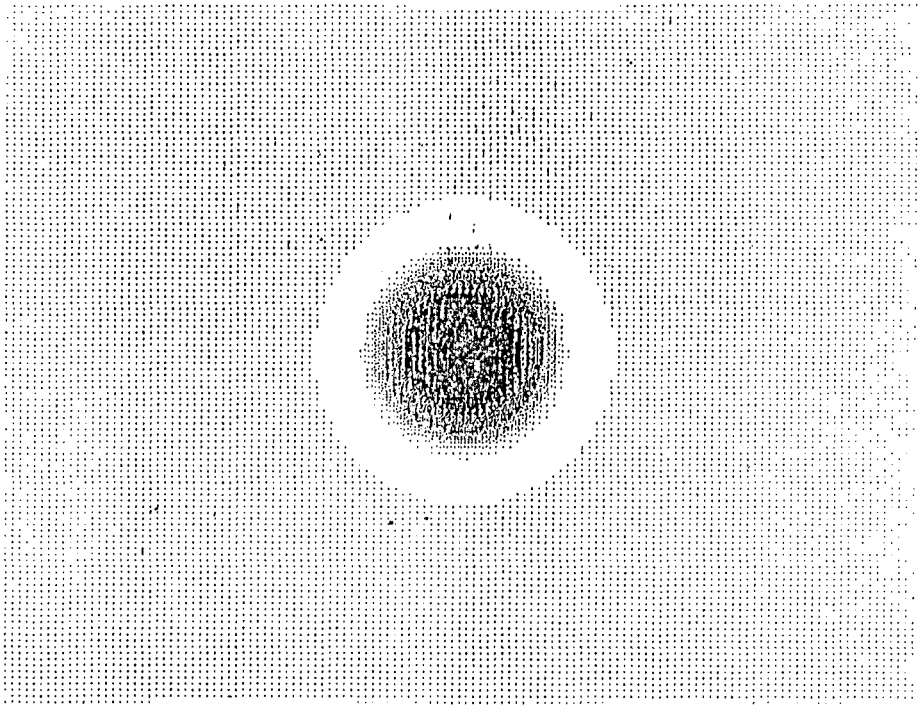
Llamando L a la longitud de onda que determina la frecuencia de corte del paso-bajo, se tiene:

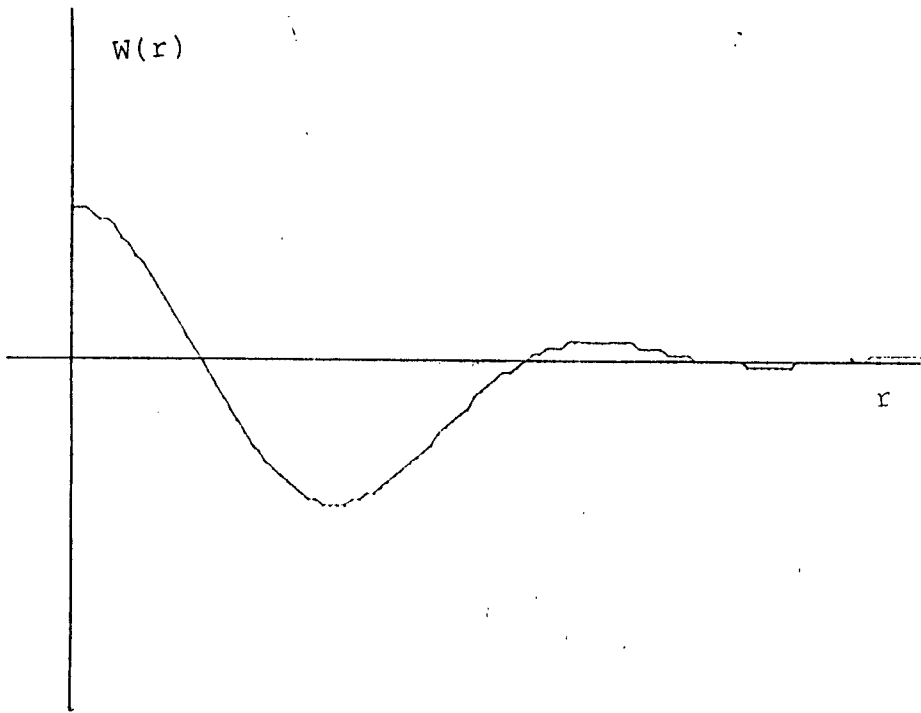
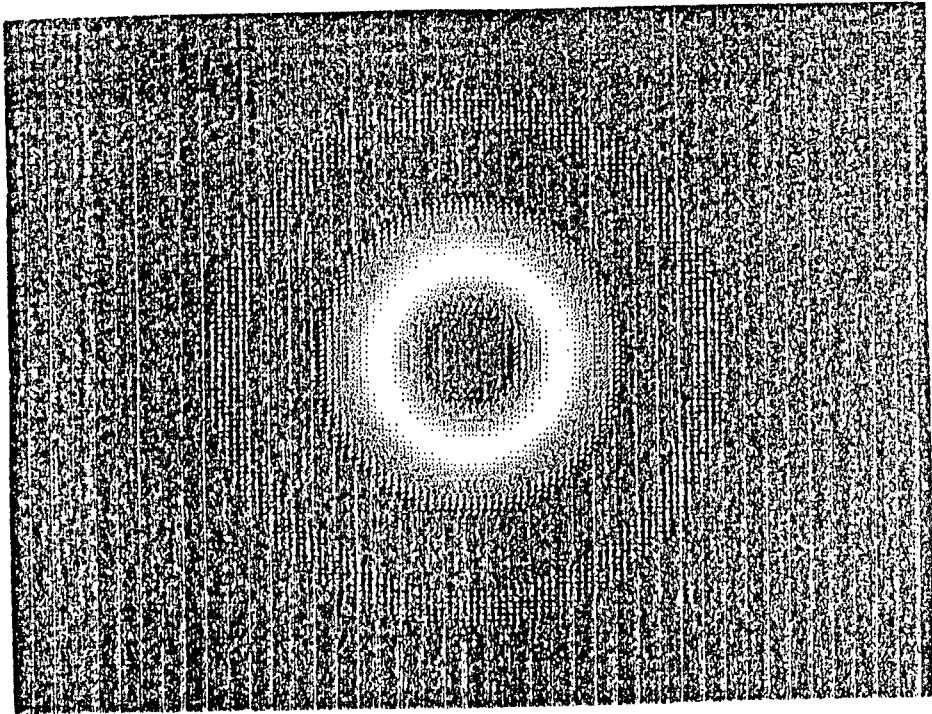
$$\omega_0 = 2\pi/L \quad \text{II.5.5}$$

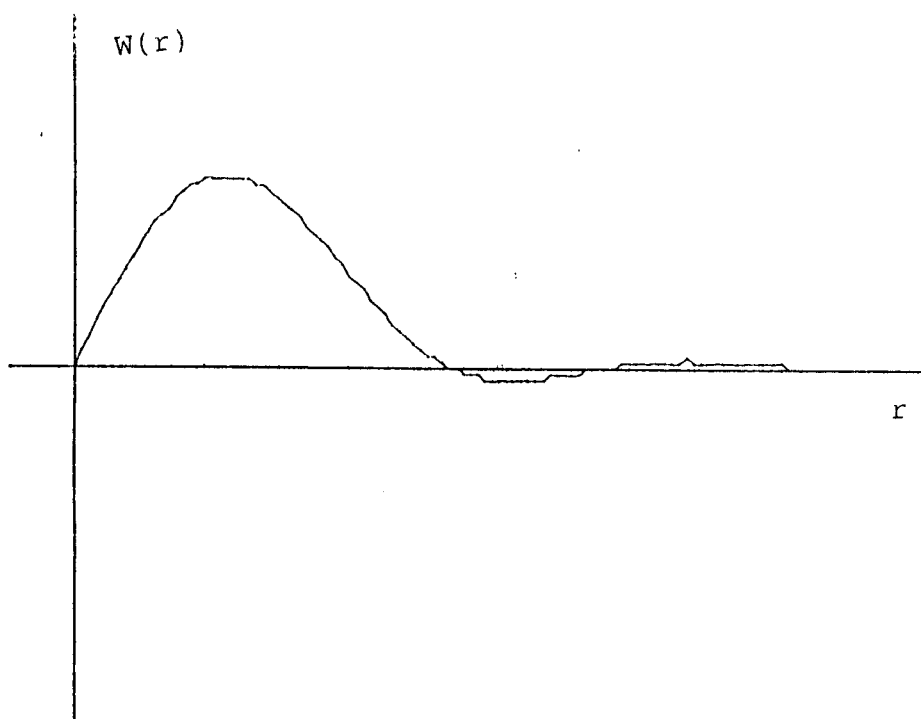
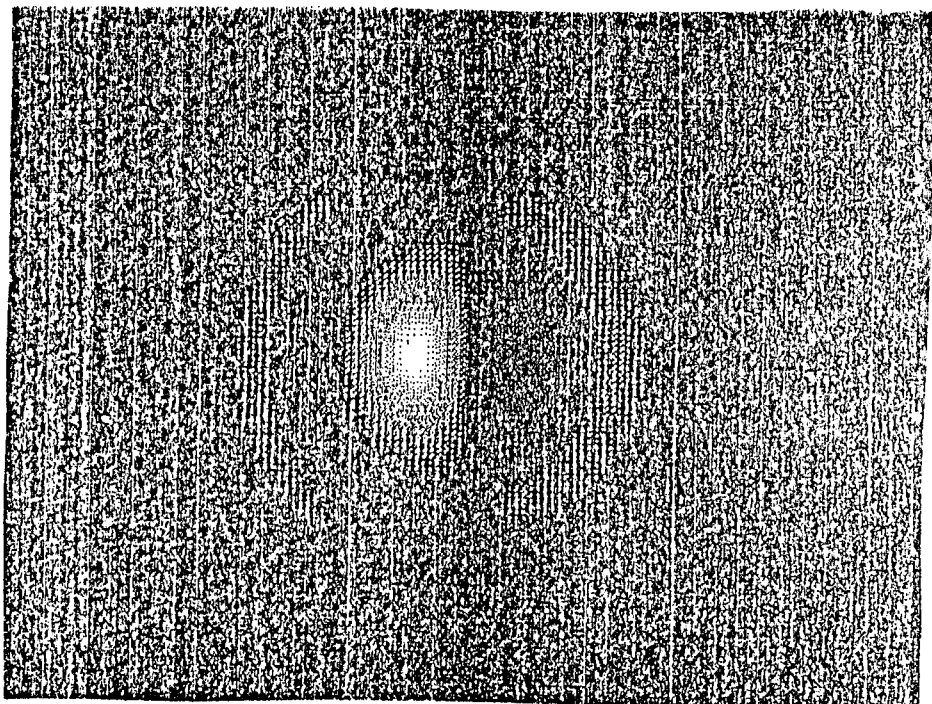
Según la relación R/L el número de nucleos que cumplen la condición II.5.4 y por tanto el número de descriptores de importancia seran según la tabla I. En el proximo apartado pueden verse algunos ejemplos de codificación y reconstrucción en base a los descriptores variando su número.

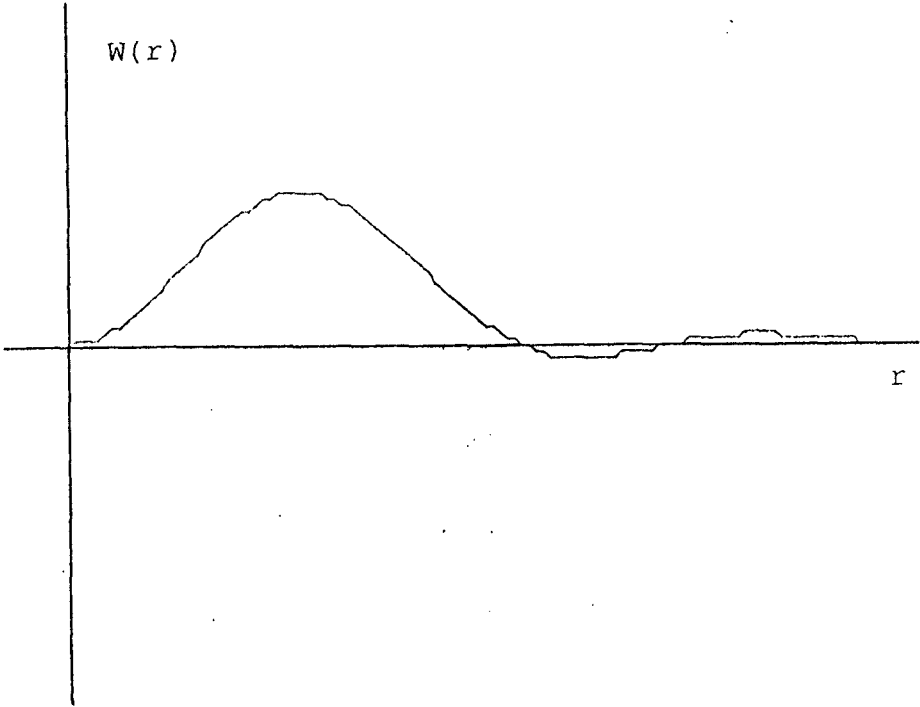
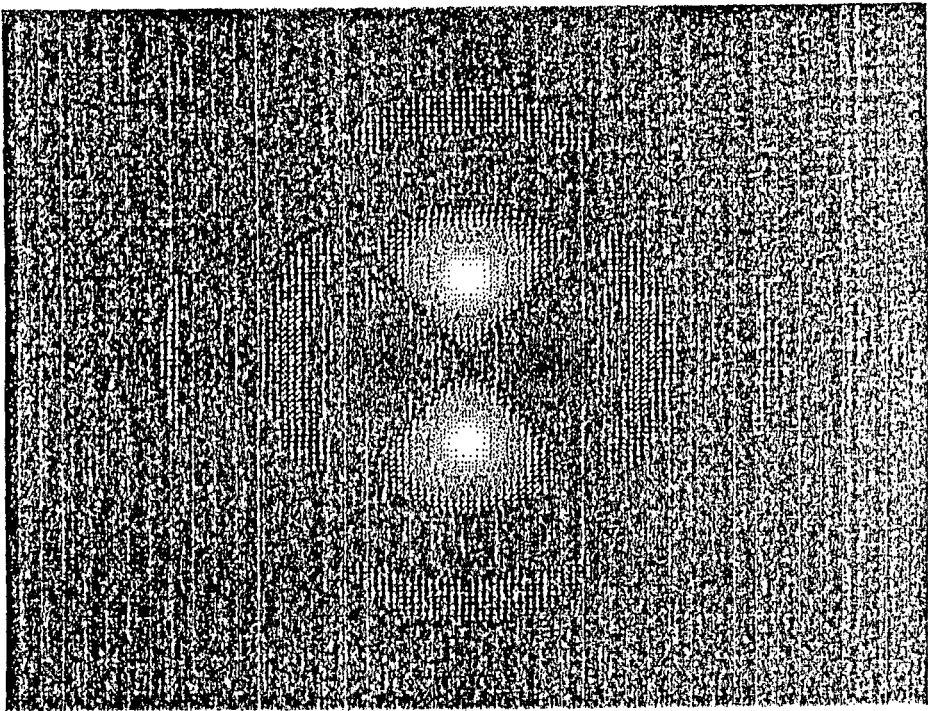
Tabla 1.- Relación R/L- Num. de descriptores

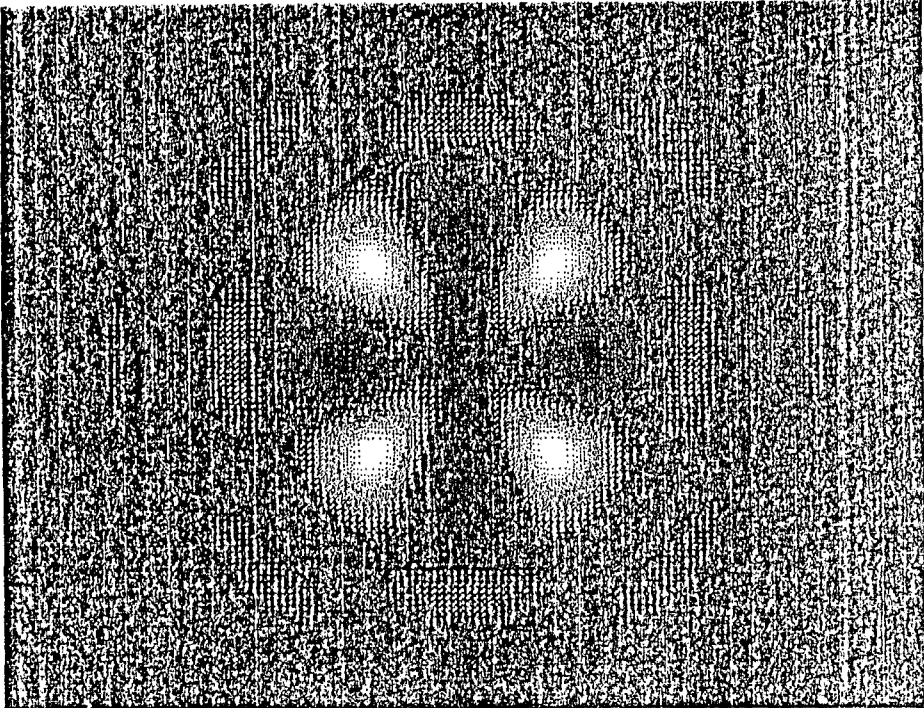
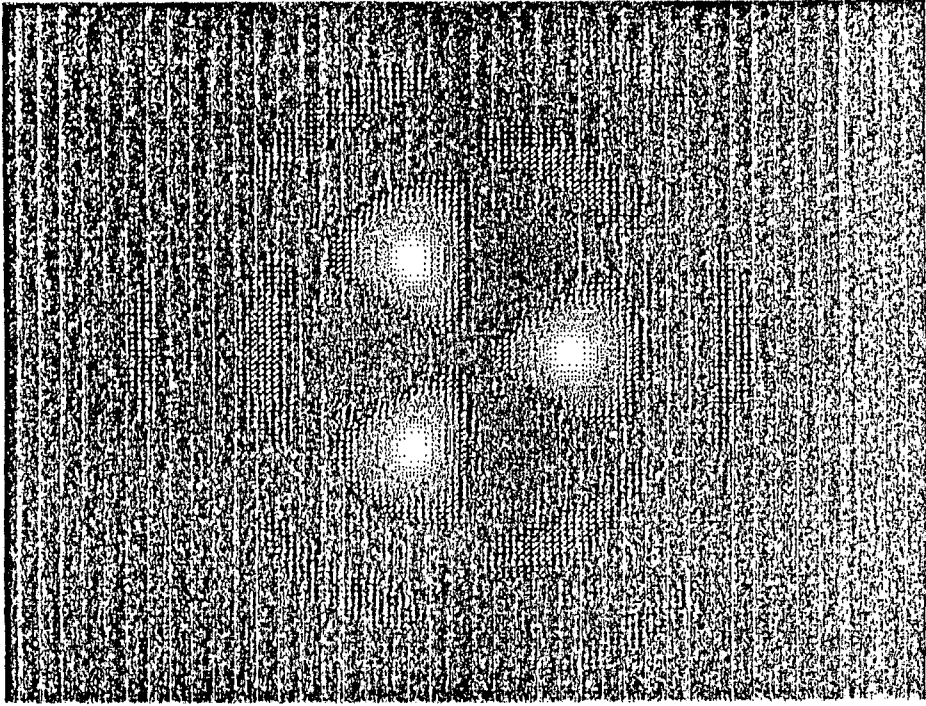
R / L	Nº
0.5	1
0.6	1
0.7	2
0.8	2
0.9	4
1.0	4
1.1	5
1.2	6
1.3	7
1.4	10
1.5	10
1.6	12
1.7	13
1.8	15
1.9	17
2.0	19











II.5.2 RECONSTRUCCION

=====

El proceso de construcción del conjunto de descriptores a partir de una imagen, es en cierta forma un proceso de codificación de la misma, pues convierte la información visual importante en una serie de números de carácter abstracto. El conjunto de descriptores constituye una descripción completa de la imagen y si esto es así, es posible realizar el proceso inverso al de codificación, es decir partiendo del código reconstruir la imagen. Desde un punto de vista formal este proceso es siempre posible, es decir:

$$f(\vec{r}) = \frac{w_0}{\pi} \sum_n \sum_m W_{nm}(\vec{r}) D_{nm} \quad \text{II.5.6}$$

La imagen reconstruida no será exactamente la misma que la original, si no que existirá una pérdida de cierta información como consecuencia del proceso. Este proceso fue uno de los contemplados al estudiar la semejanza, la información y las pérdidas de ambas. Sea $g(r)$ la imagen resultante de la reconstrucción, y D_{nm} los descriptores. Se tiene:

$$D_{nm} = \int W_{nm}(\vec{r}) f(\vec{r}) dA \quad \text{II.5.7}$$

$$g(\vec{r}) = \sum_n \sum_m W_{nm}(\vec{r}) D_{nm} \quad \text{II.5.8}$$

Supongamos que se realiza una suma finita de acuerdo con los criterios de eliminación de descriptores espuestos con anterioridad.

Según lo estudiado, la pérdida de semejanza entre $g(\vec{r})$ y $f(\vec{r})$, produce una pérdida de información que viene dada por:

$$\Delta I = - \gamma \int [f(\vec{r}) - g(\vec{r})]^2 dA \quad \text{II.5.9}$$

Si suponemos que tenemos imagenes discretas y de solo dos niveles (0, 1), la anterior ecuación se convierte en esta otra:

$$\Delta I = - \sum_i \sum_j [f_{ij} - g_{ij}]^2 \quad \text{II.5.10}$$

En donde parece claro que la pérdida de este tipo de información coincide en este caso con información en sentido clasico de Shannon. Esta coincidencia se produce en el supuesto de que f sea binaria y que la imagen reconstruida también lo sea, lo cual no es del todo cierto ya que la reconstrucción conduce a una función continua, pero que es preciso someter a un cierto proceso de umbralización si deseamos que el resultado sea binario. En estos supuestos los terminos de la integral solo pueden ser unitarios según cambie el valor del punto, y por ello se convierte en pérdida de bits en sentido clasico. El error y el Nor-Exclusivo coinciden para funciones

booleanas.

Se han realizado diversas pruebas de reconstrucción de un prototipo elegido. En un caso se escogio una imagen que representa a una F, que ha sido elegida por cuanto no contiene ningún tipo de simetria y contiene una gran cantidad de información de alta frecuencia entre las barras de la letra.

Se sometio la imagen a un proceso de codificación para distintos valores de la relacion R/L , es decir para distintos grados de precisión en la descripción. Posteriormente, se reconstruye la imagen a partir de los descriptores, convirtiendo la imagen en binaria, mediante la utilización de un umbral fijo no adaptivo. Concretamente, si la imagen era binaria (0, 1) se eligio como valor de umbral el 0.5 por ser el nivel medio. Este umbral no adaptivo es bastante radical pues puede eliminar cierta información presente en el código.

El efecto que puede observarse en la reconstrucción es de un paso- bajo cada vez más pronunciado, lo cual esta de acuerdo con la matematica del proceso restructor.

Se ha realizado el calculo del error entre la

imagen original y la imagen reconstruida, contabilizando el número de pixels que sufren cambio en su valor. Estos resultados se incluyen en la Tabla II.

Aun cuando el objetivo que nos hemos propuesto en este trabajo era el desarrollo de un modelo de representación válido para procesos de reconocimiento (es decir, de clasificación) y no el de un modelo de representación física de una imagen, hemos incluido este apartado de reconstrucción, por cuanto es de interés en los procesos de transmisión codificada. En este caso ambos modelos coinciden, aunque no es necesario que esto ocurra. Es decir, una representación puede ser válida para clasificación y reconocimiento de entre un conjunto de prototipos y no ser realizable una representación física de la imagen. Normalmente la cantidad de información precisa para el primer objetivo es bastante menor que para el segundo.

Tabla II.- Pérdida de información en la cadena de
codificación-reconstrucción, aplicada a la imagen
conteniendo una F, para distintos R/L.

<u>R/L</u>	<u>PERDIDA DE INFORMACION (bits)</u>
1.4	1.492
1.5	1.177
1.6	870
1.7	721
1.8	655
1.9	610
2.0	516

R= 50

INFORMACION TOTAL = $\pi 50^2$ =7854 bits

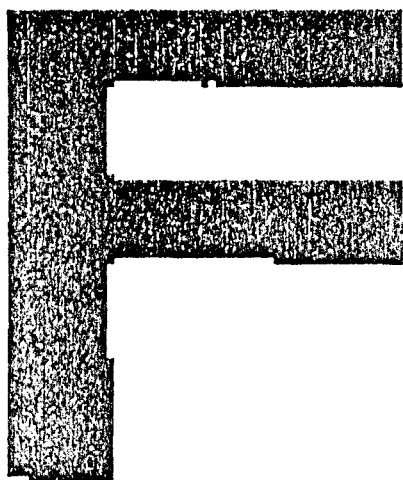


IMAGEN ORIGINAL

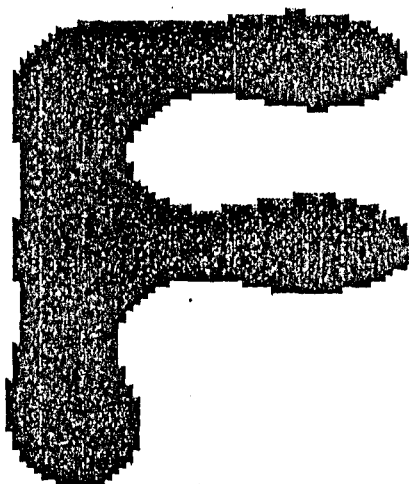


IMAGEN RECONSTRUIDA (90 DESCRIPTORES)

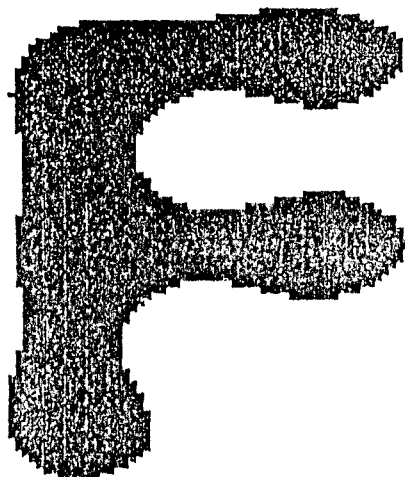


IMAGEN RECONSTRUIDA (19 DESCRIPTORES)

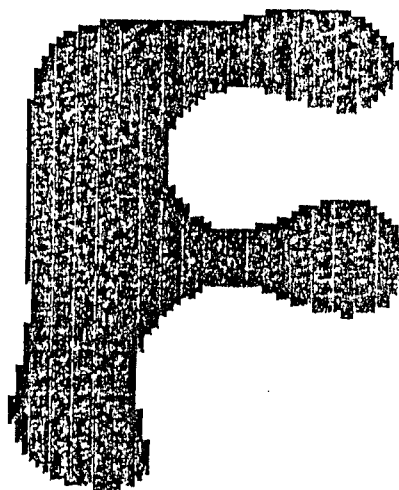


IMAGEN RECONSTRUIDA (13 DESCRIPTORES)

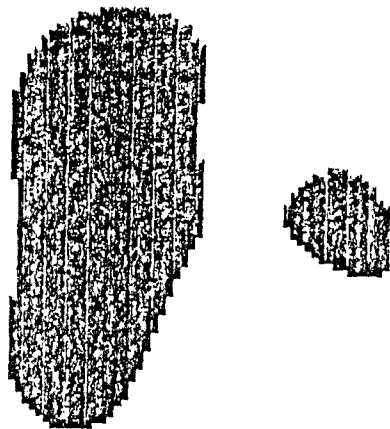


IMAGEN RECONSTRUIDA (10 DESCRIPTORES)

II.5.3 CORRELACION ANGULAR

=====

La distancia entre dos formas nos proporciona una medida de su error cuadrático. Esta medida puede ser poco significativa, aun si es la misma forma, porque puede tener una distinta orientación. Es preciso en tales casos introducir el error para diferentes ángulos. Este error se define por:

$$E(\phi_0) = \int [f(r, \phi) - g(r, \phi + \phi_0)]^2 dA \quad \text{II.5.11}$$

El error así definido y computado para cada ángulo nos da la medida correcta de la mínima distancia para algún valor del ángulo. La ecuación II.5.11, puede desarrollarse en:

$$E(\phi_0) = \int f^2(\vec{r}) dA + \int g^2(\vec{r}) dA - 2 \int f(r, \phi) g(r, \phi + \phi_0) dA \quad \text{II.5.12}$$

El último término del sumando es la denominada correlación cruzada de la teoría clásica de tratamiento de señales. En este caso, no se trata de correlación temporal, sino de correlación angular.

El calcular el error angular mediante integrales es bastante complejo. Sin embargo, la caracterización por descriptores proporciona una representación

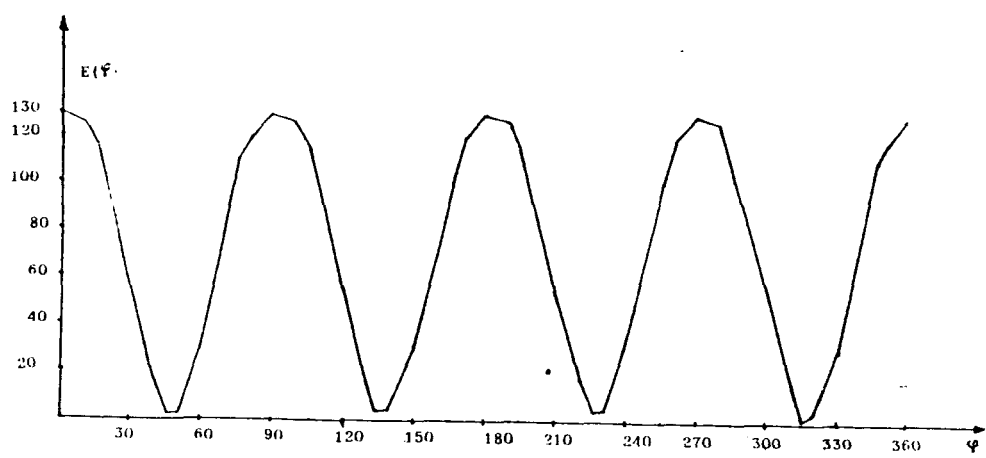
elegante del mismo y una reducción drástica en su determinación.

$$E(\psi_0) = \sum_n^N \sum_m^M |F_{nm} - G_{nm} e^{i n \psi_0}|^2 \quad \text{II.5.13}$$

El programa MFDESANG realiza este proceso partiendo de los descriptores y proporcionando valores del error en intervalos de 3 de arco. También proporciona el ángulo de máxima semejanza o de mínima distancia en idéntica precisión.

Se incluyen seguidamente varios ejemplos de correlación angular para algunas formas pertenecientes al banco de prototipos.

ANGULO= 0	ERROR= 128.75	ANGULO= 172.0	ERROR= 128.75
ANGULO= 3.0	ERROR= 131.00	ANGULO= 180.0	ERROR= 131.00
ANGULO= 6.0	ERROR= 131.50	ANGULO= 193.0	ERROR= 131.50
ANGULO= 9.0	ERROR= 130.00	ANGULO= 196.0	ERROR= 130.00
ANGULO= 12.0	ERROR= 127.00	ANGULO= 199.0	ERROR= 127.00
ANGULO= 15.0	ERROR= 122.27	ANGULO= 197.0	ERROR= 122.27
ANGULO= 18.0	ERROR= 115.30	ANGULO= 191.0	ERROR= 115.30
ANGULO= 21.0	ERROR= 106.50	ANGULO= 190.0	ERROR= 106.50
ANGULO= 24.0	ERROR= 95.20	ANGULO= 201.0	ERROR= 95.20
ANGULO= 27.0	ERROR= 83.49	ANGULO= 204.0	ERROR= 83.49
ANGULO= 30.0	ERROR= 69.94	ANGULO= 207.0	ERROR= 69.94
ANGULO= 33.0	ERROR= 55.78	ANGULO= 210.0	ERROR= 55.78
ANGULO= 36.0	ERROR= 41.74	ANGULO= 213.0	ERROR= 41.74
ANGULO= 39.0	ERROR= 28.68	ANGULO= 216.0	ERROR= 28.68
ANGULO= 42.0	ERROR= 17.49	ANGULO= 219.0	ERROR= 17.49
ANGULO= 45.0	ERROR= 8.96	ANGULO= 222.0	ERROR= 8.96
ANGULO= 48.0	ERROR= 3.76	ANGULO= 225.0	ERROR= 3.76
ANGULO= 51.0	ERROR= 2.29	ANGULO= 228.0	ERROR= 2.29
ANGULO= 54.0	ERROR= 4.69	ANGULO= 231.0	ERROR= 4.69
ANGULO= 57.0	ERROR= 10.78	ANGULO= 234.0	ERROR= 10.78
ANGULO= 60.0	ERROR= 20.10	ANGULO= 237.0	ERROR= 20.10
ANGULO= 63.0	ERROR= 31.96	ANGULO= 240.0	ERROR= 31.96
ANGULO= 66.0	ERROR= 45.53	ANGULO= 243.0	ERROR= 45.53
ANGULO= 69.0	ERROR= 59.90	ANGULO= 246.0	ERROR= 59.90
ANGULO= 72.0	ERROR= 74.21	ANGULO= 249.0	ERROR= 74.21
ANGULO= 75.0	ERROR= 87.71	ANGULO= 252.0	ERROR= 87.71
ANGULO= 78.0	ERROR= 99.90	ANGULO= 255.0	ERROR= 99.90
ANGULO= 81.0	ERROR= 110.09	ANGULO= 258.0	ERROR= 110.09
ANGULO= 84.0	ERROR= 118.37	ANGULO= 261.0	ERROR= 118.37
ANGULO= 87.0	ERROR= 124.57	ANGULO= 264.0	ERROR= 124.57
ANGULO= 90.0	ERROR= 129.75	ANGULO= 267.0	ERROR= 129.75
ANGULO= 93.0	ERROR= 131.01	ANGULO= 270.0	ERROR= 131.01
ANGULO= 96.0	ERROR= 131.42	ANGULO= 273.0	ERROR= 131.42
ANGULO= 99.0	ERROR= 130.04	ANGULO= 276.0	ERROR= 130.04
ANGULO= 102.0	ERROR= 126.85	ANGULO= 279.0	ERROR= 126.85
ANGULO= 105.0	ERROR= 121.80	ANGULO= 282.0	ERROR= 121.80
ANGULO= 108.0	ERROR= 114.84	ANGULO= 285.0	ERROR= 114.84
ANGULO= 111.0	ERROR= 105.94	ANGULO= 288.0	ERROR= 105.94
ANGULO= 114.0	ERROR= 95.18	ANGULO= 291.0	ERROR= 95.18
ANGULO= 117.0	ERROR= 82.80	ANGULO= 294.0	ERROR= 82.80
ANGULO= 120.0	ERROR= 69.21	ANGULO= 297.0	ERROR= 69.21
ANGULO= 123.0	ERROR= 55.00	ANGULO= 300.0	ERROR= 55.00
ANGULO= 126.0	ERROR= 40.92	ANGULO= 303.0	ERROR= 40.92
ANGULO= 129.0	ERROR= 27.83	ANGULO= 306.0	ERROR= 27.83
ANGULO= 132.0	ERROR= 16.60	ANGULO= 309.0	ERROR= 16.60
ANGULO= 135.0	ERROR= 8.05	ANGULO= 312.0	ERROR= 8.05
ANGULO= 138.0	ERROR= 2.83	ANGULO= 315.0	ERROR= 2.83
ANGULO= 141.0	ERROR= 1.25	ANGULO= 318.0	ERROR= 1.25
ANGULO= 144.0	ERROR= 3.74	ANGULO= 321.0	ERROR= 3.74
ANGULO= 147.0	ERROR= 9.83	ANGULO= 324.0	ERROR= 9.83
ANGULO= 150.0	ERROR= 19.17	ANGULO= 327.0	ERROR= 19.17
ANGULO= 153.0	ERROR= 31.06	ANGULO= 330.0	ERROR= 31.06
ANGULO= 156.0	ERROR= 44.68	ANGULO= 333.0	ERROR= 44.68
ANGULO= 159.0	ERROR= 59.11	ANGULO= 336.0	ERROR= 59.11
ANGULO= 162.0	ERROR= 73.49		
ANGULO= 165.0	ERROR= 87.06		
ANGULO= 168.0	ERROR= 99.23		
ANGULO= 171.0	ERROR= 109.59		
ANGULO= 174.0	ERROR= 117.94		
	ERROR= 124.21		
		ANGULO= 357.0	ERROR= 128.46



Correlación entre CLAS07V1 y CLAS07V2

II.5.4 CLASIFICACION MEDIANTE DESCRIPTORES

=====

Una vez elegidas unas especificaciones de espacio y frecuencia, que determinan un número de descriptores dado, tal conjunto define las coordenadas de representación de las formas en un espacio de características, con lo cual el espacio de discriminación está determinado.

En un esquema de reconocimiento de formas (por ejemplo para un repertorio de piezas de carácter industrial) desde la etapa posterior al Preproceso, se trabajara sobre una imagen binaria, con un unico cluster. En esas condiciones el sistema debe proporcionar la siguiente informacion:

-Posición de la pieza.

-Orientación de la pieza.

-Tipo y tamaño de la pieza.

La anterior información es general, dado que en casos particulares, alguna de estas especificaciones pueden no ser precisas. En una cadena con posiciones fijas de la cámara y pieza, no sería realmente necesario dar información de tamaño.

En una clasificación por descriptores, debemos distinguir previamente si un sistema de clasificación requiere o no intervención del factor tamaño en la clasificación. En sistemas con posiciones de cámara y pieza fijas la clasificación según el tamaño es un factor importante por su gran capacidad de discriminación inicial.

En sistemas no fijos el tamaño no es un factor a tener en cuenta en la clasificación y la clasificación debe de realizarse en base a los descriptores unicamente.

La información acerca de la posición de la pieza se obtendra por la del centroide de la misma, calculada en la normalización frente a traslaciones. La información referente al tamaño se obtendra en la normalización frente a homotecias, si el sistema precisa tal información. La información respecto a orientación se referira a una orientación relativa al prototipo de esa pieza del banco de patronos. Por cuanto no trabajamos con giros parametricos si no relativos entre pieza y prototipo, esta información sera una consecuencia de la clasificación o un calculo a posteriori de la misma, según el esquema de identificación que elijamos.

Supongamos que el sistema de clasificación trabaja con una forma incognita B y un conjunto de prototipos A , ambos caracterizados por los conjuntos de descriptores respectivos. Sean estos B_{nm} y A_{nm}. Existen dos formas basicas de realización de una clasificación:

METODO ERROR ANGULAR

Este método esta basado en la clasificación en sentido extricto según la distancia.

$$d^i = \sum_n^N \sum_m^M |B_{nm} - A_{nm}^i|^2 \quad i=1, \dots, T \quad \text{II.5.14}$$

Que determina la clasificación de la pieza según el prototipo de minima distancia. Dado que la orientación de la pieza B puede ser cualquiera y por tanto sus descriptores no estar adecuadamente normalizados, la anterior ecuación solo es valida en casos de identica orientación. Es preciso calcular el angulo de maxima semejanza entre el prototipo y la pieza. En esa circunstancia es cuando tiene sentido la minima distancia.

Supongamos un conjunto θ_i de giros distintos hasta un total de p, lo que equivale a tener una precisión de $2\pi/p$ en la determinación de la posición

de semejanza.

$$d^i(\theta_k) = \sum_n^N \sum_m^M |B_{nm} e^{jn\theta_k} - A_{nm}|^2 \quad i=1, \dots, T \quad \text{II.5.15}$$

La clasificación dara como resultado la pieza i , con la orientación θ_k tal que se verifique:

$$d^i(\theta_k) = \text{Mim} [d^a(\theta_b)] \quad \text{II.5.16}$$

$$a=1, \dots, T$$

$$b=1, \dots, P$$

Es posible la determinación de una mayor aproximación del angulo posteriormente a la clasificación, mediante una correlación angular más fina.

Este método de clasificación es un método exacto por cuanto al trabajar con la distancia, lo hace con el error cuadrático entre pieza y prototipo. Algunas de las ventajas son siguientes:

-Es un método de clasificación de error cuadrático espacial mínimo.

-Como consecuencia de la clasificación se obtiene el angulo de orientación de la pieza.

La primera ventaja lo hace bastante exacto, la segunda es consecuencia de ser un método basado en la correlación angular. El método de clasificación tiene

un inconveniente:

-Bastante largo de computo, por tener que realizar $T \cdot p$ distancias

METODO MEDIANTE INVARIANTES

El método se funda en la utilización del modulo de los descriptores, que es un invariante frente a giros y por tanto puede ser tomado como una propiedad caracterizadora. Esto supone construir un nuevo espacio que no es el original espacio de Hilbert, sino un espacio de invariantes, con lo cual la unicidad no esta asegurada. Utilizando igualmente el concepto de distancia en el espacio de invariantes, se tiene que las distancias son:

$$d^i = \sum_n^N \sum_m^M (|B_{nm}| - |A'_{nm}|)^2 \quad i=1, \dots, T \quad \text{II.5.17}$$

En este esquema de clasificación no es necesario incluir las correlaciones angulares, aun cuando si fuese preciso realizar el calculo de la orientación se realizaria la correlación angular con el prototipo k al que se parece según II.5.17.

$$d^k(\theta_j) = \text{Mim}_{u=1, \dots, p} [d^k(\theta_u)] \quad \text{II.5.18}$$

Este método tiene la siguiente ventaja:

-Es bastante rapido, por cuanto solo

realiza el calculo de T distancias, según el número de piezas del banco de prototipos.

Tiene el siguiente inconveniente:

-No es un método exacto, lo cual quiere decir que supuesta una clasificación positiva por este método, desde un punto de vista matematico no se puede asegurar que sea la misma pieza, aun cuando es lo más probable.

Este inconveniente esta derivado de que en la Ec. II.5.17, se ha eliminado la información referente a la fase del descriptor, con lo cual la comparación puede ser equivocada, pero es poco probable que pueda ocurrir alguna mala clasificación.

Un método que pudiera eliminar las dificultades de ambos métodos pudiera ser una mezcla de ambos, realizando previamente una clasificación por el método de invariantes y determinar un número de unos cuantos prototipos de maxima semejanza según II.5.17 y posteriormente realizar la clasificación con estos pocos prototipos según II.5.16. Esta seria una clasificación según un procedimiento jerarquico interesante para ganar velocidad de clasificación.

CAPITULO III

=====

III SISTEMA DE RECONOCIMIENTO DE FORMAS DE

=====

APLICACION INDUSTRIAL

=====

En este apartado se expone la realización de un sistema de tratamientos y programas que realizan el reconocimiento de piezas industriales. El sistema que exponemos es una aplicación de los métodos teóricos de caracterización, desarrollados en capítulos anteriores.

Nuestra aplicación se orienta hacia el reconocimiento de formas correspondientes a piezas que pueden existir en una cadena de ensamblado o manipulación. Expondremos primeramente los soportes de hardware y preproceso que han sido desarrollados por Santana et al.(1981) . Posteriormente expondremos las realizaciones propias de nuestro trabajo.

A pesar de que los métodos teóricos desarrollados pueden ser aplicados en diversos campos de interés, se ha decidido aplicarlo al reconocimiento industrial por cuanto es un campo de gran importancia práctica y por cuanto las piezas son generalmente de sencilla segmentación y de carácter global, es decir no dependiente de detalles.

III.1 ORGANIZACION FISICA Y DE COMPUTACION

=====

El sistema de computación que ha servido de soporte para la realización de los algoritmos desarrollados anteriormente fue realizado en el Colegio Universitario de Las Palmas . Consta de dos partes claramente diferenciadas, una que podríamos denominar de adquisición y otra de computación. La primera realiza las funciones de adquisición y presentación y se organiza alrededor de un minicomputador de 16 bits. Realiza el control de una impresora grafica que sirve para la presentación de tomas de imagenes y de tranformaciones. Controla también un sistema digitalizador, que adquiere imagenes de 128X116 pixels con una resolución de 8 bits, es decir de 256 niveles o tonos de gris de la imagen que le proporciona una camara de TV.

Este minicomputador se conecta serialmente con un computador central HP 3000IV que forma el sistema central . Las imagenes adquiridas son enviadas al computador central en donde se realizan los calculos, aprovechando su mayor capacidad de calculo. Las imagenes pueden ser tratadas en language de alto nivel. Si el resultado de los procesos fuese otra imagen, se realiza el proceso inverso y se traslada

esta desde el computador central al sistema de presentación. Dada la escasa capacidad de memoria del sistema de adquisición, todos los programas que utiliza están escritos en Lenguaje Ensamblador, mientras que los programas desarrollados para este trabajo en el computador central están escritos en Fortran.

Uno de los aspectos prácticos más importantes a la hora de realizar un sistema de adquisición de imágenes reales, es la iluminación y el tipo y situación de la cámara de TV. Una correcta decisión en este aspecto puede simplificar enormemente las etapas de preproceso.

Según Fu (1983), la iluminación de una escena en una aplicación de robótica o inspección es un factor importante que afecta a la complejidad de los algoritmos de visión. La luz arbitraria del ambiente no es aceptable generalmente a causa de que produce imágenes de bajo contraste, reflejos y sombras, mientras que un sistema de iluminación apropiada minimiza la complejidad del proceso a realizar. Se han usado varios esquemas de iluminación para iluminar las imágenes, tal y como se muestra en la Fig. III.2. La luz difusa puede ser empleada para objetos caracterizados por superficies mates, la

iluminación desde abajo es apropiada en aquellas aplicaciones en las cuales la silueta del objeto es suficiente para reconocerlo. El método de iluminación modulado consiste en la proyección de puntos o rejillas de luz en el objeto y es útil para obtener las curvaturas del objeto.

En las realizaciones prácticas que hemos llevado a cabo, utilizamos el procedimiento de iluminación desde abajo, al igual que Hill y Sworol (1980) y Kono (1977), ya que es bastante eficaz. En algunos casos se utiliza también luz semidifusa. La razón de utilización de iluminación desde abajo estriba en que al trabajar con imágenes binarias, no precisamos información interna de la pieza.

Las imágenes adquiridas, en principio, en 256 niveles son umbralizadas hasta dejarlas en solo dos niveles, procedimiento que en el caso de iluminación desde abajo es sumamente sencillo.

Así pues, las imágenes que consideramos en nuestro sistema de reconocimiento son binarias de 128X116 y supuestas que han sido eliminadas parte de las interferencias.

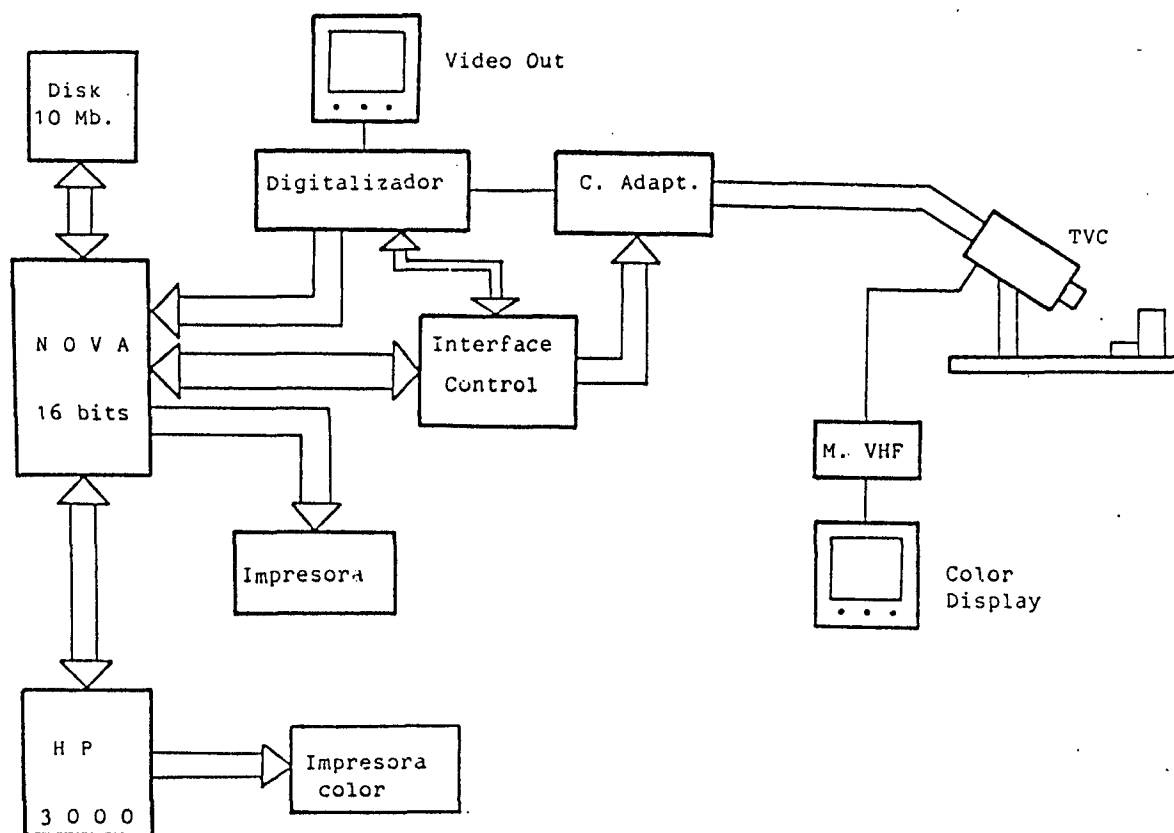


Fig. III.1.- Sistema de adquisición y proceso de imágenes.

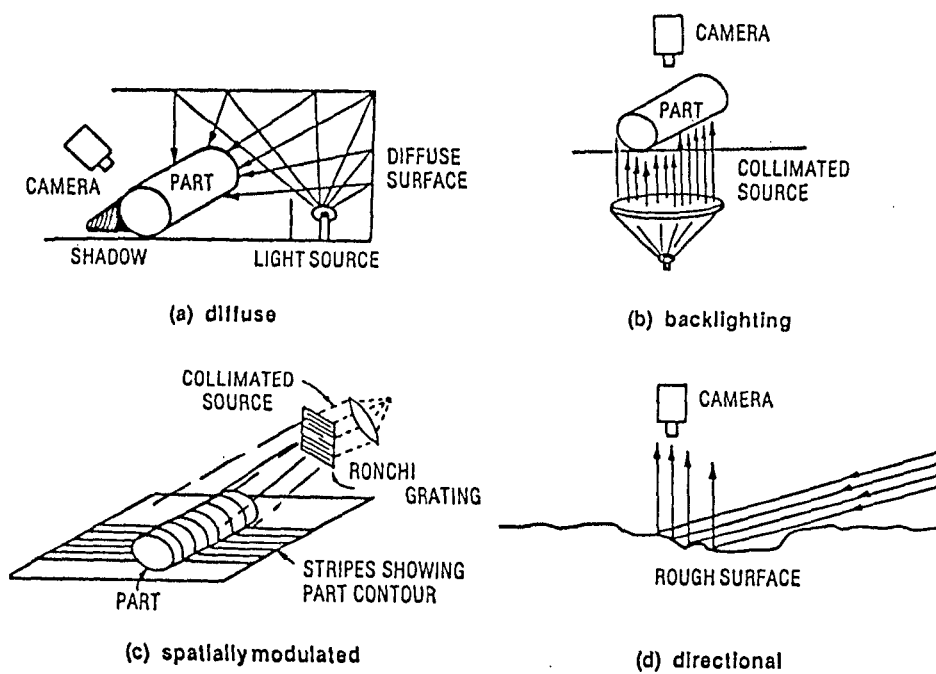


Fig. III.2.- Diversas configuraciones de iluminación de piezas.

III. EL BANCO DE PROTOTIPOS

Los tres puntos más importantes de un sistema de reconocimiento son: el sistema físico de adquisición y proceso, el banco de prototipos que definen las clases a ser reconocidas y los algoritmos empleados implícitos en los programas.

El banco de prototipos designa el conjunto de clases que son reconocidas como patrones del sistema. Aunque teóricamente los prototipos no están influidos por los aspectos prácticos ni por los algoritmos, en la práctica estos tres conceptos están bastante interrelacionados y condicionados unos por otros.

En nuestro caso los algoritmos desarrollados para 2D y preferentemente para imágenes binarias condicionan a los prototipos que utilizamos, o también viceversa los prototipos de previsible utilización condicionaron los algoritmos.

Utilizamos un banco de 32 prototipos, que es un número adecuado para un sistema de reconocimiento industrial. Cada prototipo constituye un tipo de pieza que pudiera utilizarse. De cada uno se toman varias imágenes en distintas posiciones del centroide y

orientaciones distintas, para compensar en cierto grado los efectos de la digitalización discreta. La denominación de estas imágenes almacenadas en forma de ficheros es CLASxxVx, en donde xx (1,32) y x (1,2). El primer número de dos dígitos indica el tipo de pieza y el segundo número de un dígito indica la versión de esta pieza. Así por ejemplo el fichero CLAS05V2 constituye el almacenamiento de la versión 2 de la pieza 05. Con posterioridad se mostrara una imagen con una versión de cada prototipo de nuestro sistema.

Los prototipos definidos por imágenes son poco útiles en la clasificación, por las causas ya expuestas de la cantidad excesiva de información que requieren. Para ser tratados en la clasificación, se utilizan únicamente los descriptores de estas imágenes, lo que supone una menor cantidad de información y además organizada. Se utilizan para la caracterización 19 descriptores que equivalen según la Tabla I a considerar una longitud de onda de máxima precisión de la pieza, igual a la mitad del radio máximo de la misma. Este conjunto de descriptores se aproxima al óptimo para caracterizar a la pieza, como se comprueba en la reconstrucción, siendo por tanto quizás excesivo en número para propósitos de clasificación, que sin duda podría

realizarse con un número menor. En todo caso en nuestra aplicación no es de sumo interés la optimización estricta para una aplicación determinada, sino más bien la constatación de la potencialidad del modelo teórico.

Los descriptores calculados para cada pieza, que son números complejos, se almacenan en ficheros con la denominación de DESxxVx, en donde xx y x tienen el mismo significado que anteriormente. Para cada clase, según esto, sería preciso tener tantos conjuntos de descriptores como variedades existiesen. No se ha adaptado este criterio, sino que se calcula el descriptor medio que resulta de tomar la media aritmética de los descriptores de cada clase para crear los ficheros del tipo DESxxVM, en donde M refiere al descriptor medio de la clase. Naturalmente no se ha tomado la media aritmética tal cual, sino que es preciso referir todos los descriptores a una orientación común para poder sumar. Se tomo como orientación común la del prototipo de la variedad definida por V1, realizandose la rotación angular de los demás a esta.

Antes de realizar la citada suma se realiza la correlación angular de cada variedad con la primera y se determina el angulo de giro para la maxima

semejanza. Este viene dado por:

En donde los supraíndices indican variedad en una misma clase. Existirán en total 32 ficheros del tipo DESxxVM. Como este número es aun de manejo poco práctico en un programa de clasificación, se realiza una compactación o merging de todos los ficheros en uno solo denominado DESALL que contiene los descriptores de todos los prototipos. Es por tanto una matriz de 19×32 , 19 descriptores de 32 prototipos. El programa que realiza el calculo de los descriptores medios es MFDESMED y el que crea el fichero final es MFEMPDES, programas que serán comentados posteriormente.

El fichero DESALL contiene toda la información precisa acerca de los prototipos, pero contiene solo información normalizada es decir independiente de posición y tamaño y de giro en cierta forma, por lo cual la clasificación realizada utilizando este fichero es independiente del tamaño de la pieza que no se considera como un parametro discriminante

Utilizando DESALL el programa MFERPIEZ realiza el calculo de las minimas interdistancias de entre todas

y cada una de las piezas del Banco, referidas al angulo de maxima semejanza, en consonancia con la definición de distancia según II.5.15. Estas distancias del Banco, como es lógico suponer cumplen las condiciones:

$$d(i,j) = d(j,i)$$

$$d(i,i) = 0$$

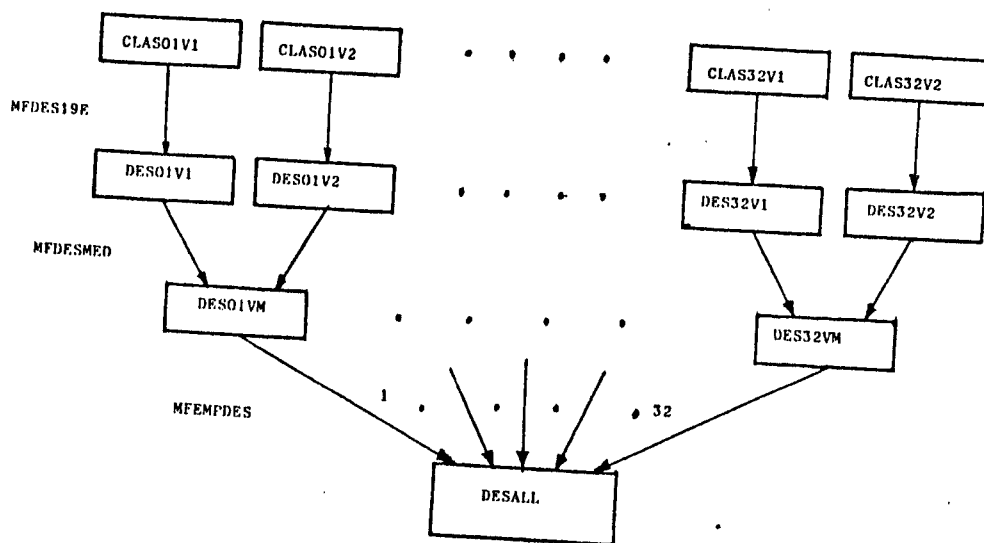
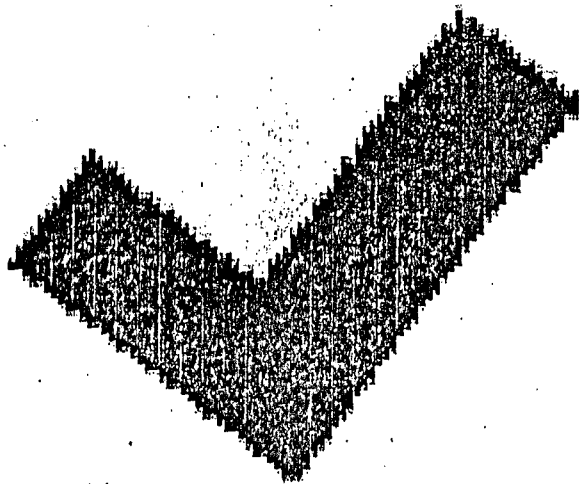
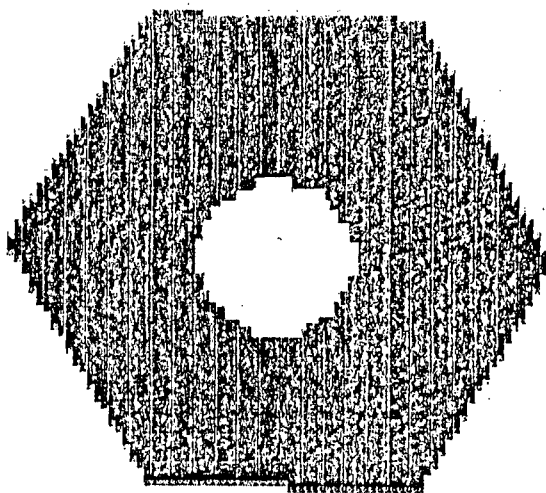


Fig. III.3.- Creación del Banco de Prototipos.

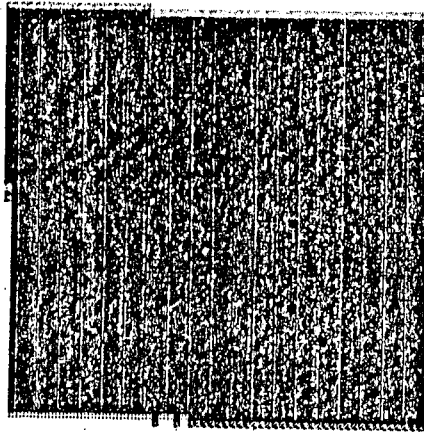
BANCO DE PROTOTIPOS
=====



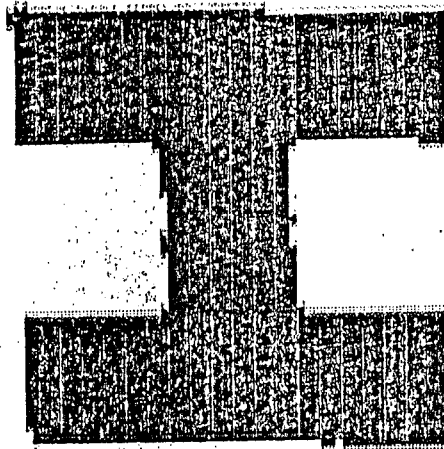
CLAS01V1



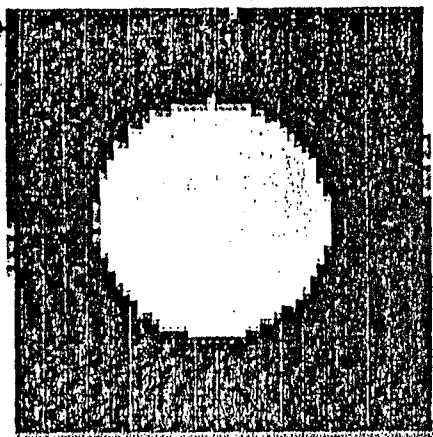
CLAS02V1



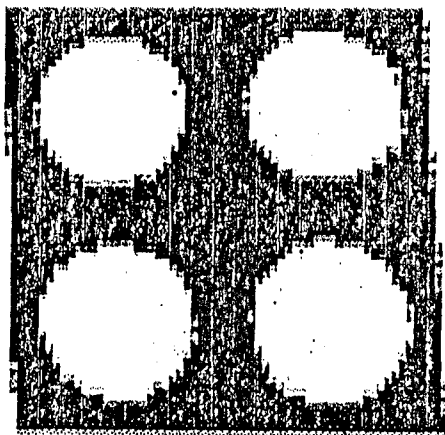
CLAS03V1



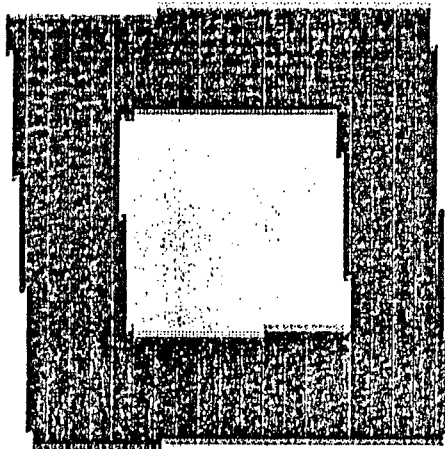
CLAS04V1



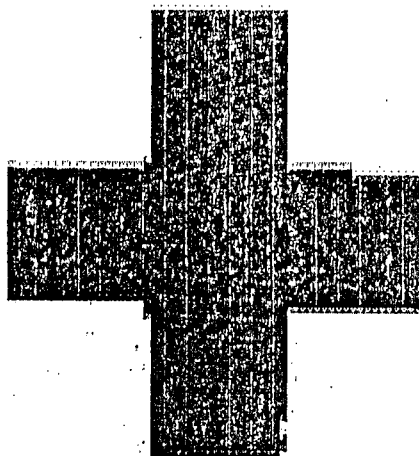
CLAS05V1



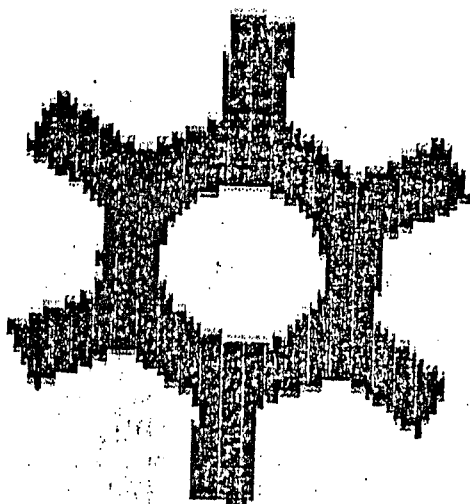
CLAS06V1



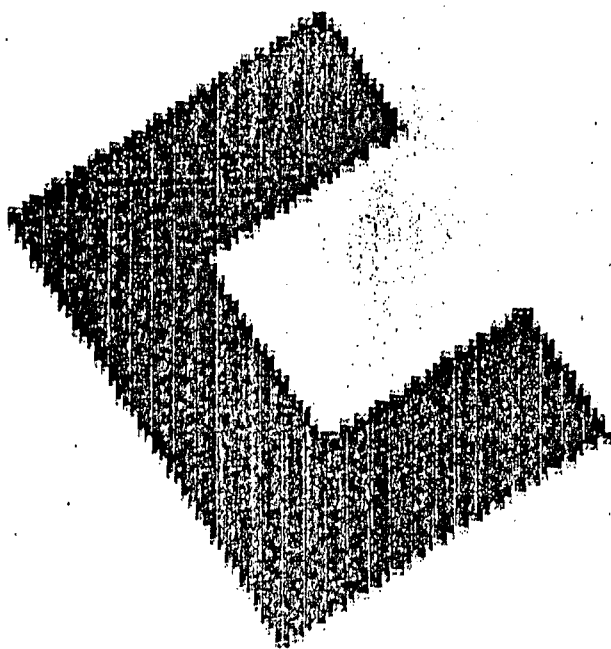
CLAS07V1



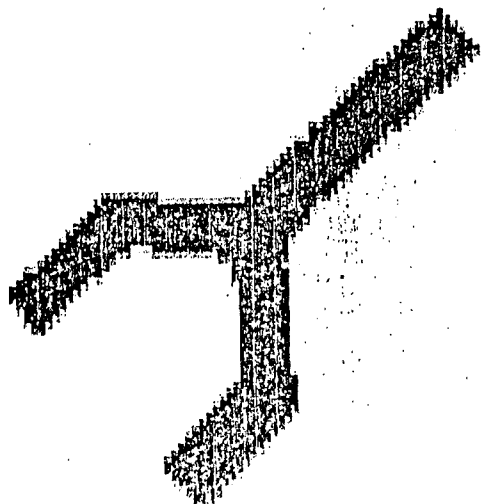
CLAS08V1



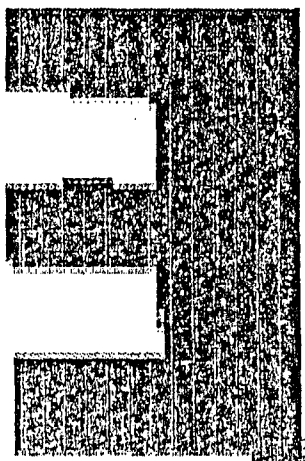
CLAS09V1



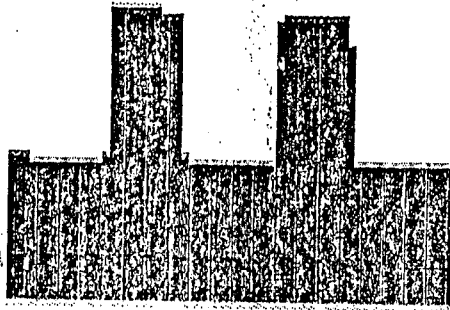
CLAS10V1



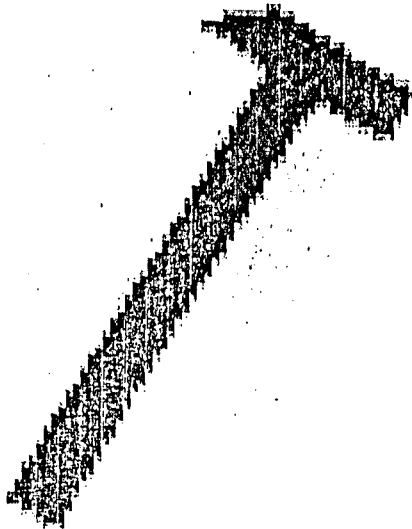
CLAS11V1



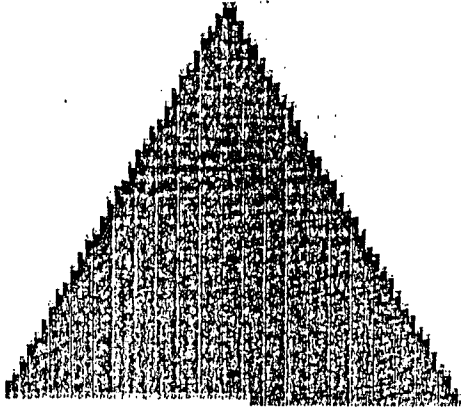
CLAS12V1



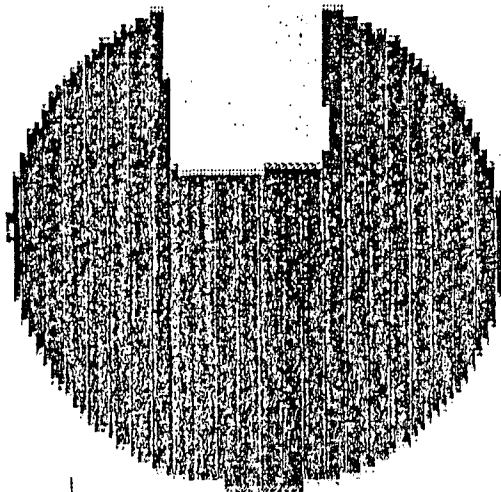
CLAS13V1



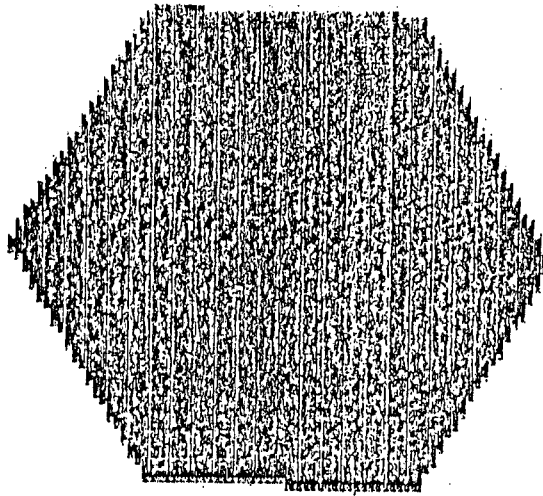
CLAS14V1



CLAS15V1



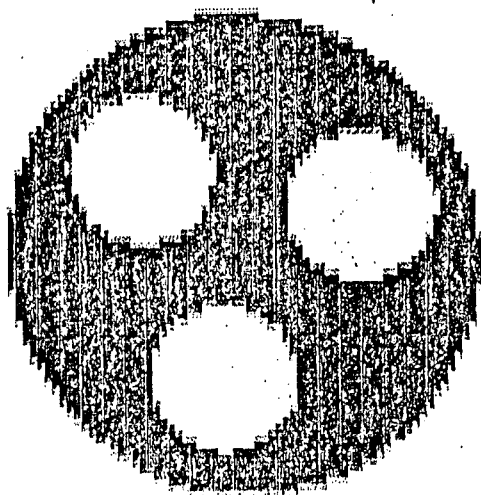
CLAS16V1



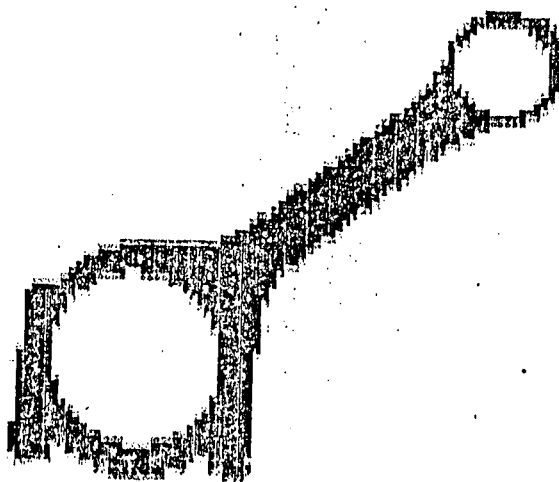
CLAS17V1



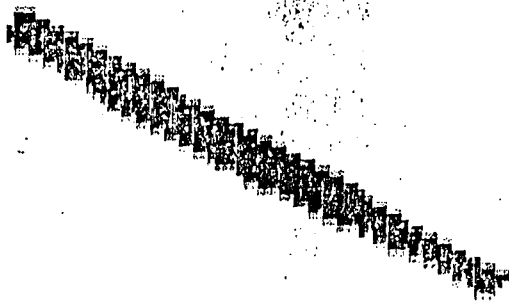
CLAS18V1



CLAS19V1



CLAS20V1



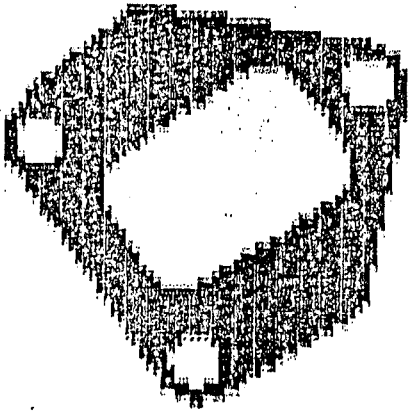
CLAS21V1



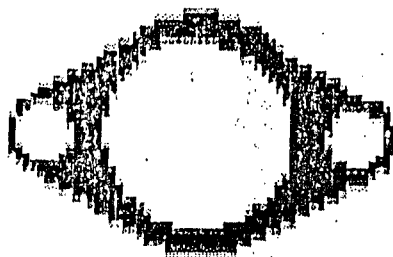
CLAS22V1



CLAS23V1



CLAS24V1



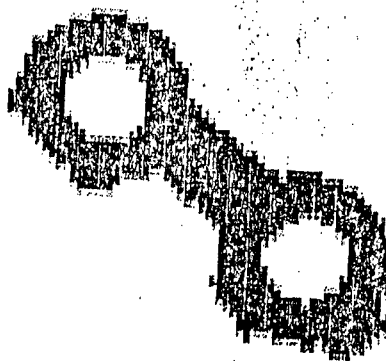
CLAS25V1



CLAS26V1



CLAS27V1



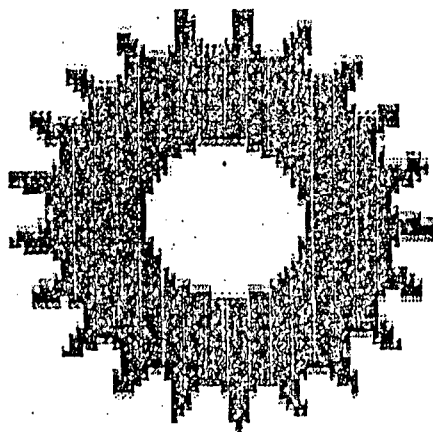
CLAS28V1



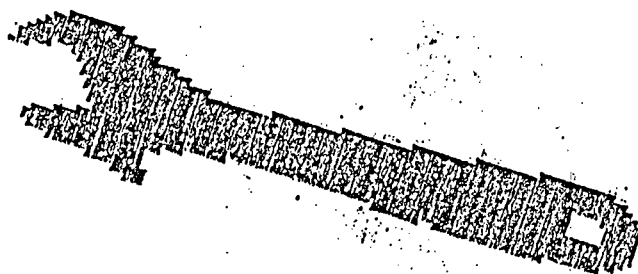
CLAS29V1



CLAS30V1



CLAS31V1



CLAS32V1

III.3 SECUENCIA DE PROGRAMAS DE RECONOCIMIENTO

=====

En este apartado exponemos la secuencia y organización de los programas del sistema de reconocimiento, compuesto básicamente de dos etapas: una de caracterización y otra de clasificación (Fig. III.4).

La etapa de caracterización o codificación de una imagen, que contenga un solo cluster, es realizada por el programa MFDES195, que realiza el cálculo de los 19 descriptores a partir de la imagen binaria de 128X116. Este programa proporciona los descriptores normalizados ante traslaciones y homotecias, proporcionando además como resultado intermedio, la posición y radio máximo de la pieza, como subproducto de las anteriores normalizaciones. Se supone que previamente a este programa se han realizado los programas de preproceso que fuesen precisos.

La segunda etapa de clasificación puede realizarse según dos formas distintas que denominaremos Modo 1 y Modo 2, atendiendo a que procedimiento se utilice para definir la distancia, tal y como se comentó en el apartado II.5.4. El modo 1 de clasificación utiliza el programa CLASIFIC y se

basa en la utilización del procedimiento de correlación angular para detectar el tipo de pieza y el ángulo de máxima semejanza de entre todo el banco. Es por tanto un programa bastante lento al tener que realizar $32 \times 120 = 3840$ cálculos de distancias.

El modo 2 de clasificación utiliza el programa CLASIF2 y se basa en la utilización del procedimiento de invariantes para determinar el tipo de pieza. Este método ignora totalmente la información angular por lo que precisa realizar solamente el cálculo de 32 distancias de piezas, pero por contra no proporciona información acerca de orientación angular. Caso de desearse tal información se debería utilizar el programa MFDESANG de correlación angular, que utilizando los descriptores de la pieza identificada anteriormente y los del prototipo de esa pieza en el banco, proporciona el ángulo de máxima semejanza.

El modo 2 de clasificación es bastante más rápido, por cuanto, aun cuando se calculase el ángulo se realizarían un total de $32 + 120$ cálculos de distancias, mientras en el método 1 son 32×120 cálculos.

Se han realizado un conjunto de pruebas de este

sistema de clasificación con las escenas que posteriormente se muestran. Al existir diversas piezas en una sola escena, será preciso realizar previamente una segmentación para disponerlas por separado. Las técnicas desarrolladas por Falcon (1983), permiten este proceso, que asigna clusters elementales explorando la imagen de izquierda a derecha y de arriba a abajo.

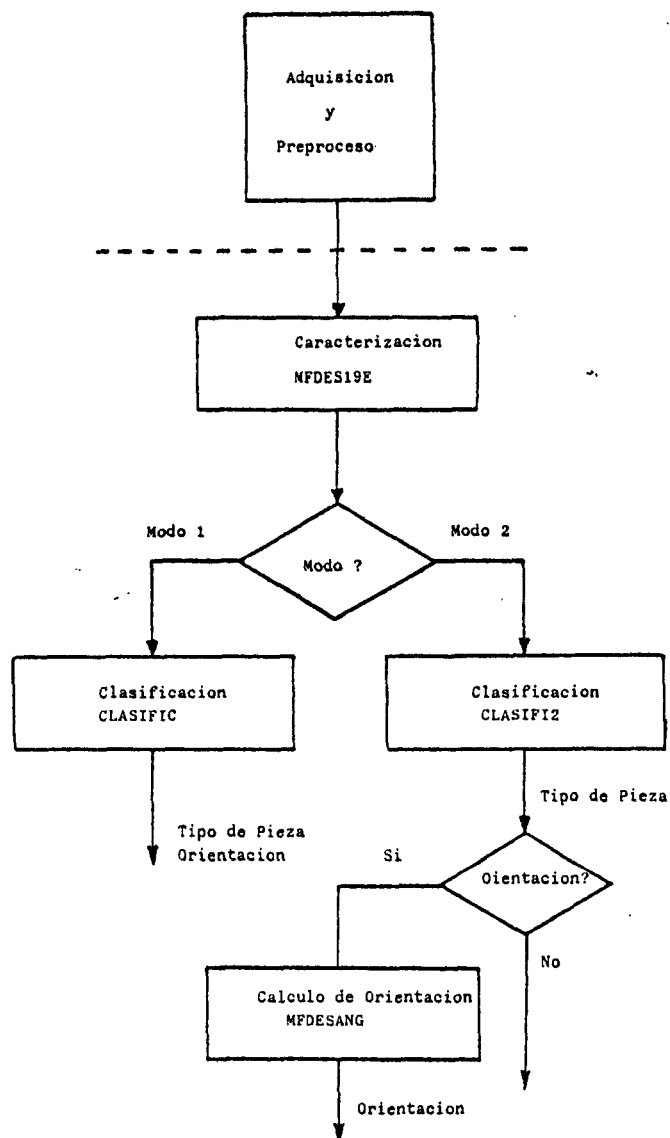


Fig. III.4.- Secuencia de Programas de Descripcion y Clasificacion

III.4 NECESIDADES DE COMPUTO

=====

Los requerimientos que debería proporcionar un computador , para la aplicación práctica de los esquemas de reconocimiento descritos, encontrarían su cuello de botella en dos aspectos fundamentales, que serían: el tiempo de adquisición y tiempo de calculo. Entendiendo por tiempo de adquisición al que transcurre entre una orden de adquisición y la disponibilidad real de la imagen en memoria central. Por tiempo de computo nos referimos al que transcurre desde la disponibilidad real de la imagen y la identificación de la pieza proporcionando posición, tamaño, orientación y tipo de pieza.

El primer obstaculo de tiempo de adquisición, actualmente puede disminuirse con la disponibilidad de digitalizadores de acceso directo al bus del ordenador y la utilización de memorias de dos puertos que permiten la adquisición y almacenamiento directo sobre la propia memoria interna del ordenador, sin necesidad de transferencia por DMA. Esto permite la adquisición de imagenes en tiempo real de camara de TV. Es decir en el caso de utilizar un solo campo de la señal de TV, se tendría un tiempo de 20 msg. de adquisición.

El segundo de los límites es quizás más importante, dado el gran número de operaciones aritméticas y funciones que se utilizan. Se ha realizado una estimación del coste en tiempo que supondría las programas de reconocimiento, incluyendo un programa de Umbralización sencillo con umbral único y constante. Denominamos por operaciones reales a la suma, resta, multiplicación y división de números reales, por funciones reales a las funciones del tipo cos, sen, arctang y raíz cuadrada, incluyendo a parte la función de Bessel. Se supone una imagen de 15000 puntos de los cuales 7000 están a 1 y el resto a 0. En los cálculos de mínimos se asume un promedio de iteraciones de la mitad del número máximo. Seguidamente se dan los requerimientos de cada programa, teniendo en cuenta que los programas no son óptimos computacionalmente y que el número de 19 descriptores (que influye bastante en estos resultados) puede ser bajado a menos si se optimiza adecuadamente. Por ello estos números solo tienen un valor orientativo. Las cifras se dan en números redondos por lo anteriormente expuesto. Se supone un método de clasificación por invariantes.

Suponemos que el cálculo de una función de Bessel equivale a dos funciones reales, (supuesto que puede ser realista, o quizás exagerado, si se realiza una

tabulación de tales funciones). En cualquier caso esto no afecta demasiado a los resultados. Admitiendo que una función real equivale a 20 operaciones reales, tendremos aproximadamente un total de 12 millones de operaciones reales.

$$2054.700 + 20 \times 456.200 = 11.2 \text{ M operaciones reales}$$

Si se desean periodos cortos de tiempo de reconocimiento, digamos 1 sg., equivaldria a una potencia de calculo del ordenador de 12 MFLOPS (Mega Floating point Operations per Seconds). Estas potencias no son desarrolladas por CPUs comerciales de proposito geneneral. Sin embargo tales potencias y aun mas del orden de 24 MFLOPS pueden conseguirse comercialmente con la utilización de procesadores esclavos de alta velocidad, denominados procesadores de arrays, cuyos precios suelen ser del orden de la tercera parte del computador maestro. Otros parametros del ordenador tales como perifericos o memoria disponible no son gran obstaculo por cuanto la memoria precisa para una imagen es 16K y actualmente los procesadores mas economicos como los micropocesadores pueden direccionar hasta 16M de memoria economica.

Tabla III.- Resumen de operaciones

PROGRAMA	Operaciones Reales	Funciones Reales
Umbralización	30.000	--
MFDES19E	2.000.000	434.000
CLASIF2	3.700	1.300
MFDESANG	21.000	6.900
TOTAL	2.054.700	456.200

III.5. RESULTADOS Y DISCUSION

=====

Se ha realizado la aplicación del sistema de reconocimiento a un conjunto de imágenes, incógnitas, para proceder a su identificación. Las imágenes elegidas para tal propósito, son imágenes que contienen diversos clusters cada una. En tales condiciones es preciso la aplicación previa de un programa de separación de clusters, que utilizando los métodos desarrollados por Falcon (1983), este programa genera imágenes de un único cluster.

El programa de separación de clusters, junto con los de caracterización y clasificación en las dos versiones realizadas, de correlación angular e invariantes, forman parte de un programa en modo batch, denominado JOBCLASI. Este Job fue aplicado sobre tres imágenes compuestas, denominadas FOTPIEZ1, FOTPIEZ2 y FOTPIEZ3. Conteniendo en total trece clusters, todos ellos idénticos a algún prototipo del banco, pero procedente de tomas en condiciones distintas. El resultado de la aplicación del Job a una imagen, es primeramente la segmentación en los componentes simples y posteriormente la asignación de cada cluster a una pieza prototipo, proporcionando además la fase u orientación relativa de máxima

semejanza al prototipo identificado y el error cometido (que es el minimo de entre los casos posibles). Los anteriores resultados son proporcionados por el método de correlación angular. El método de invariantes también asigna a cada cluster, una pieza y proporciona el error pero no así la orientación, debido a la propia naturaleza del método.

Podrá comprobarse examinando esta tabla que la identificación ha sido correcta en todos los casos, independientemente del método de clasificación utilizado. De entre todas las piezas clasificadas, las que presentan mayor error, son las correspondientes a los clusters 3 y 5 de FOTPIEZ3, situación que es lógica dado que puede observarse por visualización de las escenas, que las citadas piezas son las que más información han perdido en el proceso de adquisición. Unas pruebas de clasificación también significativas, constituyen las realizadas con cada pieza del banco de prototipos con todas y cada una de las demás. Esto equivale a considerar a la pieza incógnita como una de las del banco que fuera adquirida en las mismas condiciones que la equivalente, en el momento de creación del prototipo. Estas pruebas de clasificación proporcionan la medida de independencia entre las piezas.

Tabla IV.- Resultados de clasificacion

		Modo 1			Modo 2	
		PIEZA	FASE	ERROR	PIEZA	ERROR
FOTPIEZ1	CLUSTER1	29	207	5,026	29	1,982
	CLUSTER2	27	207	7,343	27	5,084
	CLUSTER3	30	273	5,492	30	2,954
	CLUSTER4	32	129	0,452	32	0,409
FOTPIEZ2	CLUSTER1	20	33	0,819	20	0,750
	CLUSTER2	13	117	2,338	13	1,987
	CLUSTER3	26	24	11,045	26	10,439
	CLUSTER4	31	198	5,831	31	5.282
	CLUSTER5	25	0	14,181	25	13,096
FOTPIEZ3	CLUSTER1	16	96	2,345	16	1,416
	CLUSTER2	2	0	5,566	2	4,497
	CLUSTER3	11	225	2,003	11	0,694
	CLUSTER4	12	90	3,922	12	1,379

Tabla V.- Interdistancias, modo 1.

DISTANCIAS INTER-PIEZAS SEGUN II.5.15

PIEZA/PIEZA	1	2	3	4	5	6	7	
1	.0	753.7	373.4	200.1	455.8	207.4	477.3	313
2	753.7	.0	617.6	490.4	256.6	567.4	196.9	672
3	373.4	617.6	.0	192.6	241.6	384.0	299.2	95
4	200.1	490.4	192.6	.0	268.7	219.0	276.6	156
5	455.8	256.6	241.6	268.7	.0	429.1	15.1	345
6	207.4	567.4	384.0	219.0	429.1	.0	375.8	320
7	477.3	196.9	299.2	276.6	15.1	375.8	.0	402
8	313.6	672.9	95.4	156.7	345.8	320.4	402.3	
9	300.5	525.7	331.3	358.1	234.0	391.5	278.3	337
10	147.7	509.2	242.7	135.6	204.3	283.9	238.7	249
11	177.9	774.9	655.3	336.1	591.9	148.4	552.0	517
12	153.9	599.6	254.5	188.3	398.8	186.1	403.5	257
13	107.2	663.5	241.7	176.5	390.0	208.0	408.2	237
14	230.5	780.8	764.7	382.9	606.6	177.4	571.0	589
15	143.7	952.1	258.7	299.9	528.0	281.6	586.2	233
16	399.9	462.1	128.1	219.6	349.8	424.6	385.9	168
17	621.3	433.6	150.8	384.0	378.0	583.8	420.2	264
18	155.8	1006.5	655.5	340.3	741.3	175.1	731.0	486
19	589.7	427.0	611.7	494.3	684.2	489.3	653.3	479
20	225.9	809.7	754.9	385.5	621.9	187.3	582.1	592
21	268.4	831.5	814.2	422.5	664.9	195.3	623.8	620
22	309.2	561.8	78.8	244.8	217.2	421.0	287.4	161
23	496.1	228.9	230.1	346.8	54.1	509.9	85.9	374
24	408.2	142.9	361.5	261.0	78.6	378.2	67.6	445
25	249.6	437.8	469.5	292.8	185.4	256.4	171.9	457
26	242.6	438.6	392.4	258.8	190.6	249.2	198.4	376
27	171.3	755.6	659.3	337.7	542.9	184.6	516.5	520
28	130.9	664.7	482.4	232.2	506.5	98.0	472.6	359
29	244.8	413.4	368.2	277.1	145.2	299.8	156.6	408
30	105.4	557.6	357.4	182.0	347.1	121.5	341.8	290
31	569.7	162.2	281.9	379.9	75.5	547.4	93.9	414
32	194.6	734.0	655.6	307.2	567.9	150.4	539.6	471

DISTANCIAS INTER-PIEZAS SEGUN II.5.15

PIEZA/PIEZA	9	10	11	12	13	14	15	16
1	300.5	147.7	177.9	153.9	107.2	230.5	143.7	399.9
2	525.7	509.2	774.9	599.6	663.5	780.8	952.1	462.1
3	331.3	242.7	655.3	254.5	241.7	764.7	258.7	128.1
4	358.1	135.6	336.1	188.3	176.5	382.9	299.9	219.6
5	234.0	204.3	591.9	398.8	390.0	606.6	528.0	349.8
6	391.5	283.9	148.4	186.1	208.0	177.4	281.6	424.6
7	278.3	238.7	552.0	403.5	408.2	571.0	586.2	385.9
8	337.5	249.8	517.2	257.6	237.6	589.4	233.6	168.0
9	.0	179.7	436.4	284.6	257.6	447.9	267.0	406.3
10	179.7	.0	331.1	132.2	157.5	370.4	260.3	278.1
11	436.4	331.1	.0	281.2	294.0	73.0	311.3	696.6
12	284.6	132.2	281.2	.0	157.1	369.3	201.2	264.2
13	257.6	157.5	294.0	157.1	.0	380.8	172.1	267.0
14	447.9	370.4	73.0	369.3	380.8	.0	426.3	823.6
15	267.0	260.3	311.3	201.2	172.1	426.3	.0	363.8
16	406.3	278.1	696.6	264.2	267.0	823.6	363.8	.0
17	470.0	458.5	952.5	412.5	417.4	1084.5	525.5	96.7
18	495.2	380.9	84.4	322.0	295.6	80.1	262.9	732.1
19	629.8	621.9	639.5	470.0	527.5	792.0	635.9	326.8
20	452.6	375.7	43.4	356.3	371.9	13.5	395.7	820.0
21	474.6	416.1	74.2	407.9	414.8	7.9	440.5	875.8
22	222.0	175.5	603.5	218.4	194.8	711.9	254.3	142.9
23	226.1	247.0	710.8	407.5	389.0	755.6	533.3	271.8
24	274.1	210.0	486.8	351.6	355.4	488.6	565.4	338.6
25	211.3	178.2	209.5	286.8	295.6	183.2	398.8	566.6
26	185.1	132.0	259.2	217.7	271.0	267.2	346.6	451.5
27	368.9	288.8	47.6	276.0	303.5	47.6	323.6	716.4
28	375.1	248.8	115.7	201.5	181.0	134.4	285.1	488.3
29	125.6	103.3	309.4	236.0	258.7	315.9	352.7	429.7
30	202.0	127.9	113.5	106.0	149.4	136.5	188.7	381.4
31	274.8	306.4	768.1	454.5	449.5	811.7	623.6	277.4
32	418.8	323.7	94.3	296.3	309.8	22.5	378.6	703.4

ISTANCIAS INTER-PIEZAS SEGUN II.5.15

IEZA/PIEZA	17	18	19	20	21	22	23	24
1	621.3	155.8	589.7	225.9	268.4	309.2	496.1	408.2
2	433.6	1006.5	427.0	809.7	831.5	561.8	228.9	142.9
3	150.8	655.5	611.7	754.9	814.2	78.8	230.1	361.5
4	384.0	340.3	494.3	385.5	422.5	244.8	346.8	261.0
5	378.0	741.3	684.2	621.9	664.9	217.2	54.1	78.6
6	583.8	175.1	489.3	187.3	195.3	421.0	509.9	378.2
7	420.2	731.0	653.3	582.1	623.8	287.4	85.9	67.6
8	264.6	486.7	479.6	592.1	620.8	161.7	374.4	445.7
9	470.0	495.2	629.8	452.6	474.6	222.0	226.1	274.1
10	458.5	380.9	621.9	375.7	416.1	175.5	247.0	210.0
11	952.5	84.4	639.5	43.4	74.2	603.5	710.8	486.8
12	412.5	322.0	470.0	356.3	407.9	218.4	407.5	351.6
13	417.4	295.6	527.5	371.9	414.8	194.8	389.0	355.4
14	1084.5	80.1	792.0	13.5	7.9	711.9	755.6	488.6
15	525.5	262.9	635.9	395.7	440.5	254.3	533.3	565.4
16	96.7	732.1	326.8	820.0	875.8	142.9	271.8	338.6
17	.0	997.9	396.4	1086.4	1139.8	191.5	233.4	399.3
18	997.9	.0	771.2	66.6	77.9	655.6	850.7	645.7
19	396.4	771.2	.0	786.5	808.7	583.5	594.6	553.7
20	1086.4	66.6	786.5	.0	11.7	713.1	770.2	514.7
21	1139.8	77.9	808.7	11.7	.0	769.3	820.5	550.1
22	191.5	655.6	583.5	713.1	769.3	.0	165.7	291.7
23	233.4	850.7	594.6	770.2	820.5	165.7	.0	90.4
24	399.3	645.7	553.7	514.7	550.1	291.7	90.4	.0
25	729.5	329.8	748.3	188.7	219.0	370.7	288.2	161.0
26	606.4	342.5	652.8	264.5	301.6	269.3	251.3	173.0
27	967.0	89.5	694.0	35.6	53.6	591.2	664.1	453.2
28	709.4	113.0	535.0	127.2	140.6	447.5	599.3	410.6
29	569.5	435.6	698.1	325.5	356.4	236.9	193.2	136.4
30	573.5	147.9	516.5	128.1	152.5	279.8	398.8	286.4
31	222.8	931.3	535.6	830.1	875.9	211.8	10.7	89.9
32	946.2	80.1	699.6	42.4	32.1	622.9	706.9	454.0

TANCIAS INTER-PIEZAS SEGUN II.5.15

ZAP/PIEZA	25	26	27	28	29	30	31	32
1	249.6	242.6	171.3	130.9	244.8	105.4	569.7	194.6
2	437.8	438.6	755.6	664.7	413.4	557.6	162.2	734.0
3	469.5	392.4	659.3	482.4	368.2	357.4	281.9	655.6
4	292.8	258.8	337.7	232.2	277.1	182.0	379.9	307.2
5	185.4	190.6	542.9	506.5	145.2	347.1	75.5	567.9
6	256.4	249.2	184.6	98.0	299.8	121.5	547.4	150.4
7	171.9	198.4	516.5	472.6	156.6	341.8	93.9	539.6
8	457.3	376.4	520.3	359.7	408.8	290.1	414.2	471.9
9	211.3	185.1	368.9	375.1	125.6	202.0	274.8	418.8
10	178.2	132.0	288.8	248.8	103.3	127.9	306.4	323.7
11	209.5	259.2	47.6	115.7	309.4	113.5	768.1	94.3
12	286.8	217.7	276.0	201.5	236.0	106.0	454.5	296.3
13	295.6	271.0	303.5	181.0	258.7	149.4	449.5	309.8
14	183.2	267.2	47.6	134.4	315.9	136.5	811.7	22.5
15	398.8	346.6	323.6	285.1	352.7	188.7	623.6	378.6
16	566.6	451.5	716.4	488.3	429.7	381.4	277.4	703.4
17	729.5	606.4	967.0	709.4	569.5	573.5	222.8	946.2
18	329.8	342.5	89.5	113.0	435.6	147.9	931.3	80.1
19	748.3	652.8	694.0	535.0	698.1	516.5	535.6	699.6
20	188.7	264.5	35.6	127.2	325.5	128.1	830.1	42.4
21	219.0	301.6	53.6	140.6	356.4	152.5	875.9	32.1
22	370.7	269.3	591.2	447.5	236.9	279.8	211.8	622.9
23	288.2	251.3	664.1	599.3	193.2	398.8	10.7	706.9
24	161.0	173.0	453.2	410.6	136.4	286.4	89.9	454.0
25	.0	61.8	158.2	220.6	45.8	108.3	334.4	197.3
26	61.8	.0	200.6	260.8	51.0	114.2	295.9	266.6
27	158.2	200.6	.0	104.5	260.3	93.9	727.0	73.7
28	220.6	260.8	104.5	.0	265.0	68.0	641.4	98.6
29	45.8	51.0	260.3	265.0	.0	118.7	237.7	309.4
30	108.3	114.2	93.9	68.0	118.7	.0	446.9	115.2
31	334.4	295.9	727.0	641.4	237.7	446.9	.0	757.5
32	197.3	266.6	73.7	98.6	309.4	115.2	757.5	.0

Tabla VI.- Interdistancias, modo 2.

STANCIAS INTER-PIEZAS SEGUN II.5.17

EZA/PIEZA	1	2	3	4	5	6	7	8
1	.0	724.7	357.5	166.4	403.0	173.3	424.3	297.5
2	724.7	.0	592.9	467.6	254.7	545.2	195.9	646.2
3	357.5	592.9	.0	188.6	192.3	343.4	241.4	94.3
4	166.4	467.6	188.6	.0	224.5	117.6	221.7	155.0
5	403.0	254.7	192.3	224.5	.0	346.8	12.7	294.2
6	173.3	545.2	343.4	117.6	346.8	.0	325.1	192.0
7	424.3	195.9	241.4	221.7	12.7	325.1	.0	337.8
8	297.5	646.2	94.3	155.0	294.2	192.0	337.8	.0
9	284.7	522.8	329.3	351.4	229.1	383.3	273.3	336.4
10	97.3	498.0	240.2	128.6	178.6	221.9	210.0	245.6
11	154.5	755.4	642.4	305.8	550.2	127.6	515.2	494.9
12	87.7	572.1	236.9	126.0	332.0	165.6	343.9	206.4
13	44.9	632.5	215.2	123.1	318.5	180.7	347.7	181.6
14	213.3	764.3	758.0	329.7	583.8	165.1	543.2	586.0
15	142.1	927.1	256.7	296.3	477.0	266.4	527.1	231.6
16	334.3	429.7	123.6	205.6	289.3	370.9	319.0	161.4
17	618.2	410.6	149.6	382.8	327.1	582.2	361.8	262.8
18	140.3	981.5	650.6	307.3	691.9	161.5	675.3	483.1
19	570.1	403.2	608.6	491.2	637.3	471.1	601.9	476.3
20	211.1	780.2	746.3	349.3	595.5	163.7	551.5	580.0
21	255.6	819.1	809.9	376.5	642.8	181.9	596.5	620.3
22	271.4	540.9	74.3	216.3	179.2	387.2	241.3	153.1
23	488.3	228.3	229.6	343.8	52.9	507.4	84.3	372.6
24	339.2	139.3	330.2	216.7	73.5	340.8	61.6	415.7
25	177.8	384.2	385.6	195.5	175.6	166.8	161.3	356.6
26	127.3	432.7	383.1	180.6	179.1	225.4	191.3	362.4
27	130.7	741.4	652.8	305.3	517.2	163.7	489.5	517.3
28	109.6	638.9	459.8	145.9	451.1	89.0	421.8	310.3
29	173.6	408.2	298.9	194.5	129.6	236.5	144.5	323.7
30	93.9	540.7	351.8	169.0	316.3	117.0	309.8	283.2
31	550.2	161.8	267.0	362.8	74.7	533.2	93.4	399.5
32	169.7	714.2	646.2	228.8	535.4	115.4	500.0	470.4

DISTANCIAS INTER-PIEZAS SEGUN II.5.17

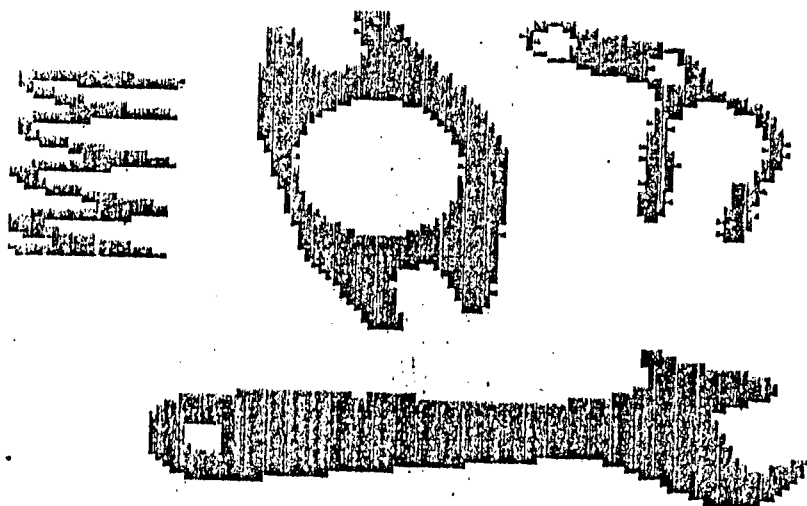
PIEZA/PIEZA	9	10	11	12	13	14	15	16
1	284.7	97.3	154.5	87.7	44.9	213.3	142.1	334.3
2	522.8	498.0	755.4	572.1	632.5	764.3	927.1	429.7
3	329.3	240.2	642.4	236.9	215.2	758.0	256.7	123.6
4	351.4	128.6	305.8	126.0	123.1	329.7	296.3	205.6
5	229.1	178.6	550.2	332.0	318.5	583.8	477.0	289.3
6	383.3	221.9	127.6	165.6	180.7	165.1	266.4	370.9
7	273.3	210.0	515.2	343.9	347.7	543.2	527.1	319.0
8	336.4	245.6	494.9	206.4	181.6	586.0	231.6	161.4
9	.0	171.8	430.9	277.1	242.0	440.4	264.9	398.2
10	171.8	.0	303.4	96.0	88.0	328.7	254.9	265.3
11	430.9	303.4	.0	233.2	269.4	49.5	309.3	645.7
12	277.1	96.0	233.2	.0	81.3	329.1	165.7	189.9
13	242.0	88.0	269.4	81.3	.0	344.8	141.6	197.8
14	440.4	328.7	49.5	329.1	344.8	.0	416.0	775.3
15	264.9	254.9	309.3	165.7	141.6	416.0	.0	345.6
16	398.2	265.3	645.7	189.9	197.8	775.3	345.6	.0
17	469.5	456.1	951.0	410.0	413.7	1080.8	525.0	95.1
18	488.6	344.9	69.0	279.2	255.1	74.9	260.7	696.8
19	628.0	605.7	632.1	414.9	513.8	771.8	614.0	316.9
20	440.8	343.4	31.6	320.9	344.4	8.2	382.8	771.8
21	470.9	388.3	63.1	380.1	388.6	7.1	438.7	847.4
22	216.4	148.0	592.2	184.2	151.9	683.4	250.5	113.7
23	225.3	242.0	707.0	400.3	380.5	752.2	531.5	266.4
24	268.3	175.5	457.7	291.7	301.4	468.2	516.9	279.2
25	183.8	111.8	162.8	192.5	211.8	154.9	325.3	429.8
26	176.4	70.3	220.2	187.7	165.3	209.6	320.7	387.1
27	362.7	244.4	25.4	237.4	258.3	30.6	313.3	668.5
28	368.9	199.1	100.3	143.4	155.9	101.7	278.9	441.8
29	116.3	64.5	263.9	163.1	170.8	271.3	295.0	352.5
30	200.5	120.2	105.3	98.5	128.9	124.0	184.5	369.7
31	273.3	294.7	756.9	436.5	426.7	800.6	608.1	257.8
32	410.8	264.8	67.8	244.8	262.1	21.0	372.9	648.1

DISTANCIAS INTER-PIEZAS SEGUN II.5.17

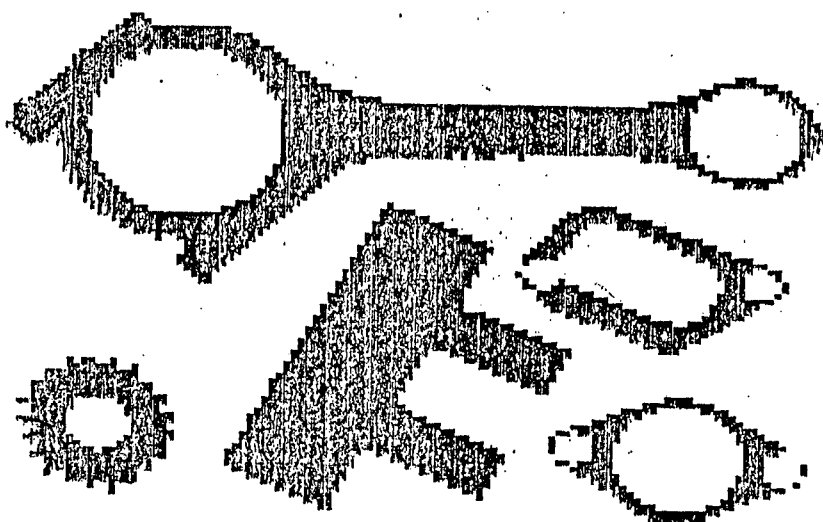
PIEZA/PIEZA	17	18	19	20	21	22	23	24
1	618.2	140.3	570.1	211.1	255.6	271.4	488.3	339.2
2	410.6	981.5	403.2	780.2	819.1	540.9	228.3	139.3
3	149.6	650.6	608.6	746.3	809.9	74.3	229.6	330.2
4	382.8	307.3	491.2	349.3	376.5	216.3	343.8	216.7
5	327.1	691.9	637.3	595.5	642.8	179.2	52.9	73.5
6	582.2	161.5	471.1	163.7	181.9	387.2	507.4	340.8
7	361.8	675.3	601.9	551.5	596.5	241.3	84.3	61.6
8	262.8	483.1	476.3	580.0	620.3	153.1	372.6	415.7
9	469.5	488.6	628.0	440.8	470.9	216.4	225.3	268.3
10	456.1	344.9	605.7	343.4	388.3	148.0	242.0	175.5
11	951.0	69.0	632.1	31.6	63.1	592.2	707.0	457.7
12	410.0	279.2	414.9	320.9	380.1	184.2	400.3	291.7
13	413.7	255.1	513.8	344.4	388.6	151.9	380.5	301.4
14	1080.8	74.9	771.8	8.2	7.1	683.4	752.2	468.2
15	525.0	260.7	614.0	382.8	438.7	250.5	531.5	516.9
16	95.1	696.8	316.9	771.8	847.4	113.7	266.4	279.2
17	.0	996.9	395.4	1068.1	1138.9	189.4	233.2	371.2
18	996.9	.0	763.3	64.6	75.7	628.6	848.3	609.8
19	395.4	763.3	.0	737.8	801.6	570.2	591.7	493.3
20	1068.1	64.6	737.8	.0	9.8	686.0	761.3	489.2
21	1138.9	75.7	801.6	9.8	.0	747.5	819.0	536.2
22	189.4	628.6	570.2	686.0	747.5	.0	162.9	249.8
23	233.2	848.3	591.7	761.3	819.0	162.9	.0	87.0
24	371.2	609.8	493.3	489.2	536.2	249.8	87.0	.0
25	608.9	267.2	590.0	157.5	187.9	292.0	264.4	138.8
26	604.4	299.7	616.7	231.3	261.3	248.4	245.3	119.6
27	965.7	66.1	675.8	20.2	43.7	566.6	660.3	421.2
28	707.4	92.2	520.8	104.3	114.6	408.0	593.5	379.7
29	513.9	368.2	637.1	283.6	318.3	179.9	189.9	123.6
30	572.8	140.3	509.2	114.3	145.5	271.2	398.0	267.9
31	208.3	915.1	521.0	810.8	867.1	199.8	10.4	86.2
32	944.3	72.3	688.6	37.9	31.5	582.1	703.5	432.4

DISTANCIAS INTER-PIEZAS SEGUN II.5.17

PIEZA/PIEZA	25	26	27	28	29	30	31	32
1	177.8	127.3	130.7	109.6	173.6	93.9	550.2	169.7
2	384.2	432.7	741.4	638.9	408.2	540.7	161.8	714.2
3	385.6	383.1	652.8	459.8	298.9	351.8	267.0	646.2
4	195.5	180.6	305.3	145.9	194.5	169.0	362.8	228.8
5	175.6	179.1	517.2	451.1	129.6	316.3	74.7	535.4
6	166.8	225.4	163.7	89.0	236.5	117.0	533.2	115.4
7	161.3	191.3	489.5	421.8	144.5	309.8	93.4	500.0
8	356.6	362.4	517.3	310.3	323.7	283.2	399.5	470.4
9	183.8	176.4	362.7	368.9	116.3	200.5	273.3	410.8
10	111.8	70.3	244.4	199.1	64.5	120.2	294.7	264.8
11	162.8	220.2	25.4	100.3	263.9	105.3	756.9	67.8
12	192.5	187.7	237.4	143.4	163.1	98.5	436.5	244.8
13	211.8	165.3	258.3	155.9	170.8	128.9	426.7	262.1
14	154.9	209.6	30.6	101.7	271.3	124.0	800.6	21.0
15	325.3	320.7	313.3	278.9	295.0	184.5	608.1	372.9
16	429.8	387.1	668.5	441.8	352.5	369.7	257.8	648.1
17	608.9	604.4	965.7	707.4	513.9	572.8	208.3	944.3
18	267.2	299.7	66.1	92.2	368.2	140.3	915.1	72.3
19	590.0	616.7	675.8	520.8	637.1	509.2	521.0	688.6
20	157.5	231.3	20.2	104.3	283.6	114.3	810.8	37.9
21	187.9	261.3	43.7	114.6	318.3	145.5	867.1	31.5
22	292.0	248.4	566.6	408.0	179.9	271.2	199.8	582.1
23	264.4	245.3	660.3	593.5	189.9	398.0	10.4	703.5
24	138.8	119.6	421.2	379.7	123.6	267.9	86.2	432.4
25	.0	43.1	122.9	144.7	36.1	56.9	301.2	152.0
26	43.1	.0	162.7	177.1	39.9	106.7	291.0	192.0
27	122.9	162.7	.0	85.2	218.4	83.7	717.1	51.8
28	144.7	177.1	85.2	.0	215.7	64.7	623.6	49.1
29	36.1	39.9	218.4	215.7	.0	88.1	235.5	242.8
30	56.9	106.7	83.7	64.7	88.1	.0	438.7	98.5
31	301.2	291.0	717.1	623.6	235.5	438.7	.0	743.3
32	152.0	192.0	51.8	49.1	242.8	98.5	743.3	.0



FOTPIEZ1



FOTPIEZ2



FOTPIEZ3

CONCLUSIONES Y PRINCIPALES APORTACIONES

=====

1. Se ha realizado, como primera aportacion, un estudio general, seguido de una descripcion conceptual, selectiva y critica, de la metodologia seguida en los sistemas tecnicos de reconocimiento de formas, en los aspectos mas basicos del mismo, es decir partiendo de datos visuales reales preprocesados.
2. En las cuestiones de semejanza y distancia (que se ha estimado, segun el estudio realizado, que son centrales en reconocimiento), se propone una relacion de semejanza construida a partir de la distancia. Tomando como base el analisis de las propiedades intuitivas de la nocion de semejanza, se llego a una expresion analitica que ha sido utilizada con exito en el resto del trabajo.
3. Se ha abordado un estudio sistematico de la incidencia de las expresiones normalmente aceptadas para la relacion entre semejanza y distancia cuando la imagenes o funciones estan expresadas en forma espectral. Ello llevo a considerar la forma de definir la cantidad de informacion en una imagen, asi como la perdida de

informacion despues de tranformaciones.

4. En el problema de la caracterizacion de una imagen a traves de transformaciones globales, se consideraron poco satisfactorios los esquemas convencionales basados en cascadas de transformaciones "ad hoc". Se penso, intuitivamente (a conprobar luego heuristicamente), que si se realiza una transformacion no demasiado sofisticada sobre la imagen, que generara descriptores universalmente aceptados (como es la transformada integral de Fourier), que ocurre si describimos los descriptores en terminos de otra transformada identica?.
- 5 El problema anterior se llevo a sus ultimas consecuencias en el caso unidimensional, proporcionando resultados que, curiosamente, coinciden con los que se encuentran en la naturaleza, como respuestas temporales locales de las celulas ganglionares en la retina de los vertebrados. La aportacion aqui consiste, ademas, en la sugerencia de que quizas la forma de romper con el esquema clasico de series temporales de Wiener, sea justamente el considerar dobles transformaciones: expresar descriptores por medio

de una segunda e idéntica transformación de descripción.

6. El problema del apartado cinco está íntimamente relacionado con la representación ortogonal. ¿Qué propiedades son debidas a ella, y cuáles a la transformación particular empleada?. Se estudió la cuestión, concluyéndose que la mayoría de las particularidades deseables se deben a la ortogonalidad.
7. Existe una analogía formal entre la propuesta que se hace aquí y otras. Las investigaciones y la conclusión es que la analogía es puramente formal, pero no de fondo. (operadores de Hückel, momentos, etc.). No se puede deducir de ellas las propiedades aquí presentadas.
8. Se generaron espacios de descriptores y se procedió a las definiciones pertinentes para permitir la clasificación. Se ha planteado el problema de análisis y síntesis jerárquica de descriptores, que llevan a los perceptones generalizados, como consecuencia. Así mismo se generalizó la formulación al espacio-tiempo.

9. Con los descriptores desarrollados, se estudio el problema de la generacion de un espacio de características donde tomar decisiones. Se han hecho experimentos , desarrollando todos los programas de ordenador necesarios, y se concluye que la caracterizacion doble de los descriptores es una herramienta muy util y practica, a nivel basico, para el recono-cimiento de formas en aplicaciones roboticas.
- 10.El logro conceptual de mayor alcance de este trabajo de investigacion ha sido llegar a la idea de generar descriptores basicos de una aparicion (imagen) en terminos de una doble transformacion integral sobre los datos preprocesados. La transformacion elegida ha sido la integral de Fourier, pero cualquier combinacion en parejas de otras transformaciones integrales deben ser, en principio, estudiadas. Los descriptores obtenidos despues de la segunda transformacion son de una gran simplicidad operativa. Las aplicaciones realizadas demuestran un considerable poder descriptivo a nivel basico, de aquellos aspectos de la imagen que el observador humano considera "relevante" y que conviene conservar en todo proceso reductor de la cantidad tecnica de informacion implicita en los procesos de

clasificación y reconocimiento, e incluso en los procesos de transmisión. Dada la naturaleza de este trabajo, no se ha pretendido encontrar esquemas funcionales que expliquen, o sean paradigmáticos de la actividad perceptual humana. El lograrlo exige indudablemente, integración multisensorial y modelos del medio. Sin embargo, es importante señalar, que a nivel más básico la forma de los núcleos espacio-temporales resultantes (funciones circulares de Bessel de distinto orden en dos dimensiones espaciales, mas núcleos temporales tipo ON-OFF en el tiempo) coinciden curiosamente con los que la experimentación neurofisiológica demuestra para el proceso de datos visuales en la retina de los vertebrados. Por consiguiente se abren dos nuevas áreas de investigación que estimamos deberán ser exploradas por su evidente potencial "a priori":

- a) En investigación básica, se plantea de inmediato la siguiente cuestión general. Se ha dedicado un gran esfuerzo a determinar que tipo de transformaciones realiza la retina sobre la imagen que incide en ella. Hasta ahora, toda la inspiración para hacer hipótesis acerca de dicha función ha procedido de la observación experimental de los campos receptivos

centro-periferia de las ganglionares y de las respuestas de las mismas a estímulos mas o menos locales que varían en el tiempo. Los resultados de este trabajo indican un segundo enfoque, que puede ser expresado en forma de conjetura de naturaleza doble, teórica y experimental : La retina extrae descriptores del espacio visual externo a través, al menos de una doble transformación espacio-temporal integral (o global) de la imagen que incide en los fotorreceptores. De forma tal que los resultados neurofisiológicos convencionales se refieren a la "anecdota" se dicha pareja de transformaciones. Las estructuras centro-periferia tan variadas, son consecuencia de la conjetura. Además el aclarar no trivialmente el código neuronal de las células ganglionares de la retina a nivel experimental exige admitir, al menos, el desarrollo de procedimientos de caracterización de sistemas en el que se pongan de manifiesto dicha doble transformación.

- b) En la investigación aplicada, para el desarrollo de sistemas robóticos capaces de reconocer e identificar visualmente los aspectos que mas interesan, en definitiva, a los humanos en sus propias aplicaciones, procede explorar el desarrollo de la idea de la doble transformación

sobre imagenes, investigando, con criterio, posibles parejas de transformaciones integrales que puedan generar espacios de descriptores que se apliquen co mas exito, o mas ahorro computacional en el proceso clasificador consiguiente.

REFERENCIAS

=====

Agin, G. J., Duda, R. O. (1977): "SRI vision research for advanced industrial automation", proc. 2nd USA/Japan Comp. Conf., pp 113-117.

Bertalanfy, L., Ashby, W. R. (1978): "Tendencias en la teoria general de sistemas", Alianza Editorial S.A.

Bezdek, J. C. (1981): "Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithmes", Plenum Press.

Blum, H. (1967): "A transformation for extracting new descriptors of shape", Models for the percetions of speech and visual form, MIT Press, pp 362-380.

Brooks, R. A., Greiner, R., Binford, T. O. (1979): "The ACRONYN Model-based vision system", Proc. 6th Int. Joint Conf. Art. Intell. pp 103-105.

Canton, M. (1982): "La Teoria de Momentos en el Analisis de Formas: Formulacion Tensorial, Invarianzas y Aplicaciones", Tesis Doctoral, Univ. Politecnica, La Laguna.

Canton, M., Rubio Royo, F., Moreno Diaz, R. (1982): "La

Teoria de Momentos generalizada y sus aplicaciones en procesos biociberneticos", Proc. I Reunion Nal. Biocib., Madrid.

Cuadras, C.M.(1981): "Metodos de Analisis Multivariante", Ed. Univ. Barcelona. S.A.

Davis, L.S.(1975): "A survey of Edge Detection Techniques", Comp. Graphics and Image Proc.,4, pp 248-270.

Davis, L.S.(1977): "Understanding Shape: Angles and Sides", IEEE Trans. Comp.,C-26, 3, pp 236-242.

De la Huez,I.(1982): "Sistema de interconexion de dos ordenadores de distinta estructura, para transmision, almacenamiento y procesos de matrices de datos", Proyecto Fin de Carrera, Univ. Politecnica, Las Palmas.

Dudani,S.A.,Breeding,K.J.,McGhee,R.B.(1977): "Aircraft identification by moment invariants", IEEE Trans. Comp.,C-26, 1, pp 39-45

Duda, R.O.,Hart, P.E.(1972): "Use of the Hough Transformation to detect lines and curves in pictures", Comm. ACM,15, pp 11-15

Duda, R.O., Hart, P.E., (1973): "Pattern classification and Scene analysis", John Wiley;

Duda, R.O., Hart, P.E., Munson, J.H. (1967): "Grafical-data-processing research study and experimental investigation", Tech. Rept. ECOM-01901-26. Stanford Research Inst.

Eden, M.(1962): "Handwriting and Pattern Recognition", IRE Trans. Inf. Theory, IT-8,2, pp 160-166.

Falcon, A.(1983): "Proceso y Extraccion de Propiedades Cromaticas en formas visuales. Desarrollo de un Sistema y Aplicaciones", Tesis Doctoral, Univ. Politecnica, Las Palmas.

Fortes, J. (1982): "Realizacion y puesta en funcionamiento de un sistema camara-ordenador, con diseno de hardware y software de adquisicion, preproceso y presentacion de imagenes digitales", Proyecto Fin de Carrera, Univ. Politecnica, Las Palmas.

Freeman, H. (1977): "Shape Description via the use of critical Points", Proc. Conf. Patt. Recog. and Image Processing, IEEE 77CH1202-90, 168-174.

Fu, K.S(1982):" Digital Pattern Recognition", Springer -Verlag.

Fu, K.S(1982):" Pattern Recognition for Automatic Visual inspection", Computer,15,12, pp 34-40

Fukushima, K.(1969):" Visual Feature Extraction by a Multilayered Network of Analog Threshold Elements", IEEE Trans. Compt. SSC-5,4, pp 322-333.

Gonzalez, R.C., Thomasson, M.G.(1978):" Syntactic Pattern Recognition: An Introduction", Addison-Wesley, Reading, Mass.

Gonzalez, R.C., Wintz, P.(1977):" Digital Image Processing", Addison-Wesley, Reading,Mass.

Griffith, A.K.(1973):" Edge Detection in Simple Scenes using A-priori Information", IEEE Tans. Compt.,22, pp 371-381.

Grims, R.L. (1959):" Automatic Pattern Recognition, New Morphological Systems Using Digital Computer", Wireless World,65, pp 499-501

Hill, J.W., Sword,A.J.(1980:" SRI reports on its programable port presenter" Robotics Today, Summer,

Hsieh, Y.Y.,Fu, K.S.(1980):" An automatic visual inspection system for integrate circuits chip", Compt. Graph. Image processing,14, pp 293-343

Hu, M.(1962):" Visual Pattern Recognition by moment invariants", IRE Trans. Inform. Theory, IT-8, pp 179-187.

Hueckel, M.(1971):" A local visual operator which recognizes edges and lines", J. ACM, 20, pp 634-647.

Hueckel, M.(1971):" An operator which locates Edges in digitized pictures", J. ACM,18, pp 113-125.

Jarvis, J.F.(1980):" Automated visual inspection of printed wiring boards by local pattern matching", IEEE Trans. Patt. Anal. Machine Intelligence,2, pp 77-82.

Johnston, E., Rosenfeld, A.(1973):" Angle detection on digital curves", IEEE Trans. Compt.,C-22, pp 875-878.

Kashioka,S., Epiri, M., Sakanoto, Y.(1976):" A transistor wire bounded system utilizing multiple

local pattern machine", IEEE Trans. Syst. Man Cybern., SMC-6.

Kashioka, S., Takeda, S., Shina, Y., Uno, T., Howada, T. (1977): "An approach to the integrated intelligent robot with multiple sensory feedback visual recognition techniques", Proc. 7th Int. Symp. Industrial Robot, pp 531-538.

Kaufman, G.J., Brreding, K.J. (1976): "The automatic recognition of human faces upon profile silhouettes", IEEE Trans. on System. Man and Cybern., SMC-6, 2, pp 113-121. Kono, H. (1977): "Profile Pattern Recognition System for Machine Parts", Information Control Problems in manufacturing Technology, pp 53-62.

Krakauer, L., Papoulis, T. (1979): "Visual printed wiring board fault detection by geometrical method", Proc. COMSAC, Chicago Il, pp 36-45.

Kruger, R.P., Thompson, W.B. (1981): "A Technical and Economic Assessment of Computer Vision for Industrial Inspection and Robotic Assembly", Proc. IEEE, 69, 12, pp 1524-1538.

Ledley, R.S. (1964): "High-Speed Automatic Analysis of Biomedical Pictures", Science, 146, 2641, 9, pp

Levine, M.D.(1969):" Feature Extraccion: A Survey",
Proc. IEEE,57,8, pp 1391-1407.

Mendel, J.M., Fu, K.S.(1970):" Adaptive, Learning and
Pattern Recognition Systems: Theory and
Applications". Acad. Press.

Mendez, J.A., Falcon,A.(1983):" Criterios de
Semejanza y Distancia en Reconocimiento de Formas",
II Simp. Ing. Biomed., Madrid, pp 489-493.

Moreno-Diaz, R., Rubio, E.(1980):" A model for
nonlinear procesing in cat's retina", Biol.
Cybernetic,37, pp 25-31.

Moreno-Diaz, R., Rubio Royo, F., Rubio, E.(1980):" A
theoretical proposal to account for visual
computation in a frog's retina", Int. J. Bio-Med.
Comp.,11, pp 415-426

Narasimhan, R.(1964):" Labelling schemata and
Syntactic Description of Pictures", Infor. and
Control,7, pp 151-179.

Narasimhan, R.(1966):" Syntax-Directed Interpretation of classes of Pictures", Com. ACM,9,3, pp 166-173.

Niemann, H.(1981):" Pattern Analysis", Springer-Verlag.

Nilsson, N.J.(1966):" Adaptive Pattern Recognition: a survey", Bionics Symposium, Dayton Ohio.

Pavlidis, T.(1977):" Structural Pattern Recognition", Springer-Verlag, New York.

Peli, T., Malah, D.(1982):" A study of edge Detection Algorithms", Computer Graphics and Image Processing, 20, pp 1-21.

Persoon, E., Fu, K.S.(1977):" Shape Discrimination using Fourier Descriptors", IEEE Trans. SMC, SMC-4,4, pp 179-179.

Pitts, W., McCulloch, W.S.(1947):" How we know universals. The perception of Auditory and Visual Forms, Bull. Math. Biophys, 9, pp 127-147.

Pratt, W.K.(1978):" Digital Image Processing", John Wiley.

Ramash, J., Haynes, S.(1982): " Imprecision in Computer vision", Computer, 15,8, pp 39-48

Reddy, R., Newell, A.(1975): " Image Undestanding: Potencial research Approaches", ARPA Image Undertanding Workshoop. Washintong D.C.

Roberts, L.G.(1965): " Machine perception of three dimensional Solids", Optical and Electro Optical Information Processing, MIT Press, pp 158-197.

Rosenfeld, A.(1970): " A nonlinear edge detection technique", Procc. IEEE,58, pp 814-816.

Rosenfeld, A., Kak, A.(1976): " Digital Picture Processing", Academic Press.

Rosenfeld, A., Weszka, J.S.(1980): " Picture Recognition", Digital Pattern Recognition, K.S. Fu (Ed.), Springer-Verlag, pp 135-166.

Sadjadi, F.A., Hall, E.L.(1980): " Three dimensional moment invariants", IEEE Trans. on PAMI,2, pp 127-136.

Santana, O., De la Huez, I., Fortes, J.(1981): " Visual objets isolation and recognition by

camara-computer system", Proc. Inter. Congr. on App. Syst. Research and Cybernetics, pp 2405-2410, Acapulco.

Santana, O., Mendez, J.A., Moreno-Diaz, R.(1981): "Momentos Normalizados para proceso de datos visuales", Rev. Real Acad. Ciencias, Madrid, LXXV,1, pp 287-289.

Selfridge, O.G.(1955): "Pattern Recognition and modern Computer", Proc. Western Joint Computer Conf., pp 91-92.

Smith, F.W., Wright, M.H.(1971): "Automatic ship photo interpretation by the method of moments", IEEE Trans. on Computer, c-20, pp 1089-1095.

Spath, H.(1980): "Cluster Analysis Algorithms for data reduction and classification of objects", Ellis Harwood.

Sugerman, R.(1980): "The Blue collar robot", IEEE Spectrum, 17, pp 53-57.

Teague, M.R.(1980): "Image analysis via the general theory of moments", J. Opt. Soc. Am., 70,8, pp 920-930.

Wechsler, H., Citron, T.(1980):" Feature extraction for texture clasification", Pat. Recog.,12,5, pp 301-311.

Weszla, J.S., Rosenfeld, A.(1976):"An Application of Texture Analysis to Material Inspection", Patt. Recog.,8, pp 195-200.

Wilf, J.M., Cunnninghan, R.T.(1979):" Computing region moments from boundary representations", JPL Publ. 79-419.

Yachida, M., Tsuji, S.(1977):" A versatil Machine vision system for Complex Industrial parts", IEEE Trans. Comp., c-26,9, pp 882-894.

Zadeh, L.A.(1965):" Fuzzy Sets", Inf. Control, 8, pp 338-353.

Zadeh, L A.(1975):" Calculus of Fuzzy Restrictions", in Fuzzy Sets and their Applications to Cognitive and decision Processes. Acad. Press.

TESIS DOCTORAL

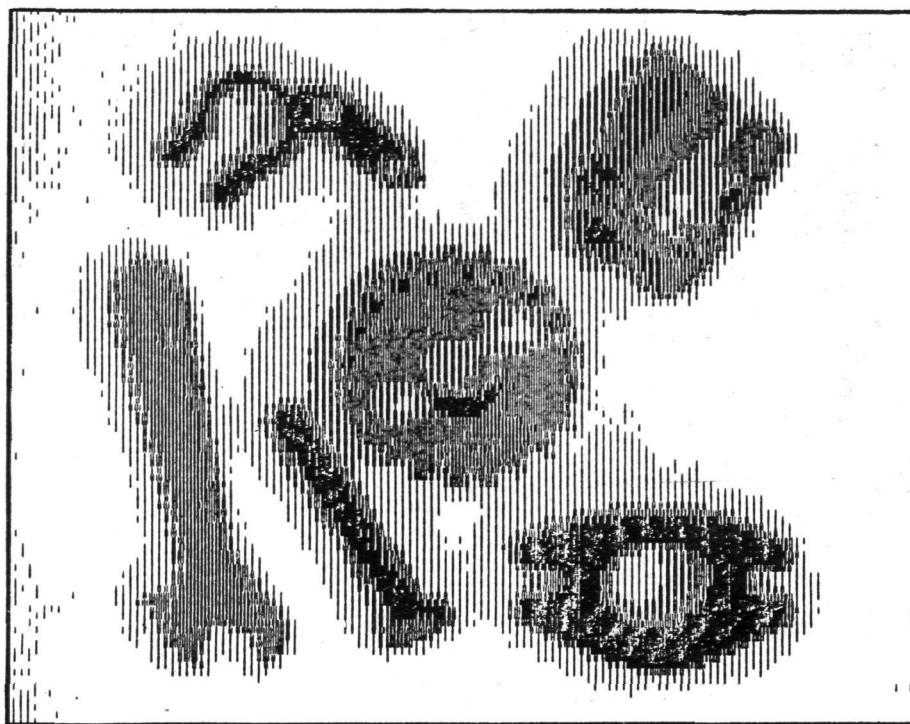
CONTRIBUCIONES A LA TEORIA DE LA CARACTERIZACION

DE FORMAS PARA EL RECONOCIMIENTO, APLICACIONES

(APENDICE)

Autor: Juan A. Méndez Rodríguez

Director: Roberto Moreno Díaz



Escuela Técnica Superior de Ing. Industriales
Universidad Politécnica de Las Palmas

Noviembre, 1.983

TESIS DOCTORAL

CONTRIBUCIONES A LA TEORIA DE LA CARACTERIZACION
DE FORMAS PARA EL RECONOCIMIENTO, APLICACIONES
(APENDICES)

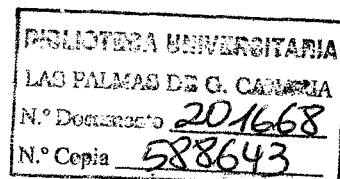
Autor: Juan A. Méndez Rodriguez

Director: Roberto Moreno Díaz



Escuela Técnica Superior de Ing. Industriales
Universidad Politécnica de Las Palmas

Noviembre, 1.983



52

R.-5495

PROGRAMAS

=====

BESSEL: Subrutina Basica de calculo de la funcion de Bessel de cualquier or- den	258
MFESSE6: Construye las funciones de Bessel por interpolacion desde un fichero de la funcion tabulada.....	260
IMPREBESE: Imprime en un fichero una tabla de funciones de Bessel.....	261
MFESTAB: Calcula las funciones de Bessel a partir de J_0 y J_1 tabuladas.....	263
MFKERNEL: Produce una imagen, que es una visualizacion en tonos de gris de los nucleos de descripcion.....	264
MFKERPLO: Dibuja la grafica radial de un nucleo de decriptor.....	266
MFDESB51: Calcula los decriptores de una imagen, 90 en total sin criterios de reduccion.....	268
MFDES19: Calcula los descriptores de una imagen, para utilizarlos en el sistema de reconocimiento.....	272

MFDESNUM: Calcula el numero de descriptores segun la relacion R/L.....	271
JOBRECl: Job de calculo de descriptores se- gun R/L, reconstruccion de la ima- gen y evaluacion del error.....	275
MFRECON2: Programa de reconstruccion.....	276
MFERROB: Calcula el error entre la imagen original y la reconstruida.....	279
MACRODES: Macro para el calculo de descrip- tores del banco de prototipos.....	280
MACMEDIO: Macro para el calculo de descrip- tores medios.....	281
MFDESMED: Programa de calculo del descrip- tor medio de un prototipo.....	282
MACEMPDS: Macro de empaquetado de descrip- tores.....	283
MFEMPAQUE: Programa de empaquetado de des- criptores.....	284
MFDESANG: Programa de correlacion angular...	285
MFERPIEl: Programa de calculo de distancias entre piezas.....	286
CLASIF2: Programa de clasificacion(II.5.17).	287
CLASIFIC:Programa de clasificacion(II.5.15).	288

```

1      C      SUBROUTINA QUE CALCULA LA FUNCION DE BESSEL
2          SUBROUTINE BESSEL(X,N,BJ)
3          D=0.000001
4          NEG=0
5          BJ=0.
6          IF(N) 10,20,20
7      10      NEG=1
8          N=-N
9      20      IF(X) 25,26,31
10     25      IER=2
11         DISPLAY "XES NEGATIVA",IER
12         RETURN
13     26      IF(N) 27,27,28
14     27      BJ=1.
15     28      RETURN
16     31      IF(X-15.) 32,32,34
17     32      TEST=20.+10.*X-X**2/3
18     33      GOTO 36
19     34      TEST=90.+X/2.
20     35      IF(N-TEST) 40,38,38
21     36      IER=4
22     37      DISPLAY "RANGO NO CORRECTO",IER
23     38      RETURN
24     40      IER=0
25     41      N1=N+1
26     42      BPREV=0.
27     43      IF(X-5.) 50,60,60
28     44     50      XMA=X+6.
29     45     60      GOTO 70
30     46     70      XMA=1.4*X+60./X
31     47     80      XMB=N+IFIX(X)/4+2
32     48     90      XZERO=XMA
33     49     100     IF(XMA-XMB) 80,90,90
34     50     110     XZERO=XMB
35     51     120     MMAX=IFIX(TEST)
36     52     130     MZERO=IFIX(XZERO)
37     53     140     DO 190 M=MZERO,MMAX,3
38     54     150     FM1=1.0E-28
39     55     160     FM=0.
40     56     170     ALFA=0.
41     57     180     IF(M-(M/2)*2)120,110,120
42     58     190     JT=-1
43     59     200     GOTO 130
44     60     210     JT=1
45     61     220     M2=M-2
46     62     230     DO 160 K=1,M2
47     63     240     MK=M-K
48     64     250     BMK=2.*FLOAT(MK)*FM1/X-FM
49     65     260     FM=FM1
50     66     270     FM1=BMK
51     67     280     IF(MK-N-1) 150,140,150
52     68     290     BJ=BMK
53     69     300     JT=-JT
54     70     310     S=1+JT
55     71     320     ALFA=ALFA+BMK*S
56     72     330     BMK=2.*FM1/X-FM
57     73     340     IF(N) 180,170,180
58
59
60

```

```

61      170 BJ=BMK
62      180 ALFA=ALFA+BMK
63          BJ=BJ/ALFA
64          IF(ABS(BJ-BPREV)-ABS(D*BJ)) 200,200,190
65      190 BPREV=BJ
66          IER=3
67          DISPLAY "PRESICION NO OBTENIDA",IER
68          RETURN
69      200 IF(NEG) 210,210,205
70      205 BJ=(-1,)**N*BJ
71      210 RETURN
72          END

```

```

1  #CONTROL USLINIT
2  C PROGRAMA DE CONSTRUCCION DE LAS FUNCIONES DE BESSEL
3  C A PARTIR DE UNA TABLA DE JN
4  C2345678
5      DIMENSION BJK(9)
6      DIMENSION A(9,130)
7      DO 10 I=1,130
8          10  READ (10,20) (A(J,I),J=1,9)
9          20  FORMAT(E12.6,8(2X,E12.6))
10         DISPLAY "RANGO= 0.--12.9,X="
11         ACCEPT X
12         40  IX=INT(X*10.)
13         X1=FLOAT(IX)/10.
14         X2=X1+0.1
15         X3=X2+0.1
16         DO 100 I=1,9
17             Y1=A(I,IX+1)
18             Y2=A(I,IX+2)
19             Y3=A(I,IX+3)
20         100  CALL INTERPOL(X1,X2,X3,X,Y1,Y2,Y3,BJK(I))
21         70  DO 80 I=1,9
22         80  DISPLAY "J(",I-1,")=" ,BJK(I)
23         STOP
24         END
25  C
26  SUBROUTINE INTERPOL(X1,X2,X3,X,Y1,Y2,Y3,Y)
27      Y=(X-X2)*(X-X3)*Y1/((X1-X2)*(X1-X3))
28      Y=Y+(X-X1)*(X-X3)*Y2/((X2-X1)*(X2-X3))
29      Y=Y+(X-X1)*(X-X2)*Y3/((X3-X1)*(X3-X2))
30      RETURN
31      END

```

```

1  #CONTROL USLINIT
2  C PROGRAMA PARA IMPRIMIR J0 Y J1 EN FILE10
3  C2345678
4      DOUBLE PRECISION BJK(9)
5      COMMON BJ
6      BJK(1)=1.
7      BJK(2)=0.
8      BJK(3)=0.
9      BJK(4)=0.
10     BJK(5)=0.
11     BJK(6)=0.
12     BJK(7)=0.
13     BJK(8)=0.
14     BJK(9)=0.
15     WRITE (10,20) (BJK(I),I=1,9)
16     DO 10 IX=1,129
17     CALL BESSEL5( FLOAT(IX)/10.,BJ)
18     WRITE (10,20) (BJK(I),I=1,9)
19     FORMAT(E12.6,8(2X,E12.6))
20     STOP
21     END
22     SUBROUTINE BESSEL5 (X,BJ)
23     C EVALUA PARA CADA X LAS FUNC. DE BESSEL DE ORDENES
24     C 0, ..., 9 Y DEVUELVE EL RESULTADO EN BJK(I).
25     DOUBLE PRECISION BPREV0,BPREV1,FM,FM1,ALFA,BMK,FCERO,FUNO,BJ0
26     DOUBLE PRECISION BJ1,P1,P2,P3,P4,P5,D0,P6,P7,D1
27     DOUBLE PRECISION P8,P9,P10,P11
28     DOUBLE PRECISION BJK(9)
29     D=0.01
30     IF(X-15.) 32,32,33
31     TEST=20.+10.*X-X**2/3.
32     GOTO 34
33     TEST= 90.+X/2.
34     BPREV0=0.
35     BPREV1=0.
36     IF(X-5.) 50,60,60
37     XMA=X+6.
38     GOTO 70
39     XMA=1.4*X+60./X
40     XMB=3+IFIX(X)/4
41     XZERO=XMA
42     IF(XMA-XMB) 80,90,90
43     XZERO=XMB
44     C
45     C
46     90 NMAX=IFIX(TEST)
47     NZERO=IFIX(XZERO)
48     100 DO 190 M=NZERO,NMAX,3
49     FM1=1.0E-28
50     FM=0.
51     ALFA=0.
52     IF(M-(M/2)*2)120,110,120
53     110 JT=-1
54     GOTO 130
55     120 JT=1
56     130 M2=M-2
57     DO 160 K=1,M2

```



```
81      MK=M-K
82      P1=FM1/X
83      S1=2, *FLOAT(MK)
84      P2=P1*S1
85      BMK=P2-FM
86      FM=FM1
87      FM1=BMK
88 150  JT=-JT
89      S=1+JT
90      P3=BMK*S
91 160  ALFA=ALFA+P3
92      P4=FM1/X
93      P5=2, *P4
94      BMK=P5-FM
95      FCERO=BMK
96      FUNO=FM1
97 180  ALFA=ALFA+BMK
98      BJ0=FCERO/ALFA
99      BJ1=FUNO/ALFA
100     D0=BJ0-BPREV0
101     D0=ABS(D0)
102     P6=D*BJ0
103     P7=ABS(P6)
104     IF(D0-P7) 185,185,186
105 185  D1=BJ1-BPREV1
106     D1=ABS(D1)
107     P8=D*BJ1
108     P9=ABS(P8)
109     IF(D1-P9) 200,200,186
110 186  BPREV0=BJ0
111 190  BPREV1=BJ1
112 C      DISPLAY "PRECISION NO OBTENIDA"
113 195  RBJ=SQRT(2,/(X*3.141592))
114     BJ0=COS(X-3.141592/4,)*RBJ
115     BJ1=COS(X-3,*3.141592/4,)*RBJ
116     BJ1=RBJ*(BJ1-SIN(X-3,*3.141592/4,)*3,/(8,*X))
117 200  CONTINUE
118     BJ(1)=BJ0
119     BJ(2)=BJ1
120     DO 205 I=3,9
121     P10=BJ(I-1)/X
122     S2=2, *FLOAT(I-2)
123     P11=S2*P10
124 205  BJ(I)=P11-BJ(I-2)
125     DO 210 I=1,9
126 210  BJ(I)=SNGL(BJ(I))
127     RETURN
128     END
```

#CONTROL USLINIT

C PROGRAMA DE CONSTRUCCION DE LAS BUNCIONES DE BESEL

C TABULANDO JO Y J1

C2345678

DOUBLE PRECISION BJK(9),BJ0,BJ1,S,P

DIMENSION A0(130),A1(130)

DATA A0/1.,.997,.990,.978,.960,.938,.912,.881,.846,.807,.765,.72

*,.671,.620,.567,.512,.455,.398,.340,.282,.224,.167,.110,.055,.002

*,.048,

*,.097,,-.142,,-.185,,-.224,,-.260,,-.292,,-.320,,-.344,,-.364,,-.380,,-.39

*,.399,,-.402,,-.402,,-.397,,-.389,,-.376,,-.361,,-.342,,-.320,,-.296,,-.26

*,.240,,-.210,,-.177,,-.144,,-.110,,-.076,,-.041,,-.007,,-.027,,-.060,,-.092,

*,.122,,-.150,,-.177,,-.202,,-.224,,-.243,,-.260,,-.274,,-.285,,-.293,,-.298,,-.300,,-.299

*,.295,,-.288,,-.278,,-.266,,-.251,,-.234,,-.215,,-.194,,-.172,,-.147,,-.122,,-.096,,-.069

*,.042,,-.015,,-.012,,-.039,,-.065,,-.090,,-.114,,-.136,,-.158,,-.177,,-.194,

*,.209,,-.221,,-.232,,-.240,,-.246,,-.249,,-.250,,-.248,,-.243,,-.237,,-.22

*,.216,,-.203,,-.188,,-.171,,-.153,,-.133,,-.112,,-.090,,-.068,,-.045,,-.21

*,.002,,-.025,,-.048,,-.070,,-.091,,-.111,,-.129,,-.147,,-.162,,-.176,,-.189,,-.199/

DATA A1/.0,.000,.099,.148,.196,.242,.286,.329,.369,.406,.440,

*,.471,.498,.522,.542,.558,.570,.578,.581,.581,.577,.568,.556,

*,.540,.520,.497,.470,.442,.410,.375,.339,.301,.261,.221,.179,

*,.137,.095,.054,.013,,-.027,,-.066,,-.103,,-.139,,-.172,,-.203,,-.231,

*,.256,,-.279,,-.298,,-.315,,-.327,,-.337,,-.343,,-.346,,-.345,,-.341,

*,.334,,-.324,,-.311,,-.295,,-.277,,-.256,,-.233,,-.208,,-.182,,-.154,

*,.125,,-.095,,-.065,,-.035,,-.005,,-.025,,-.054,,-.082,,-.110,,-.135,,-.159,

*,.181,,-.201,,-.219,,-.235,,-.248,,-.258,,-.266,,-.271,,-.273,,-.273,,-.270,,-.264,

*,.256,,-.245,,-.232,,-.217,,-.200,,-.182,,-.161,,-.139,,-.117,,-.093,,-.068,,-.043,

*,.018,,-.007,,-.031,,-.055,,-.079,,-.101,,-.122,,-.142,,-.160,,-.177,

*,.191,,-.204,,-.214,,-.222,,-.228,,-.232,,-.233,,-.232,,-.289,,-.223,

*,.216,,-.206,,-.194,,-.181,,-.165,,-.149,,-.131,,-.111,,-.091/

DISPLAY "X=", "INTERVALO 0--12.5"

ACCEPT X

I1=INT(X*10.)

X1=FLOAT(I1)/10.

X2=X1+0.1

X3=X2+0.1

Y1=A0(I1+1)

Y2=A0(I1+2)

Y3=A0(I1+3)

CALL INTERPOL(X1,X2,X3,Y1,Y2,Y3,X,BJK(1))

Y1=A1(I1+1)

Y2=A1(I1+2)

Y3=A1(I1+3)

CALL INTERPOL(X1,X2,X3,Y1,Y2,Y3,X,BJK(2))

DO 10 I=3,9

P=BJK(I-1)/X

S=2.*FLOAT(I-2)

P=P*S

BJK(I)=P-BJK(I-2)

DO 20 I=1,9

BJK(I)=SNGL(BJK(I))

DISPLAY "JK(",I-1,")=",BJK(I)

STOP

END

END

END

END

END

SUBROUTINE INTERPOL (X1,X2,X3,Y1,Y2,Y3,X,T)

46 DOUBLE PRECISION T

47 $T = (X - X2) * (X - X3) * Y1 / ((X1 - X2) * (X1 - X3))$

48 $T = T + (X - X1) * (X - X3) * Y2 / ((X2 - X1) * (X2 - X3))$

49 $T = T + (X - X1) * (X - X2) * Y3 / ((X3 - X1) * (X3 - X2))$

52 RETURN

53 END




```

1  #CONTROL USLINIT
2      DIMENSION Is(128,116),E(9,10)
3      DO 5 J=1,10
4          5 READ (1,7) (E(I,J),I=1,9)
5          7 FORMAT (9F7,4)
6          X0=64.5
7          Y0=47.5
8          DISPLAY "VALORES DE N,M,L"
9          ACCEPT N,M,L
10         DO 6 I=1,128
11             DO 6 J=1,116
12                 V1=FLOAT(I)-X0
13                 V2=FLOAT(J)-Y0
14                 OMEGAR=SQRT(V1**2+V2**2)
15                 OMEGAR=(OMEGAR*2,*3.141592)/FLOAT(L)
16                 CALL BESSEL(OMEGAR,N,BJ)
17                 FI=ATAN(V2,V1)
18                 D=(COS(N*FI)*BJ)/(E(N+1,M)**2-OMEGAR**2)
19                 IS(I,J)=D*10000
20             6 CONTINUE
20.1         MAXP=0
20.2         MAXN=0
20.3         DO 8 I=1,128
20.4             DO 8 J=1,116
20.5                 IF(IS(I,J)) 300,300,330
20.6             300 IB=-IS(I,J)
20.7                 IF(IB-MAXN) 320,310,310
20.8             310 MAXN=IB
20.9             320 GOTO 8
20.91          330 IB=IS(I,J)
20.92                 IF(IB-MAXP) 8,340,340
20.93             340 MAXP=IB
20.94             8 CONTINUE
20.95             DO 9 I=1,128
20.96                 DO 9 J=1,116
20.97                 9 IS(I,J)=FLOAT((IS(I,J)+MAXN))*255./FLOAT((MAXP+MAXN))
21             WRITE (20) ((IS(I,J),I=1,128),J=1,116)
22             DISPLAY " O. K.",E(N+1,M)
23             STOP
24             END
25  C SUBROUTINA QUE CALCULA LA FUNCION DE BESSEL
26      SUBROUTINE BESSEL(X,N,BJ)
27          D=0.001
28          NEG=0
29          BJ=0.
30          IF(N) 10,20,20
31          10 NEG=1
32              N=-N
33          20 IF(X) 25,26,31
34          25 IER=2
35              DISPLAY "XES NEGATIVA",IER
36              RETURN
37          26 IF(N) 27,27,28
38          27 BJ=1.
39          28 RETURN
40          31 IF(X-15.) 32,32,34
41          32 TEST=20.+10.*X-X**2/3

```

```
42      GOTO 36
43      34 TEST=90.+X/2.
44      36 IF(N-TEST) 40,38,38
45      38 IER=4
46          DISPLAY "RANGO NO CORRECTO",IER
47          RETURN
48      40 IER=0
49          N1=N+1
50          BPREV=0.
51          IF(X-5.) 50,60,60
52      50 XMA=X+6.
53          GOTO 70
54      60 XMA=1.4*X+60./X
55      70 XMB=N+IFIX(X)/4+2
56          XZERO=XMA
57          IF(XMA-XMB) 80,90,90
58      80 XZERO=XMB
59      90 MMAX=IFIX(TEST)
60          MZERO=IFIX(XZERO)
61      100 DO 190 M=MZERO,MMAX,3
62          FM1=1.0E-28
63          FM=0.
64          ALFA=0.
65          IF(M-(M/2)*2)120,110,120
66      110 JT=-1
67          GOTO 130
68      120 JT=1
69      130 M2=M-2
70          DO 160 K=1,M2
71          MK=M-K
72          BMK=2.*FLOAT(MK)*FM1/X-FM
73          FM=FM1
74          FM1=BMK
75          IF(MK-N-1) 150,140,150
76      140 BJ=BMK
77      150 JT=-JT
78          S=1+JT
79      160 ALFA=ALFA+BMK*S
80          BMK=2.*FM1/X-FM
81          IF(N) 180,170,180
82      170 BJ=BMK
83      180 ALFA=ALFA+BMK
84          BJ=BJ/ALFA
85          IF(ABS(BJ-BPREV)-ABS(D*BJ)) 200,200,190
86      190 BPREV=BJ
87          IER=3
88          DISPLAY "PRESICION NO OBTENIDA",IER
89          RETURN
90      200 IF(NEG) 210,210,205
91      205 BJ=(-1.)**N*BJ
92      210 RETURN
93      END
```

```

1  $CONTROL USLINIT
2      DIMENSION Is(128,116),E(9,10)
3      DO 5 J=1,10
4          5  READ (1,7) (E(I,J),I=1,9)
5          7  FORMAT (9F7.4)
6          DISPLAY "VALORES DE N,M"
7          ACCEPT N,M
8          DO 6 I=1,128
9          DO 6 J=1,116
10         IF (I.EQ.10) GOTO 3
11         IF (J.EQ.58) GOTO 3
12         IS(I,J)=0
13         GOTO 6
14     3  IS(I,J) = 10
15     6  CONTINUE
16     DO 8 I=10,128
17     X=16.*(I-10)/118.
18     CALL BESSEL (X,N,BJ)
19     D= E(N+1,M)*BJ/(E(N+1,M)**2-X**2)
20     K=INT(58.-(58.*D/0.43)
21     IF (IS(I,K).EQ.10) GOTO 8
22     IS(I,K)= 10
23     8  CONTINUE
24     WRITE (20) ((IS(I,J),I=1,128),J=1,116)
25     DISPLAY " O. K.",E(N+1,M)
26     STOP
27     END
28 C  SUBROUTINA QUE CALCULA LA FUNCION DE BESSEL
29     SUBROUTINE BESSEL(X,N,BJ)
30     D=0.001
31     NEG=0
32     BJ=0.
33     IF(N) 10,20,20
34     10  NEG=1
35     N=-N
36     20  IF(X) 25,26,31
37     25  IER=2
38     DISPLAY "XES NEGATIVA",IER
39     RETURN
40     26  IF(N) 27,27,28
41     27  BJ=1.
42     28  RETURN
43     31  IF(X-15.) 32,32,34
44     32  TEST=20.+10.*X-X**2/3
45     GOTO 36
46     34  TEST=90.+X/2.
47     36  IF(N-TEST) 40,38,38
48     38  IER=4
49     DISPLAY "RANGO NO CORRECTO",IER
50     RETURN
51     40  IER=0
52     N1=N+1
53     BPREV=0.
54     IF(X-5.) 50,60,60
55     50  XMA=X+6.
56     GOTO 70
57     60  XMA=1.4*X+60./X

```

```
55      70 XMB=N+IFIX(X)/4+2
56          XZERO=XMA
57          IF(XMA-XMB) 80,90,90
58      80 XZERO=XMB
59      90 MMAX=IFIX(TEST)
60          MZERO=IFIX(XZERO)
61      100 DO 190 M=MZERO,MMAX,3
62          FM1=1.0E-28
63          FM=0.
64          ALFA=0.
65          IF(M-(M/2)*2)120,110,120
66      110 JT=-1
67          GOTO 130
68      120 JT=1
69      130 M2=M-2
70          DO 160 K=1,M2
71          MK=M-K
72          BMK=2.*FLOAT(MK)*FM1/X-FM
73          FM=FM1
74          FM1=BMK
75          IF(MK-N-1) 150,140,150
76      140 BJ=BMK
77      150 JT=-JT
78          S=1+JT
79      160 ALFA=ALFA+BMK*S
80          BMK=2.*FM1/X-FM
81          IF(N) 180,170,180
82      170 BJ=BMK
83      180 ALFA=ALFA+BMK
84          BJ=BJ/ALFA
85          IF(ABS(BJ-BPREV)-ABS(D*BJ)) 200,200,190
86      190 BPREV=BJ
87          IER=3
88          DISPLAY "PRESICION NO OBTENIDA",IER
89          RETURN
90      200 IF(NEG) 210,210,205
91      205 BJ=(-1.)*N*BJ
92      210 RETURN
93      END
```

```

.2  $CONTROL USLINIT
1  C23456CALCULO DE COEFICIENTES DESCRIPTORES DE LA
2  C IMAGEN,SE LEE E(N,M) DESDE EL FILE 7,EL RE-
3  C SULTADO SE DEJA EN FILE 8.
4  COMPLEX D,Z,ZP
4.01 DOUBLE PRECISION BJK(9)
4.1  COMMON BJ
5  DIMENSION D(9,10),E(9,10),IEN(128,116)
6  DISPLAY "LONGITUD DE ONDA EN TOS,DE PIXEL"
7  ACCEPT L
8  DO 5 I=1,9
9  DO 5 J=1,10
10  5 D(I,J)=CMPLX(0.,0.)
10.1 DO 7 J=1,10
11  READ (7,10) (E(I,J),I=1,9)
12  10 FORMAT (9F7.4)
12.1 7 CONTINUE
13  READ (20) ((IEN(I,J),I=1,128),J=1,116)
14  X0=0.
15  Y0=0.
16  NI=0
17  DO 20 I=1,128
18  DO 20 J=1,116
19  IF(IEN(I,J)) 20,20,15
20  15 X0=X0+FLOAT(I)
21  Y0=Y0+FLOAT(J)
22  NI=NI+1
23  20 CONTINUE
24  X0=X0/FLOAT(NI)
25  Y0=Y0/FLOAT(NI)
26  DO 70 I=1,128
27  DO 70 J=1,116
28  IF(IEN(I,J)) 70,70,30
28.1  30 V=FLOAT(I)-X0
28.2  V1=FLOAT(J)-Y0
28.3  V=V**2+V1**2
29  OMEGAR=SQRT(V)
30  OMEGAR=(OMEGAR/FLOAT(L))*2.*3.141592
31  FI=ATAN2((FLOAT(J)-Y0),(FLOAT(I)-X0))
31.1  CALL BESSELS (OMEGAR,BJ)
32  DO 50 N=1,9
34  Z=CMPLX(COS(FLOAT(N-1)*FI),-SIN(FLOAT(N-1)*FI))
35  ZP=BJ(N)*Z
36  DO 50 M=1,10
37  D(N,M)=D(N,M)+ZP/(E(N,M)**2-OMEGAR**2)
38  50 CONTINUE
39  70 CONTINUE
39.1  WRITE (8,71) L,X0,Y0
39.2  71 FORMAT (I4,2F6.2)
40  DO 75 N=1,9
41  DO 75 M=1,10
42  DISPLAY "D(",N,"",",",M,"") = ", D(N,M)
42.1  DISPLAY "E=",E(N,M)
42.2  75 WRITE(8,76) D(N,M)
42.3  76 FORMAT (2(E9.3))
43  STOP
44  END

```



```

45      SUBROUTINE BESSEL5 (X,BJ)
46      C      EVALUA PARA CADA X LAS FUNC. DE BESSEL DE ORDENES
47      C      0.....9 Y DEVUELVE EL RESULTADO EN BJ(I).
48      DOUBLE PRECISION BPREV0,BPREV1,FM,FM1,ALFA,BMK,FCERO,FUNO,BJ0
49      DOUBLE PRECISION BJ1,P1,P2,P3,P4,P5,D0,P6,P7,D1
50      DOUBLE PRECISION P8,P9,P10,P11
51      DOUBLE PRECISION BJ(9)
52      D=0.01
53      31 IF(X-15.) 32,32,33
54      32 TEST=20.+10.*X-X**2/3.
55      GOTO 34
56      33 TEST= 90.+X/2.
57      34 BPREV0=0.
58      BPREV1=0.
59      IF(X-5.) 50,60,60
60      50 XMA=X+6.
61      GOTO 70
62      60 XMA=1.4*X+60./X
63      70 XMB=3+IFIX(X)/4
64      XZERO=XMA
65      IF(XMA-XMB) 80,90,90
66      80 XZERO=XMB
67      C
68      C
69      90 MMAX=IFIX(TEST)
70      MZERO=IFIX(XZERO)
71      100 DO 190 M=MZERO,MMAX,3
72      FM1=1.0E-28
73      FM=0.
74      ALFA=0.
75      IF(M-(M/2)*2)120,110,120
76      110 JT=-1
77      GOTO 130
78      120 JT=1
79      130 M2=M-2
80      DO 160 K=1,M2
81      MK=M-K
82      P1=FM1/X
83      S1=2.*FLOAT(MK)
84      P2=P1*S1
85      BMK=P2-FM
86      FM=FM1
87      FM1=BMK
88      150 JT=-JT
89      S=1+JT
90      P3=BMK*S
91      160 ALFA=ALFA+P3
92      P4=FM1/X
93      P5=2.*P4
94      BMK=P5-FM
95      FCERO=BMK
96      FUNO=FM1
97      180 ALFA=ALFA+BMK
98      BJ0=FCERO/ALFA
99      BJ1=FUNO/ALFA
100      D0=BJ0-BPREV0
101      D0=ABS(D0)

```

```
102      P6=D*BJ0
103      P7=ABS(P6)
104      IF(D0-P7) 185,185,186
105 185 D1=BJ1-BPREV1
106      D1=ABS(D1)
107      P8=D*BJ1
108      P9=ABS(P8)
109      IF(D1-P9) 200,200,186
110 186 BPREV0=BJ0
111 190 BPREV1=BJ1
112 C      DISPLAY "PRECISION NO OBTENIDA"
113 195 RBJ=SQRT(2./((X*3.141592)))
114      BJ0=COS(X-3.141592/4.)*RBJ
115      BJ1=COS(X-3.*3.141592/4.)*RBJ
116      BJ1=RBJ*(BJ1-SIN(X-3.*3.141592/4.)*3./((8.*X)))
117 200 CONTINUE
118      BJ(1)=BJ0
119      BJ(2)=BJ1
120      DO 205 I=3,9
121      P10=BJ(I-1)/X
122      S2=2.*FLOAT(I-2)
123      P11=S2*P10
124 205 BJ(I)=P11-BJ(I-2)
125      DO 210 I=1,9
126 210 BJ(I)=SNGL(BJ(I))
127      RETURN
128      END
```

```
1  #CONTROL USLINIT
2      DIMENSION Z(9,10)
3      DO 5 J=1,10
4      5 READ (1,7) (Z(I,J),I=1,9)
5      7 FORMAT (9F7.4)
6      DISPLAY "  RELACION R/L","NUM. TERMINOS"
7      DO 20 K=5,20
8      X=2,*3.141592*FLOAT(K)/10.
9      N=0
10     DO 10 I=1,9
11     DO 10 J=1,10
12     IF(Z(I,J).GT.X ) GOTO 10
13     N= N +1
14     10 CONTINUE
15     DISPLAY FLOAT(K)/10.,N
16     20 CONTINUE
17     STOP
18     END
```



```

,2 #CONTROL USLINIT
1 C23456CALCULO DE COEFICIENTES DESCRIPTORES DE LA
2 C IMAGEN.EL RE-
3 C SULTADO SE DEJA EN FILE 8.
4 COMPLEX D,Z,ZP
4.01 DOUBLE PRECISION BJK(9)
4.1 COMMON BJ
5 DIMENSION D(19 ),E(19 ),IEN(128,116 ),IARM(19 )
5.1 DATA IARM/0,0,0,0,1,1,1,2,2,2,3,3,4,4,5,5,6,7,8 /
5.2 DATA E/2.405,5.520,8.654,11.791,3.832,7.015,10.173,5.135,8.417,
5.3 *11.620,6.380,9.761,7.588,11.065,8.771,12.339,9.936,11.086,12.221
6 L=25
8 DO 5 I=1,19
10 5 D(I)=CMPLX(0.,0.)
13 READ (20) ((IEN(I,J),I=1,128),J=1,116)
14 X0=0.
15 Y0=0.
16 NI=0
17 DO 20 I=1,128
18 DO 20 J=1,116
19 IF(IEN(I,J)) 20,20,15
20 15 X0=X0+FLOAT(I)
21 Y0=Y0+FLOAT(J)
22 NI=NI+1
23 20 CONTINUE
24 X0=X0/FLOAT(NI)
25 Y0=Y0/FLOAT(NI)
25.01 R0=0.
25.1 DO 25 I=1,128
25.2 DO 25 J=1,116
25.3 IF (IEN(I,J)) 25,25,21
25.4 21 R1=SQRT((FLOAT(I)-X0)**2+(FLOAT(J)-Y0)**2)
25.5 IF (R1.GT.R0) R0=R1
25.6 25 CONTINUE
25.7 DISPLAY "OK1"
26 DO 70 I=1,128
27 DO 70 J=1,116
27.1 I1=X0+(FLOAT(I)-X0)*R0/50.
27.2 J1=Y0+(FLOAT(J)-Y0)*R0/(50.*1.0439)
27.3 IF((I1.LT.1).OR.(I1.GT.128).OR.(J1.LT.1).OR.(J1.GT.116))GOTO 70
28 IF(IEN(I1,J1)) 70,70,30
28.1 30 V=FLOAT(I)-X0
28.2 V1=FLOAT(J)-Y0
28.3 V=V**2+V1**2
29 OMEGAR=SQRT(V)
30 OMEGAR=(OMEGAR/FLOAT(L))*2.*3.141592
31 FI=ATAN2((FLOAT(J)-Y0),(FLOAT(I)-X0))
31.1 CALL BESSEL5 (OMEGAR,BJ)
32 DO 50 K =1,19
33 Z= CMPLX(COS(FLOAT(IARM(K))*FI),-SIN(FLOAT(IARM(K))*FI))
34 ZP=BJ(IARM(K)+1)*Z
35 D(K)=D(K)+ZP*E(K)/(E(K)**2-OMEGAR**2)
38 50 CONTINUE
39 70 CONTINUE
39.01 DISPLAY "OK2"
39.1 WRITE (8,71) L,X0,Y0,R0,NI
39.2 71 FORMAT(I4,3F6.2,I5)

```

```

40      DO 75 N=1,19
42,2    75 WRITE(8,76) D(N)
42,3    76 FORMAT (2(E14.6))
43      STOP
44      END
45      SUBROUTINE BESSEL5 (X,BJ)
46      C   EVALUA PARA CADA X LAS FUNC. DE BESSEL DE ORDENES
47      C   0,...,9 Y DEVUELVE EL RESULTADO EN BJK(I).
48      DOUBLE PRECISION BPREV0,BPREV1,FM,FM1,ALFA,BMK,FCERO,FUNO,BJ0
49      DOUBLE PRECISION BJ1,P1,P2,P3,P4,P5,D0,P6,P7,D1
50      DOUBLE PRECISION P8,P9,P10,P11
51      DOUBLE PRECISION BJK(9)
52      D=0.01
53      31 IF(X-15.) 32,32,33
54      32 TEST=20.+10.*X-X**2/3.
55      GOTO 34
56      33 TEST= 90.+X/2.
57      34  BPREV0=0.
58      BPREV1=0.
59      IF(X-5.) 50,60,60
60      50 XMA=X+6.
61      GOTO 70
62      60 XMA=1.4*X+60./X
63      70 XMB=3+IFIX(X)/4
64      XZERO=XMA
65      IF(XMA-XMB) 80,90,90
66      80 XZERO=XMB
67      C
68      C
69      90 MMAX=IFIX(TEST)
70      MZERO=IFIX(XZERO)
71      100 DO 190 M=MZERO,MMAX,3
72      FM1=1.0E-28
73      FM=0.
74      ALFA=0.
75      IF(M-(M/2)*2)120,110,120
76      110 JT=-1
77      GOTO 130
78      120 JT=1
79      130 M2=M-2
80      DO 160 K=1,M2
81      MK=M-K
82      P1=FM1/X
83      S1=2.*FLOAT(MK)
84      P2=P1*S1
85      BMK=P2-FM
86      FM=FM1
87      FM1=BMK
88      150 JT=-JT
89      S=1+JT
90      P3=BMK*S
91      160 ALFA=ALFA+P3
92      P4=FM1/X
93      P5=2.*P4
94      BMK=P5-FM
95      FCERO=BMK
96      FUNO=FM1

```

```
97      180 ALFA=ALFA+BMK
98      BJO=FCERO/ALFA
99      BJ1=FUNO/ALFA
100     D0=BJ0-BPREV0
101     D0=ABS(D0)
102     P6=D*BJ0
103     P7=ABS(P6)
104     IF(D0-P7) 185,185,186
105     185 D1=BJ1-BPREV1
106     D1=ABS(D1)
107     P8=D*BJ1
108     P9=ABS(P8)
109     IF(D1-P9) 200,200,186
110     186 BPREV0=BJ0
111     190 BPREV1=BJ1
112 C      DISPLAY "PRECISION NO OBTENIDA"
113     195 RBJ=SQRT(2./X*3.141592)
114     BJO=COS(X-3.141592/4.)*RBJ
115     BJ1=COS(X-3.*3.141592/4.)*RBJ
116     BJ1=RBJ*(BJ1-SIN(X-3.*3.141592/4.)*3./X)
117     200 CONTINUE
118     BJK(1)=BJ0
119     BJK(2)=BJ1
120     DO 205 I=3,9
121     P10=BJK(I-1)/X
122     S2=2.*FLOAT(I-2)
123     P11=S2*P10
124     205 BJK(I)=P11-BJK(I-2)
125     DO 210 I=1,9
126     210 BJK(I)=SNGL(BJK(I))
127     RETURN
128     END
```

```

1      ;JOB REC1,PESTANA/■■■■■■■■,COLEGIO;OUTCLASS=LP1
2      ;PURGE JUAN
3      ;FILE .FTN20=FOTFU54,OLD
4      ;FILE .FTN07=ZBESSEL,OLD
5      ;BUILD JUAN
6      ;FILE .FTN08=JUAN,OLD
7      ;RUN MFDBS51E
8
9      ;RUN MFDREDUE
10     ;PURGE FOTFR1
11     ;BUILD FOTFR1;REC=128;DISC=116
12     ;FILE .FTN40=FOTFR1,OLD
13     ;RUN MFREC11E
14     ;RUN MFERCU1E
15     ;EQJ

```

31

```

1      C      RECONSTRUCCION DE UNA IMAGEN A PARTIR
2      C      DE LOS COEFICIENTES DESC. D(N,M) Y LA
3      C      LONGITUD DE ONDA EN TOS. DE PIXEL.
3.1    C      EL FILE 40 ES LA IMAG. DE SALIDA
4      C      COMPLEX D,Z,ZP
4.01   C      DOUBLE PRECISION BJK(9)
4.1    C      COMMON BJ
5      C      DIMENSION D(9,10),E(9,10),IS(128,116)
6      C      READ(8,5) L, X0,Y0
7      C      5 FORMAT (I4,2F6,2)
8      C      DO 15 J=1,10
9      C      15 READ (7,10) (E(I,J),I=1,9)
10     C      10 FORMAT (9F7,4)
11     C      DO 17 I=1,9
12     C      DO 17 J=1,10
13     C      17 READ (8,11) D(I,J)
14     C      11 FORMAT (2E14,6)
15     C      DO 70 I=1,128
16     C      DO 70 J=1,116
17     C      OMEGAR=SQRT((FLOAT(I)-X0)**2+(FLOAT(J)-Y0)**2)
18     C      OMEGAR=OMEGAR*2*3.141592/FLOAT(L)
19     C      FI=ATAN2(FLOAT(J)-Y0,FLOAT(I)-X0)
20     C      F0=0.
21     C      CALL BESSELS (OMEGAR,BJ)
22     C      DO 30 M=1,10
23     C      30 F0=F0+E(1,M)**2*D(1,M)*BJ(1)/(E(1,M)**2-OMEGAR**2)
24     C      DO 40 N=2,9
26     C      Z=CMPLX(COS((N-1)*FI),SIN((N-1)*FI))
27     C      DO 40 M=1,10
28     C      ZP=Z*D(N,M)
29     C      RZP=REAL(ZP)*BJ(N)
30     C      40 F0=F0+2*RZP*E(N,M)**2/(E(N,M)**2-OMEGAR**2)
31     C      F1=F0*4*3.141592/L**2
32     C      IS(I,J)=INT(F1*1000.)
36     C      70 CONTINUE
37     C      WRITE(40) ((IS(I,J),I=1,128),J=1,116)
38     C      STOP
39     C      END
40     C      SUBROUTINE BESSELS (X,BJ)
41     C      EVALUA PARA CADA X LAS FUNC. DE BESSEL DE ORDENES
42     C      0, ..., 9 Y DEVUELVE EL RESULTADO EN BJK(I).
43     C      DOUBLE PRECISION BPREV0,BPREV1,FM,FM1,ALFA,BMK,FCERO,FUND,BJ0
44     C      DOUBLE PRECISION BJ1,P1,P2,P3,P4,P5,D0,P6,P7,D1
45     C      DOUBLE PRECISION P8,P9,P10,P11
46     C      DOUBLE PRECISION BJK(9)
47     C      D=0.01
48     C      31 IF(X-15.) 32,32,33
49     C      32 TEST=20.+10.*X-X**2/3.
50     C      GOTO 34
51     C      33 TEST= 90.+X/2.
52     C      34 BPREV0=0.
53     C      BPREV1=0.
54     C      IF(X-5.) 50,60,60
55     C      50 XMA=X+6.
56     C      GOTO 70
57     C      60 XMA=1.4*X+60./X
58     C      70 XMB=3+IFIX(X)/4

```

```

59      XZERO=XMA
60      IF(XMA-XMB) 80,90,90
61      80 XZERO=XMB
62      C
63      C
64      90 MMAX=IFIX(TEST)
65      MZERO=IFIX(XZERO)
66      100 DO 190 M=MZERO,MMAX,3
67          FM1=1.0E-28
68          FM=0.
69          ALFA=0.
70          IF(M-(M/2)*2)120,110,120
71      110 JT=-1
72          GOTO 130
73      120 JT=1
74      130 M2=M-2
75          DO 160 K=1,M2
76              MK=M-K
77              P1=FM1/X
78              S1=2.*FLOAT(MK)
79              P2=P1*S1
80              BMK=P2-FM
81              FM=FM1
82              FM1=BMK
83      150 JT=-JT
84          S=1+JT
85          P3=BMK*S
86      160 ALFA=ALFA+P3
87          P4=FM1/X
88          P5=2.*P4
89          BMK=P5-FM
90          FCERO=BMK
91          FUNO=FM1
92      180 ALFA=ALFA+BMK
93          BJ0=FCERO/ALFA
94          BJ1=FUNO/ALFA
95          D0=BJ0-BPREV0
96          D0=ABS(D0)
97          P6=D*BJ0
98          P7=ABS(P6)
99          IF(D0-P7) 185,185,186
100      185 D1=BJ1-BPREV1
101          D1=ABS(D1)
102          P8=D*BJ1
103          P9=ABS(P8)
104          IF(D1-P9) 200,200,186
105      186 BPREV0=BJ0
106      190 BPREV1=BJ1
107      C      DISPLAY "PRECISION NO OBTENIDA"
108      195 RBJ=SQRT(2./((X*3.141592)))
109          BJ0=COS(X-3.141592/4.)*RBJ
110          BJ1=COS(X-3.*3.141592/4.)*RBJ
111          BJ1=RBJ*(BJ1-SIN(X-3.*3.141592/4.)*3./((8.*X)))
112      200 CONTINUE
113          BJ(1)=BJ0
114          BJ(2)=BJ1
115          DO 205 I=3,9

```

```

116          P10=BJ(I-1)/X
117          S2=2.*FLOAT(I-2)
118          P11=S2*P10
119      205  BJ(I)=P11-BJ(I-2)
120          DO 210 I=1,9
121      210  BJ(I)=SNGL(BJ(I))
122          RETURN
123          END

```

```
1 C234567 EVALUA ERROR EN LA RECONSTRUCCION OBTENIDA
2 C      A PARTIR DE LOS D(I,J), COMPARA LA IMAGEN
3 C      ORIGINAL UMBRALIZADA(20) CON LA RECONSTRUIDA(40)
4      DIMENSION IOR(128,116),IRE(128,116)
5      READ (20) ((IOR(I,J),I=1,128),J=1,116)
6      READ (40) ((IRE(I,J),I=1,128),J=1,116)
7      E1=0.
8      DO 50 I=1,128
9      DO 50 J=1,116
10     50 E1=E1+ABS(FLOAT(IOR(I,J))/255.-FLOAT(IRE(I,J))/1000.)
11     E=E1*100./((128.*116.))
12     DISPLAY "ERROR (%) = ", E
13     STOP
14     END
```



```
1  MACDES
2  PURGE DES22V1
3  BUILD DES22V1;REC=-80;DISC=25
4  FILE FTN20=CLAS22V1,OLD
5  FILE FTN08=DES22V1,OLD
6  RUN MFDES19E
7  PURGE DES22V2
8  BUILD DES22V2;REC=-80;DISC=25
9  FILE FTN20=CLAS22V2,OLD
10 FILE FTN08=DES22V2,OLD
11 RUN MFDES19E
12 PURGE DES23V1
13 BUILD DES23V1;REC=-80;DISC=25
14 FILE FTN20=CLAS23V1,OLD
15 FILE FTN08=DES23V1,OLD
16 RUN MFDES19E
17 PURGE DES23V2
18 BUILD DES23V2;REC=-80;DISC=25
19 FILE FTN20=CLAS23V2,OLD
20 FILE FTN08=DES23V2,OLD
21 RUN MFDES19E
22 PURGE DES24V1
23 BUILD DES24V1;REC=-80;DISC=25
24 FILE FTN20=CLAS24V1,OLD
25 FILE FTN08=DES24V1,OLD
26 RUN MFDES19E
27 PURGE DES24V2
28 BUILD DES24V2;REC=-80;DISC=25
29 FILE FTN20=CLAS24V2,OLD
30 FILE FTN08=DES24V2,OLD
31 RUN MFDES19E
32 PURGE DES25V1
33 BUILD DES25V1;REC=-80;DISC=25
34 FILE FTN20=CLAS25V1,OLD
35 FILE FTN08=DES25V1,OLD
36 RUN MFDES19E
37 PURGE DES25V2
38 BUILD DES25V2;REC=-80;DISC=25
39 FILE FTN20=CLAS25V2,OLD
40 FILE FTN08=DES25V2,OLD
41 RUN MFDES19E
42 SETCATALOG
```

```
1  MFMEDIOS
2  PURGE DES30VM
3  BUILD DES30VM;REC=-80;DISC=25
4  FILE FTN01=DES30V1,OLD
5  FILE FTN02=DES30V2,OLD
6  FILE FTN04=DES30VM,OLD
7  RUN MFDESMDE
8  PURGE DES31VM
9  BUILD DES31VM;REC=-80;DISC=25
10 FILE FTN01=DES31V1,OLD
11 FILE FTN02=DES31V2,OLD
12 FILE FTN04=DES31VM,OLD
13 RUN MFDESMDE
14 PURGE DES33VM
15 BUILD DES33VM;REC=-80;DISC=25
16 FILE FTN01=DES33V1,OLD
17 FILE FTN02=DES33V2,OLD
18 FILE FTN04=DES33VM,OLD
19 RUN MFDESMDE
20 PURGE DES29VM
21 BUILD DES29VM;REC=-80;DISC=25
22 FILE FTN01=DES29V1,OLD
23 FILE FTN02=DES29V2,OLD
24 FILE FTN04=DES29VM,OLD
25 RUN MFDESMDE
26 SETCATALOG
```

```

.1  #CONTROL USLINIT
1  C  PROGRAMA QUE CALCULA EL DESCRIPTOR MEDIO
2  C  FILE01=V1,FILE02=V2,.....
4  DIMENSION IARM(19)
5  COMPLEX D1(19),D2(19),DM(19),Z2
5.1  DATA IARM/0,0,0,0,1,1,1,2,2,2,3,3,4,4,5,5,6,7,8/
5.2  READ (1,10) L,X0,Y0,R1,N1
5.3  10  FORMAT (I4,3F6.2,I5)
5.4  READ (2,10) L,X0,Y0,R2,N2
5.6  DO 20 I=1,19
5.7  READ (1,30) D1(I)
5.8  20  READ (2,30) D2(I)
6  30  FORMAT (2(E14.6))
6.1  RM=(R1+R2)/2.
6.2  NM=FLOAT(N1+N2)/2.
6.3  WRITE (4,10) L,X0,Y0,RM,NM
6.4  CALL CALFI (D1,D2,FI2)
6.51  DISPLAY FI2*180./3.141592
6.6  DO 40 I=1,19
6.7  Z2=CMPLX(COS(FLOAT(IARM(I))*FI2),SIN(FLOAT(IARM(I))*FI2))
6.9  DM(I)=(D1(I)+D2(I)*Z2)/(2.,0.)
7  40  WRITE (4,30) DM(I)
8  STOP
9  END
13.1  SUBROUTINE CALFI (DS1,DS2,FI)
13.2  COMPLEX DS1(19),DS2(19),Z
13.3  DIMENSION E(360),IARM(19)
13.4  DATA IARM/0,0,0,0,1,1,1,2,2,2,3,3,4,4,5,5,6,7,8/
14  DO 80 I=1,360
15  80  E(I)=0.
16  DO 100 I=1,360
17  FI=FLOAT(I-1)*1.*3.141592/180.
18  DO 100 J=1,19
19  Z=CMPLX(COS(FLOAT(IARM(J))*FI),SIN(FLOAT(IARM(J))*FI))
20  E(I)=E(I)+CABS(DS1(J)-DS2(J)*Z) **2
20.1  100  CONTINUE
21  EMIN=E(1)
22  IMIN=1
24  DO 120 I=2,360
25  IF (EMIN-E(I)) 120,120,115
26  115  EMIN=E(I)
27  IMIN= I
28  120  CONTINUE
29  FI=1.*FLOAT(IMIN-1)*3.141592/180.
30  RETURN
32  END

```

```
1 MFEMPDES
2 FILE FTN21=DES01VM,OLD
3 FILE FTN22=DES02VM,OLD
4 FILE FTN23=DES03VM,OLD
5 FILE FTN24=DES04VM,OLD
6 FILE FTN25=DES05VM,OLD
7 FILE FTN26=DES06VM,OLD
8 FILE FTN27=DES07VM,OLD
9 FILE FTN28=DES08VM,OLD
10 FILE FTN29=DES09VM,OLD
11 FILE FTN30=DES10VM,OLD
12 FILE FTN31=DES11VM,OLD
13 FILE FTN32=DES12VM,OLD
14 FILE FTN33=DES13VM,OLD
15 FILE FTN34=DES14VM,OLD
16 FILE FTN35=DES15VM,OLD
17 FILE FTN36=DES16VM,OLD
18 FILE FTN37=DES17VM,OLD
19 FILE FTN38=DES18VM,OLD
20 FILE FTN39=DES20VM,OLD
21 FILE FTN40=DES21VM,OLD
22 FILE FTN41=DES22VM,OLD
23 FILE FTN42=DES23VM,OLD
24 FILE FTN43=DES24VM,OLD
25 FILE FTN44=DES25VM,OLD
26 FILE FTN45=DES26VM,OLD
27 FILE FTN46=DES27VM,OLD
28 FILE FTN47=DES28VM,OLD
29 FILE FTN48=DES29VM,OLD
30 FILE FTN49=DES30VM,OLD
31 FILE FTN50=DES31VM,OLD
32 FILE FTN51=DES32V1,OLD
32.1 FILE FTN52=DES33VM,OLD
33 FILE FTN10=DESALL,OLD
34 RUN MFEMPAQX
35 SETCATALOG
```

```
1  *CONTROL USLINIT,FILE=1-99
2  C PROGRAMA PARA EMPAQUETAR EN UN FILE TODO LOS DESCRITORES
3  C ENTRADA FILLES 21,,,52,SALIDA FILE 10
4  C2345678
5      COMPLEX D(32,19)
6      10      FORMAT(2E14.6)
7              DO 80 I=21,52
8                  READ(I)
9                  DO 80 J=1,19
10             80      READ(I,10) D(I-20,J)
11                     DO 100 I=1,32
12                     DO 100 J=1,19
13             100      WRITE (10,10) D(I,J)
14                     STOP
15                     END
```

```

.1 #CONTROL USLINIT
1 C PROGRAMA QUE EVALUA EL ANGULO DE MAXIMA SEMEJANZA
2 C ENTRE DOS IMAGENES DEFINIDAS POR SUS DESCRIPTORES
3 C FILE8 Y FILE9
4 DIMENSION E(120),IARM(19)
5 COMPLEX D1(19),D2(19),Z
5.1 DATA IARM/0,0,0,0,1,1,1,1,2,2,2,3,3,4,4,5,5,6,7,8/
6 READ (8,10) L,X0,Y0,R0,NI
7 10 FORMAT (I4,3F6.2,I5)
8 DO 20 I=1,19
9 20 READ (8,30) D1(I)
10 30 FORMAT (2(E14.6))
11 READ (9,10) L ,X0,Y0,R0,NI
12 DO 40 I=1,19
13 40 READ (9,30) D2(I)
14 DO 80 I=1,120
15 80 E(I)=0.
16 DO 100 I=1,120
17 FI=FLOAT(I-1)*3,*3.141592/180.
18 DO 100 J=1,19
19 Z=CMPLX(COS(FLOAT(IARM(J))*FI),SIN(FLOAT(IARM(J))*FI))
20 E(I)=E(I)+CABS(D1(J)-D2(J)*Z)**2
20.1 100 CONTINUE
21 EMIN=E(1)
22 IMIN=1
24 DO 120 I=2,120
25 IF (EMIN-E(I)) 120,120,115
26 115 EMIN=E(I)
27 IMIN= I
28 120 CONTINUE
29 FI=3,*FLOAT(IMIN-1)
30 DISPLAY "ANGULO GIRADO =",FI
30.1 DO 200 I=1,120
30.2 200 DISPLAY "ANGULO=",3,*FLOAT(I-1),"ERROR=",E(I)
31 STOP
32 END

```



```

1      #CONTROL USLINIT
2      C PROGRAMA DE CALCULO DE LAS INTERDISTANCIAS DE LAS PIEZAS
3          COMPLEX D(32,19),D1(19),D2(19)
4          COMMON D1,D2
5          DIMENSION ERROR(32,32)
6          DO 10 I=1,32
7              DO 10 J=1,19
8                  10      READ (10,20) D(I,J)
9                  20      FORMAT(2E14,6)
10                 DO 30 I=1,32
11                     DO 30 J=1,32
12                         DO 33 K=1,19
13                             D1(K)= D(I,K)
14                             33      D2(K)= D(J,K)
15                             CALL ERRO(E MIN)
16                             ERROR(I,J)=E MIN*4,*3.141592/2500.
17                             30      CONTINUE
17.01          DISPLAY "OK CALCULADOS"
17.1          DO 50 I=2,32
17.2              DO 50 J=1,I-1
17.3                  50      ERROR (I,J)=ERROR(J,I)
17.4              DO 60 I=1,32
17.41          DO 60 J=1,32
17.5              60      WRITE(11,90) ERROR(I,J)
17.6              90      FORMAT( E14,6)
17.7              STOP
17.8              END
17.9          C
17.91         C
18             SUBROUTINE ERRO(E MIN)
19                 COMPLEX D1(19),D2(19)
20                 COMMON D1,D2
21                 DIMENSION E(120),IARM(19)
22                 COMPLEX Z
23                 DATA IARM/0,0,0,0,1,1,1,2,2,2,3,3,4,4,5,5,6,7,8/
24                 DO 80 I=1,120
25                     80      E(I)=0.
26                     DO 100 I=1,120
27                         FI=FLOAT(I-1)*3.*3.141592/180.
28                         DO 100 J=1,19
29                             Z=CMPLX(COS(FLOAT(IARM(J))*FI),SIN(FLOAT(IARM(J))*FI))
30                             E(I)=E(I)+ABS(D1(J)-D2(J)*Z) **2
31                             100      CONTINUE
32                             EMIN=E(I)
33                             IMIN=I
34                             DO 120 I=2,120
35                                 IF (EMIN-E(I)) 120,120,115
36                                 115      EMIN=E(I)
37                                 IMIN= I
38                                 120      CONTINUE
39                                 RETURN
40                                 END

```

```

1  #CONTROL USLINIT
2  C PROGRAMA DE DETERMINACION DEL TIPO DE PIEZA
3  C A PARTIR DE LOS DESCRIPTORES
4  C FILE 10 ES DESCALL ,FILE 08 PARA EL DESCRIPTOR
5  C2345678
6      COMPLEX DESALL(32,19),DESINC(19)
7      COMMON DESALL,DESINC
8      DIMENSION ERROR (32)
9  C LECTURA DE DESCALL
10      DO 10 I=1,32
11      DO 10 J=1,19
12      10  READ(10,20) DESALL(I,J)
13      20  FORMAT(2E14,6)
14      READ (08)
15      DO 30 I=1,19
16      30  READ(08,20) DESINC(I)
16.01  DISPLAY "FICHEROS LEIDOS"
16.1   DO 100 I=1,32
16.2   CALL CLASE(I,ERROR(I))
16.3   100  CONTINUE
16.4   IMIN=1
16.5   DO 40 I=2,32
16.6   IF(ERROR(I)-ERROR(IMIN))50,40,40
16.7   50  IMIN=I
16.8   40  CONTINUE
16.9   DISPLAY "PIEZA=",IMIN
16.91  DISPLAY "ERROR=",ERROR(IMIN)*4.*3.141592/2500.
16.92  STOP
16.93  END
16.94  C
16.95  C
16.96  C
17      SUBROUTINE CLASE( K,E)
19      COMPLEX D1(32,19),D2(19)
20      COMMON D1,D2
23      E=0.
24      DO 100 J=1,19
28      E=E+(CABS(D1(K,J))-CABS(D2(J))) **2
29      100  CONTINUE
38      RETURN
39      END

```



```

1  #CONTROL USLINIT
2  C PROGRAMA DE DETERMINACION DEL TIPO DE PIEZA
3  C A PARTIR DE LOS DESCRIPTORES
4  C FILE 10 ES DESCALL ,FILE 08 PARA EL DESCRIPTOR
5  C2345678
6      COMPLEX DESALL(32,19),DESINC(19)
7      COMMON DESALL,DESINC
8      DIMENSION ERROR(32),FASE(32)
9  C LECTURA DE DESCALL
10      DO 10 I=1,32
11      DO 10 J=1,19
12      10  READ(10,20) DESALL(I,J)
13      20  FORMAT(2E14,6)
14      READ(08)
15      DO 30 I=1,19
16      30  READ(08,20) DESINC(I)
16.01  DISPLAY "FICHEROS LEIDOS"
16.1    DO 100 I=1,32
16.2    CALL CLASE(I,ERROR(I),FASE(I))
16.3  100  CONTINUE
16.4    IMIN=1
16.5    DO 40 I=2,32
16.6    IF(ERROR(I)-ERROR(IMIN))50,40,40
16.7  50  IMIN=I
16.8  40  CONTINUE
16.9    DISPLAY "PIEZA=",IMIN,"FASE=",FASE(IMIN)
16.91   DISPLAY "ERROR=",ERROR(IMIN)*4.*3.141592/2500.
16.92   STOP
16.93   END
16.94  C
16.95  C
16.96  C
17      SUBROUTINE CLASE(K,EMIN,FI)
18      DIMENSION E(120),IARM(19)
19      COMPLEX D1(32,19),D2(19),Z
20      COMMON D1,D2
21      DATA IARM/0,0,0,0,1,1,1,1,2,2,2,3,3,4,4,5,5,6,7,8/
22      DO 80 I=1,120
23      80  E(I)=0.
24      DO 100 I=1,120
25      FI=FLOAT(I-1)*3.*3.141592/180.
26      DO 100 J=1,19
27      Z=CMPLX(COS(FLOAT(IARM(J))*FI),SIN(FLOAT(IARM(J))*FI))
28      E(I)=E(I)+CABS(D1(K,J)-D2(J)*Z)**2
29  100  CONTINUE
30      EMIN=E(I)
31      IMIN=1
32      DO 120 I=2,120
33      IF(EMIN-E(I))120,120,115
34  115  EMIN=E(I)
35      IMIN=I
36  120  CONTINUE
37      FI=3.*FLOAT(IMIN-1)
38      RETURN
39      END

```

