



Física

213

T.D



UNIVERSITAT DE VALÈNCIA

FACULTAT DE FÍSICA

Departament d'Informàtica i Electrònica

**ESTUDIO DE LA DETECCIÓN Y
CODIFICACIÓN CROMÁTICA EN
SISTEMAS DE VISIÓN ARTIFICIAL**

Tesis Doctoral

Vicente Arnau Llombart



Julio 1993

UMI Number: U603087

All rights reserved

INFORMATION TO ALL USERS

The quality of this reproduction is dependent upon the quality of the copy submitted.

In the unlikely event that the author did not send a complete manuscript and there are missing pages, these will be noted. Also, if material had to be removed, a note will indicate the deletion.



UMI U603087

Published by ProQuest LLC 2014. Copyright in the Dissertation held by the Author.
Microform Edition © ProQuest LLC.

All rights reserved. This work is protected against
unauthorized copying under Title 17, United States Code.



ProQuest LLC
789 East Eisenhower Parkway
P.O. Box 1346
Ann Arbor, MI 48106-1346

UNIVERSITAT DE VALÈNCIA
BIBLIOTECA CIÈNCIES

o Físicas

Nº Registre 5528

DATA 10.9.93

SIGNATURA 213.T.D

Nº LIBIS: i 19491591

30 cms.



UNIVERSITAT DE VALÈNCIA

FACULTAT DE FÍSICA

DEPARTAMENT D'INFORMÀTICA

I ELECTRÒNICA

C/. Doctor Moliner, 50

46100 - BURJASSOT (València)

D. MARCELINO VICENS LORENTE, Doctor en Física, Profesor Titular de Arquitectura y Tecnología de Computadores del Departamento de Informática y Electrónica de la Facultad de Física de la Universidad de Valencia.

HACE CONSTAR: Que el Licenciado en Físicas **Vicente Arnau LLombart** ha realizado bajo su dirección, en los laboratorios del Departamento de Informática y Electrónica, el trabajo titulado "ESTUDIO DE LA DETECCIÓN Y CODIFICACIÓN CROMÁTICA EN SISTEMAS DE VISIÓN ARTIFICIAL", que se presenta en esta memoria para optar al grado de Doctor en Física.

Y para que conste, firmamos el presente certificado en Valencia a cuatro de Junio de mil novecientos noventa y tres.

Fdo.: Marcelino Vicens Lorente

Fdo.: Director de Departamento
Jose Espi Lopez

ESTUDIO DE LA DETECCIÓN Y CODIFICACIÓN CROMÁTICA EN SISTEMAS DE VISIÓN ARTIFICIAL

Trabajo realizado en el Departamento de Informática y Electrónica de la Universidad de Valencia bajo la dirección de Dr. Marcelino Vicens Lorente.

Presentado por Vicente Arnau Llombart
para optar al grado de Doctor en Física.

Burjasot, Julio de 1993

La realización del presente trabajo de investigación ha sido parcialmente subvencionada por la comisión Internacional de Ciencia y Tecnología (CICYT) al estar integrado en el desarrollo del proyecto ROB-91-0306.

AGRADECIMIENTOS

Cuanto más avanzo en mi trabajo más me doy cuenta y valoro la cantidad de personas que están detrás de mi ayudándome. Sin ellos no alcanzaría ninguna de mis metas.

Por ello debo empezar agradeciendo a D. Marcelino Vicens la colaboración prestada en la dirección de la presente tesis y la formación docente que he recibido de él en todos estos años.

A mis compañeros Jesús Albert y Paco Ferri agradecer los muchos y buenos momentos en los que siempre he recibido de ellos la ayuda y el consejo sin los cuales esta tesis no hubiese sido realizada. Han sido mi estímulo más directo.

A Juan Pelechano la amistad y el ánimo que siempre me ha ofrecido.

A Juan Domingo la colaboración desinteresada y la ayuda que he recibido de él.

A José María Artigas los sabios consejos sobre el color, el ánimo ofrecido y los buenos momentos que hemos pasado juntos.

Al resto de compañeros y amigos de este departamento, a Diego Ramírez, Enrique Maset, Javier Calpe, Vicente Cerverón, nuestra secretaria Lola y tantos más, entre los que quiero significar especialmente a José Espí y Enrique Dede.

Quiero dejar para el final el agradecimiento más efusivo a toda mi familia. A mi mujer Lolita y mi pequeña hija María, a mis hermanos Jesús y Paco, a mis padres y a Joaquina. Ellos son mi vida y mi aliento.

ÍNDICE

Parte I : INTRODUCCIÓN

1. ORIGEN Y DESARROLLO DEL TRABAJO.	3
1.1 La Automatización en la Agricultura.	3
1.2 El proyecto Citrus.	5
1.3 Origen de nuestras Investigaciones.	5
1.4 Descripción Global del Trabajo.	7

Parte II : FUNDAMENTOS TEÓRICOS

2. EL COLOR Y SU MEDICIÓN.	15
2.1 Introducción.	15
2.2 El Sistema de Visión Humano.	16
2.3 Atributos del color.	17
2.4 Reflexión, Transmisión, Dispersión y Absorción de la luz. ..	18

2.5 Luz solar.	20
2.6 Coordenadas Colorimétricas RGB.	22
2.7 Coordenadas XYZ del CIE-1931.	25
2.8 Tolerancia de color.	27
2.9 Sistemas de Coordenadas de Color de Transmisión NTSC. . .	30
2.10 Otros sistemas de coordenadas colorimétricos.	29
2.10.1 Sistemas ISH basado en las señales YUV del sistema PAL de televisión.	32
2.10.2 Sistemas ISH basado en un modelo logarítmico del sistema de visión humano.	33
2.10.3 Espacio de cromaticidad extendida $L^*u^*v^*$	34
2.10.4 Espacio uniforme de color CIELAB.	35
3. REFLEXIÓN DE LUZ EN OBJETOS.	37
3.1 Introducción.	37
3.2 Iluminación y materia.	38
3.3 Reflexión: Geometría y Física.	39
3.4 Modelos de reflexión previos.	44
3.5 Modelo de Reflexión Dicromático.	47
3.6 Variación del color de los pixels.	51

Parte III : EXPERIMENTACIÓN Y RESULTADOS.

4. ESTUDIO DE LOS PIXELS DE BRILLO.	57
4.1 Introducción	57

4.1 Formas características de los pixels en el espacio colorimétrico RGB	58
4.2 Formas características de los pixels en el espacio de color YIQ	64
4.3 Estudio de la luminosidad de la escena	70
4.4 Resultados	74
5. ESTUDIO COLORIMÉTRICO DE NARANJAS Y HOJA.	81
5.1 Equipo utilizado	81
5.2 Curvas de naranjas.	83
5.3 Curvas de hojas.	85
5.4 Discriminación.	88
5.5 Resultados.	91
6. RECOLECCIÓN DE NARANJAS EN AMBIENTE NATURAL.	99
6.1 Introducción.	99
6.2 Planteamiento del problema.	100
6.3 Proceso de visión.	102
6.4 Esquema de realización.	105
6.5 Binarización	107
6.6 Filtrado morfológico	113
6.7 Selección y localización	116
6.8 Resultados y conclusiones.	120
7. CONTROL DE CALIDAD EN NARANJAS CON ILUMINACIÓN CONTROLADA.	133
7.1 Objetivo.	133

7.2 Motivación.	134
7.3 El color en las naranjas.	136
7.4 Algoritmo de clasificación.	144
7.5 Resultados y discusión.	149
7.6 Implementación del algoritmo final.	155
7.7 Problemas y soluciones cara a una aplicación final.	160

PARTE IV : CONCLUSIONES GLOBALES.

8. PRINCIPALES APORTACIONES	165
9. FUTURAS APORTACIONES AL PRESENTE TRABAJO	169

Parte V : REFERENCIAS.

REFERENCIAS.	175
REFERENCIAS RELACIONADAS CON EL TRABAJO.	189

Parte VI : APÉNDICES.

APÉNDICE A: Equipos utilizados.	195
APÉNDICE B: Programa de representación gráfica	199
APÉNDICE C: Programa digitalizador de curvas	205
APÉNDICE D: Tablas capítulo 5	209
APÉNDICE E: Programas y rutinas del capítulo 6	217

Parte I

INTRODUCCIÓN



Capítulo 1

ORIGEN Y DESARROLLO DEL TRABAJO

1.1 La automatización en la Agricultura.

El aumento de la extensión de las zonas cultivadas ha desencadenado un incremento en la producción agrícola, que unido a la disminución del número de agricultores y trabajadores del sector en el último decenio, está conduciendo a la agricultura en un sector que necesita urgentemente una fuerte reconversión a todos los niveles, que pasa entre otras cosas por una automatización de las tareas que allí se desarrollan.

La utilización de las nuevas tecnologías en las tareas agrícolas se ha encontrado con un mayor número de problemas que cuando se ha intentado adaptar estas tecnologías a otros tipos de procesos industriales que tienen lugar en un entorno de

trabajo mucho más controlado.

Esta automatización se ha realizado con más éxito en ambientes artificiales y bajo condiciones controladas, como es el caso de los invernaderos. Pero se presentan mayores dificultades cuando los cultivos son en ambientes naturales, donde la automatización debe resolver un mayor número de dificultades.

La utilización de máquinas agrícolas inteligentes ha estado limitada por la amplia variedad de condiciones, muchas de ellas adversas, bajo las que deben operar, pues todo trabajo desarrollado al aire libre ofrece la dificultad de unas condiciones ambientales con una evolución bastante imprevisible, al menos con un mínimo de certeza. No obstante, el aumento de la competencia internacional en el sector agrícola y los avances de la tecnología digital, unido al descenso de los costes de la misma, hace que se incremente el interés por consolidar la aplicación de sistemas inteligentes en este campo, [SISTLER-87] [GRANT-85] [RABATEL-88].

Se han empleado ya varios sistemas para la recolección, pero todos ellos inicialmente con un éxito algo escaso. Pero esto no debe desalentarnos, y es por ello que se sigue investigando en este tema de visión artificial en agricultura en países tan distantes como Francia, Estados Unidos y Japón, en los cuales ya se han conseguido recientemente resultados esperanzadores.

Ya que lo que vamos a realizar son sistemas de visión artificial en agricultura aplicados a determinadas tareas como son la recolección de frutos y el control de calidad, consideramos importante el investigar como es percibida la imagen por el ordenador, atendiendo a su principal característica, que es el color. Por ello resulta vital en nuestros sistemas de visión el conocimiento exhaustivo de como es reflejada la luz por los objetos a reconocer y como es percibida después esta luz por el sensor, en este caso la cámara.

Es importante resaltar que nuestro estudio está dirigido hacia la visión artificial en agricultura y que en ningún momento hemos tocado el tema de la robotización de las tareas descritas anteriormente, es decir, nos hemos limitado al estudio de la visión de robots y de todo lo que en ella puede influir, sin entrar en los procesos de robotización automatizada que intervendrían en una aplicación final con fines a una comercialización.

1.2 El proyecto CITRUS.

Con motivo de impulsar las investigaciones en las empresas privadas europeas, un conjunto de países, en el que se encuentra España, formaron el grupo EUREKA. El fin de este grupo es competir con los países más desarrollados en la vertiginosa carrera tecnológica en la que estamos envueltos todos los países industrializados de este planeta.

Por todo ello, con la financiación de los Ministerios de Agricultura de los países de España y Francia se desarrolló en 1987 el proyecto conjunto de investigación CITRUS-ROBOT (EU-176), cuya finalidad era la construcción de un robot recolector de cítricos.

1.3 Origen de nuestras investigaciones.

Hasta ahora la visión artificial se había aplicado con éxito a sistemas de control de calidad para la inspección visual de frutos en un entorno de iluminación controlado, permitiendo realizar tanto una clasificación automatizada como una detección de defectos en los objetos de análisis.

Nuestra entrada en el proyecto estuvo motivada por que una de las empresas



participantes subcontrató a parte del personal investigador de este Departamento de Informática y Electrónica de la Universidad de Valencia para la realización de un estudio colorimétrico de energía reflejada difusa de los objetos que iban a integrar la escena de visión del robot recolector. Ello despertó nuestro interés por todo lo referente al color, su medición, la visión artificial tanto en blanco y negro como en color, y al el reconocimiento de formas. Todo esto motivó que nuestra segunda aportación al proyecto fue la realización de un sistema de visión monocromo para la detección de naranjas [VICENS-90] [ARNAU-90b] y que se describe en uno de los capítulos de este trabajo.

Nuestra colaboración con el proyecto CITRUS terminó una vez realizado el estudio colorimétrico anteriormente citado, pero una vez despertado nuestro interés por la visión artificial, nos planteamos el desarrollar nuevas aplicaciones de visión artificial, análisis de imágenes y reconocimiento de formas, aplicando nuestras investigaciones no solo a la automatización de tareas agrícolas sino también a distintos procesos en los que se requiere un sistema de visión artificial.

Nuestro departamento estaba recién creado dentro de la Facultad de Física y optamos por desarrollar esta línea de investigación, para ello dotamos a nuestro laboratorio de un equipo de adquisición de imágenes y desarrollamos una línea de investigación cuya continuidad está asegurada por el amplio número de personas dedicadas actualmente en este departamento al estudio de la visión artificial y por la gran variedad de aplicaciones en las cuales interviene la visión artificial, entre las cuales debo citar, además de la agricultura, el control de tráfico, por ser dos de los campos de investigación más importantes actualmente en marcha.

Tras desarrollar un sistema de visión en blanco y negro para la visión del robot recolector, nos planteamos el desarrollo de un sistema de visión cuya finalidad era el control de calidad de los cítricos en el almacén. Este trabajo fue realizado por iniciativa propia, sin ninguna colaboración ni contacto con empresas, por ello no se llevó a

montar un prototipo final que estuviera integrado en un entorno automatizado. Se investigó en los algoritmos de visión a utilizar, los requerimientos que estos debían cumplir y la influencia que el entorno ofrecía para la clasificación.

1.4 Descripción global del trabajo.

En el siguiente capítulo de este trabajo, el 2, se realiza una introducción a la ciencia del color y su medición. Vemos la gran similitud existente entre los sistemas de visión artificial y el sistema de visión humano.

Hemos estudiado las diferentes formas de medir el color de los objetos a lo largo de la historia, haciendo una pequeña introducción a los sistemas de coordenadas colorimétricas más utilizados y viendo su relación con los atributos psicofísicos de la percepción humana del color. Ello nos permitió utilizar en cada momento el sistema de coordenadas de color más adecuado para la aplicación de los algoritmos desarrollados en cada una de las fase de este trabajo.

En el capítulo 3 estudiamos todo el proceso que tienen lugar cuando la luz incide sobre un objeto opaco, siendo reflejada o difundida por este y luego percibida por los sensores del sistema de visión, tanto el sistema de visión humano como las sistemas de visión artificial. Estudiaremos la geometría de la reflexión y veremos algunos de los modelos más representativos sobre la reflexión de luz en los objetos, para finalmente adoptar el Modelo de Reflexión Dicromático de Shafer, por ofrecer una gran sencillez y coherencia con el fenómeno estudiado.

En el capítulo 4 centrará nuestro interés la representación gráfica de los puntos de la imagen en los espacios de color. La luz proveniente del objeto, tras ser analizada en sus componentes principales, es representada en el espacio de color RGB y en el YIQ con fines a realizar un estudio detallado del comportamiento y de las

características de dichos puntos de imagen o píxels.

En este mismo capítulo, centrará nuestro interés el estudio del brillo que se producen en las superficies de los objetos de la escena, su representación en los espacios de color y cuales son sus características y peculiaridades más importantes, con fines a la implementación de unos algoritmos que nos permitan reconocerlos automáticamente y por tanto no sean catalogados como puntos de ruido en la imagen, sino como puntos pertenecientes a la superficie de un objeto de un determinado color.

Se realizó un programa para la visualización tridimensional del espacio colorimétrico RGB en la pantalla de un ordenador personal provisto de tarjeta gráfica VA o superior. La representación que realiza este programa del cubo de color es con perspectiva y movimiento, para facilitar la visualización de las agrupaciones de puntos de imagen pertenecientes a un objeto.

En el capítulo 5 nos decidimos a realizar un análisis colorimétrico a fondo de lo que eran nuestros principales objetos integrantes de la escena: las naranjas, las hojas y las ramas. Este análisis estuvo englobado dentro del proyecto europeo mencionado anteriormente. Para realizarlo hacemos uso de un espectrofotómetro de amplio espectro, que nos dará la curva de energía reflejada difusa de los objetos de estudio. Analizaremos cuales son las principales características de sus espectros de reflexión difusa y como varían estos al variar las características de los objetos de estudio, como son el color, la edad, el nivel de maduración, etc.

La aplicación practica que tuvo este estudio en el presente trabajo fue la elección de un filtro interferométrico de longitud de onda 680 nm. que permitió simplificar los algoritmos de detección de las naranjas desarrollados en un capítulo posterior y mejorar los resultados, atendiendo al porcentaje de éxito en la detección de las naranjas.

En el capítulo 6 se implementa un sistema de visión en blanco y negro para su incorporación al robot agrícola capaz de recolectar las naranjas en el campo. Esta implementación estuvo sujeta a unas especificaciones iniciales impuestas por el proyecto europeo CITRUS, a cerca del coste total del equipo y a su velocidad de decisión, pues su respuesta debía ser en tiempo real.

Ello motivó que se realizara la visión en blanco y negro por lo cual se tuvo que estudiar la forma de mejorar el contraste entre los objetos que se iban a reconocer y el resto de elementos integrantes de la escena. Por ello se tuvo que utilizar un filtro interferométrico delante del objetivo de la cámara de video conectada a la placa digitalizadora de imágenes de nuestro ordenador personal.

Se desarrollo y probó con éxito hace algunos años, pero la disminución del coste de los sistemas de visión, centrado concretamente en el precio de los sistemas de computación (ordenadores personales), motivó que el sistema de visión finalmente aplicado fuese sobre equipos informáticos mucho más potentes que permitieron la aplicación de algoritmos más complejos en tiempo de cálculo y que manejaban ya imágenes en color.

En el capítulo 7, realizamos un módulo de visión para un robot clasificador que debía trabajar en el control de calidad de un almacén de naranjas automatizado. En este caso utilizamos un sistema de visión en color que debía operar en un entorno de iluminación controlada.

Realizamos previamente un análisis de las imágenes, estudiando cuales son las características colorimétricas en el espacio RGB de los objetos que van a ser reconocidos y también de los que van a formar la escena. Ello nos permitirá implementar unos algoritmos más eficientes pues van a considerar las peculiaridades cromáticas de los objetos de la escena y utilizaran esta información para aumentar la precisión y la velocidad de respuesta de los mismos.

Utilizamos este espacio de color por ser la representación interna utilizada por la placa digitalizadora par guardar la información de cada uno de los pixels.

La finalidad de esta implementación fue la de detectar posibles imperfecciones en la superficie de las naranjas con fines a su selección automatizada. El programa realizado, por tratarse de un prototipo, lee datos de un fichero que contiene las características cromáticas del color de la naranja en perfecto estado. Si se pretendiera clasificar otro tipo de fruta o de objetos, bastaría con cambiar de fichero y realizar un pequeño ajuste de las contantes del algoritmo.

En una aplicación final a incorporar a un robot clasificador, las características cromáticas patrón de los objetos a examinar deberían estar integradas en forma de tabla en el propio programa.

Finalmente, en el capítulo 8 se citan las aportaciones realizadas en este trabajo, y en el capítulo 9 se considera aquellas posibles mejoras o ampliaciones que se podrían realizar en el futuro a ambos sistemas de visión.

En el apéndice A se puede encontrar una relación de todo el material utilizado en la realización de este trabajo, así como una pequeña descripción de algunos de los aparatos utilizados.

En el apéndice B mostramos un programa de propósito general para la representación de los puntos de color en el espacio colorimétrico RGB. Los datos los toma de un fichero ASCII.

En el apéndice C se puede ver un programa que nos permitirá, a partir de una representación gráfica en papel, crear un fichero con la información de cada una de los puntos de la gráfica de estudio con sus valores reales en magnitud. Hacemos uso de tableta digitalizadora y recorremos la gráfico con un lápiz óptico. La información de

la tableta será mandada al ordenador que se encargará de procesarla y crear un fichero con los datos de la gráfica en magnitudes absolutas referidas a los valores en magnitud de los ejes de coordenadas.

Este programa fue utilizado en el capítulo 5 para digitalizar las curvas de energía reflejada difusa de las gráficas obtenidas por el espectrofotómetro, y poder realizar a continuación el estudio estadístico.

En el apéndice D se muestran unas tablas que contienen los valores numéricos de las curvas de energía reflejada difusa de todas las representaciones gráficas mostradas en el capítulo 5.

Finalmente en el apéndice E se muestran algunas rutinas y programas utilizados en la implementación y prueba de los dos sistemas de visión.

Parte II

FUNDAMENTOS

TEÓRICOS

Capítulo 2

EL COLOR Y SU MEDICIÓN

2.1 Introducción.

Newton fue el primer científico en realizar un análisis de las propiedades físicas del color. Observó que la luz blanca proveniente del Sol se descomponía en luces de diversos colores mediante su dispersión a través de un prisma de cristal. Vio también que esta descomposición permitía el proceso inverso, crear luz blanca a partir de luces de colores, utilizando un prisma. Con su estudio sentó la bases de la teoría de la medición del color.

Desde aquel descubrimiento realizado por Newton eminentes físicos como Maxwell, Schrödinger, Hemholtz, han dedicado grandes esfuerzos al estudio del color. Pero también otros hombres de otras ramas del saber como Goethe se sintieron atraídos también por la naturaleza misteriosa de la luz y de sus colores y trataron de buscar una

explicación a su naturaleza.

En [WYSZECKI-82] y [WRIGHT-69] podemos encontrar dos obras básicas sobre el color y su medición.

2.2 El Sistema de visión humano.

La luz procedente del espectro visible, desencadena una sensación en el sistema visual humano. Esta sensación visual es pues el resultado subjetivo de una influencia objetiva que consiste en la excitación de la retina bajo el efecto de una determinada radiación. Las excitaciones recibidas son transformadas y transmitidas al encéfalo a través de varias estaciones de conexión, y aquí nace finalmente la percepción visual consciente.

Energía radiante (luz), ojo y cerebro son los tres elementos necesarios para la visión humana. [FRISBY-79] [LOZANO-78] [PONS-77].

Existen en la retina dos tipos de células fotorreceptoras, los conos y los bastones. Mientras que los bastones sirven para la visión nocturna, caracterizada por una baja agudeza visual y sensaciones incoloras, los conos son los encargados de la visión diurna, con un elevado grado de agudeza visual y diferenciación de los colores. Estos se agrupan en mayor número en el centro mismo de la retina, en la fovea.

El inglés Rusthon en 1961 consiguió demostrar por medio de medidas de absorción en ojos afectados por discromatopsias (cegera parcial a los colores) y ojos normales la existencia de tres pigmentos en los conos, que absorbían el verde, el rojo y el azul. Estos tres pigmentos sirven para la visión de los colores pues hace ya cien años que Maxwell probó que todo color puede ser obtenido con la mezcla de tres colores simples o primarios.

Existen varias teorías que intentan explicar el fenómeno de la visión de los colores por parte del observador humano. Para mayor información se recomienda la referencia [TROTTER-66].

El ver un color u otro depende de la proporción con que estas sustancias fotosensibles de los conos son excitadas por la radiación incidente que penetra dentro del ojo a través de la pupila e incide sobre la retina.

Los sistemas de visión artificial son muy similares a grandes rasgos al sistema de visión humana, pues constan también de un ojo que es la cámara y un cerebro que es el ordenador, o mejor dicho los programas realizados por nosotros en el ordenador que se encargaran de interpretar las imágenes obtenidas. A su vez, las imágenes digitalizadas por el ordenador también son tricromáticas, debido a la existencia en la cámara de tres filtros de color diferentes.

En un sentido ya más general, a la Ciencia del Color le interesa más la acción de la luz que su naturaleza intrínseca, por ello estudia la generación de la luz y las características de los cuerpos en su capacidad de reflejarla, transmitirla o difundirla. Es la primera ciencia capaz de formular un algebra de una sensación psicofísica, el algebra de color.

2.3 Atributos del color.

Entre los atributos de la percepción visual cabe destacar los llamados atributos psicológicos del color que son la claridad, el tono y la saturación. Estos dos últimos atributos a veces se unen en uno solo que se denomina cromaticidad. [PLAZA-74] [BILLMEYER-66].

La claridad nos informa de la cantidad de luz o de lo luminoso que percibimos

un objeto. Un mismo objeto puesto al Sol o a la sombra en determinadas condiciones, el único atributo de la percepción visual que varía es la claridad. La claridad está asociada a la luminancia del objeto.

El tono es el atributo por el cual podemos decir que un objeto es azul, amarillo o de cualquier otro color. El tono está asociado a la longitud de onda dominante del espectro de radiación del cuerpo observado.

La saturación nos informa de la pureza de un color; si mezclamos pintura roja con diferentes cantidades de pintura gris, obtendremos siempre pintura roja pero con diferente saturación.

Una propiedad muy interesante y de difícil explicación que presentan los objetos es la de aparecer con el mismo color bajo diferentes condiciones de iluminación, esto es conocido como constancia de color. En las referencias [D'ZMURA-86], [BRILL-88] y [GERSHON-86] se pueden ver algunos estudios realizados sobre este apasionante tema de la constancia del color.

El tono y la saturación son los atributos de cromaticidad. Los colores grises son acromáticos, y los correspondientes a luces monocromáticas son colores saturados.

Con todo esto se puede hacer una representación geométrica tridimensional del color, ver figura 2.1, en cuyo espacio de color cada color viene representado en coordenadas cilíndricas por un punto, es decir, por tres números.

2.4 Reflexión, transmisión, dispersión y absorción de la luz.

Como todos sabemos, los materiales pueden clasificarse en tres grandes grupos: opacos, transparentes y translúcidos. Son opacos aquellos cuerpos que no dejan pasar

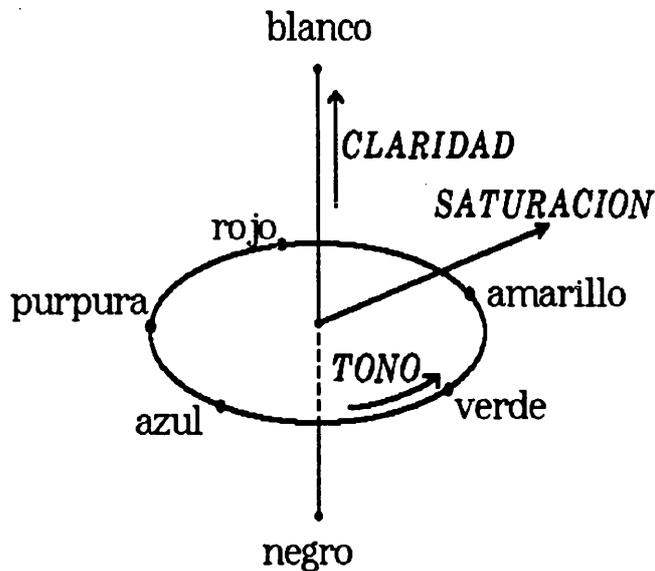


Figura 2.1. Espacio de color de Munsell.

radiación a través de ellos; transparentes los que no modifican mayormente la trayectoria de la luz incidente; y translúcidos los que modifican la mayor parte del flujo incidente transmitiéndolo o reflejándolo en direcciones distintas a las de incidencia.

Las propiedades que definen a un cuerpo son cuatro: la absorbancia, la reflectancia, la transmitancia y la difusividad. Todas estas propiedades dependen de la longitud de onda y por lo tanto se definen para cada una de ellas. La suma de las tres primeras magnitudes es siempre la unidad.

La difusividad es una propiedad diferente, indica la característica del material respecto de la radiación que atraviesa el mismo, en su capacidad para modificar su dirección. Un haz de luz se dice que es difundido si tras incidir sobre el material con un ángulo de incidencia dado, se refracta en su interior y luego es remitido al exterior del material en una dirección diferente a la de incidencia. Este haz de luz al ser absorbido cambia su composición dependiendo de las partículas de pigmentación que posea la superficie del material. Esta luz difundida es la que da el tono de color al

objeto iluminado y depende tanto de la composición de la luz incidente como de las partículas de pigmento del material.

Por lo tanto, lo que nosotros observamos de un objeto opaco no es más que la suma de la luz que este refleja, más la luz que difunde; es decir, el brillo más el color.

2.5 Luz solar.

El color de un determinado cuerpo depende de la composición espectral de la luz que lo ilumina. Por tanto es necesario antes de determinar el color de un objeto, el especificar la luz con la que se va a iluminar.

La luz solar está considerada como la luz patrón por excelencia. Por ello, cuando la Comisión Internacional de la Iluminación (CIE) estableció una serie de iluminantes patrón para ser usados en colorimetría, tuvo en cuenta la necesidad de reproducir con medios artificiales la luz solar, al menos aproximadamente.

La irradiación solar, tanto en su composición espectral como en su magnitud, es muy variable. Depende de factores tales como la hora, el día, la estación, el hemisferio, las condiciones atmosféricas, etc. En [JUDD-64] y más recientemente en [CACHORRO-85] se realiza un exhaustivo estudio de esta evolución de la irradiancia espectral del Sol a lo largo del día y de su variación con los diversos factores atmosféricos. Por otra parte, la luz solar depende de si se considera o bien la luz directa del Sol, o bien la indirecta o reflejada por la bóveda terrestre, o una combinación de ambas.

Para conocer con exactitud la distribución espectral de la radiación solar antes de atravesar la atmósfera, es necesario o bien explorar los datos medidos en la superficie terrestre, o bien obtener esta información mediante la utilización de los

satélites artificiales.

Tratando de encontrar una fuente de luz artificial que se asemejase en lo posible a la luz solar, se tuvo en cuenta que la radiación solar total, aproximadamente el 50% es radiación visible, el 40% infrarrojo y que el 10% es ultravioleta; por ello se encontró que la luz de Xenón de alta presión, combinada con un filtro que absorba el infrarrojo, es la que más se asemeja a la luz solar.

El CIE en 1967 recomendó como iluminante patrón el D_{6500} , correspondiente a la irradiación solar para una temperatura color de 6500K. En la figura 2.2 su puede observar cual es la curva de su distribución de potencia espectral. En esta curva se dan los valores entre 370 nm. y 780 nm. por ser el rango de longitudes de onda visibles por un observador humano normal.

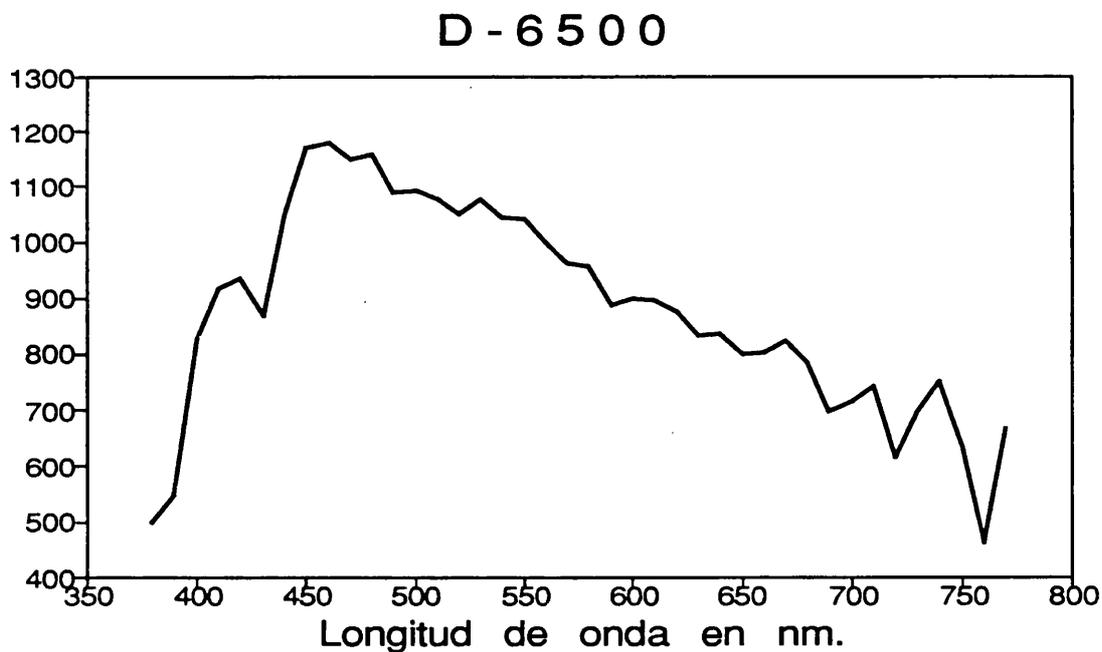


Figura 2.2. Iluminante patrón D_{6500} .

Cualquier información adicional sobre la luz solar y su espectro podrá ser encontrada en la referencia [HENDERSON-77]. En este libro se encontrará un completísimo estudio sobre este tema.

2.6 Coordenadas colorimétricas RGB.

La percepción de las imágenes en color por parte del sistema de visión humano, como ya sabemos, está relacionada con la existencia de tres tipos de sensores neuroquímicos situados en la retina del ojo y que poseen sensibilidades espectrales diferentes.

Esto nos induce a una primera representación del color por un sistema de tres coordenadas, donde se representen los estímulos que produce una radiación para tres longitudes de onda. Todos sabemos que la televisión en color usa solo tres colores, rojo, verde y azul, para implementar todos los colores de las imágenes. En [GROB-82] y [LIMANN-83] tenemos dos obras fundamentales que estudian la captación y transmisión de la señal del color, así como todo el proceso electrónico de manejo del color que tienen lugar en el interior de nuestros televisores.

En 1931 el CIE desarrolló el primer sistema de referencia de color, el sistema $R_N G_N B_N$, con los primarios: rojo = 700 nm ; verde = 546.1 nm; azul = 435.8 nm.

Sin embargo, en teoría del color se utiliza el sistema RGB que es muy similar al anterior y que se obtienen mediante tres filtros pasa-banda, con máximos en las longitudes de onda de 410, 530 y 650 nm. La elección de estos tres valores primarios maximiza el número de colores realizables.

Sea pues un objeto opaco iluminado por una luz blanca del cual percibimos una radiación luminosa $I(\lambda)$, y sean los tres filtros de color RGB dados por las funciones

$R(\lambda)$, $G(\lambda)$ y $B(\lambda)$. [GERSHON-85]. El color C de este objeto, podrá ser especificado por la tripleta (R,G,B) , es decir:

$$C = R + G + B$$

donde

$$R = \int I(\lambda) R(\lambda) d\lambda$$

$$G = \int I(\lambda) G(\lambda) d\lambda$$

$$B = \int I(\lambda) B(\lambda) d\lambda$$

Podemos normalizar nuestra terna de colores y entonces tendremos

$$r = R / (R+G+B) \quad g = G / (R+G+B) \quad b = B / (R+G+B)$$

y el color C se podrá especificar entonces como $1 = r + g + b$.

Todo color podrá ser representado en un plano usando el triángulo de Maxwell, que consiste en un triángulo equilátero de altura unidad en cuyos vértices se colocan los colores primarios. Un color C de coordenadas (r,g,b) se representará por un punto que distará r del lado BG , g del lado BR y b del lado GR . En un triángulo equilátero, la suma de las distancias de un punto a los tres lados es siempre la unidad. En la figura 2.3 se representa dicho triángulo de Maxwell y los dos colores: uno arbitrario C y un color monocromático C' .

El inconveniente que nos surge con la utilización de este sistema de coordenadas de especificación del color es que para algunos colores primarios, como puede ser C' , su expresión como terna de valores RGB nos conduce a que alguno de estos coeficientes tomen valores negativos.

Este problema se hace particularmente evidente si hacemos una representación gráfica del lugar del espectro (conjunto de valores monocromáticos) en el sistema colorimétrico RGB. En la figura 2.4 se muestra la curva del lugar del espectro en el plano rg .

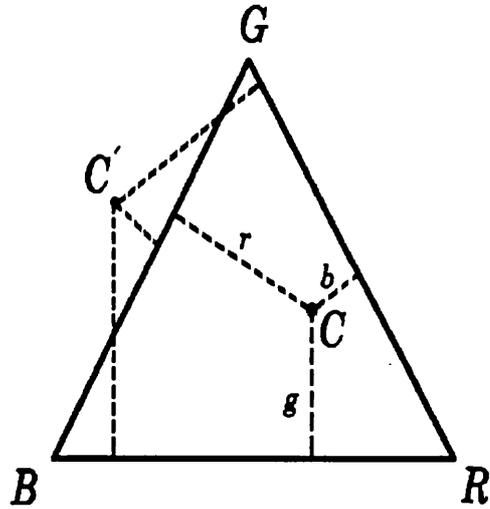


Figura 2.3. Triángulo de Maxwell.

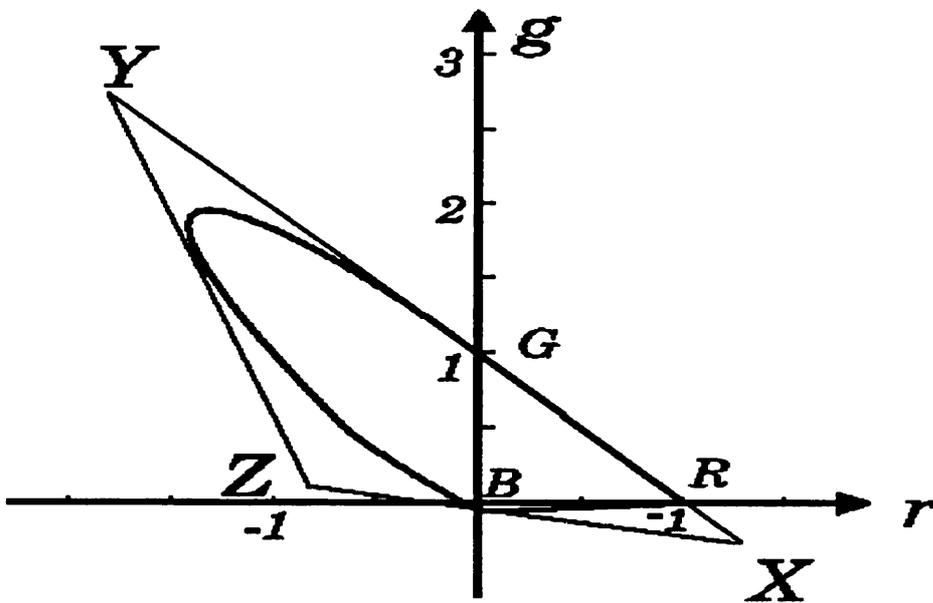


Figura 2.4 : Lugar del espectro en el plano rg .

Ello es debido a que el lugar del espectro no está comprendido dentro del triángulo de especificación del color RGB, ya que de lo contrario podrían obtenerse por la suma de los tres primarios, y entonces ya no serían monocromáticos, por lo que estos colores siempre toman valores negativos para alguna de las componentes. Esta incomodidad se salvó eligiendo un nuevo sistema de especificación del color: el sistema XYZ.

2.7 Coordenadas XYZ del CIE-1931.

Este sistema de coordenadas de especificación del color fue deducido por simple cálculo de las coordenadas RGB, partiendo de éste sistema y por un cambio de primarios. Las coordenadas RGB de los nuevos primarios XYZ son:

$$\begin{array}{l} X : \quad r= 1,275 \quad g=-0,278 \\ Y : \quad r=-1,738 \quad g= 2,767 \\ Z : \quad r=-0,743 \quad g= 0,141 \end{array}$$

En la figura 2.5 se muestran las curvas de sensibilidad espectral del observador colorimétrico patrón CIE-1931, también llamadas curvas triestímulos. Dada una distribución energética espectral de una luz $I(\lambda)$, como en el caso de las coordenadas RGB, es fácil hallar sus componentes tricromáticas en el sistema XYZ:

$$X = \int I(\lambda) \bar{x}(\lambda) d\lambda$$

$$Y = \int I(\lambda) \bar{y}(\lambda) d\lambda$$

$$Z = \int I(\lambda) \bar{z}(\lambda) d\lambda$$



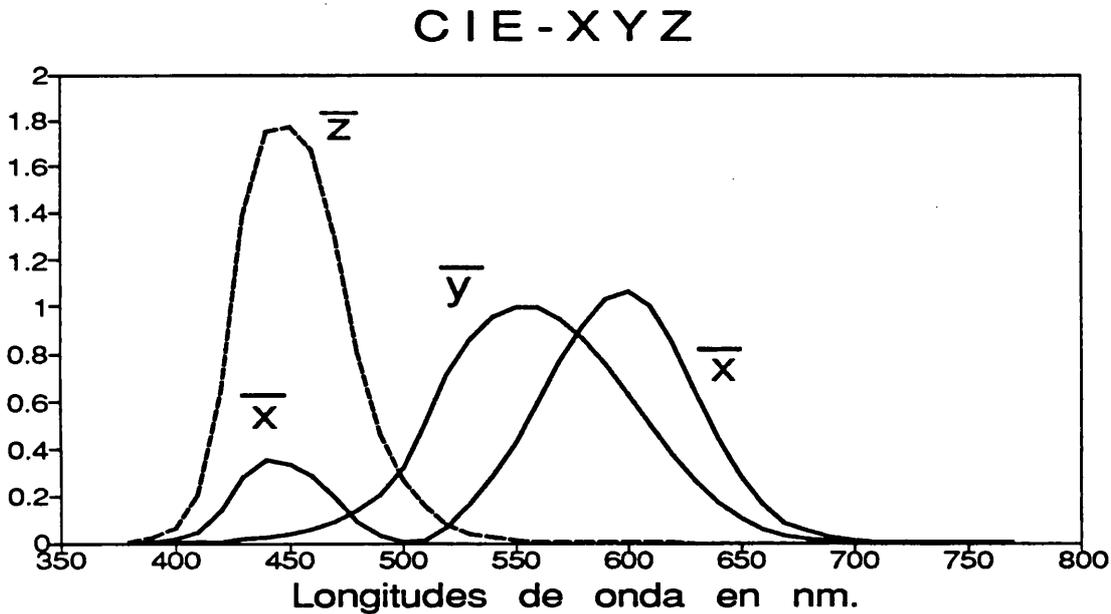


Figura 2.5. Curvas patrón XYZ del CIE.

Con la particularidad de que para un color C_1 expresado en este sistema de coordenadas colorimétrico, $C_1 = X+Y+Z$, su tripleta de valores será siempre positiva, [CASAS-85].

Otra particularidad de este sistema XYZ es que toda la información referente a la luminosidad de un color, se encuentra en la componente tricromática Y, mientras que la información cromática está en los valores X y Z. Este espacio de color se utiliza bastante en la industria por ser excelente para representar mezclas aditivas de colores.

Algunas aplicaciones usan coordenadas cromática, que son calculadas a partir de las coordenadas triestímulos como:

$$x = X / (X+Y+Z) \qquad y = Y / (X+Y+Z) \qquad z = Z / (X+Y+Z)$$

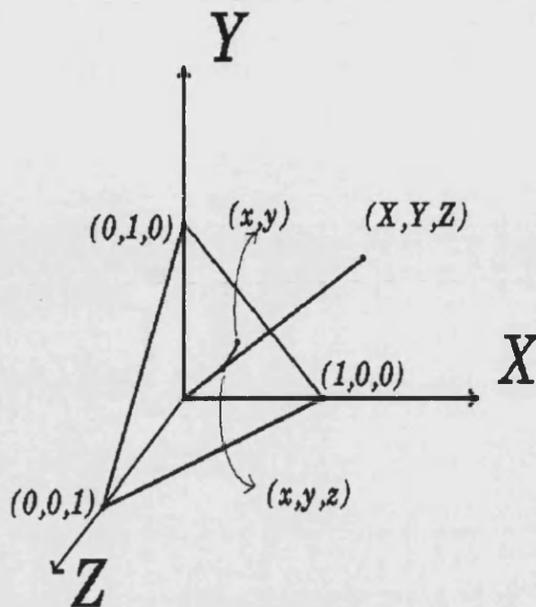


Figura 2.6. Diagrama cromático XYZ.

Puesto que como sabemos $z=1-x-y$, se dice que el par (x,y) especifica la cromaticidad de un color, [HITA-88]. En la figura 2.6 se muestra la relación gráfica existente entre las coordenadas tricromáticas XYZ y sus correspondientes coordenadas cromáticas xyz.

Podemos hacer una representación bidimensional de la cromaticidad de los colores, tomando para cada color con cromaticidad (x,y) un punto en el

plano cromático xy, obteniendo lo que se conoce como *diagrama cromático* o también conocido como *lengua de colores*. En la figura 2.7 se muestra el resultado obtenido. Como se podrá observar sea cual sea el color elegido, el valor de sus coordenadas cromáticas xy será siempre positivo.

2.8 Tolerancia de color.

Por lo visto con anterioridad, en el diagrama cromático a cada punto (x,y) le corresponde un color. Así pues, dado un punto representativo de un color, al apartarnos de él en el diagrama cromático, nos encontramos ante un nuevo color. Si esta variación es muy pequeña, el ojo humano no aprecia la variación con el color de partida, a no ser que se supere un cierto valor llamado *umbral diferencial de color*.

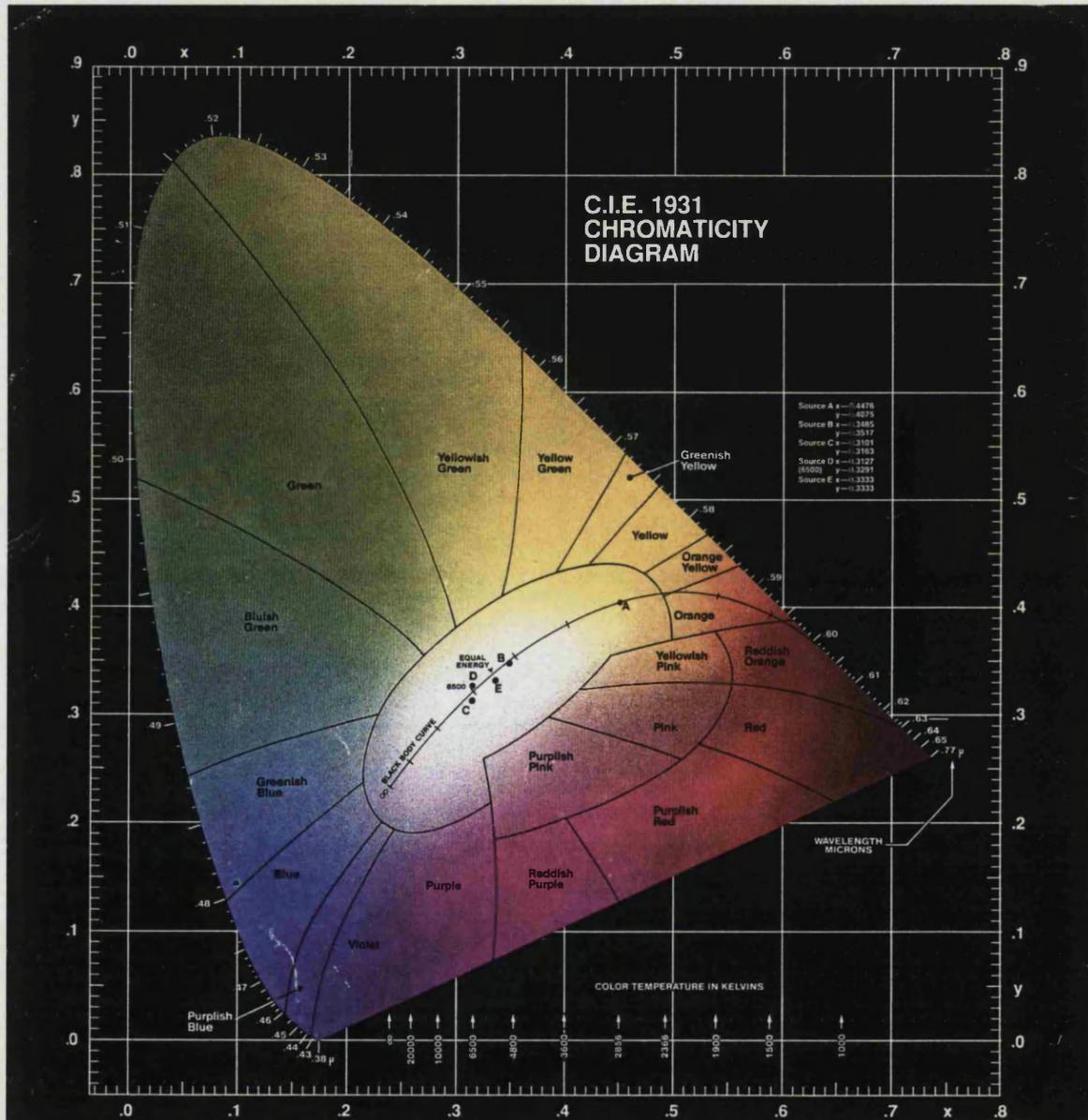


Figura 2.7 : Diagrama Cromático xy CIE-1931 obtenido de Photo Research.

Este umbral es distinto no solo para un mismo color en cada dirección del espacio, sino que también es distinto para cada uno de los colores.

Si hacemos una representación gráfica obtendremos unas elipses de pequeño tamaño que nos delimitarán para cada color su umbral diferencial.

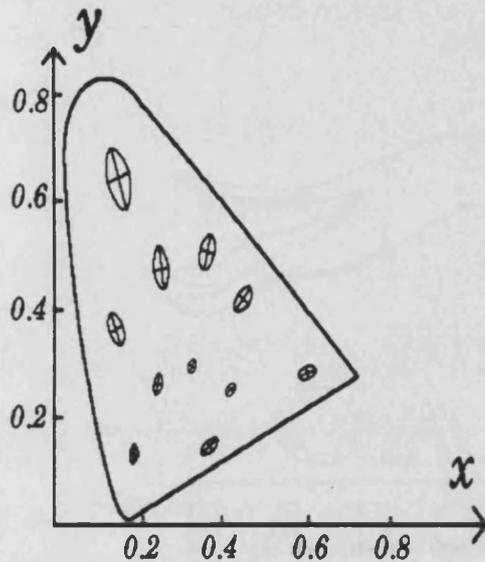


Figura 2.8. Diagrama de cromaticidad para Sistema de Coordenadas de color XYZ del CIE. Elipses (McAdam) de color.

La figura 2.8 contiene un dibujo aproximado de las percepciones de color equivalentes para un observador humano en el diagrama cromático x-y. Cada elipse posee un tamaño aproximadamente diez veces superior al que tienen en realidad, para facilitar su visión. Esta figura indica que el ojo humano es muy sensible a cambios en el azul, moderadamente sensible a cambios en el rojo y poco sensible a cambios en el verde. Un estudio sobre la métrica en el diagrama de color se muestra en

[HITA-86], [ALVAREZ-76], [ROMERO-86] e [HITA-89].

Algunos espacios de color se definen de forma que la diferencia perceptual entre dos colores esté dada aproximadamente por la distancia Euclídea entre ellos. En este caso los espacios se llaman *espacios de color uniformes*. Como se puede ver en la figura 2.8, el espacio de color XYZ es muy poco uniforme. En [JAIN-72] se aborda el problema de la medición de las distancias entre dos colores arbitrarios. Estos espacios son muy utilizados en clasificación de imágenes en color [TOMINAGA-90a] por sus evidentes propiedades.

En 1960 el CIE adoptó un sistema de coordenadas, llamado Escala de Cromaticidad Uniforme (UCS¹), en el cual cambios en las coordenadas cromáticas se ajustaba bastante bien a cambios en el tono y la saturación.

Este sistema de coordenadas de color UCS es una transformación lineal del sistema de coordenadas cromático xyz . Puede ser descrito como:

$$u = \frac{4x}{-2x + 12y + 3}$$

$$v = \frac{6y}{-2x + 12y + 3}$$

2.9 Sistema de Coordenadas de Color de Transmisión NTSC².

El desarrollo de los sistemas de televisión en color en USA propició que el NTSC formulase un sistema de coordenadas de color compuesto por tres triestímulos de valores YIQ . El valor del triestímulo Y es el mismo que el Y del sistema de coordenadas XYZ , que mide la luminosidad de un color. Los restantes valores IQ describen en común el tono y la saturación de la imagen.

La razón para transmitir los valores triestímulos YIQ fue que los valores R_N G_N B_N están duplicados: la señal Y puede ser usada cuando el receptor es una televisión monocromo (en blanco y negro); además, es posible delimitar la anchura de banda de las señales IQ para poder corregir posibles degradaciones de las imágenes.

¹ UCS : "Uniform Chromaticity Scale"

² NTSC: "National Television Systems Committee", grupo definidor de los estándares de televisión en color en los Estados Unidos.

Este sistema de coordenadas de color es una transformación lineal del sistema de color $R_N G_N B_N$ y se calcula así:

$$\begin{bmatrix} Y \\ I \\ Q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.299 & 0.587 & 0.114 \\ 0.596 & -0.274 & -0.322 \\ 0.211 & -0.523 & 0.312 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R_N \\ G_N \\ B_N \end{bmatrix}$$

Es importante resaltar que este sistema de coordenadas es el que utilizaremos para el estudio y clasificación de las imágenes por la facilidad y rapidez de cálculo. En el tratamiento en color, nosotros partimos siempre de una imagen obtenida con una cámara de video en coordenadas $R_N G_N B_N$, y el paso a coordenadas YIQ como hemos visto es una transformación lineal que se efectúa con un tiempo de cómputo bastante reducido para nuestras exigencias, sobre todo si se realiza sobre un PC-486 compatible.

Este sistema YIQ es el que se utiliza para la transmisión de imágenes por el sistema NTSC de televisión. Pero tanto este sistema como el PAL y el SECAM utilizan internamente las coordenadas cromáticas YUV. La coordenada Y de este sistema de coordenadas es la misma que la del sistema YIQ y como sabemos se calcula así

$$Y = 0.299 R + 0.587 G + 0.114 B$$

la diferencia está en las señales cromáticas UV que se calculan como

$$U = \frac{R - Y}{1.14} = 0.877 (R - Y)$$

$$V = \frac{B - Y}{2.03} = 0.493 (B - Y)$$

En el sistema NTSC de televisión las señales de crominancia IQ se forman a partir de las señales UV como:

$$I = U \cos (33^\circ) - V \sin (33^\circ)$$

$$Q = U \sin (33^\circ) + V \cos (33^\circ)$$

2.10 Otros sistemas de coordenadas colorimétricos.

El espacio de color RGB es el utilizado generalmente para la adquisición de imágenes. Pero en el espacio RGB no es un espacio de color uniforme.

Vamos a ver sistemas de representación del color que por un lado nos darán información de la luminosidad de la escena y por otro lado nos darán información en un sub-espacio bidimensional de cromaticidad.

Hemos visto espacios rectangulares de coordenada triestímulo y espacios cromáticos bidimensionales. Además existen los llamados espacios de color perceptuales, basados en parámetros perceptuales como el matiz, el tono, la saturación y el brillo. Estos espacios son conocidos como espacios ISH.

2.10.1 Sistema ISH basado en las señales YUV del sistema PAL de televisión.

Se definen sus coordenadas de color como:

$$I = Y$$

$$S = [U^2 + V^2]^{1/2}$$

$$H = \text{atctan}(V/U)$$

Como puede verse el sistema de coordenadas ISH no es más que el paso a coordenadas polares del sistema YUV. El cálculo de las coordenada cromáticas YUV a partir de la $R_N G_N B_N$ también se puede expresar en forma matricial como:

$$Y = 0.299*R + 0.587*G + 0.11 *B$$

$$U = -0.147*R - 0.289*G + 0.437*B$$

$$V = 0.615*R - 0.515*G - 0.1 *B$$

2.10.2 Sistema ISH basado en un modelo logarítmico del sistema de visión humano.

Sus coordenadas de color se definen como:

$$I = A$$

$$S = [C_1^2 + C_2^2]$$

$$H = \text{arctan}(C_1 + C_2)$$

donde

$$A = 1/3 * [\log(R) + \log(G) + \log(B)]$$

$$C_1 = \sqrt{3}/2 * [\log(R) - \log(B)]$$

$$C_2 = \log(B) - 1/2 * [\log(R) + \log(G)]$$

2.10.3 Espacio de cromaticidad extendida $L^*u^*v^*$.

Este es un espacio CIE estándar que se aproxima a un espacio de color tridimensional perceptualmente uniforme. L^* es la luminosidad, u^* refleja la cantidad rojo-verde, y v^* se aproxima a la cantidad azul-amarillo. Se define como:

$$L^* = 25 (100 Y / Y_0)^{1/3} - 16 \quad Y/Y_0 \geq 0.008856$$

$$L^* = 903.3 (Y / Y_0) \quad Y/Y_0 < 0.008856$$

$$u^* = 13 L^* (u' - u'_0)$$

$$v^* = 13 L^* (v' - v'_0)$$

donde

$$u' = 4X/(X+15Y+3Z)$$

$$v' = 9X/(X+15Y+3Z)$$

Y_0 , u'_0 y v'_0 son Y , u' y v' para el iluminante de referencia al cual el observador está adaptado. Esta normalización para un iluminante estándar es necesaria porque pasos perceptuales iguales dependen de la adaptación de los ojos del observador. Las ecuaciones inversas que nos permitirán pasar de $Y^*u^*v^*$ a coordenadas XYZ y de estas a RGB se definen así:

$$Y = 0.01 \left(\frac{L^* + 16}{25} \right)^3$$

$$X = \frac{9 (u^* + 13v'_0 L^*)}{4 (v^* + 13v'_0 L^*)} Y$$

$$Z = \left(\frac{39 L^*}{(v^* + 13v'_0 L^*)} - 5 \right) Y - \frac{X}{3}$$

$$R = 1.86 X - 0.52 Y - 0.28 Z$$

$$G = -0.98 X + 2.0 Y - 0.028 Z$$

$$B = 0.064 X - 0.129 Y + 0.98 Z$$

2.10.4 Espacio uniforme de color CIELAB.

Este espacio de color CIE L*a*b* 1976 (CIELAB) es una versión simplificada del espacio de Adams-Nickerson, [ARTIGAS-85]. Se genera representando en coordenadas rectangulares las cantidades definidas por:

$$L^* = 116 (Y/Y_0)^{1/3} - 16$$

$$a^* = 500 [(X/X_0)^{1/3} - (Y/Y_0)^{1/3}] \quad Y/Y_0 > 0.01$$

$$b^* = 200 [(Y/Y_0)^{1/3} - (Z/Z_0)^{1/3}]$$

donde X, Y, y Z son los valores triestímulos correspondientes a la muestra, y X₀, Y₀, y Z₀ los correspondientes al estímulo de referencia blanco (iluminante utilizado).

La diferencia de color entre dos colores en este espacio viene dada por la expresión:

$$\Delta E^*_{a,b} = [(\Delta L^*)^2 + (\Delta a^*)^2 + (\Delta b^*)^2]^{1/2}$$

Este espacio de color CIELAB y su fórmula de deferencia de color asociada,

intenta ser uniforme perceptualmente en el espacio de colores que presentan diferencias de color más grandes que el umbral, pero más pequeñas que las normales en el Munsell. Está especialmente recomendado su empleo en el caso de colores de superficie, [HITA-85].

En [ALVAREZ-76] se puede encontrar un buen análisis sobre los espacios de color y su estructura matemática. En [ARTIGAS-87] se muestra como varían estas coordenadas con la luminancia y en [FELIPE-86] se muestran algunas particularidades sobre este espacio.

La razones por las cuales no hemos utilizado el espacio de color CIELAB en el estudio y clasificación de las imágenes han sido por una parte el que el tiempo de cómputo de paso de coordenadas $R_N G_N B_N$ a $L^*a^*b^*$ resulta ser demasiado elevado para una aplicación en tiempo real sobre un PC, y por otra parte, la necesidad de conocer los valores de referencia $X_0 Y_0 Z_0$ correspondientes al iluminante patrón utilizado.

Capítulo 3

REFLEXIÓN DE LUZ EN OBJETOS

3.1 Introducción.

La reflexión es el resultado de la interacción entre la luz y un objeto material. Visualmente tanto el ojo humano como los instrumentos de medida ópticos perciben de un objeto la luz que este refleja, o en su caso emite. Después, en la visión humana la interpretación de la imagen se realizará en el cerebro y en la visión artificial esta interpretación será realizada por un ordenador. Pero no nos olvidemos que todo lo que realice el ordenador es programado por nosotros, y por lo tanto, serán los algoritmos que nosotros programemos los que se encargarán de realizarán el análisis de la imagen que previamente habrá sido digitalizada.

En la predicción e interpretación de las imágenes nos será de gran ayuda el firme conocimiento de los variados mecanismos que envuelven el proceso de reflexión

de la luz sobre la superficie de los objetos de la escena digitalizada.

3.2 Iluminación y materia.

Cuando un objeto material es iluminado por una o varias fuentes de luz, la luz o es absorbida o es reflejada hacia otros objetos, iluminándolos a su vez. Por ello en una escena hay dos tipos de iluminación: una iluminación incidente que proviene directamente del foco de luz utilizado, y una iluminación ambiental cuya luz proviene de los restantes objetos de la escena. En [JANG-91] se muestra un reciente estudio sobre la interreflexión de la luz en los objetos.

Hay muchos tipos de fuentes de luz, pero sin ninguna duda la más importante es la luz proveniente del Sol, también llamada luz diurna. Tenemos diferentes tipos de luz diurna: luz directa del Sol, luz del cielo y una combinación de ambas. Cada una de ellas posee una diferente distribución de potencia espectral. Una buena aproximación es considerar la luz directa del Sol como una fuente puntual.

Si lo que estamos realizando es un análisis de una imagen tomada en un ambiente natural (por ejemplo en el campo y a la luz del día), la cromaticidad de la iluminación ambiental es más compleja después del resultado de la reflexión de la luz solar y de la luz del cielo sobre los objetos de diferentes característica de reflectancia espectral.

En un día claro y al aire libre, el 90% de la iluminación proviene directamente del Sol, el 8% del cielo y el 2% de los objetos de alrededor. Pero tal como se nubla el cielo o se alteran los factores climatológicos, estos porcentajes varían notablemente. En [CACHORRO-85] se realiza un buen estudio de la evolución de la irradiancia Solar espectral a lo largo del día y se analiza su evolución con la variación de diversos factores climatológicos.

3.3 Reflexión: Geometría y Física.

La geometría de la reflexión de la luz sobre superficies completamente lisas se ilustra en la figura 3.1, y es gobernada por tres ángulos:

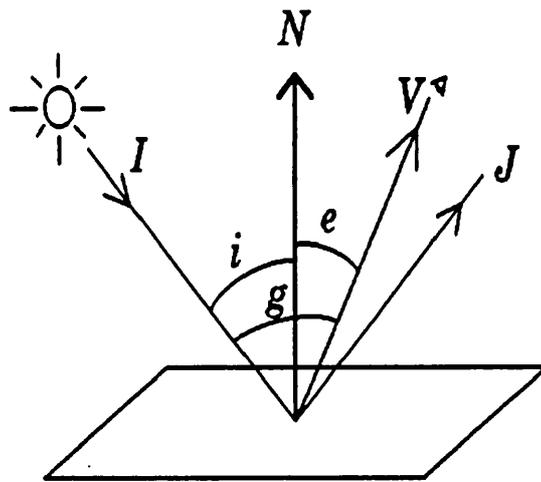


Figura 3.1. Geometría de la reflexión de la luz sobre superficie opaca.

i : de incidencia; entre I y N .

e : de emisión; entre V y N .

g : de fase; entre I y V .

Señalar que J es la dirección de reflexión perfecta (o reflexión de espejo), que forma un ángulo de valor i con la normal N ; y V es la dirección del observador. En [HORN-77] se muestran e ilustra todos los parámetros geométricos que afectan a la reflexión de la luz en superficies opacas.

Pero nosotros vamos a considerar el caso más general, con lo cual supondremos que los materiales que van a ser digitalizados en nuestras escenas son dieléctricos y poseen un índice de refracción diferente al del medio por el cual se propaga la luz, que

usualmente suele ser el aire.

Por lo tanto la luz cuando incide sobre un material dieléctrico, parte se reflejará volviendo al medio del cual procede, y la otra parte será refractada, introduciéndose en el medio material. En la figura 3.2 se ilustra este proceso.

La reflexión especular, pues así se denomina a la reflexión producida por la superficie del material, depende profundamente de la geometría de dicha superficie, de su índice de refracción y de la polarización de la luz. Esta reflexión también es conocida como reflexión de Fresnel.

Si la superficie de separación entre ambos medios es muy suave, la luz será reflejada en una única dirección, como vimos en la figura 3.1. Pero lo más general será que la superficie presente rugosidades y texturas.

Puede ocurrir en superficies con pronunciada microestructura tridimensional, que el ángulo con que se alcanza la reflectancia máxima no sea el ángulo de reflexión esperado. Esto ocurre porque las microsuperficies que componen la superficie poseen una inclinación dominante diferente a la de la superficie que forman.

Pero los materiales dieléctricos son generalmente no homogéneos y están constituidos por una masa material bastante transparente en la cual se encuentran inmersas unas partículas o pigmentos que absorben selectivamente la luz y la dispersan dentro del material. De hecho esta luz reflejada por los pigmentos puede volver a salir a la superficie y entonces produce una segunda reflexión en el medio inicial que es conocida en la literatura sobre el tema como reflexión del cuerpo o reflexión difusa, [SHAFER-85].

Si consideramos que los pigmentos se distribuyen aleatoriamente en el interior del material, la luz producto de la reflexión del cuerpo también sale en direcciones

aleatorias desde el cuerpo del material, con lo cual es razonable pensar que la distribución de luz que sale del material debe de cumplir la ley del difusor perfecto o ley de Lambert. Por lo tanto, la esta reflexión será considerada isotrópica, al menos para ángulos alrededor de la superficie normal.

Esta reflexión, usualmente observada para superficies mate, tiene el color de los pigmentos dispersados en el medio, y no del iluminante.

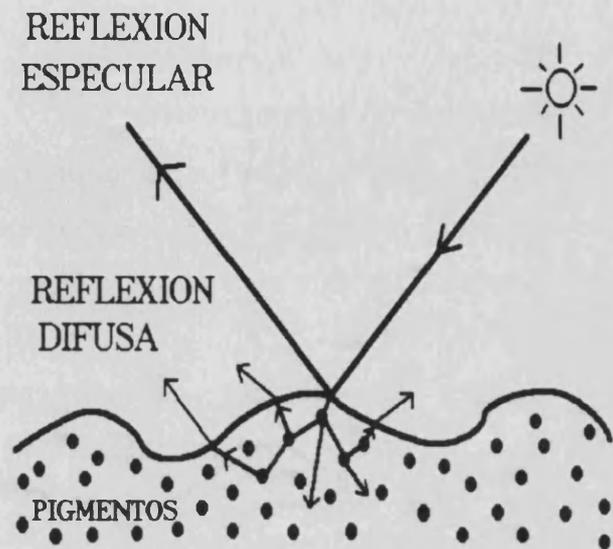


Figura 3.2. Reflexión especular y difusa sobre la superficie de un cuerpo opaco.

En la reflexión superficial, el índice de refracción de un material depende de la longitud de onda de la luz incidente, y por tanto el coeficiente de Fresnel varia a lo largo del espectro de la luz. Sin embargo, se aproxima dicho coeficiente del medio por una constante a lo largo de las longitudes de onda que cubren el espectro visible. Es por ello que la luz refleja en la superficie de separación de los medios tiene el mismo color que la luz incidente que proviene del iluminante utilizado.

Un análisis más detallado sobre la reflexión de la luz en los objetos puede ser encontrado en [TOMINAGA-90b] y [NAYAR-91]. Y su relación con la constancia del color en [MALONEY-86] y [GERSHON-89].

La gran mayoría de los materiales poseen reflexión mixta, la cual es una combinación de la reflexión difusa y la especular. La reflectancia total de una superficie (dentro de un ángulo sólido pequeño), es la razón entre la intensidad reflejada en una dirección dada y la energía incidente desde otras direcciones, es

llamada reflectancia bidireccional y es la suma de la reflectancia especular y difusa.

Hay autores que diferencian claramente entre los términos de reflexión especular y difusa, y los de reflexión superficial y del cuerpo. Entienden como reflexión especular la reflexión de la luz en la dirección ideal de reflexión, mientras que la reflexión difusa implica la reflexión con dispersión. Siendo los términos reflexión del cuerpo y superficial procesos físicos diferentes, [KLINDER-88].

Existen dos diferentes aproximaciones ópticas y consecuentemente dos aproximaciones diferentes al fenómeno de la reflexión:

Óptica ondulatoria, basada directamente en la teoría de ondas electromagnéticas, que utiliza las ecuaciones de Maxwell para el estudio de la propagación de la luz.

Óptica geométrica, que utiliza la longitud de onda corta de la luz para simplificar algunos de los problemas de propagación de la luz.

Los modelos de reflectancia geométricos pueden ser construidos como meras aproximaciones de los modelos de reflectancia físicos. Poseen una formulación matemática simple que es más manejable para su utilización tanto en síntesis como en análisis de imágenes por ordenador. En este sentido Cook y Torrance proporcionaron una excelente revisión a algunos de los primeros modelos usados para sombrear en gráficos computarizados en la referencia [COOK-81], pues ya en [TORRANCE-67] se mostraban los buenos resultados obtenidos a partir de dichos modelos geométricos.

Ikeuchi usó un modelo especular de doble delta [IKEUCHI-81] para determinar la forma de la superficie especular mediante fotometría estereo. El mismo modelo fue más tarde usado por Sanderson y otros [SANDERSON-88] para determinar la forma de superficies especulares por medio de técnicas de brillos estructuradas. Más recientemente, Nayar y otros [NAYAR-90] desarrollaron el método del muestreo

fotométrico que usa un modelo de reflectancia híbrido, que abarca el modelo Lambertiano y el especular, para extraer la forma de reflectancias de superficies.

De cualquier forma los modelos geométricos son aplicables cuando la longitud de onda de la luz utilizada es pequeña comparada con las dimensiones de las microscópicas imperfecciones de las superficies sobre las que inciden. Estos modelos son principalmente aconsejables su utilización en predicción e interpretación de reflexión de luz sobre superficies lisas.

Como bien se muestra en [NAYAR-90], del estudio de los comportamientos de los modelos físicos y geométrico, se dice que la radiancia de una superficie puede ser descompuesta en tres componentes de reflexión primarias llamadas: lóbulo de difusión, lóbulo especular y punta especular. Estas dos últimas componentes hay bastantes modelos que las consideran unidas pues ambas se producen simplemente como resultado de la reflexión especular de la luz sobre un cuerpo. Su magnitud depende de la rugosidad microscópica de superficie iluminada.

Las aproximaciones de física óptica usan la teoría de ondas electromagnéticas para describir de forma muy precisa el proceso de reflexión. Sin embargo, es a menudo difícil obtener una solución buena al problema. Por lo tanto, haciendo ciertas suposiciones a los modelos físicos, podemos obtener modelos geométricos adecuados. Estas suposiciones son generalmente relativas a las propiedades eléctricas de la superficie.

Los modelos de reflectancia físicos son aplicables a superficies que varían de ser completamente lisas a muy rugosas. Las suposiciones usadas en ellos no son tan restrictivas como las usadas en los modelos geométricos.

3.4 Modelos de reflexión previos.

Los primeros modelos de reflexión de luz sobre superficies fueron concebidos a finales de los 60 y principios de los 70. Contribuyó de forma decisiva el auge que experimentó en aquellos años la síntesis de imágenes por ordenador.

Una pieza clave en la difusión de los principales avances que se han ido produciendo en la síntesis de imágenes ha sido y es la revista *Computers Graphics*, en la cual se puede seguir con rigor la evolución que ha ido experimentando este tema desde su inicio hasta nuestros días.

En esta revista podemos encontrar modelos de reflectancia tan incipientes como el de Blinn a mediados de los 70, [BLINN-77], o el propuesto por Cook y Torrance en 1981 que es muy referenciado incluso en nuestros días, [COOK-81], o modelos ya más actuales como el de Poul S. Strauss en 1990 que lo que persiguen es el realismo visual de las imágenes sintetizadas [STRAUSS-90].

Pero no debemos olvidar que una de las primeras contribuciones se la debemos a Torrance y Sparrow, que en 1967 ya publicaron su primer modelo de reflexión de luz, [TORRANCE-67].

Uno de los primeros modelos de reflexión en visión computarizada fue el de Horn (1977), el cual decía que la intensidad total de la luz reflejada I en un punto dado de la imagen es

$$I = \frac{1}{2} s (n+1) (2 \cos(i) * \cos(e) - \cos(g))^n + (1-s) \cos(i)$$

donde $s \in [0,1]$ representa el peso relativo de las componentes especular y difusa, y n determina el afilamiento o prominencia del pico especular, [HORN-77].

El primer término representa la componente especular y el segundo la difusa. Pentland (1982) en su tesis doctoral utilizó un modelo similar, tan solo diferente ligeramente en la componente especular, [PENTLAND-82].

Frei, Shibata y Sutton (1981) propusieron un término adicional en su modelo de reflexión el cual informaba de la dispersión de la luz:

$$I = S_1 \cos^n \theta + (1+S_1+S_2) \cos(i) + S_2 \cos^m (g)$$

donde S_1 , S_2 , n y m son parámetros y θ es el ángulo entre la dirección espectral perfecta y el observador, [SHIBATA-81]. Los dos primeros términos son los términos especular y difuso, mientras que el tercero es el *backscattering* (dispersión retardada de la luz).

Es importante resaltar que todos estos modelos están de acuerdo en que la reflexión difusa es un múltiplo del coseno del ángulo de incidencia i , y refleja la luz en todas direcciones por igual. La reflexión especular en estos modelos mantiene el mismo color que la reflexión difusa; lo cual no es cierto en ningún material. Tampoco hay tratamiento de la reflectancia ambiental en ningún modelo.

Entre los primeros modelos utilizados en gráficos computarizados se encuentra el de Phong y el anteriormente citado de Blinn, [PHONG-75]. Estos modelos intentan conseguir realismo visual en investigaciones gráficas computarizadas, utilizando el sombreado de las superficies visibles. Estos modelos intentan tener en cuenta cuestiones como el tipo de iluminante fuente, las propiedades de la superficie (reflectancia, textura, etc.) y la posición y orientación de la superficie con respecto a la fuente de luz. El modelo de Phong y Blinn trata la reflexión como constituida por tres componentes: ambiental, difusa y especular. Su formulación es la siguiente:

$$I_R = I_{ia} R_a f + \sum_i I_{ii} \Delta w_{ii} (s R_s + d R_d) \cos(i_i)$$

donde:

- I_R : Intensidad de luz reflejada.
- I_{ia} : Potencia ambiental por unidad de área de superficie.
- R_a : Reflectancia ambiental.
- f : Fracción de hemisferio iluminado.
- l : Fuente de luz.
- I_{il} : Potencia de fuente de luz por unidad de ángulo sólido.
- Δw_{il} : Número de estereoradianes por unidad de área perpendicular a la fuente de luz.
- s : Fracción de reflectancia que es especular.
- R_s : Reflectancia bidireccional especular.
- d : Fracción de reflectancia que es difusa.
- R_d : Reflectancia difusa
- i_1 : Ángulo de incidencia.

Se observa que la intensidad reflejada en un punto es básicamente la suma de la reflectancia ambiental, más la especular y la difusa.

En este modelo de objetos opacos supone que toda la luz que no procede de la fuente de luz es considerada como iluminación ambiental.

Las intensidades de reflectancia especular y difusa pueden tener diferentes colores si el material es no homogéneo. La intensidad de reflectancia difusa se asume de ser el color del material, mientras que la especular puede tener el color del material (metales) o de la fuente de luz (plásticos). La reflectancia difusa es a menudo insignificante para metales.

Las intensidades de reflectancia ambiental y difusa son iguales en todas

direcciones; no dependen de la localización del observador.

En este modelo se asume también que la reflectancia ambiental es idéntica a la reflectancia difusa.

Trabajos más recientes [GORAL-84] [IMMEL-86] sugieren técnicas de mejora para computar la iluminación ambiental a través del uso del análisis localizado ("radiosity analysis"). Esto permite la computación de la reflexión intersuperficial.

3.5 Modelo de Reflexión Dicromático.

Todos estos modelos vistos en el apartado anterior presentan una complejidad relativa en su formulación que les hace prácticamente inviable su aplicación a algunos estudios sobre los pixels de color de una imagen. Entre otros motivos porque estos modelos no fueron creados para el análisis de imágenes sino que fueron creados para su síntesis, es decir, para la creación de imágenes por ordenador, generalmente con fines hacia la animación.

En 1985 Steven A. Shafer postuló su modelo de reflexión para materiales dieléctricos y opacos, [SHAFER-85]. Vamos a suponer que la iluminación de la escena es debida únicamente a una fuente de luz simple y que los pigmentos están distribuidos aleatoriamente dentro del material, inmersos completamente en él.

Como sabemos, la luz que no es reflejada al incidir sobre el objeto, o será absorbida convirtiéndose en calor, o tras ser absorbida será de nuevo remitida dándole al objeto su color característico.

La luz reflejada en la superficie de un medio es gobernada por las reglas de Fresnel [CASA-85]. Las partículas de colorante absorben la luz con una probabilidad

dependiente de la longitud de onda. La reflexión del cuerpo es generalmente considerada no polarizada.

El modelo de reflexión dicromático describe que la radiancia espectral $L(\lambda, i, e, g)$ de la luz reflejada en un punto de la imagen es una suma de componentes de reflexión:

- La radiancia de la luz reflejada por la superficie : $L_i(\lambda, i, e, g)$
- La radiancia de la luz reflejada por el cuerpo: $L_b(\lambda, i, e, g)$

donde λ es la longitud de onda y los valores i, e, g son los ángulos que van a gobernar la reflexión. Ver figura 3.1.

Asumiendo que la superficie de un material dieléctrico no homogéneo posee el mismo espectro de reflexión superficial característico en cualquier punto de la superficie del objeto, podemos escribir de nuevo cada término como el producto de la composición espectral de la luz incidente $C(\lambda)$ por una magnitud que es el factor geométrico de escala $m(i, e, g) \in [0, 1]$, de la siguiente forma:

$$L(\lambda, i, e, g) = L_i(\lambda, i, e, g) + L_b(\lambda, i, e, g) =$$

$$m_i(i, e, g) C_i(\lambda) + m_b(i, e, g) C_b(\lambda)$$

La ecuación anterior nos dice que cada uno de las componentes de la luz reflejada puede ser descompuesta en dos partes: composición y magnitud, es decir, una distribución de potencia espectral relativa C_i o C_b que depende solo de λ y es independiente de la geometría, y un factor de escala geométrico m_i o m_b , que depende solo de la geometría y es independiente de la longitud de onda de la luz incidente. [KLINDER-88].

Se asume por el modelo de reflexión dicromático que las magnitudes $C_i(\lambda)$ y $C_b(\lambda)$ son constantes a lo largo de toda la superficie del objeto, cambiando en cada punto de la superficie los factores de escala geométricos, $m_i(i,e,g)$ y $m_b(i,e,g)$. Por ello, si consideramos el espacio vectorial de dimensión finita de las distribuciones de potencia espectral de la luz, podremos considerar que los vectores $C_i(\lambda)$ y $C_b(\lambda)$ forman un plano denominado plano dicromático, y cualquier punto de la superficie del objeto cuya luz reflejada sea $L(\lambda,i,e,g)$ está situado en este plano, por ser una combinación lineal de esos dos vectores con coeficientes los valores de los factores geométricos de escala.

En la figura 3.3 se puede observar el paralelogramo que forman estas magnitudes en el espacio de color RGB.

Intuitivamente el modelo de reflexión dicromático dice que hay dos procesos de reflexión independientes, cada uno con un color característico.

En una cámara monocromática (Blanco/Negro), el valor de un pixel $C(x,y)$ es

$$C(x,y) = \int L(\lambda) S(\lambda) d\lambda$$

donde $L(\lambda)$ es la distribución espectral de la luz reflejada y $S(\lambda)$ es la sensibilidad de la cámara.

Una cámara de video en color usa tres colores primarios para representar el espectro de la luz que es reflejado por el objeto hacia dicha cámara. En el proceso de

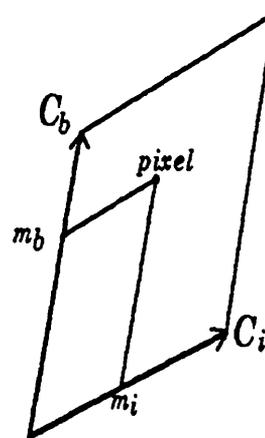


Figura 3.3 Componentes de la reflexión.

formación de la imagen, la cámara de video transforma la luz del rayo reflejado de un pixel de posición (x,y) vía integración de triestímulos de un cuerpo de luz finito, en una tripleta de valores de color. Sea pues $\tau_i(\lambda)$ la función de transmitancia de cada filtro de color (con $i = r,g,b$); si llamamos

$$R(\lambda) = \tau_r(\lambda) * S(\lambda)$$

$$G(\lambda) = \tau_g(\lambda) * S(\lambda)$$

$$B(\lambda) = \tau_b(\lambda) * S(\lambda)$$

en un punto dado la distribución de potencia espectral de la luz que llega al sensor se convierte en un vector tridimensional, y por tanto tendremos los triestímulos

$$C(x,y) = \begin{bmatrix} r \\ g \\ b \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \int L(\lambda) R(\lambda) d\lambda \\ \int L(\lambda) G(\lambda) d\lambda \\ \int L(\lambda) B(\lambda) d\lambda \end{bmatrix}$$

Este proceso multiplica la distribución espectral de la luz reflejada para cada longitud de onda por la transmitancia del filtro de color y por la sensibilidad (o respuesta) de la cámara.

Puesto que la integración del espacio desde el espacio de dimensión finita de la distribución de potencia espectral de los espectros continuos en un espacio de color tridimensional, es una transformación lineal, y puesto que los ángulos fotométricos (i.e,g) dependen de (x,y) , el modelo de reflexión dicromático puede ser aplicado a los valores de los pixels de color. Esto nos permite describir el valor de un pixel de color $C(x,y)$ como una combinación lineal de los vectores de color del cuerpo C_b y de reflexión superficial C_i :

$$C(x,y) = m_i(i,e,g) C_i + m_b(i,e,g) C_b$$

Esta ecuación describe como el color de un píxel arbitrario $C(x,y)$, depende de las propiedades ópticas de la escena.

Para finalizar la descripción de este modelo, resumir y recordar que en él se han realizado varias suposiciones que citamos a continuación:

- 1) Superficies opacas, no homogéneas y no fluorescentes,
- 2) Coloración uniforme de las superficies.
- 3) Reflexión de superficie isotrópica respecto a la normal.
- 4) Fuente de luz simple.
- 5) Espectro $S(\lambda)$ constante.

3.6 Variación del color de los píxels.

Para observar la variación del color de los píxels utilizaremos un histograma de color en un espacio de color RGB, el cual es la proyección de todos los píxels de un objeto en un espacio de color. Inicialmente usaremos el espacio RGB por ser el de mayor uso en los trabajos de investigación referidos en este tema. También analizaremos el color de los píxels en el espacio de color YIQ por ser este el que utilizamos en posteriores investigaciones de clasificación automática.

Los colores de los píxeles de un objeto son una combinación lineal de los colores de reflexión de la superficie y del cuerpo: C_i y C_b respectivamente. Las variaciones de color dentro del área de un objeto dependerán solo de los factores geométricos de escala m_i y m_b , mientras que C_i y C_b son constantes. Por ello C_i y C_b formarán un plano dicromático en el espacio de color RGB, y los colores de todos los píxels de un objeto se encontrarán en este plano.

Al representar los pixels en el espacio de color, vemos como sus valores forman un plano dicromático en el cual se pueden observar diferentes agrupaciones que nosotros clasificaremos como pixels mate, brillantes y pixels saturados. Donde existe una relación cerrada entre la forma de los grupos y las propiedades geométricas de la reflexión y la forma del objeto.

Como ayuda a la intuición, podemos suponer que la reflexión del cuerpo es aproximadamente Lambertiana y que la reflexión intersuperficie es describable por una función de pico agudo alrededor del ángulo de reflexión del espejo perfecto. Los pixels mate son proyecciones de puntos del objeto que exhiben solo reflexión difusa en la dirección del observador. Por ello, los pixels mate forman una línea mate en el espacio de color, en la dirección del vector reflexión del cuerpo C_b .

Los pixels brillantes son proyecciones de puntos del objeto que exhiben tanto reflexión difusa como de superficie en la dirección del observador. Todos estos cuerpos poseen una reflexión difusa constante ($m_b = \text{cte}$), variando solo en sus respectivas cantidades de reflexión intersuperficial m_i .

Esta línea empieza desde el grupo de puntos mate a la posición de la componente de reflexión del cuerpo m_b de los pixels brillantes. Pero variaciones de posición pequeñas en el objeto (pixels vecinos) extienden la línea de brillo a lo largo de un área larga, mostrando los brillos ya no forma de línea sino de cuña.

Como bien se relata en [KLINKER-88], los pixels saturados son pixels de brillo en los cuales la reflexión de la luz excede el rango dinámico de la cámara. Dependiendo del color del objeto, el rango dinámico puede ser excedido tan solo en una banda de color pero no en las otras dos, por lo que estos pixels se tuercen cerca de la pared del cubo de color que describe el límite de la sensibilidad de esta banda de color. En la figura 3.4 se ilustra este fenómeno.

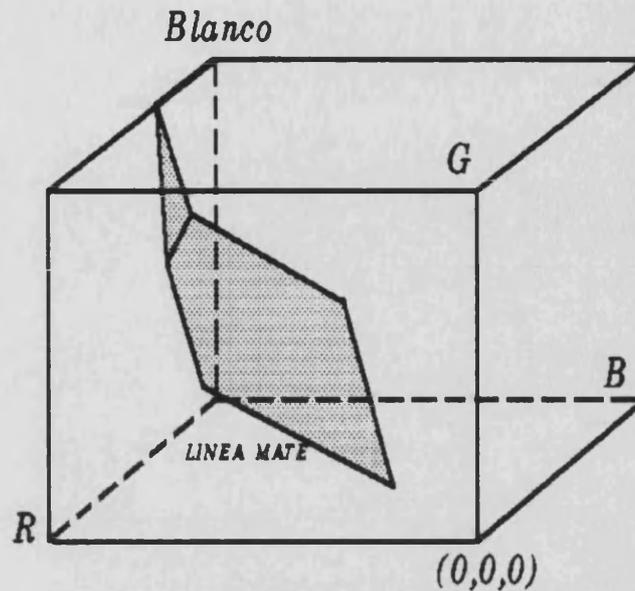


Figura 3.4. Histograma de color de los píxeles de un objeto con brillos en su superficie en el espacio de coordenadas RGB.

En los puntos más centrados del brillo, existirán píxeles que saturarán las tres bandas de color por lo que aparecerán como blancos sin ser este el color de la iluminación.

Dependiendo de la forma del objeto y de la geometría de la iluminación, los patrones de color de las agrupaciones de píxeles mate y brillantes presentarán unas formas características en el espacio de color o unas propiedades numéricas particulares que podrán ser utilizadas para su clasificación.

A continuación, en el siguiente capítulo nos proponemos realizar un estudio experimental de la forma que presentan las agrupaciones de píxeles mate, brillantes y saturados de diferentes objetos de distinto color en dos espacios de color diferentes como son el RGB y el YIQ.

Parte III

EXPERIMENTACIÓN Y RESULTADOS

Capítulo 4

ESTUDIO DE LOS PÍXELS DE BRILLO

4.1 Introducción.

En este capítulo partimos inicialmente de un conjunto de imágenes digitalizadas en color y tomadas todas bajo las mismas condiciones de iluminación. Contienen cada una de ellas un objeto de plástico de diferente color. De ellas extraeremos pixels tanto de las regiones mate que contienen tan solo la información del color del objeto, como de las regiones de brillo donde vamos a tener una reflexión especular con el color del iluminante utilizado, que se sumará al color del objeto.

Para cada objeto digitalizado y por tanto para cada imagen generaremos dos ficheros ASCII, uno con el valor de estos puntos de imagen el espacio de color RGB y el otro con el valor de los mismos pixels en el espacio de color YIQ.

4.2 Formas características de los pixels de color en el espacio colorimétrico RGB.

La representación de los pixels en el espacio RGB ofrecía la dificultad de que este espacio es tridimensional. Ante la imposibilidad de disponer en esos momentos de un programa comercial que permitiera coger los datos del fichero y realizar la representación en el espacio de color RGB, optamos por diseñar un programa en el compilador de Borland Turbo-C versión 2.0 que nos permitiera visualizar por pantalla los pixels en el cubo de color. Sobre el tema de la programación gráfica recomendamos la lectura de las referencias [ABRASH-89] y [PLASTOCK-87].

Posteriormente estas imágenes eran capturadas de la pantalla del ordenador personal y convertidas a fichero con extensión *.wpg para poder imprimibles e insertadas en cualquier texto.

El formato de los ficheros con los pixels de cada objeto que este programa admite es muy sencillo; posee una primera línea que debe contener el carácter '#' seguido de un espacio en blanco y un número entero que indica la cantidad de pixels que van a ser representados en este espacio de color RGB. Para el resto del fichero tendremos en cada línea los valores r, g y b de los pixels, es decir, los valores normalizados.

En el apéndice B se puede observar el listado fuente de dicho programa de representación gráfica por pantalla, sobre PC-compatible con tarjeta gráfica VGA o superior.

Una vez obtenida la representación tridimensional de los pixels de un objeto dentro del cubo de color RGB, visto desde una perspectiva de 45º, nos pareció un poco pobre dicha representación por lo que a información de la forma de los grupos de color nos ofrecía. Por ello nos decidimos a realizar dos aportaciones o mejoras al programa:

- La primera aportación consistió en darle movimiento al cubo de color para poder apreciar mejor la forma de los pixels en el espacio. Por ello movimos dicho cubo desde unos 60° a la izquierda a otros 60° a la derecha, de forma gradual. Nos pareció que con 40 tomas intermedias se ofrecía una visión de la imagen en movimiento lo bastante continua y a la vez rápida para hacernos una idea de la forma de los pixels.

- Pero fue la segunda aportación la que nos dio una información más valiosa acerca de la forma de los pixels de color. Consistió en realizar, a la vez que se movía el cubo, una proyección de los pixels sobre las paredes laterales del cubo. En su realización, para evitar confusiones, representamos los pixels en el espacio como cruces, mientras que sus proyecciones sobre las caras del cubo fueron representadas como puntos simples de menor tamaño.

Para no llenar la imagen de puntos con la dificultad que ello entrañaría para su comprensión, solo representamos sobre los planos R, G y B constantes, en particular sobre los planos $R=1$, $G=0$ y $B=1$ que son los planos que nos ofrecen para nuestro caso particular una mejor visión.

En las figuras 4.1 a 4.4 se ofrece la representación de cuatro objetos de diferente color en el espacio RGB. En la figura 4.1 tenemos un objeto de color naranja, en la 4.2 un objeto de color verde, en la 4.3 un objeto de color rojo y en la 4.4 un objeto de color azul. En las paredes laterales se puede observar la proyección de los pixels sobre los planos citados anteriormente.

Hemos elegido la imagen que se forma cuando el cubo esta orientado 60° a la derecha, pues es cuando mejor se diferencian las proyecciones de los pixels de color del objeto sobre las paredes laterales.

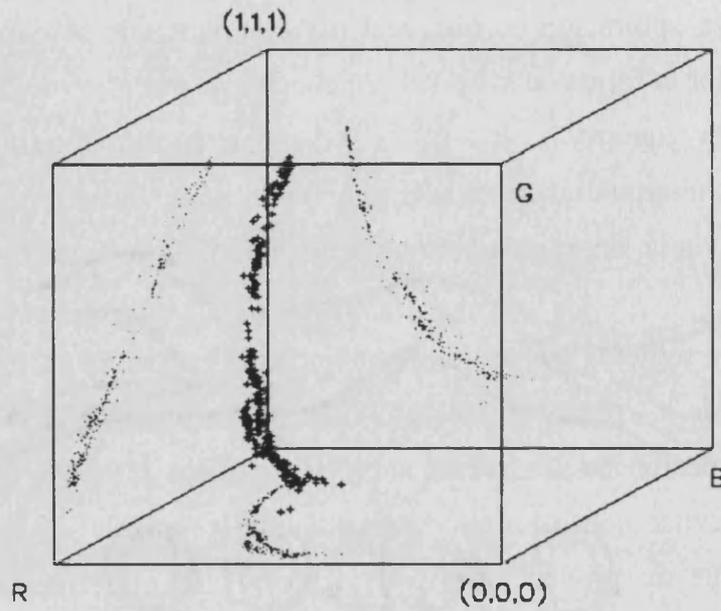


Figura 4.1. Pixels de color de un plástico de color naranja con brillo en su superficie.

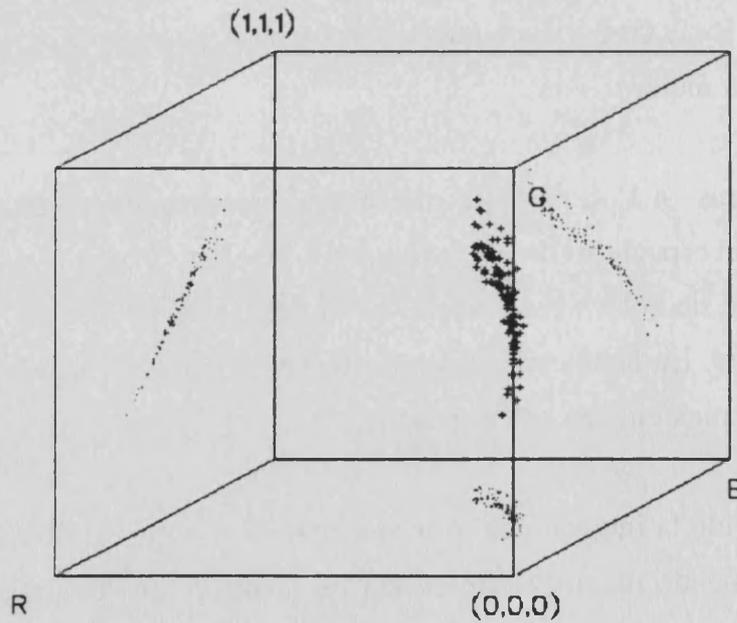


Figura 4.2. Pixel de color de un rotulador de plástico de color verde.

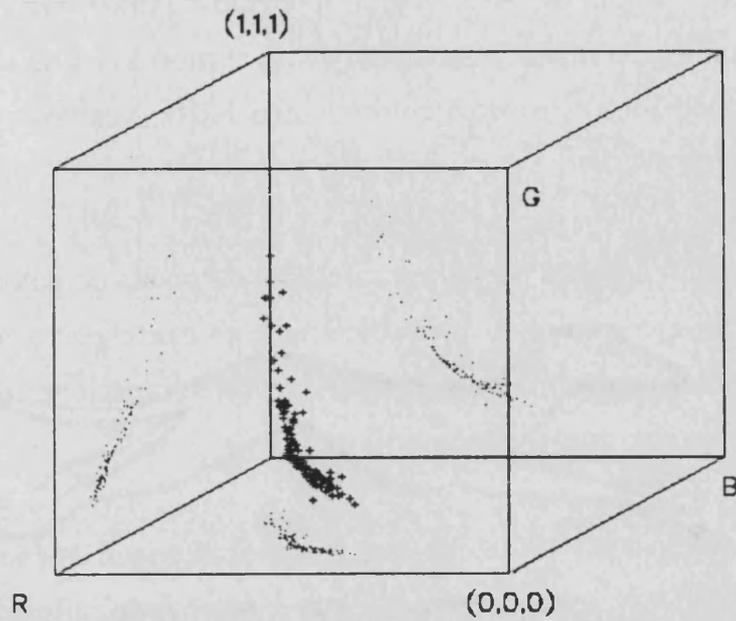


Figura 4.3. Pixels de color de un rotulador de plástico rojo.

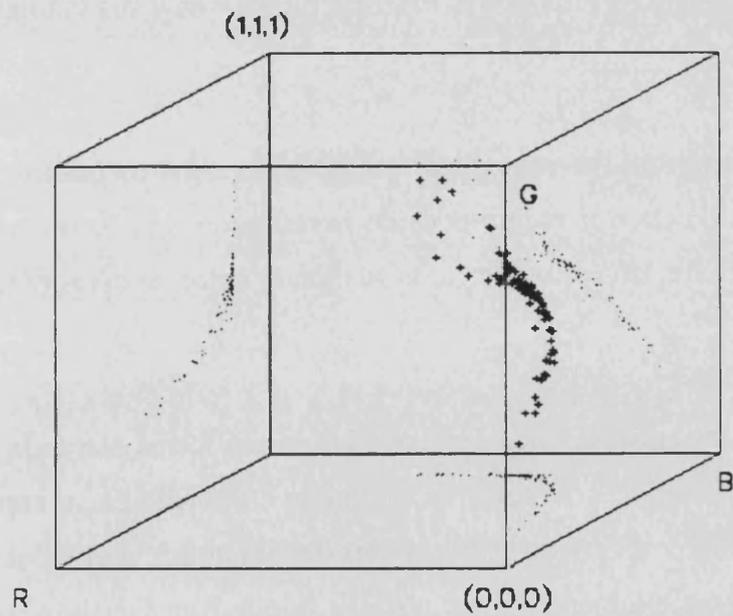


Figura 4.4. Pixels de color de un rotulador de plástico de color azul.

De la observación de estas figuras podemos extraer algunas conclusiones interesantes referidas a la forma y geometría de las agrupaciones de los pixels de color de los objetos estudiados en el espacio colorimétrico RGB. Veamos cuáles pueden ser estas conclusiones:

- La ubicación espacial de las agrupaciones de pixels de color de cada objeto, por ser estos de diferente color, es bien discernible en este espacio, aunque presentan la dificultad de tener una forma muy alargada dichas agrupaciones de pixels para un mismo objeto, si es que este contiene brillos.

- Para un objeto dado, los puntos más cercanos al origen de coordenadas son los correspondientes puntos mate que no poseen componente de reflexión especular, tan solo poseen reflexión difusa de baja luminosidad. Tal como nos movemos en el espacio RGB hacia valores más altos de sus coordenadas, el color se hace más luminoso. Hay que tener en cuenta que la reflexión especular se suma a la difusa, y por ello los puntos que poseen ambas reflexiones son más luminosos y sus valores cromáticos son más altos.

Puede ocurrir que la intensidad luminosa de algunos puntos sea tan elevada, debido a la suma de las dos magnitudes de la reflexión, que sature alguno de los tres sensores de la cámara, dos o los tres; con lo cual el color de estos pixels tenderá hacia el blanco.

- Todas estas agrupaciones de pixels presentan forma alargada y ello es debido a que representamos pixels de color de un objeto con brillo en su superficie y debido a este brillo hay un desplazamiento del color del objeto hacia el valor (1,1,1) del cubo de color RGB. Este fenómeno ya fue observado por Ron Gershon, bautizando en su trabajo de tesis doctoral la forma de estos pixels como de "dog-leg", o como daríamos nosotros al traducirlo literalmente de "pata de perro". En [GERSHON-87] se presenta un brillante trabajo sobre este tema.

- Un dato importante que se observa en las imágenes y que valida las suposiciones del Modelo de Reflexión Dicromático es que todas estas agrupaciones de pixels están contenidas en un plano. Esto es muy importante, pues como ya vimos en la descripción teórica del modelo, cada punto de imagen o píxels está contenido en el plano descrito por la componente mate o de reflexión difusa y la componente de brillo o de reflexión especular. Y tan solo se sale de este plano cuando se satura alguno de los sensores de la cámara.

Esta forma de plano de los pixels de color de un objeto se hacen patentes al observar las proyecciones sobre los planos $R=cte$, $G=cte$ y $B=cte$ de las paredes del cubo, en las cuales se observa que los pixels tienen forma de línea en alguna de las proyecciones sobre los planos.

- Todos estos objetos fueron iluminados con la misma fuente de luz y por ello todos sus brillo tiende hacia el mismo punto en el espacio de color RGB, un valor que como era de esperar está muy próximo al blanco de referencia (1,1,1).

La abertura de la cámara se eligió de forma que la saturación de los tres sensores de color no se produjera en ningún caso, al menos simultáneamente. Con todo esto conseguimos que la escena digitalizada tuviera una buena información cromática, es decir, que la calidad de la imagen fuese óptima.

Esta característica esgrimida por los pixels de brillo es fundamental para permitir clasificar las regiones de brillo de una imagen, pues si realizamos una aproximación por mínimos cuadrados de los pixels de una región de brillo, obtendremos una recta que empieza en los pixels de color del objeto correspondiente y que apuntará hacia el color del iluminante, que será siempre un punto muy cercano a valor del blanco de referencia.

4.3 Formas características de los pixels de color en el espacio colorimétrico YIQ.

En este apartado vamos a trabajar en el espacio de color YIQ. Más concretamente, utilizaremos tan solo las coordenadas IQ porque son las que tienen la información cromática de la escena. La coordenada Y, como vimos en el capítulo anterior, solo posee información acerca de la luminosidad de la escena.

Estas coordenadas son de mayor utilidad por ser un espacio de cromaticidad uniforme, que ofrece mayores ventajas a la hora de aplicar técnicas de análisis de imagen y reconocimiento de formas, como son la regla del k-vecino más próximo que se utilizará en los capítulos posteriores.

Partimos de las mismas imágenes digitalizadas del apartado anterior, que correspondían a cuatro objetos de plástico de colores naranja, verde, rojo y azul. Extraemos los mismos pixels de ellos, pero ahora creamos un fichero con el valor de estos pixels en el espacio IQ. Lo representamos por separado y el resultado puede observarse en las figuras 4.5 a la 4.8.

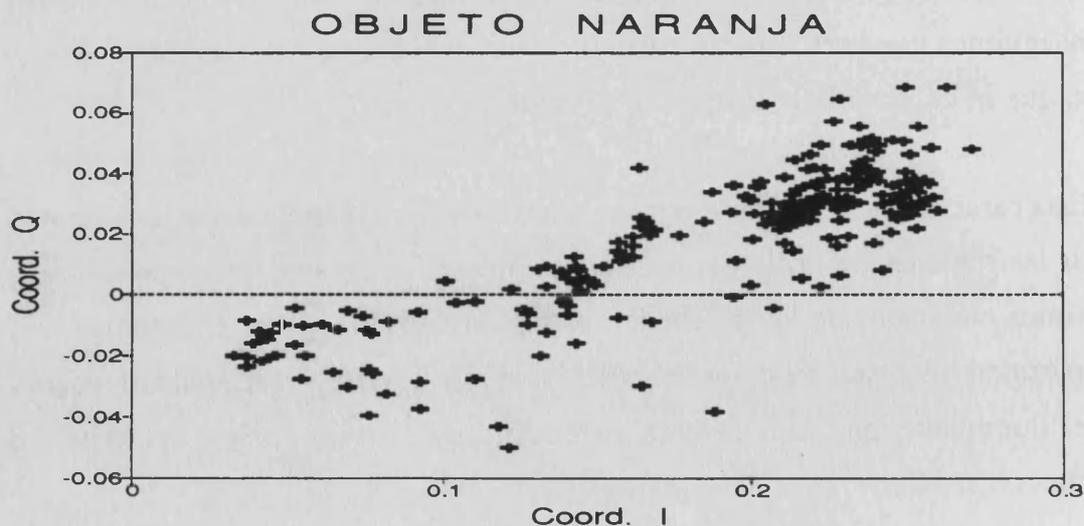


Figura 4.5 : Pixels de color de un objeto naranja con brillo en el espacio IQ.

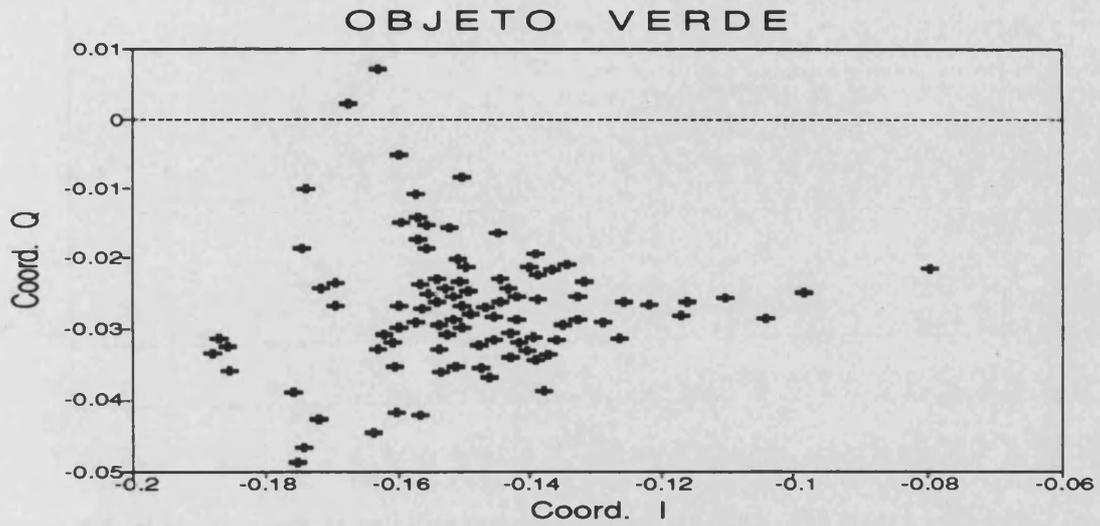


Figura 4.6 : Pixels de color de un objeto verde con brillo en el espacio IQ.

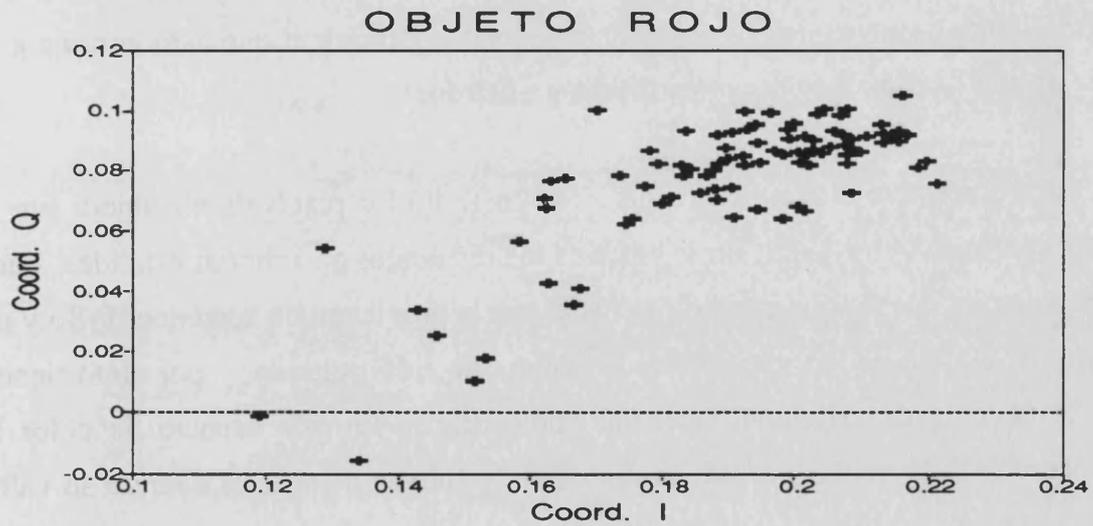


Figura 4.7 : Pixels de color de un objeto rojo con brillo en el espacio IQ.

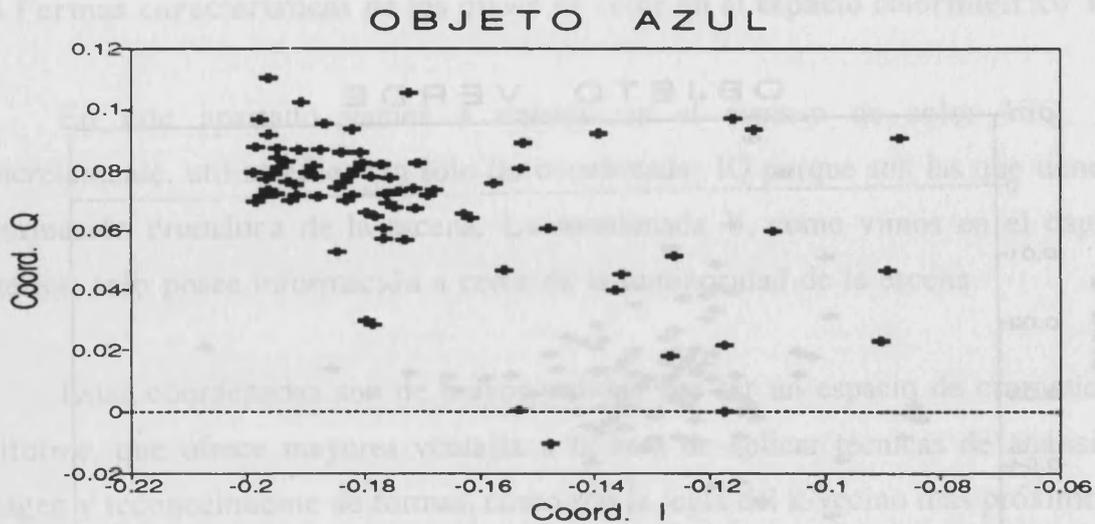


Figura 4.8 : Pixels de color de un objeto azul con brillo en el espacio de color IQ.

Una primera diferencia que se observa es que las agrupaciones de pixels en este espacio de color tienen una forma más compacta que en el espacio RGB, donde para un mismo color diferencias en la luminosidad del mismo implicaban grandes desplazamientos a través del espacio de color, con la dificultad que esto entraña a la hora de aplicar técnicas de reconocimiento de patrones.

La teoría prevé que en este espacio de color IQ los pixels de un objeto sin brillo tengan forma elipsoidal. En la práctica los resultados corroboran esta idea, pues hay que tener en cuenta que muchos de estos pixels provienen de zonas de brillo y de zonas donde alguno de los sensores de la cámara ha sido saturado, y por tanto tienen tanto componente de reflexión especular como difusa. En este espacio de color la componente de reflexión especular se minimiza, y solo se manifiesta cuando su valor es relativamente elevado.

Para ilustrar mejor esta idea elegimos un objeto con brillo, zonas mate y zonas poco iluminadas (el objeto es de color naranja). Extraemos de él dos conjuntos de

puntos, uno con pixels pertenecientes a regiones mate bien iluminadas aunque con tonos ligeramente diferentes y otro conjunto de puntos correspondientes a todas las regiones de diferente tono del objeto, desde regiones de brillo a regiones poco iluminadas debido a la peculiar forma geométrica del objeto.

El resultado se observa en las figuras 4.9 y 4.10, en donde se aprecia que cuando la iluminación decrece mucho, se producen pequeños desplazamientos de los pixels de la zona elipsoidal, mientras que si nos encontramos ante un brillo el desplazamiento siempre es hacia la zona acromática del espacio IQ, que corresponde al valor (0,0) en este espacio de color.

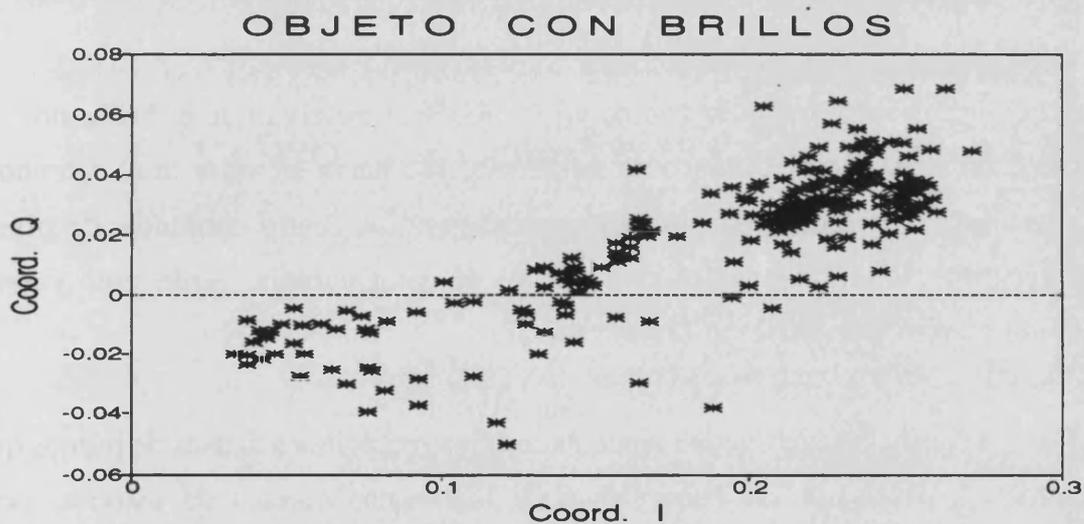


Figura 4.9. Pixels de color de zonas de un objeto de color naranja que presentan fuertes diferencia de luminosidad en su superficie.

En la figura 4.10 se puede apreciar como los pixels de zonas más o menos mate, aunque presenten el mismo color pero con diferencias de luminosidad, se encuentran muy continuos en el espacio de color.

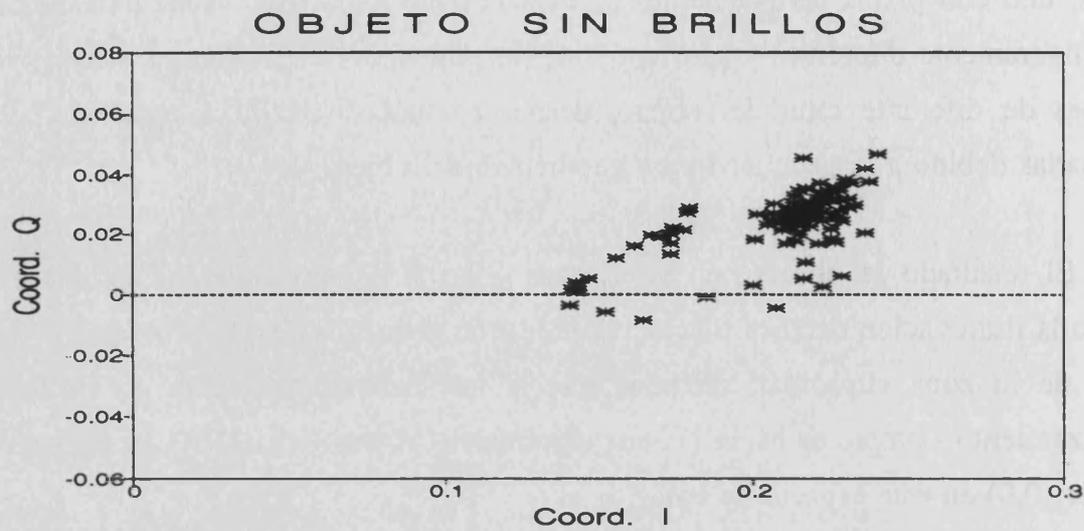


Figura 4.10. Pixels de color de las zonas mate y bien iluminadas del mismo objeto naranja.

Tanto en estas coordenadas como en las RGB se observa que el brillo no tienden exactamente hacia el blanco de referencia sino hacia un valor muy cercano a él. Esta peculiaridad se hace patente si representamos los cuatro conjuntos de pixels vistos anteriormente, correspondientes a objetos de color naranja, verde, rojo y azul. El resultado puede observarse en la figura 4.11.

En esta figura 4.11 se pueden apreciar cuatro agrupaciones densas de puntos que corresponden a pixels de las zonas mate de los cuatro objetos de estudio, pero representados conjuntamente. De estas agrupaciones salen algunos puntos que corresponden o bien a pixels poco iluminados que presentan cierta variación en el color o todo lo contrario, a pixels muy iluminados o de brillo.

En este espacio de color, las agrupaciones de pixels de un objeto con brillo no tienen una forma especial como ocurría en el espacio RGB, pues los pixels de brillo aunque si que parten, como era de esperar, de los pixels mate, no presentan una forma compacta y alargada que les permita distinguirlos o diferenciarlos del resto de los pixels.

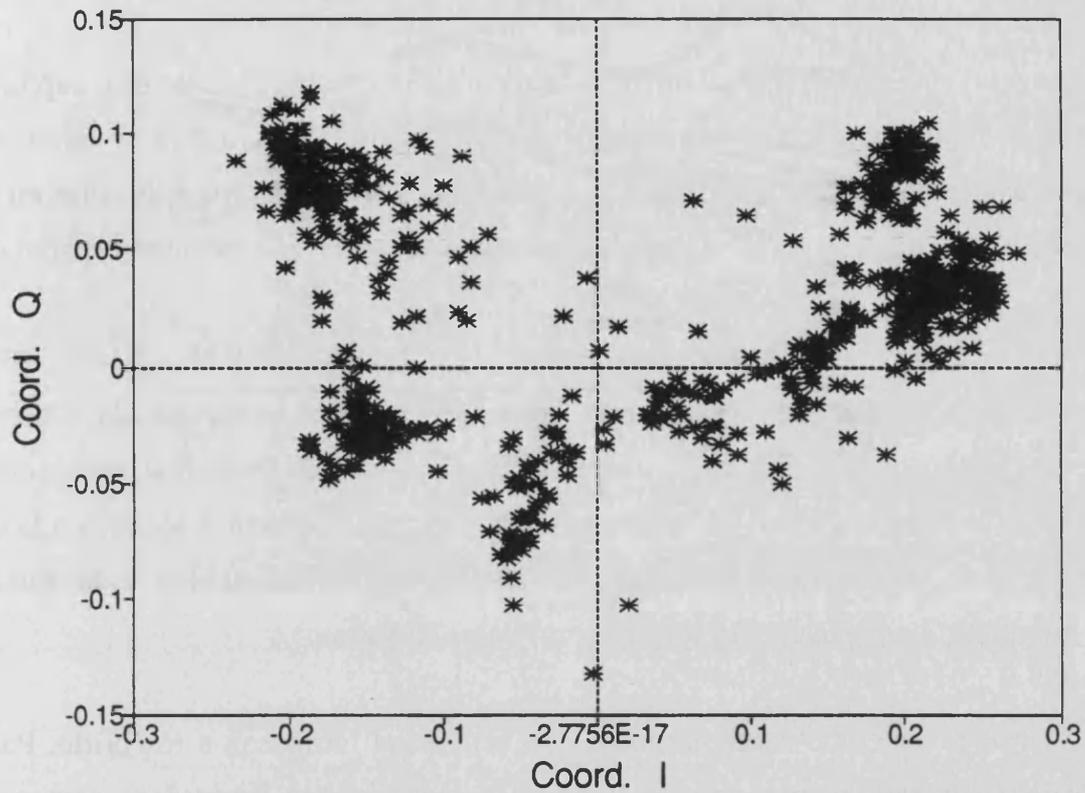


Figura 4.11. Representación de conjuntos de pixels de objetos con brillo de diferente color en el espacio colorimétrico IQ.

Estas consideraciones son debidas a que este espacio de color YIQ es menos sensible a cambios de luminosidad en los colores que el espacio RGB y sin embargo, si que son notables las variaciones producidas por cambios en la cromaticidad.

Tras estudiar los brillo en este sistema de coordenadas cromático IQ, pasamos a analizar la coordenada Y de este mismo espacio de color.

4.4 Estudio de la luminosidad de la escena.

Llegado este punto, resulta interesante recordar que el objetivo de este capítulo era estudiar como se producían los brillo en las imágenes digitalizadas y como se representaban en los distintos espacios de color. Vimos sus características tanto en el espacio de color RGB como en el espacio cromático IQ correspondiente al espacio de color YIQ.

Pero hay un fundamento esencial de los brillo al que no hemos sacado todo su partido; los brillo son puntos o zonas con mayor luminosidad de lo normal, pues como ya sabemos, presentan además de una componente de reflexión difusa idéntica a la de los pixels mate, otra componente de reflexión especular que debido a la forma geométrica del objeto puede llegar a tener un valor elevado.

Vamos a ver como sacar partido a esta propiedad intrínseca a los brillo. Para ello partimos de las mismas escenas digitalizadas de los dos apartados anteriores. Ahora lo que vamos a representar es la componente Y del espacio de color YIQ, que corresponde precisamente a la luminosidad de la escena.

En las imágenes digitalizadas teníamos cuatro objetos de diferente color sobre fondo oscuro. Pues bien, vamos a coger líneas horizontales de la imagen a diferente altura y más o menos equidistantes, y estudiaremos como varia el valor Y de cada píxel a lo largo de dicha línea de la imagen.

Obtendremos cuatro representaciones gráficas, correspondientes a cada escena digitalizada. En cada una de ellas mostraremos el valor Y de los pixels de tres o cuatro líneas de la escena. El resultado puede observarse en las figuras 4.12 a 4.15 que se muestran a continuación.

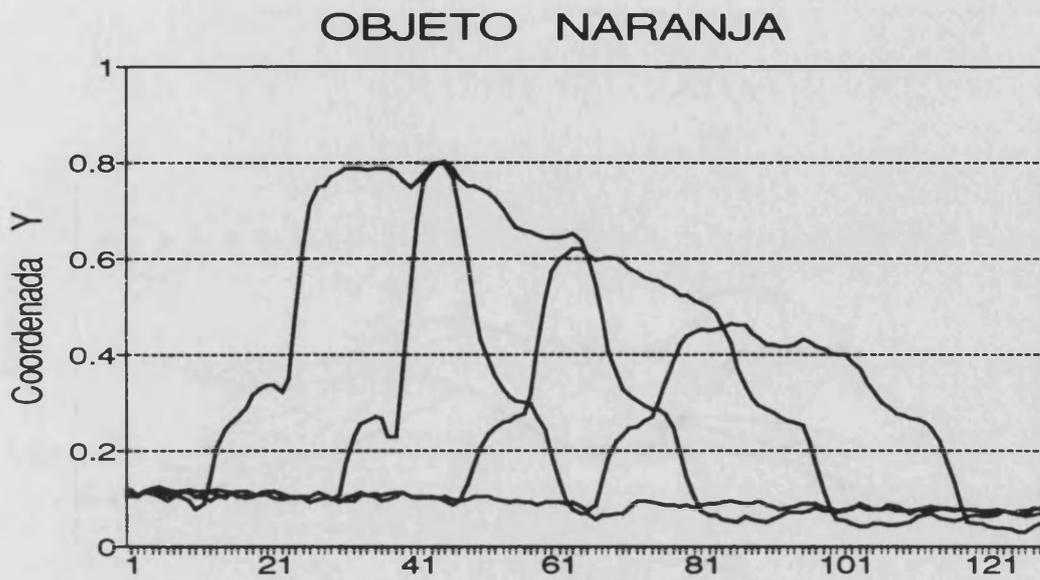


Figura 4.12. Valor Y de líneas horizontales de una imagen con brillo de un objeto de plástico de color naranja.

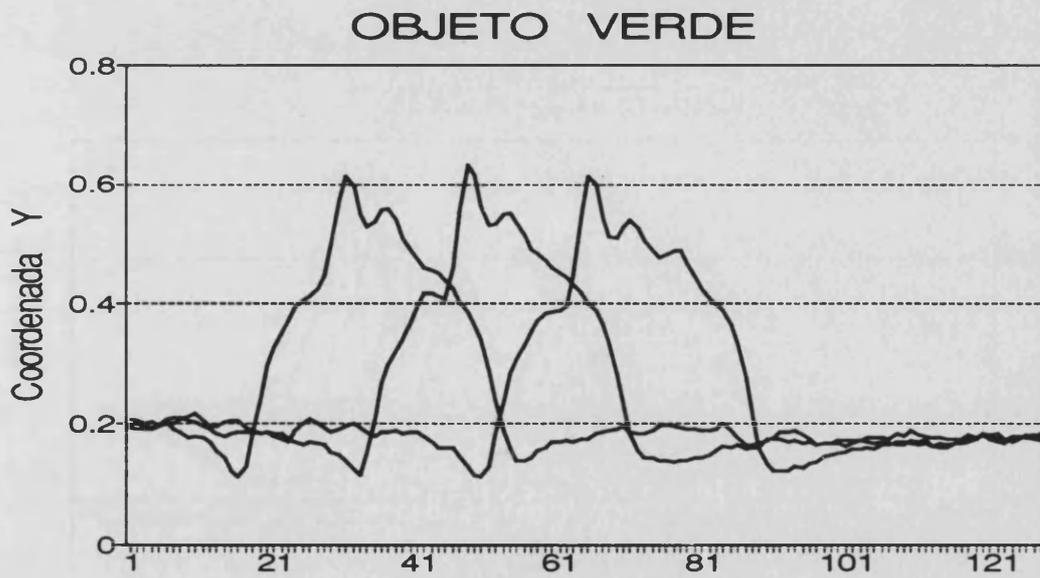


Figura 4.13. Valor Y de líneas horizontales de imagen con brillo de objeto de plástico de color verde.

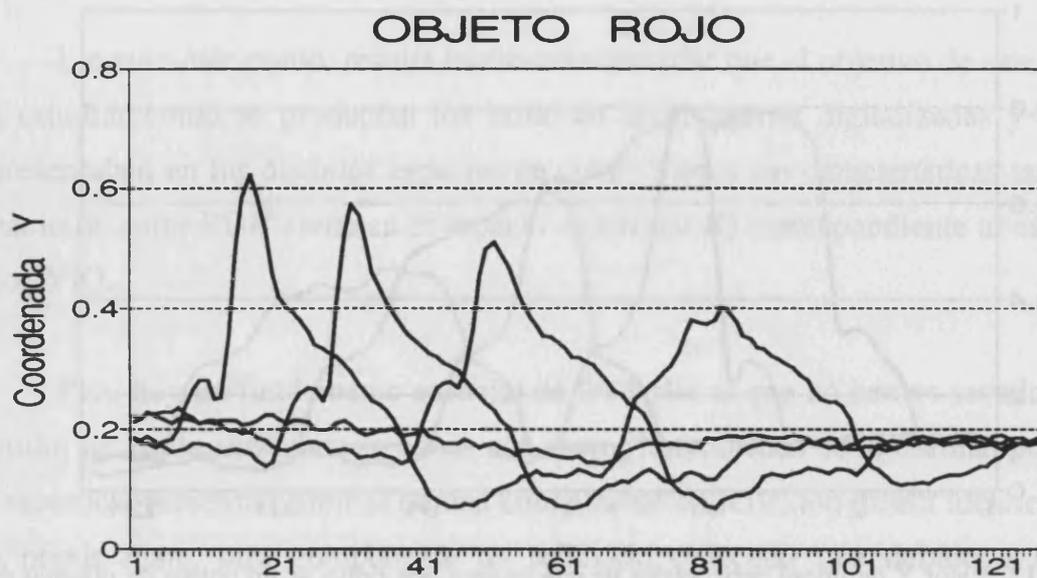


Figura 4.14. Valor Y de líneas horizontales de imagen de objeto de plástico rojo con brillo.

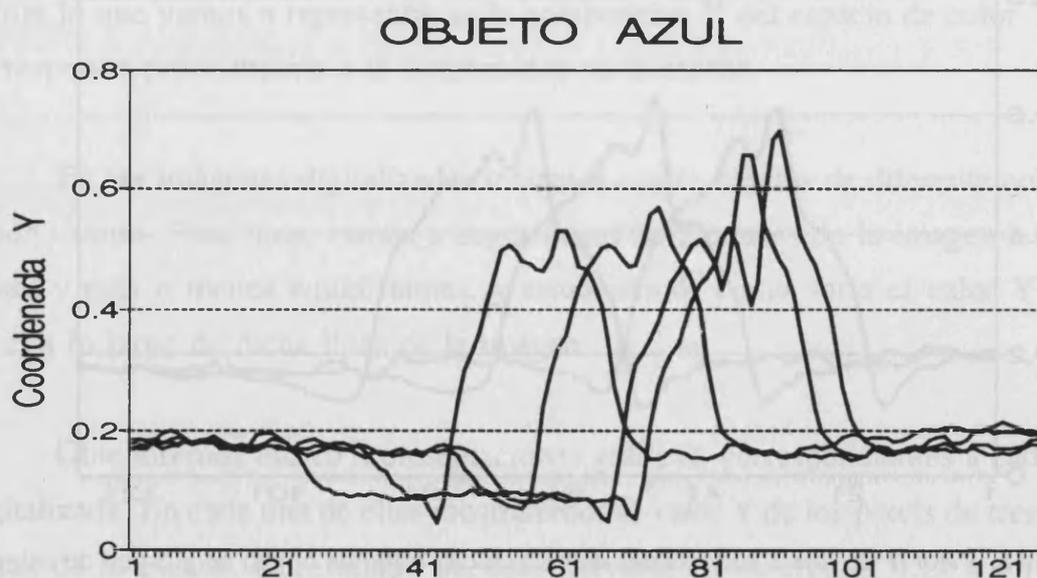


Figura 4.15. Valor Y de líneas horizontales de imagen de objeto de plástico azul con brillo.

En estas figuras se observa que existen unos máximos puntiagudos que corresponden a zonas de brillo de la imagen. El fondo, como era de esperar, posee unos valores de luminosidad muy bajos, inferiores en cualquier imagen de las tomadas a $Y=0.2$. Este valor podría ser un primer valor de referencia a la hora de realizar una segmentación por umbralización de luminosidad de las escenas. Los brillo, como hemos dicho, se presentan como valores de luminosidad alta que suelen sobrepasar el valor $Y=0.52$. Este podría ser un nuevo valor de segmentación por umbralización si lo que se quiere es segmentar las zonas de brillo.

Por todo ello, realizamos una segmentación de las imágenes, a partir de los dos valores de referencia observados con anterioridad, o de dos valores parecidos, dependiendo de la luminosidad de las escenas.

Es importante resaltar que estos valores de referencia van a depender de la iluminación de la escena y de la apertura del diafragma de la cámara. Nosotros tomamos todas estas imágenes con la misma iluminación y bajo condiciones similares, y es por ellos que estos valores obtenidos solo son válidos para nuestras escenas particulares.

Se podría tal vez estudiar algún método que fuese capaz de detectar estos valores haciendo un estudio previo y global de la imagen.

El resultado son unas imágenes que se pueden observar en las figuras 4.16 a 4.23. Donde mostramos las imágenes originales a la izquierda y las mismas imágenes umbralizadas a tres niveles a la derecha. Tras la segmentación, el fondo lo representamos en negro, los objetos de la escena (zonas mate) en gris y los brillo los representamos como zonas de color blanco.

En estas imágenes se puede observar la perfecta segmentación realizada, pues la detección de los brillo se ha realizado haciendo uso de su principal característica,

como es su elevada luminosidad de los mismos.

4.5 Resultados.

Para comprobar la bondad de nuestro método, lo aplicamos también a dos conjuntos de imágenes, uno tomado bajo la misma iluminación que los objetos de estudio, luz proveniente del cielo, y el otro conjunto bajo diferente iluminación, luz proveniente de foco halógeno de 50 W.

En las figuras 4.24 a 4.27 se puede observar el resultado de la detección de brillo sobre imágenes que contienen objetos de plástico de diferente color y con luz proveniente de la bóveda celeste.

En la figura 4.24 la detección se realizó sin problemas, encontrándose tres zonas de brillo en localizaciones diferentes sobre el mismo objeto.

En la figura 4.26 tenemos varios objetos de plástico, de diferente color y textura. Algunos de estos objetos debido a rugosidades de su superficie, no presentan brillo en su superficie, por ello no fueron detectados por nuestro programa.

Aplicamos también nuestro algoritmo sobre imágenes de objetos de diferente material, (ya no son de plástico). Estos objetos son naranjas y hojas, que suelen presentar también brillo en su superficie. Las imágenes fueron tomadas bajo unas condiciones de iluminación también diferentes, ahora se utilizó focos halógenos de 50W para iluminar la escena. Las figuras 4.28 a 4.31 muestran como la detección de los brillo ha resultado también positiva con otro tipo de objetos y bajo iluminación controlada.

Los valores de corte de la escena variaron en este caso ligeramente, pues aunque el valor de corte del fondo se mantuvo en 0.20, el valor de corte de los brillo paso a valer ahora 0.60.

También funcionó sin problemas pues se detectaron tanto los brillo de las naranjas como los de las hojas.

El único inconveniente de este método es que los valores de corte son diferentes para cada tipo de iluminación utilizada y para cada valor de la abertura del diafragma de la cámara. Pero fijadas estas dos condiciones y una vez analizadas líneas de imagen en coordenada Y, detectar brillo resulta sencillo y fiable.

En resumen, se puede decir que el método que hemos desarrollado detecta solo zonas de diferente luminosidad y por tanto detecta zonas de brillo . Tiene una utilidad restringida a unos entornos de iluminación controlados, pero que dentro de los cuales ofrece unos resultados satisfactorios.

Este método ofrece una rápida respuesta de computación, pues no se basa en características peculiares de la forma de los brillos, sino en sus valores de luminosidad.



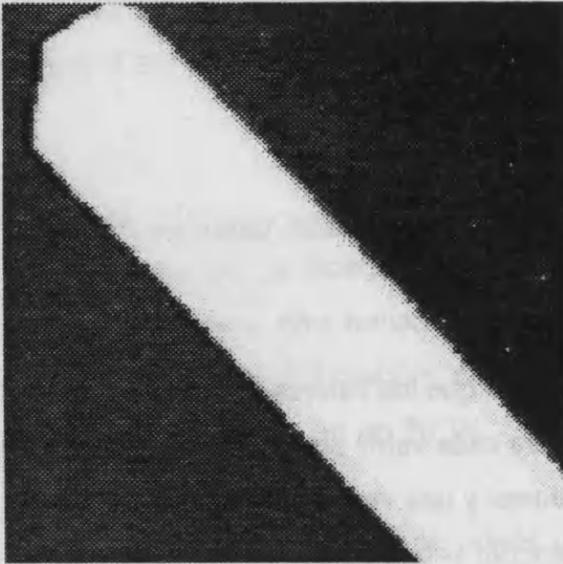


Figura 4.16 : Objeto de plástico de color naranja con brillo en su superficie.

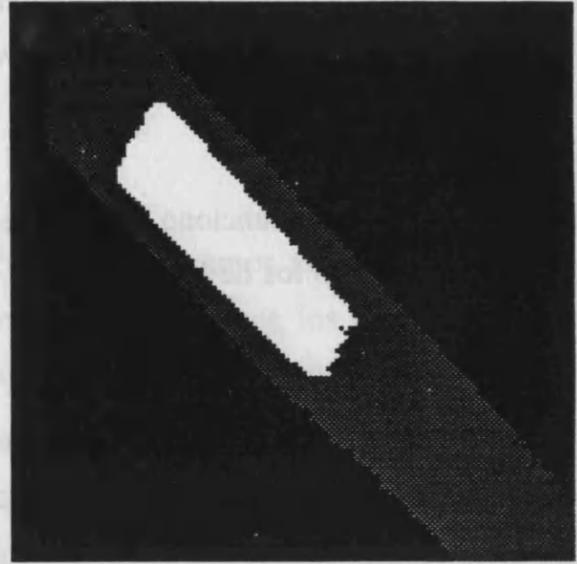


Figura 4.17 : Detección de brillo sobre objeto de color naranja.

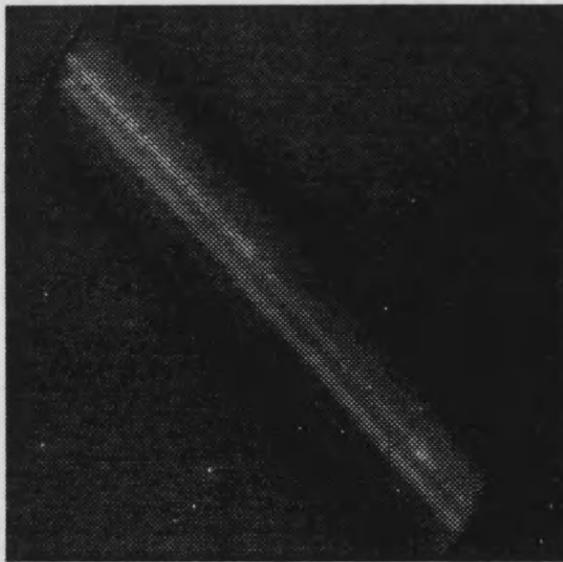


Figura 4.18 : Objeto de plástico de color verde con brillo en su superficie.

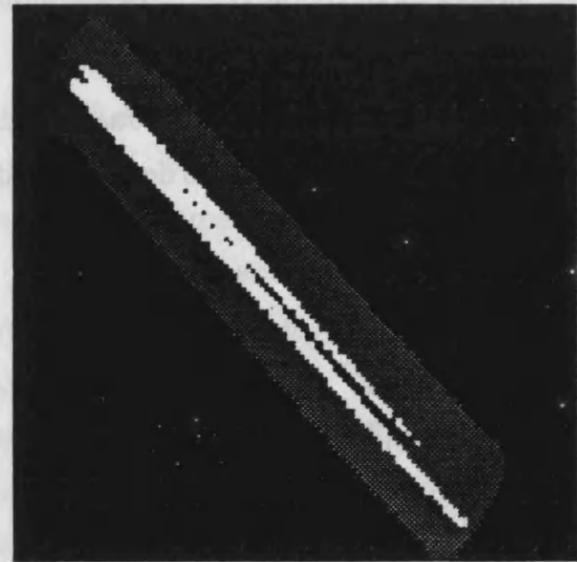


Figura 4.19 : Detección de brillo sobre objeto de color verde.

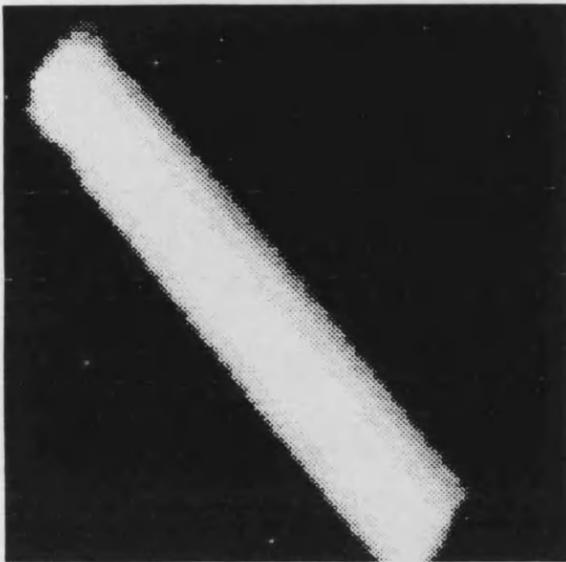


Figura 4.20 : Objeto de plástico de color rojo con brillo en su superficie.

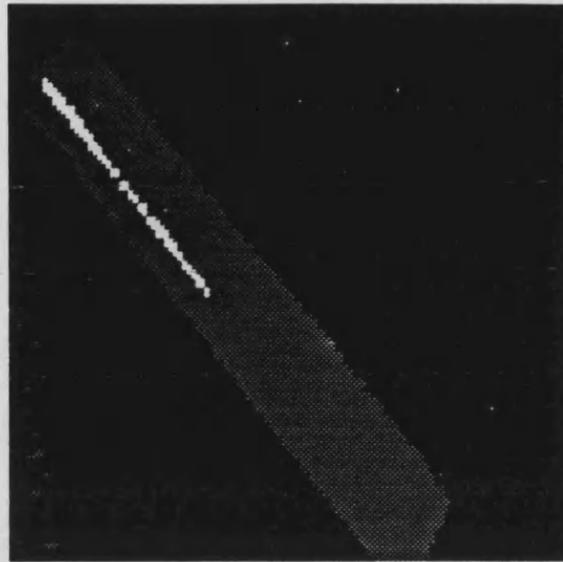


Figura 4.21 : Detección de brillo en objeto de color rojo.

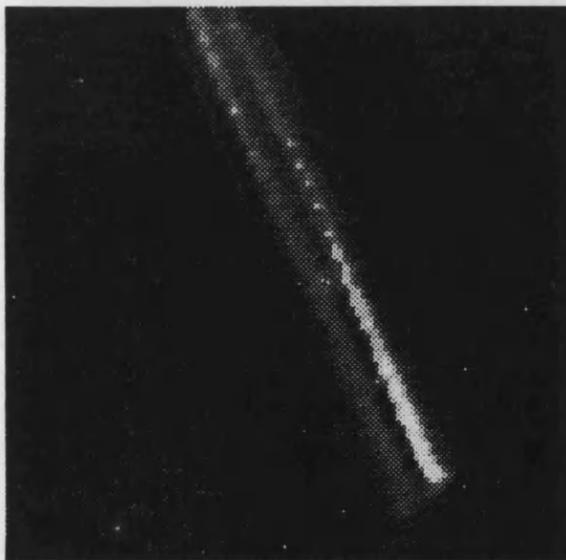


Figura 4.22 : Objeto de plástico de color azul con brillo en su superficie.

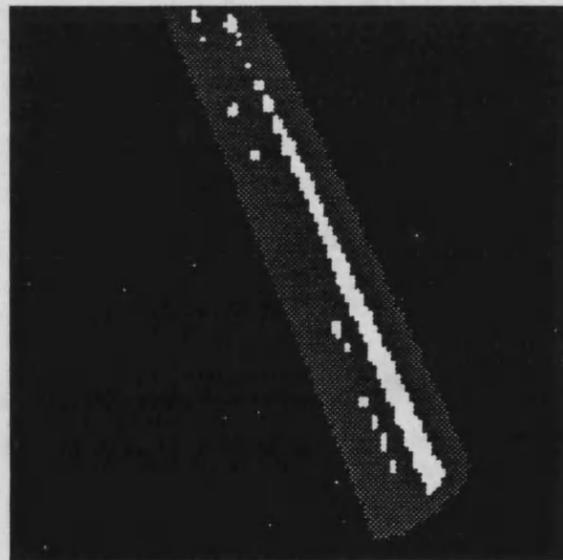


Figura 4.23 : Detección de brillo en objeto de color azul.

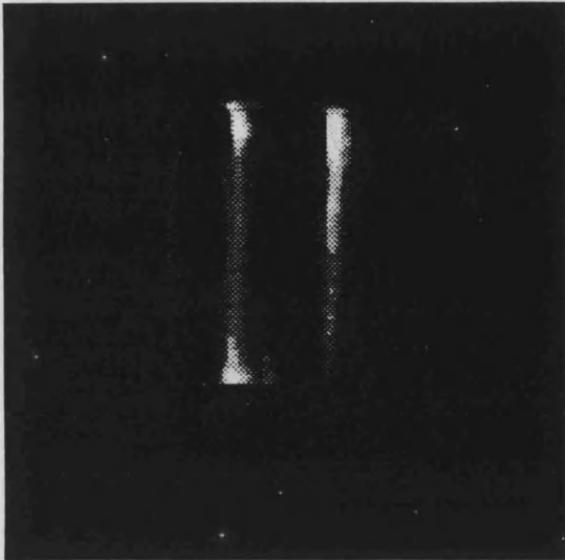


Figura 4.24 : Objeto de plástico de color azul con brillo en su superficie.

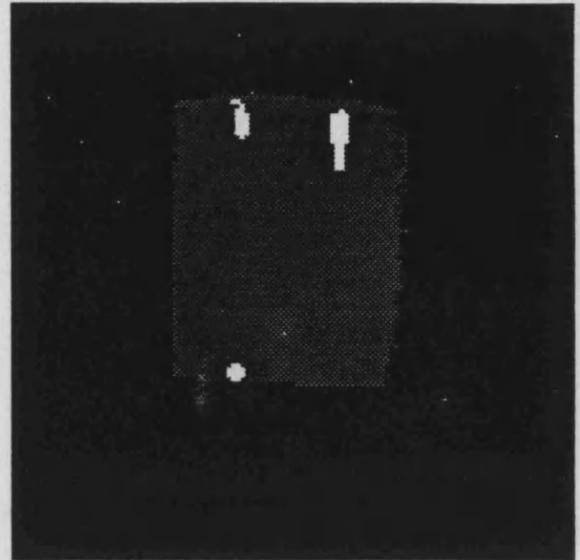


Figura 4.25 : Segmentación sobre objeto azul con tres brillo en su superficie.

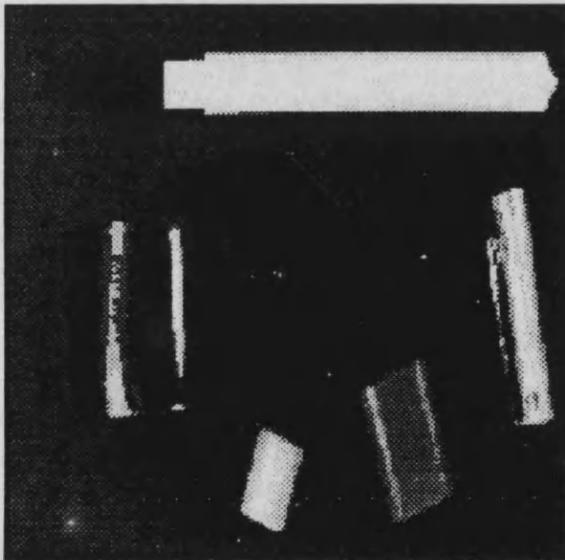


Figura 4.26 : Objetos de plástico de varios colores y con texturas diferentes.

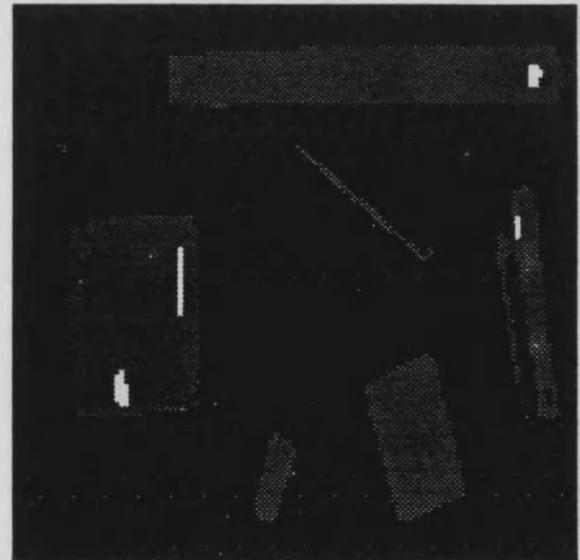


Figura 4.27 : Segmentación de objetos de colores. No todos poseen brillo.



Figura 4.28 : Imagen de naranjas y hojas iluminadas con luz halógena.

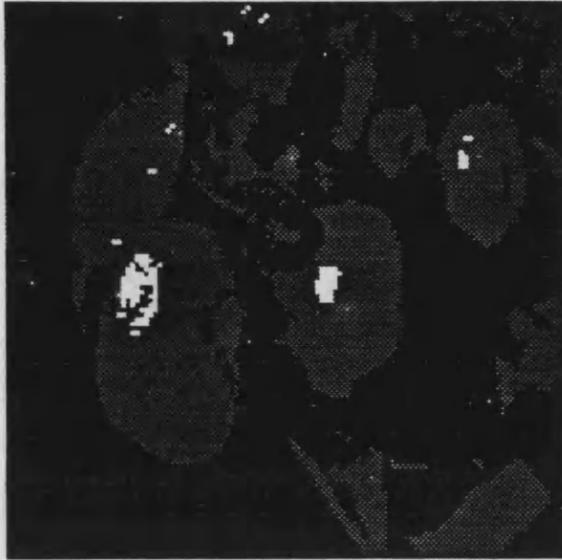


Figura 4.29 : Se detectaron brillo tanto en hojas como en naranjas.

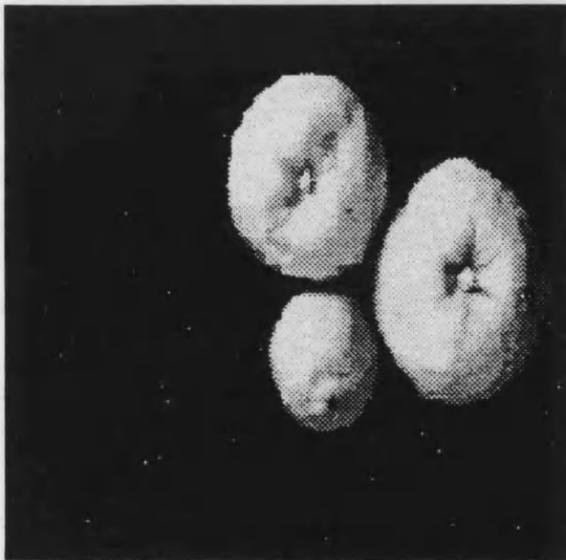


Figura 4.30 : Imagen solo con naranjas e iluminación halógena.

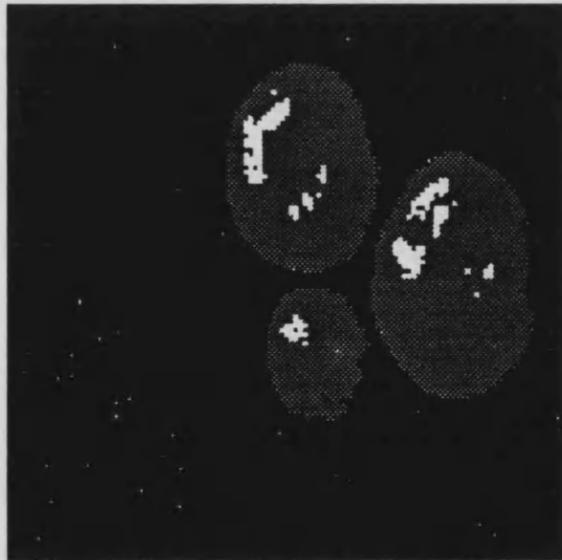


Figura 4.31 : Segmentación sobre imagen de tres naranjas con brillo.

Capítulo 5

ESTUDIO COLORIMÉTRICO

5.1 Equipo utilizado.

En la realización de este estudio colorimétrico se ha utilizado un espectrofotómetro, una tableta digitalizadora y por supuesto un ordenador PC compatible provisto de los programas de aplicaciones necesarios.

El refractómetro utilizado fue un LAMBDA 9 que permite realizar un estudio de frecuencias en ultra-violeta, visible e infrarrojo cercano. El equipo disponía de cuatro módulos. Ver Figura 5.1.

- 1) - Unidad de espectrofotometría.
- 2) - Unidad de computación.
- 3) - Monitor de visualización.
- 4) - Impresora térmica.

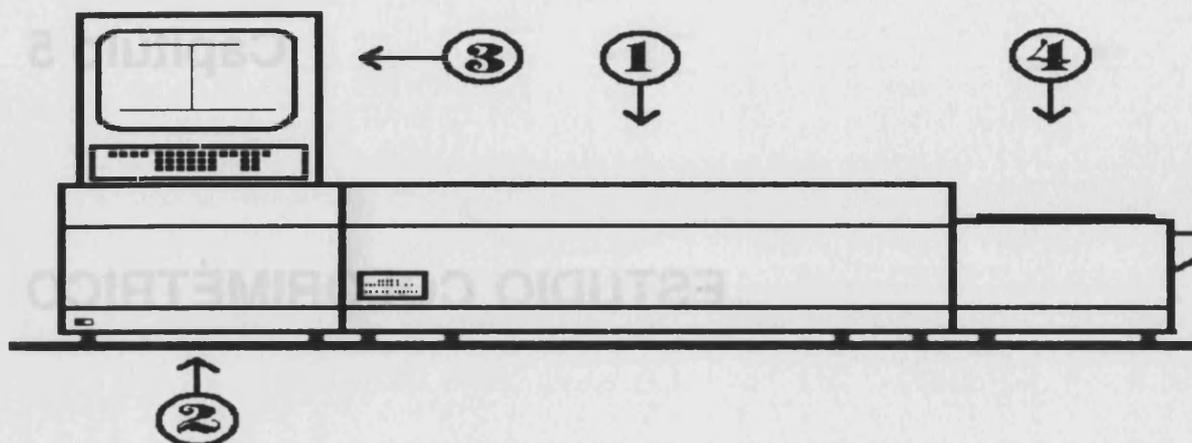


Figura 5.1. Equipo de espectrofotometría utilizado.

Los datos obtenidos por el espectrofotómetro son una gráfica que proporciona la impresora térmica integrada dentro del propio equipo. Estas gráficas mostraban las curvas de distribución de energía reflejada difusa para cada longitud de onda, de cada una de las muestras analizadas. Lo que vamos a observar en estas gráficas es la representación de la Transmitancia frente a la longitud de onda.

Posteriormente utilizamos la tableta digitalizadora de la marca KURTA Corporation serie ONE conectada a un ordenador compatible PC-286 por la puerta serie RS-232. Colocamos las gráficas obtenidas en el espectrofotómetro una a una sobre la tableta digitalizadora. Un programa escrito en lenguaje BASIC se encargará de adquirir los datos provenientes de la tableta y generará para cada gráfica un fichero en ASCII que contendrá los valores digitalizados reales de las curvas en intervalos de 10 nm.

Este programa nos pide que punteemos con el lápiz óptico los extremos superior e inferior del eje x y del eje y de la gráfica y que demos además cuales son los valores

reales en magnitud de estos extremos. Con estos datos, tal como recorremos el perfil de la gráfica, el ordenador recibe los valores de las coordenadas espaciales de cada punto; estos valores serán recalculados a las coordenadas de los ejes de la gráfica y se irán almacenando en el fichero sus valores.

En el apéndice A se puede observar el listado de este programa. El motivo de su realización en BASIC fue el que este lenguaje tuviera unos comandos o rutinas para el control de la puerta serie RS-232 muy sencillos de utilizar, que no estaban disponibles en otros lenguajes de programación como PASCAL o C. Por ese motivo, también se observa que el listado del programa sea bastante corto.

Con la totalidad de curvas digitalizadas realizamos un estudio estadístico que permitiera en un principio caracterizar y posteriormente discriminar las curvas de las naranjas respecto de la de las hojas.

5.2 Curvas de Naranjas.

Las naranjas elegidas para realizar el estudio de la energía reflejada difusa fueron de la variedad *valencia*. También se realizaron medidas con otras variedades como *navel* y *sanguinelli*, observándose una gran similitud en su respuesta espectral. Cada curva obtenida corresponde a una naranja diferente. En la figura 4.2 se puede observar un conjunto de curvas de naranjas en un buen estado de maduración y por lo tanto con un color óptimo para ser reconocidas por nuestro sistema de visión.

Se analizaron un total de 20 curvas de energía reflejada difusa de naranjas. La mayoría de las naranjas utilizadas estaban en un buen grado de maduración y todas ellas presentaban unas curvas bastante similares. Se estudiaron naranjas que no estaban tan maduras para comprobar como variaban sus curvas de energía reflejada difusa. Observar la Figura 4.3.

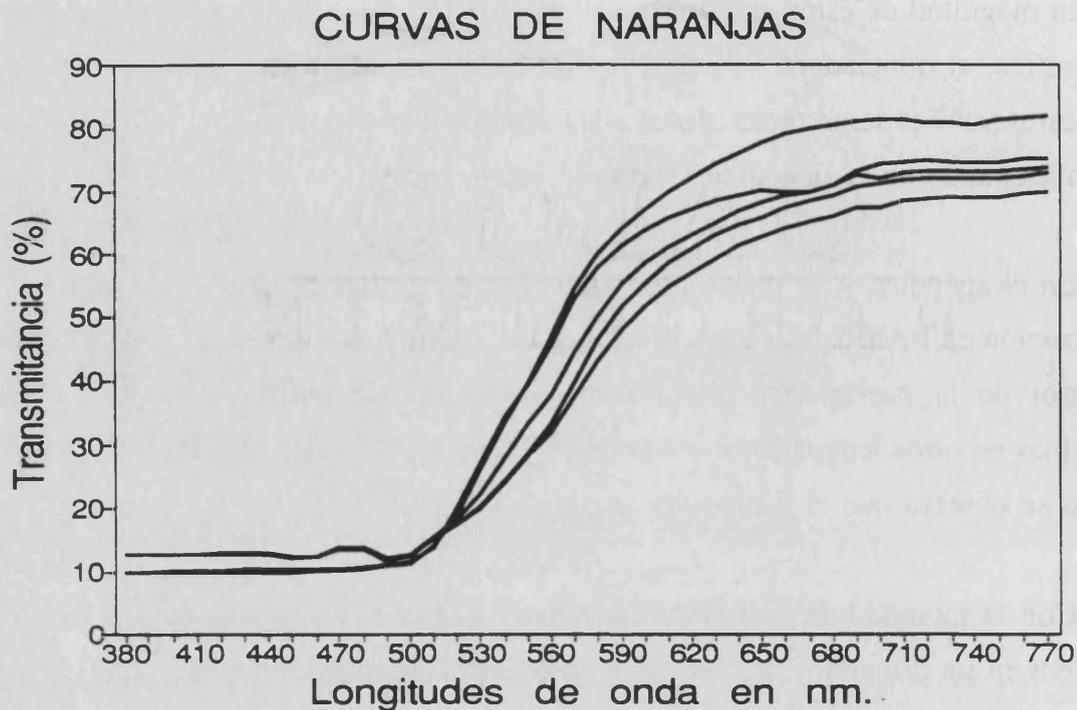


Figura 5.2 : Curvas correspondientes a naranjas en buen estado de maduración.

En esta figura se puede observar dos curvas de trazo grueso continuo que corresponden a naranjas maduras, es decir, en un estado y color perfecto para su recolección.

Las curvas gruesas discontinuas pertenecen a otras dos naranjas que presentan ligeros tonos verdosos; en una de ellas casi imperceptibles y la otra algo más manifiestos. Mientras que las curvas de trazo fino corresponden a una naranja de color muy verdoso y a otra naranja completamente verde. Esta última curva, como era de esperar, es mucho más parecida a la curva de una hoja que a la de una naranja. Es fácil apreciar como las naranjas al evolucionar su color hacia el verde, su curva de reflectancia difusa se va pareciendo cada vez más a las curvas de las hojas. Hasta el punto de que podemos afirmar que una naranja verde es del mismo tono que una hoja, puesto que sus curvas de energía reflejada difusa son prácticamente iguales.

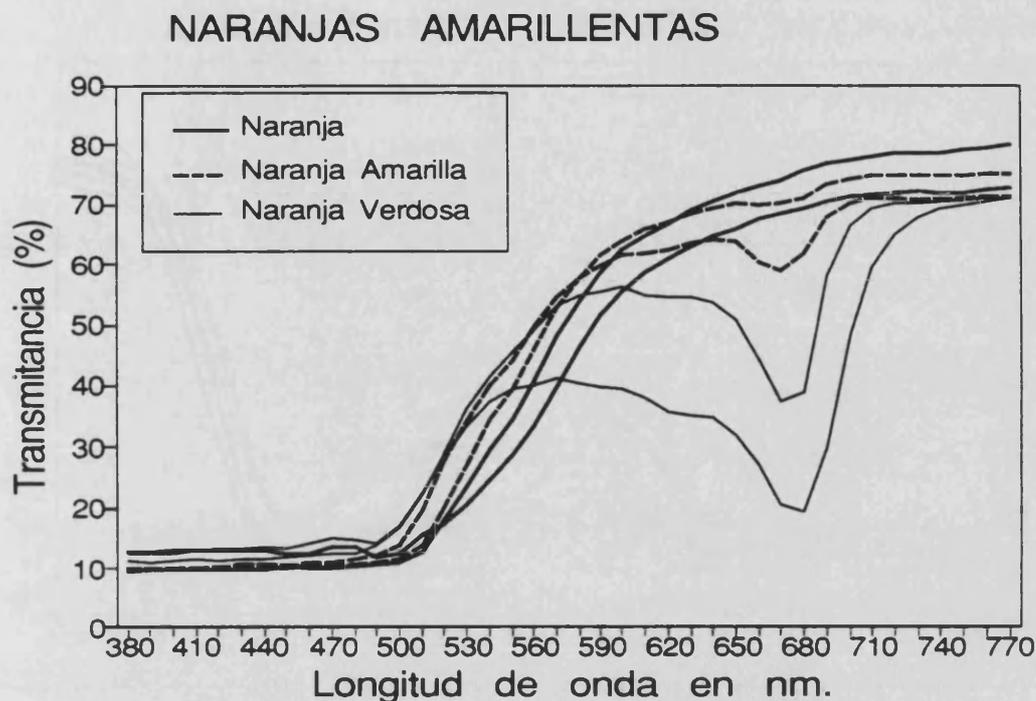


Figura 5.3 : Variación del color en naranjas.

5.3 Curvas de hojas.

Se realizaron un conjunto de medidas con hojas, tanto por el derecho como por el envés de las mismas, pues se observaba un tono diferente. La variedad elegida fue evidentemente la misma que para las naranjas, aunque para las hojas realizamos estudios con siete variedades más sin observarse ninguna diferencia significativas entre sus curvas de reflectancia espectral difusa. Fueron analizadas alrededor de 80 curvas de energía reflejada difusa de un total de 40 hojas.

La figura 4.4 muestra tres curvas de hojas por el derecho y tres curvas de las mismas hojas por el envés.

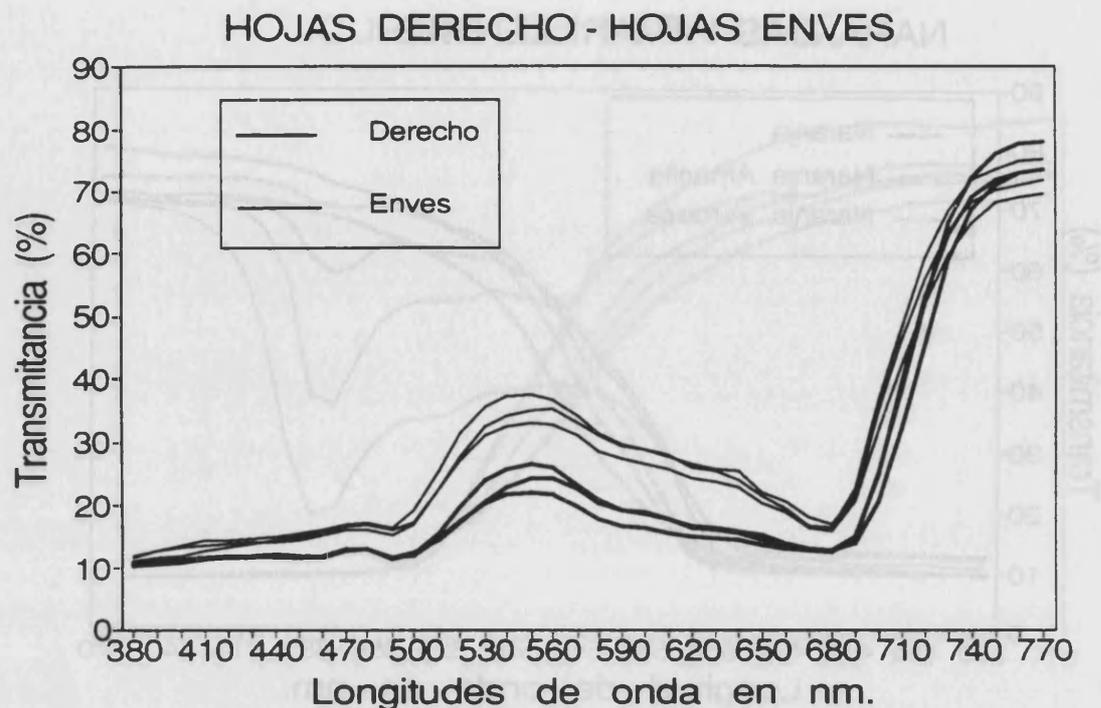


Figura 5.4 : Curvas del derecho y del envés de las hojas.

Las curvas con trazo oscuro corresponden a las tres hojas por el derecho, que es su lado más oscuro, mientras que en trazo fino se observan las curvas de las mismas tres hojas por el envés. Se aprecia que presentan el mismo tono verde pero con diferente luminosidad. También se realizó un estudio comparativo entre hojas de distinta edad, ya que las hojas jóvenes aunque son del mismo tono verde que las viejas, suelen presentar una luminosidad un poco mayor, tanto en el derecho como en el envés. Lo que se observaba en las curvas era que su forma era similar, pero las curvas de las hojas jóvenes estaban ligeramente desplazadas hacia arriba.

Comparamos a su vez las curvas de energía reflejada difusa de hojas normales, de tono verdoso, con de hojas que presentaban un tono amarillento. Los resultados se pueden observar en la figura 4.5. En ella vemos como evolucionan las curvas tal como la hoja es más amarillenta. Posteriormente comprobaremos como esta evolución del tono de las hojas hacia el amarillo no va a presentar ninguna dificultad insalvable por

los bajos niveles de reflectancia difusa que ofrecen las hojas amarillas para longitudes de onda de alrededor de 680nm. Las hojas amarillas son hojas enfermas; su número no es muy elevado en el árbol pues debido a su estado suelen caer al suelo.

HOJAS AMARILLENAS

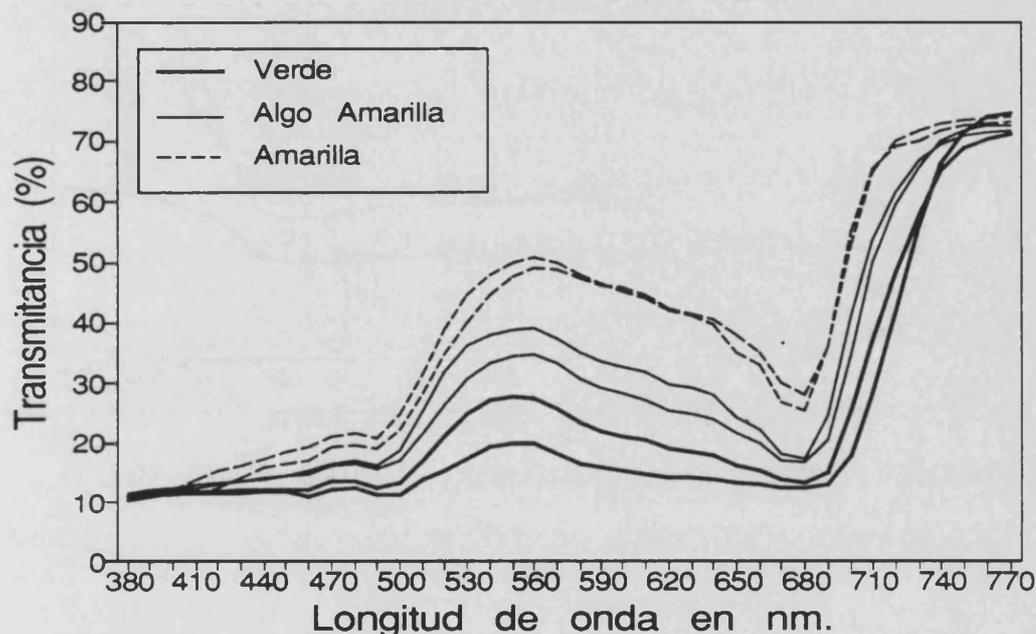


Figura 5.5 : Valoración del color en hojas. De tonos verdes a tonos amarillentos.

Ya puestos se realizó también un estudio de la energía reflejada difusa de las ramas, observándose que sus curvas eran bastante parecidas a las curvas de las hojas oscuras. Ver la figura 4.6.

Se descartó el estudio estadístico de las curvas de las ramas pues estas no ofrecían ningún problema en la clasificación, debido a que son bastante más oscuras que las naranjas y se encuentran generalmente tapadas por hojas y naranjas. Su superficie es bastante mate y no ofrecen brillo. Y además a la longitud de onda a la cual pondremos el filtro interferométrico la superficie de las ramas posee una baja reflexión.

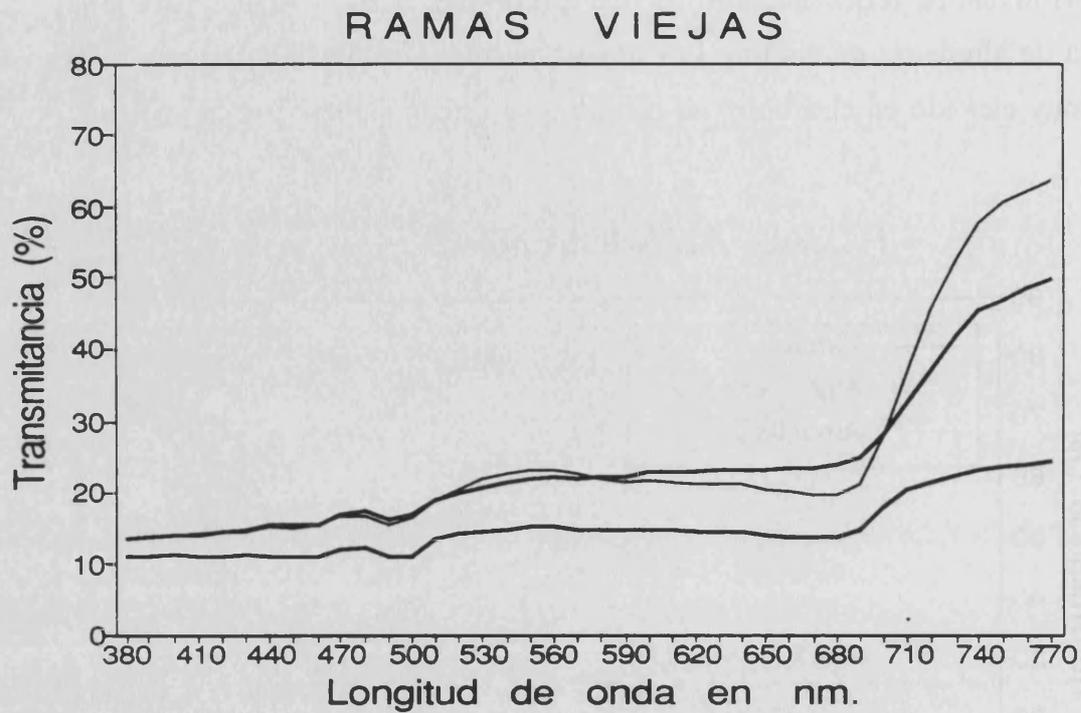


Figura 5.6 : Curvas de energía reflejada difusa en ramas de diferente edad.

5.4 Discriminación.

Una vez observadas y analizadas las curvas de energía reflejada difusa de hojas, naranjas y ramas, pasamos a realizar un estudio estadístico de curvas de hojas y de naranjas solamente, con el fin de encontrar una longitud de onda para la cual la diferencia entre las curvas sea máxima, pues así obtendremos una imágenes más contrastadas. Una vez conocida esta longitud de onda elegiremos un filtro interferométrico de esa longitud de onda para captar las imágenes provenientes de la cámara y analizaremos los resultados.

Cogimos un conjunto de curvas de naranjas y calculamos para cada una de las longitudes de onda, tomadas de 10 en 10 nm., el valor promedio. A continuación para

cada longitud de onda se calculó la desviación standard, obteniéndose al representar esta curva patrón con su desviación estándar una banda de distribución espectral de energía difusa para las naranjas.

De la misma forma, partiendo de un conjunto de curvas de hojas, calculamos la curva promedio de todas ellas y la desviación estándar para cada una de las longitudes de onda. Con todo ello tenemos otra banda de distribución espectral difusa para hojas. Ver figura 4.7.

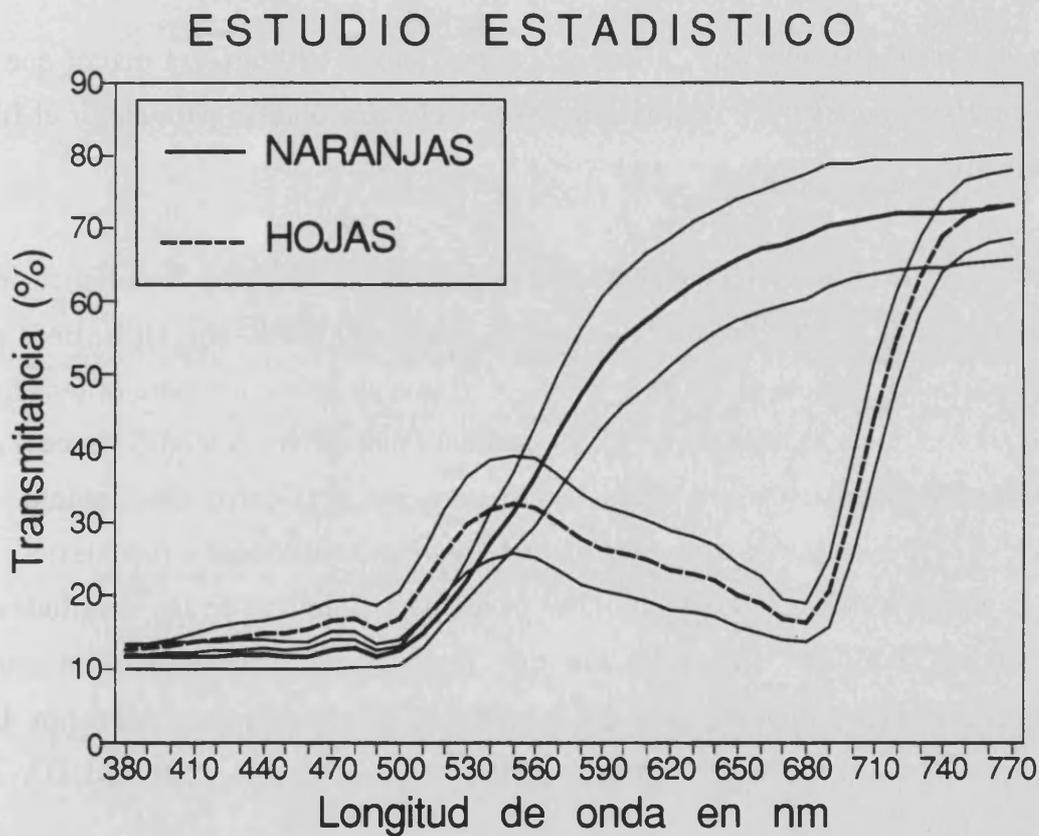


Figura 5.7 : Bandas de distribución de energía reflejada difusa de hojas y naranjas. La línea central es el valor promedio y las dos laterales son la desviación standard.

A partir de las curvas patrón de las naranjas y de las hojas con sus respectivas bandas, se obtuvo una curva diferencia entre las dos bandas de distribución de energía reflejada difusa, para así poder resolver las situaciones más desfavorables. El módulo de esta función diferencia presentaba un máximo para la longitud de onda 680nm .

Este estudio se realizó inicialmente con un rango de longitudes de onda bastante mayores, que llegaba incluso hasta los 1200nm ., obteniéndose otros máximos como por ejemplo a 980 nm ., pero debido a las limitaciones de la respuesta de la cámara y a la respuesta espectral del Sol, no fueron considerados.

Es importante señalar que el módulo del máximo a 680 nm . era mayor que los módulos de los restantes máximos, siendo así este el valor óptimo para elegir el filtro interferométrico.

Estos resultados fueron respaldados mediante un estudio estadístico más profundo, utilizando la función discriminante de Fisher, [FISHER-36]. Utilizamos este método a través de paquete estadístico SPSS-PC+, que es la versión para ordenadores personales del paquete estadístico SPSS (Statistical Package for Social Sciences) que se encuentra a disposición de cualquier usuario en el Centro de Calculo. En [ETXEBERRIA-90] se puede encontrar un buen texto para aprender a manejarlo. Este método de discriminación proporciona unos pesos para cada una de las longitudes de onda según el factor de discriminación que estas posean. Se obtuvieron varios máximos, siendo la longitud de onda del máximo de mayor peso la de 680 nm . Una buena descripción sobre funciones discriminantes se puede encontrar en [DUDA-73].

En el apéndice D se muestran los valores numéricos de la reflectancia difusa de todas y cada una de las curvas mostradas en cada una de las gráficas vistas en este capítulo. Cada tablas corresponde a una gráfica y en cada columna de la tabla tenemos los valores de cada una de las curvas que se muestran en la gráfica.

5.5 Resultados.

Tras la colocación de un filtro interferométrico de 680 nm. delante de la cámara, se tuvo que modificar el diafragma a fin de obtener una escena con unos niveles de gris aceptables, pues el filtro oscurece la imagen al dejar pasar solo una banda de longitudes de onda alrededor del valor de pico del filtro utilizado.

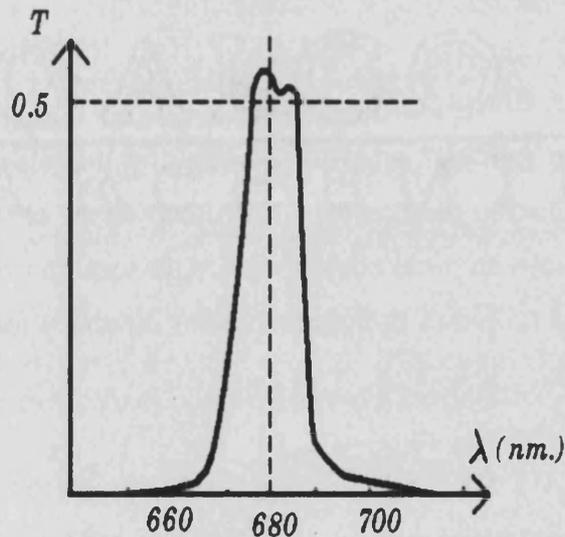


Figura 5.8. Filtro interferométrico de 680nm de longitud de onda de pico.

Este filtro utilizado solo permite pasar una banda de longitudes de onda muy estrecha, aproximadamente de 20 nm., ver figura 4.8.

Ello determina que el nivel de gris en un punto de la imagen dependa casi exclusivamente del valor de la energía espectral reflejada a la longitud de onda del filtro.

Por lo cual los niveles de gris de frutos y hojas dependen, en una primera aproximación, de los valores de su distribución espectral de energía difusa a la longitud de onda del filtro.

Lo que se obtuvo en la practica fue una imagen con una mayor diferencia entre los niveles de gris de los frutos y de las hojas, mucho más acusadas que cuando no se utilizó el filtro interferométrico, permitiendo que el proceso de clasificación se realizara con una mayor fiabilidad e independencia de la iluminación ambiental.

En las figuras 5.9 a 5.18 se pueden observar los resultados obtenidos en la utilización de los filtros. En las figuras 5.9, 5.11, 5.13, 5.15 y 5.17 se pueden observar tres imágenes diferente tomadas sin filtro. Cada una de ellas fue tomada con unas condiciones de iluminación diferentes. En unas daba el Sol sobre la imagen directamente, en otras solo en parte creando zonas de sombra muy contrastadas con las zonas de Sol, y en otras no había iluminación solar directa y toda la imagen estaba en una zona de sombra.

En las figuras 5.10, 5.12, 5.14, 5.16 y 5.18 se puede observar los efectos de la colocación del filtro interferométrico en el objetivo de la cámara. El contraste entre las naranjas y las hojas es mucho mayor. Además se observa como la imagen se oscurece por efecto del filtro.



Figura 5.9. Imagen con iluminación natural obtenida sin filtro.

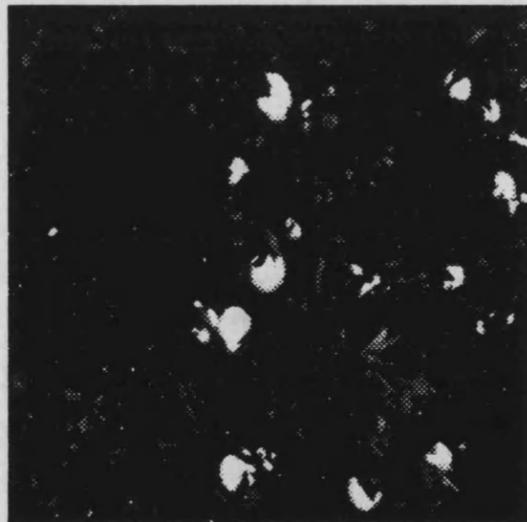


Figura 5.10. Imagen obtenida con iluminación natural y con un filtro interferencial de 680nm de longitud de onda de pico.

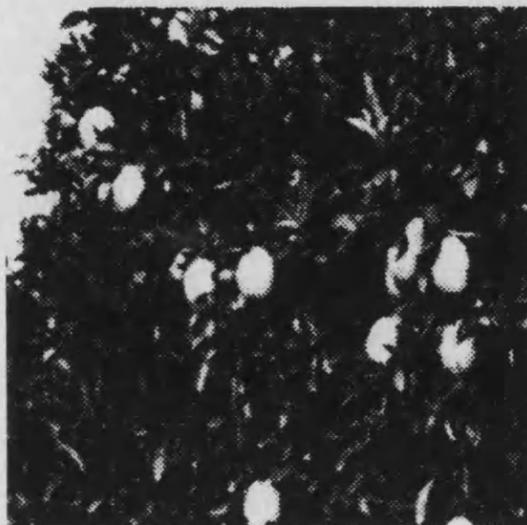


Figura 5.11 : Imagen con iluminación natural obtenida sin filtro.



Figura 5.12 : Imagen obtenida con un filtro interferencial de 680 nm.

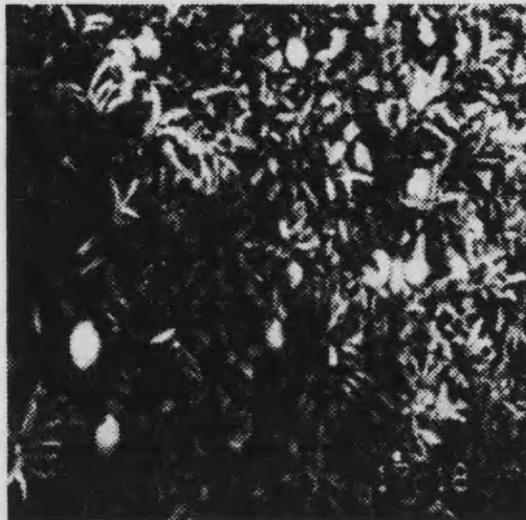


Figura 5.11 : Imagen con iluminación natural obtenida sin filtro.

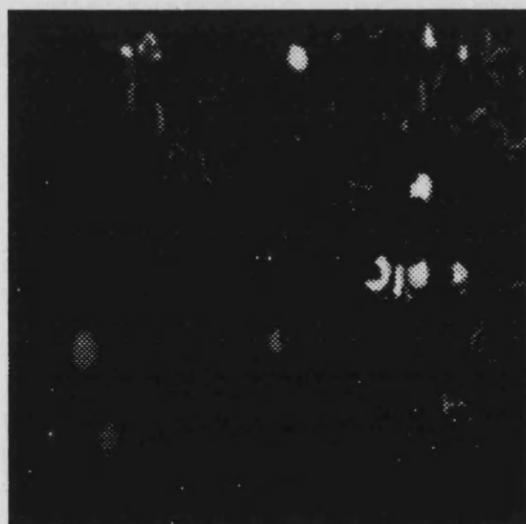


Figura 5.12 : Imagen obtenida con un filtro interferencial de 680 nm.



Figura 5.11 : Imagen con iluminación natural obtenida sin filtro.



Figura 5.12 : Imagen obtenida con un filtro interferencial de 680 nm.

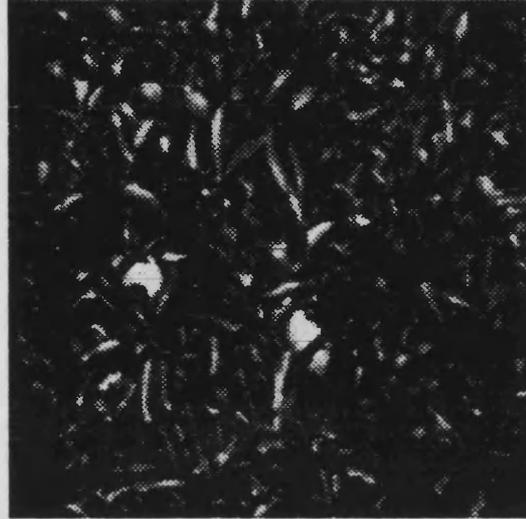


Figura 5.11 : Imagen con iluminación natural obtenida sin filtro.



Figura 5.12 : Imagen obtenida con un filtro interferencial de 680 nm.

Capítulo 6

RECOLECCIÓN DE NARANJAS EN AMBIENTE NATURAL

6.1 Introducción.

Este capítulo se centra en la aplicación de diversas técnicas y métodos propios de la visión artificial a un prototipo de sistema robotizado autónomo para la recolección de cítricos. En particular, lo que presentamos es el primer prototipo de visión que se aplicó al robot CITRUS. El sistema estaba implementado sobre una placa digitalizadora de imágenes PIP-EZ de Matrox; esta tomaba imágenes de tamaño 512*512 pixels y con 256 niveles de gris. Este primer sistema de visión fue pues en blanco y negro; posteriormente se realizaron estudios para dotar al robot de una visión en color. Ver las referencias [PLA-91] y [MOLTO-92].

Ya en el trabajo referenciado en [SLAUGHTER-87] se describe un sencillo sistema de visión artificial para la recolección de naranjas a

En el apéndice A se puede encontrar una mejor descripción de todo el sistema de visión utilizado en este capítulo.

Se estudia las diferentes etapas del proceso de visión y se incide en los problemas principales de la tarea a realizar que provienen principalmente de la iluminación variable de la escena.

6.2 Planteamiento del problema.

La utilización de robots autónomos controlados por visión para la recolección de frutos en ambientes naturales posee un desarrollo bastante reciente y cabe citar su aplicación en California (USA) para la recolección de naranjas [HARRELL-88] y en Montpellier (Francia) para la recolección de manzanas [RABATEL-88].

Los procesos robotizados dirigidos por visión en ambientes naturales presentan unas dificultades añadidas si los comparamos con aquellos procesos robotizados que tienen lugar en ambientes industriales. A las habituales dificultades que se suelen presentar en los procesos robotizados como la forma variable de los objetos y su diferente color, tamaño, textura, etc., hay que añadir a los procesos robotizados en ambientes naturales la iluminación variable de la escena.

Esta iluminación natural es difícil de manejar, pues si no se hace uso de fuentes adicionales de luz artificial, la única fuente de luz disponible es la luz proveniente del Sol y la cúpula celeste, con toda la problemática inherente a la misma, ya que la iluminación va a variar considerablemente dependiendo de la hora del día o de los factores meteorológicos bajo los cuales se trabaje. Hay que recordar que además el Sol varía considerablemente su posición a lo largo del día, creando una distribución de sombras, brillos y claridades muy variables el paso del tiempo que dificultan la detección de los frutos.

Una echo resaltable que nos sucedió al aplicar los programas de detección de naranjas en una prueba en el campo, fue que cuando el día estaba nublado la distribución de luz era más homogénea y los brillos casi inexistente, por lo que las tareas de detección se realizaron con un porcentaje de éxito mucho mayor que cuando el día era soleado por la existencia en este caso de zonas de sombra y brillos mucho más acusados.

Se realizaron pruebas para ver como podría ayudar la utilización de las fuentes adicionales de luz, encontrándose que para que estas fueran efectivas debían de ser de una elevadísima potencia, ya que si no era imposible competir con la luz del sol. Además resultaba prácticamente inviable la colocación de estas fuentes de luz en el vehículo autónomo sobre el cual debía ir el robot pues su gasto energético era considerable.

Así pues, la complejidad de los sistemas computerizados aplicados a la agricultura dependen en gran medida del entorno de trabajo, de su naturaleza variable y de la dificultad para modificarla.

Consecuentemente, dentro de este mismo proyecto de investigación europeo (Citrus-Robot), y a cargo de otros grupos de investigación, se realizaron estudios para encontrar nuevos procedimientos de cultivo que posean una mejor adaptación a las restricciones de las nuevas técnicas de automatización, para conseguir por ejemplo, que los árboles se desarrollen según un patrón preestablecido que facilite la recolección de los frutos [JUSTE-89], minimizando en lo posible los efectos de variabilidad de la propia iluminación natural, y también diseñando la forma de los árboles de modo que los frutos queden siempre lo más exteriores posible, permitiendo una mejor visibilidad de los mismos por la cámara.

Una dificultad que tiene esta adecuación de los árboles es el tiempo necesario para realizarla, por la lentitud de crecimiento de los naranjos.

6.3 Proceso de visión.

El uso de la visión artificial tiene una amplia variedad de campos de aplicación, como la inspección visual, sistemas de navegación, la visión activa, la automatización de procesos industriales, control de tráfico, inspección de imágenes aéreas, y tantas otras disciplinas que resultaría tedioso enumerarlas todas.

Para cualquier persona que quiera iniciarse en la visión artificial, existen buenos libros publicados sobre el tema, entre los que se podrían enumerar [GONZALEZ-77], [JENSEN-86] y [NIBLACK-86] por ofrecer una buena descripción y ser unos buenos textos para introducirse en esta disciplina.

La aplicación particular que motiva este trabajo es el desarrollo de un sistema que permita la localización de los frutos en el árbol, más concretamente naranjas, para su posterior recolección automática mediante un brazo robot articulado, al cual mandaremos la información de las coordenadas espaciales de cada una de las naranjas detectadas.

Si las naranjas fueran todas del mismo tamaño, color y forma, y además creciesen en posiciones conocidas del árbol, la construcción de un robot recolector no presentaría demasiada dificultad. Pero esta estructuración no suele presentarse en los procesos naturales, haciendo que el desarrollo del robot sea más complejo.

En la tarea que nos ocupa, al problema de la iluminación de la imagen, antes señalado, se le puede añadir otro más que condiciona el proceso de visión: la ocultación parcial de los objetos que han de ser detectados. En efecto, por encontrarse las naranjas inmersas en un fondo aleatorio de hojas y ramas, la situación más problemática será tener una visión parcial de las mismas. Esta disposición de frutos y hojas en el árbol va a provocar también la aparición de muchas zonas sombreadas en la escena, con lo cual no solo vamos a tener variabilidad luminosa, sino también de

distribución de la imagen.

Por tratarse de un sistema de visión aplicado a un proceso automatizado que necesita una cierta respuesta temporal para considerarse eficiente, los algoritmos a desarrollar deberán establecer un compromiso entre velocidad de cálculo y precisión de los resultados, de modo que se permita un cierto grado de error si con ello se aceleran el proceso de detección de los frutos.

Es importante tener en cuenta que el tiempo de cálculo óptimo que disponemos, del cual no deberíamos excedernos en demasía, es el tiempo que transcurre desde que el robot recoge el fruto y lo coloca en un recipiente de depósito, hasta que recobra su posición inicial. Y que en ese tiempo en el cual el brazo del robot no está visible en la imagen tomada por la cámara, tenemos que tomar una nueva imagen del naranjo y a continuación realizar los cálculos pertinentes, para que una vez recobrada su posición inicial, el brazo articulado del robot sepa ya cuales son las coordenadas espaciales a las cuales debe dirigirse para recolectar el siguiente fruto.

Por lo visto hasta ahora, la localización de los frutos en el árbol está fuertemente condicionada por dos razones:

1) Complejidad de la escena natural a analizar: variabilidad de la iluminación y ocultación de los objetos a localizar (naranjas).

2) Realización de los cálculos en tiempo real, de manera que el sistema robotizado de recolección pueda actuar de forma eficiente.

La aproximación realizada para resolver el problema descrito se puede ver reflejada en el esquema de la figura 6.1.

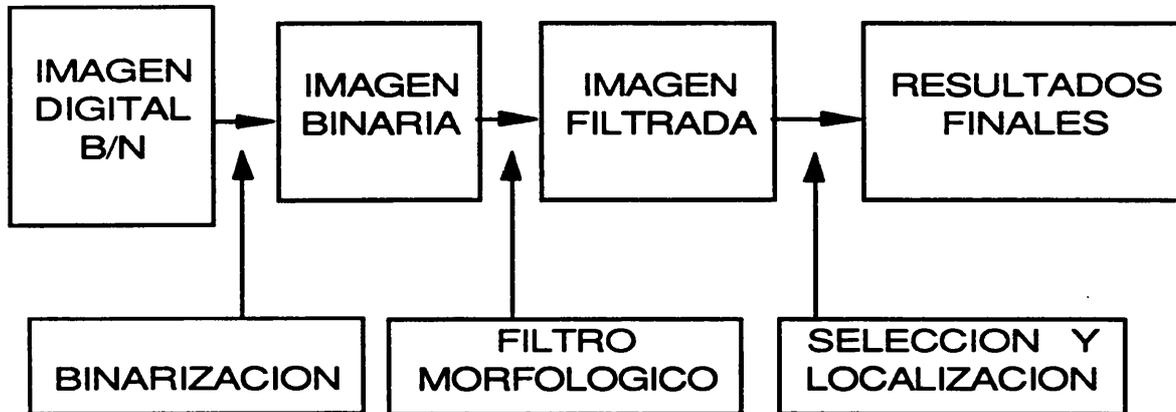


Figura 6.1. Esquema de realización.

Como se muestra en esta figura, el punto de partida del proceso es una imagen digitalizada de la escena, esta imagen se ha obtenido mediante una cámara CCD b/n sobre la cual se montó un filtro interferométrico de longitud de onda de pico de 680 nm con un ancho de banda aproximado de 20 nm . La elección de la frecuencia de pico de este filtro se realizó tras el estudio estadístico de las curvas de distribución de energía reflejada difusa de naranjas, hojas y ramas descrito en el capítulo anterior.

Como ya se ha comentado anteriormente, la presencia de objetos parcialmente ocultos va a impedir en un principio la localización de los mismos utilizando la forma como principal característica, ya que la parte visible de las naranjas no tendrá por qué aproximarse al aspecto circular que presentan aisladamente. Por tanto, quedarían descartados inicialmente métodos de localización tipo transformada de Hough para la búsqueda de objetos circulares [DUDA-72].

6.4 Esquema de realización.

Partimos pues de una representación en niveles de gris de la intensidad de luz de la escena tomada con un filtro interferométrico a una determinada frecuencia, elegido de manera que las naranjas presenten un nivel de intensidad mucho mayor que las hojas. Sin embargo, también aparecerán valores altos en zonas fuertemente iluminadas, como ocurre en los brillos de las hojas o en zonas en las que se percibe el cielo por la ausencia tanto de hojas como de naranjas.

Restringiéndonos entonces, a la información de intensidad, realizaremos una segmentación de la imagen utilizando un método de binarización mediante selección de un umbral de intensidad, eliminando aquellos puntos que no alcanzan el nivel escogido y asignando el resto a un mismo nivel de gris. La selección del umbral no se realizará para todas las imágenes tomada, ya que se retrasaría considerablemente el tiempo de proceso, solamente se calcula en determinados momentos de la tarea, por ejemplo, aprovechando algún tiempo muerto del robot, al iniciar la búsqueda en un nuevo árbol, o bien, cuando las condiciones lo requieran; permaneciendo el valor del umbral constante entre dos selecciones.

Una vez obtenida la imagen binarizada, no solo van a permanecer en ella los objetos que deseamos reconocer, sino que también aparecerán brillos o cualquier tipo de ruido que degradará la imagen, el cual se puede reducir mediante un filtraje morfológico, que permitirá eliminar los elementos pequeños de la imagen y rellenar los agujeros de los objetos más grandes.

A partir de la imagen binaria mejorada se localizan los objetos recorriendo el contorno de todas las zonas iluminadas de la nueva imagen. Se consigue de este modo eliminar aquellos objetos que por no poseer un perímetro mínimo, se descartan como naranjas; este valor mínimo del perímetro se puede establecer adecuadamente conociendo la distancia del árbol a la que se toman las imágenes y el tamaño promedio

de los frutos que se desean localizar. En este tratamiento se descartan también aquellos objetos que posean un determinado tanto por ciento de su perímetro en contacto con los bordes de la imagen, así se eliminan la mayor parte de las posibles apariciones del cielo. Si lo que se elimina es una naranja, el error se solucionará en la siguiente toma, al desplazar el robot a una nueva posición, es decir, será necesaria una correcta estrategia de captación de imágenes que superpongan adecuadamente unas con otras.

La probabilidad de poder observar zonas de cielo a través de las hojas del árbol, se ha comprobado que no es muy elevada, debido a la posición de la cámara en el brazo robot y a la altura de los naranjos. Pero aun así, cuando esto ocurre, la eliminación de las zonas de cielo se realiza mediante dos mecanismos, el primero es la eliminación de zonas seleccionadas en contacto con el borde de la imagen, y el segundo porque el perímetro de las zonas de cielo suele ser mayor que el de una naranja, y este es uno de los criterios seguidos para decidir si la zona segmentada es o no una naranja.

Aun así, en el caso de que se detecte erróneamente una zona de cielo como naranja, debería ser el propio sensor de proximidad que poseerá el brazo robot en su extremo, el que detecte el error al comprobar que en la posición indicada y a la distancia esperada no existe ninguna naranja.

El resultado final del proceso será la localización de los objetos que permanecen en la imagen tras realizar todos los tratamientos anteriores y cumplir las restricciones establecidas. Esta información de localización espacial será utilizada por el robot para la recolección de los frutos.

En los siguientes apartados se describe de manera más formal y detallada cada una de las partes del sistema aquí introducido.

6.5 Binarización.

Sea I el conjunto de los puntos que forman la imagen, y sea N la región formada por los puntos que reflejan la luz proveniente de las naranjas, es decir, la unión de las regiones N_1, N_2, \dots, N_j correspondientes a la luz reflejada por cada una de las naranjas por separado. Sea F (fondo) el resto de puntos de la imagen, ($F=I-N$). En las imágenes objeto de este trabajo el fondo es muy heterogéneo, estando compuesto principalmente por hojas, además de ramas, regiones oscuras (sombras) e incluso partes del cielo.

El proceso consiste en separar la imagen I en dos regiones disjuntas S (puntos seleccionados) y R (resto), atendiendo a algunas características que tengan los puntos S y no tengan los de R . En este trabajo ha sido utilizado un método de binarización mediante umbralización global.

Este método consiste en la elección de un nivel de intensidad umbral de tal manera que la región S esté formada por los puntos cuya intensidad sea mayor o igual que el umbral, y R esté formada por aquellos puntos cuyos valores de intensidad sean menores.

En escenas naturales se encuentra que los objetos de interés (los frutos) son generalmente más luminosos que el resto de la imagen, sobre todo si se utilizan los filtros interferométricos adecuados que potencian este contraste. Sin embargo, tanto los objetos como el fondo abarcan cierto rango de la escala de intensidades, solapándose en gran parte de las ocasiones. Esto se debe a la existencia de sombras sobre parte de las naranjas y a los efectos de la reflexión de la luz solar directa sobre las hojas. Dicho efecto hace que la umbralización global no pueda separar perfectamente los frutos del resto. No obstante, puede conseguir resultados bastante buenos y es empleado por ser el método de segmentación más rápido que existe.

Se intentó el método descrito por Pérez y González para binarización por umbral local, así como otros similares, pero todos ellos involucran el cálculo de parámetros estadísticos tales como la desviación típica de los valores de la imagen, o de los valores de su gradiente, cuyo coste de computación es excesivo para el problema que nos ocupa.

La selección del umbral deberá ser tal que la región S sea lo más similar posible a la región N. Esto se puede medir con tres condiciones:

- (a) La región S-N (puntos seleccionados que no corresponden a frutos) debe contener el mínimo número de puntos.
- (b) La región N-S (puntos correspondientes a puntos que son seleccionados) también debe ser lo menor posible.
- (c) La región S debe contener un número suficiente de puntos de cada una de las regiones N_j .

La estrategia del robot, consistente en ir tomando imágenes contiguas pero parcialmente solapadas, asegura que cada naranja aparecerá completa al menos en una imagen, con lo cual no serán descartadas nunca por ser identificadas como una zona de cielo. Por ello es preferible que el brazo no se lance equivocadamente a recoger un objeto que no sea un fruto, esperando que los frutos sean más reconocibles en imágenes posteriores.

Por esto último se da prioridad a las condiciones a) y c) sobre la condición b), ya que se desea rechazar el mayor número de puntos que no pertenezcan a los frutos. El rechazo de puntos que pertenecen a los frutos no tendrá efectos negativos siempre que de cada naranja N_j sea seleccionado un número suficiente de puntos.

Para la selección del umbral se ha empleado una variación de un método de selección interactiva de umbral debido a Ridler y Calvard [RIDLER-78]. Una prueba de la convergencia del algoritmo, se da en [VELASCO-80].

Este método es como sigue:

$$U := 4 * \max(I) / 5; \quad (1)$$

repetir

$$T := U;$$

$$\text{segmentación } (I, S, R, T); \quad (2)$$

$$ms := \text{media } (S); \quad (3a)$$

$$mr := \text{media } (R); \quad (3b)$$

$$U := (4*ms-mr)/5; \quad (4)$$

$$\text{hasta que } (U=T); \quad (5)$$

$$\text{umbral} := U;$$

(1) Selecciona un primer umbral estimado de valor T . Se escogerá en cada caso un valor igual a $4/5$ de la intensidad del punto más brillante de la imagen. Con este valor se obtiene, por lo general, resultados experimentales bastante buenos.

(2) Se divide la imagen I en dos regiones S y R según tengan los puntos una intensidad mayor o menor que el umbral T .

(3) Se calcula el valor medio para cada región, siendo $M(S)$ la media de la región S y $M(R)$ la media de la región R .

(4) Se calcula un nuevo valor umbral $U = (4 * M(S) + M(R)) / 5$.

(5) Si el valor calculado U coincide con el valor estimado T (que se ha empleado en la segmentación del paso 2) este es el valor seleccionado. En caso

negativo se vuelve al paso 2 utilizando como valor estimado el último valor.

La fórmula de Ridley y Calvard en el paso 4 calcula U como la media de $M(S)$ y $M(R)$. En este trabajo se da mayor peso a la media $M(S)$ que a la media $M(R)$. De este modo se separará la región S con umbrales mas altos y por tanto más selectivos, consiguiendo un mejor cumplimiento de la condición a) citada anteriormente y conservando la condición c).

La distribución de pesos indica que en la segmentación la probabilidad asociada a la región seleccionada es del 20%, indicando que se van a seleccionar del orden de la quinta parte de los puntos de la imagen. Muchos de esos puntos serán eliminados en los pasos siguiente.

El motivo principal que nos lleva ha haber empleado este algoritmo es su rapidez frente a otros similares, como los propuestos por Rosenfeld [ROSENFELD-82] en su libro, que además no han dado buenos resultados debido al carácter particular de las escenas naturales. En general, los umbrales que encontraban eran muy inferiores al que separa de modo óptimo naranjas del fondo.

Debido a la estrategia de captación de imágenes por el robot, un mismo valor umbral podrá ser empleado para varias imágenes, considerando que las imágenes tomadas en tiempos próximos sobre una misma escena o sobre escenas bastante próximas presentarán características de iluminación bastante similares. Por esta razón se emplea este método de segmentación que hace uso de un umbral constante para toda la imagen en lugar de los métodos de binarización por umbrales locales.

En el apéndice E se muestra la implementación del anterior algoritmo de Ritler y Calvard utilizado en nuestro caso para la búsqueda de un umbral adecuado para realizar la segmentación. En este programa además de mostrar la implementación de

este algoritmo se dan una rutinas gráficas para la visualización de imágenes de grises en la pantalla VGA de un ordenador personal, con una calidad inmejorable, pues se representan con 64 niveles de gris. Tenemos una función llamada `veo_ima()` a la cual se le pasa un puntero a la memoria far donde está contenida la imagen, y ella se encarga de representarla en pantalla. Se utiliza una función llamada `cambio_modo()` para trabajar en modo gráfico de alta resolución, y otra función llamada `pon_punto()` que nos pintará un punto en las coordenadas de pantalla (x,y) con un valor de intensidad de gris entre 0 y 63.

Para ilustrar los resultados obtenidos con este algoritmo de búsqueda de un umbral para la segmentación de imágenes, y para mostrar que la aplicación de este algoritmo solo es válida para imágenes de naranjos tomadas con filtro interferencial de 680 nm., presentamos las figura 6.2 a 6.5. En la figura 6.2 se observa una imagen ya conocida de una escena tomada con filtro interferencial y en la figura 6.3 la misma imagen sin filtro. Al aplicar el algoritmo de búsqueda de un umbral valido para la segmentación de cada una de las imágenes, obtuvimos unos valores diferentes para cada una de ellas, y una vez realizada la segmentación de cada imagen con cada uno de sus umbrales correspondientes, se puede observar como la figura 6.2 ha sido correctamente segmentada y el resultado se muestra en la figura 6.4, mientras que la figura 6.3 su segmentación no ha sido correcta, el valor umbral obtenido no es válido como así lo prueba la observación de la figura 6.5.

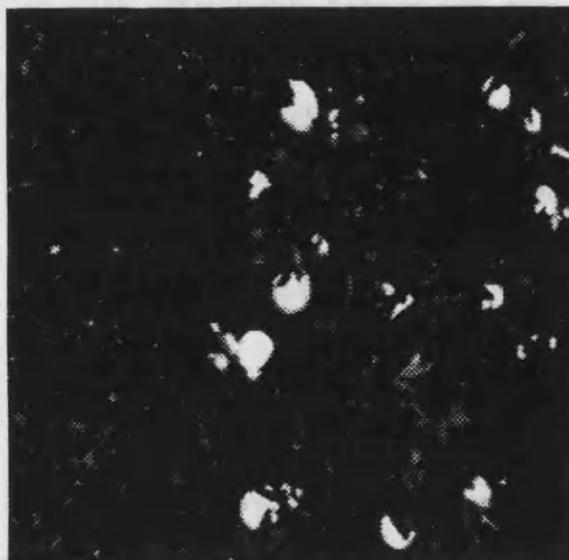


Figura 6.2 : Imagen de naranjo tomada con un filtro interferencial de 680nm.



Figura 6.3 : Imagen de naranjo tomada sin filtro.



Figura 6.4 : Imagen segmentada correctamente. Tomada con filtro interferencial.



Figura 6.5 : Imagen segmentada incorrectamente. Tomada sin filtro interferométrico.

6.6 Filtrado Morfológico.

El objetivo de este preproceso sobre la imagen binaria, antes de abordar la localización de objetos propiamente dicha, consiste en conseguir que esta última parte del sistema funcione de una manera más eficiente y rápida. Se ha comprobado que el total de componentes conexas en las imágenes binarias obtenidas por el método antes explicado, alrededor de un 30% pertenecen simplemente a ruido (brillo sobre hojas, cielo, etc); si estos objetos fueran eliminados se conseguiría acelerar el proceso posterior que consiste básicamente en analizar los objetos presentes en la imagen binaria. Será necesario además, que el método represente un equilibrio entre eficiencia y coste computacional que deberá ser necesariamente menor que el coste de analizar los objetos eliminados en esta fase.

Por añadidura, esta etapa se hace necesaria por otra cuestión: dado que en la etapa posterior, la característica discriminante de más peso es el perímetro de los objetos, será conveniente que los contornos de estos sean lo más suave posible, puesto que dos objetos muy parecidos en cuanto a forma pueden diferir en su perímetro en función del ruido de la imagen, que depende esencialmente de la iluminación, que como se comentó antes, es imposible controlar.

Entonces, la tarea a realizar consistirá en eliminar el ruido de la imagen que se presentará de tres formas diferentes:

- 1 - Pequeños objetos correspondientes a brillos.
- 2 - Agujeros sobre objetos grandes debido a iluminación defectuosa.
- 3 - Contornos abruptos en los objetos.

Para abordar esta tarea se han utilizado técnicas basadas en Morfología Matemática [SERRA-82] [COSTE-85], que resultan particularmente adecuadas para trabajar con imágenes binarias.

Definiciones básicas.

Sea X una imagen binaria (conjunto de puntos en el espacio euclídeo) y B otro conjunto de puntos especiales que llamaremos *Elemento Estructural*. Todas las transformaciones en morfología matemática están conducidas por elementos estructurales. Se definen las siguientes operaciones básicas:

$$\text{Dilatación } (X,B) = \{ x \in R^2 / B_x \cap X = \emptyset \} = X + B'$$

$$\text{Erosión } (X,B) = \{ x \in R^2 / B_x \subset X = \emptyset \} = X - B'$$

$$\text{Apertura } (X,B) = (X + B') - B$$

$$\text{Cierre } (X,B) = (X - B') + B$$

donde

$$B_h = \{ x + h \in R^2 / x \in B \} = \text{Traslación de } B \text{ por el vector } h$$

$$B' = \{ -x \in R^2 / x \in B \} = \text{transpuesto de } B$$

$$X + B = \bigcup_{h \in B} X_h, \quad X - B = \bigcap_{h \in B} X_h \quad \text{Adición y Sustracción de Minkowski.}$$

Para una revisión detallada de estas operaciones básicas consultar la referencias dada anteriormente sobre morfología matemática.

La aproximación básica para resolver nuestro problema consistirá en aplicar una apertura seguida de un cierre, de manera que la apertura elimine los objetos que sean demasiado pequeños y suavice los 'cabos' de los agujeros grandes, y el cierre rellene los agujeros y los 'golfos' en los objetos grandes.

Si solo se aplicara esta transformación el problema consistiría en la elección de

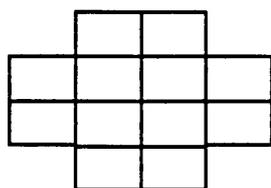
la talla del elemento estructural, ya que una talla inadecuada podría hacer que desaparecieran objetos grandes por tener algún agujero, o que aparecieran falsos objetos por unión de muchos pequeños debido a las propiedades de la apertura y del cierre, respectivamente. Además, los contornos de los objetos resultantes habrían sido modificados excesivamente por una transformación de este tipo.

La mejoría inmediata de este método consiste en la utilización de Filtros Alterados Secuenciales (FAS), que poseen importantes propiedades matemáticas [SERRA-82]. Estos consisten en la aplicación sucesiva de aperturas y cierres con elementos estructurales de talla creciente.

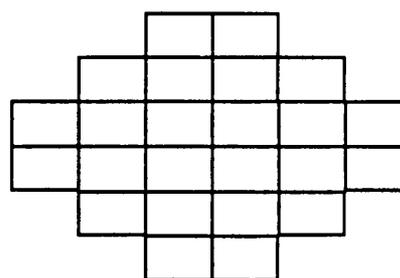
Con dicho procedimiento se reducen los problemas anteriores y se consiguen unos contornos más suaves. En nuestra aplicación particular de los FAS hemos utilizado como elementos estructurales bolas de tallas 2, 4 y 6; en un claro compromiso entre efectividad y coste. Según la proximidad de la cámara a los naranjos, conviene aplicar secuencias 2-4 o secuencias 2-4-6 de dichos filtros. A continuación se muestra la forma de estos elementos estructurales que han sido aplicados a las imágenes binarias:



2*2



4*4



6*6

Esta aproximación puede requerir un coste computacional apreciable, por lo que será aconsejable en un futuro la incorporación de procesadores específicos para morfología matemática, que ya existen en el mercado.

6.7 Selección y localización.

Después de los anteriores niveles de preprocesado, la imagen resultante es binaria y, en principio, bastante limpia de ruido. Si el resultado hubiese sido el ideal solo las naranjas deberían verse (en blanco sobre un fondo negro).

Realmente esto no es absolutamente correcto; un cierto ruido está todavía presente, debido a las imperfecciones en la toma de la imagen por parte de la cámara, que suele ser del tipo descrito en la literatura como sal y pimienta, y a la presencia de algunos reflejos, debido a las hojas sobre las que incide la luz directamente o a pequeñas porciones del cielo cuando la toma se hace con el Sol frente a la cámara.

Para localizar las formas buscadas y eliminar el ruido residual usaremos un algoritmo de seguimiento de bordes descrito en [ROSENFELD-82], modificándolo adecuadamente para incrementar su eficiencia en relación a la consecución de nuestro particular objetivo; para ello necesitaremos que calcule el perímetro de la forma, y el rectángulo que la inscribe.

Dada una imagen binaria S , y su imagen complementaria S^c , si definimos su borde S' como el conjunto de puntos de S que son 8-adyacentes a S^c , es decir, si P es un punto de S alguno de los puntos Q esta en S^c

$$\begin{array}{ccc} Q & Q & Q \\ Q & P & Q \\ Q & Q & Q \end{array}$$

Se podría, desde luego, encontrar los bordes recorriendo toda la imagen punto a punto y comprobar los 8 vecinos de cada 1 (punto de S) para ver si alguno de ellos

es 0 (punto de S^c), pero el mismo procedimiento puede realizarse de modo más eficiente aplicando el algoritmo comentado a continuación.

Supondremos solamente que la figura no toca el borde de la imagen y evitaremos esto marcando como fondo un marco de un píxel de anchura; esto es casi equivalente a considerar la imagen menor de lo que es, pues hemos eliminado un marco de tamaño un píxel.

Sea C la forma cuyo contorno queremos seguir, y sean los 8 vecinos de P , ordenados siguiendo el sentido de las agujas del reloj y empezando por Q ,

$$Q = R_1, R_2, \dots, R_8$$

Supongamos que C no consiste únicamente en el punto aislado $\{P\}$; en nuestro caso esto es siempre cierto porque los puntos aislados ya fueron eliminados en el paso anterior. El algoritmo que actúa sobre estas estructuras, calculando a la vez su perímetro y el rectángulo inscrito es como sigue:

Hacer perímetro,

límite_superior,

límite_inferior,

límite_derecho y

límite_izquierdo todos ellos iguales a 0.

Marcar P como punto de borde

Construir el vector $\{R_j\}$ de vecinos de P , ordenado en el sentido horario

Hacer

Seleccionar un nuevo par P', Q' como:

*Recorrer $\{R_j\}$ hasta encontrar el primero de los R que pertenecen a S
(tal R existe ya que P no es aislado)*

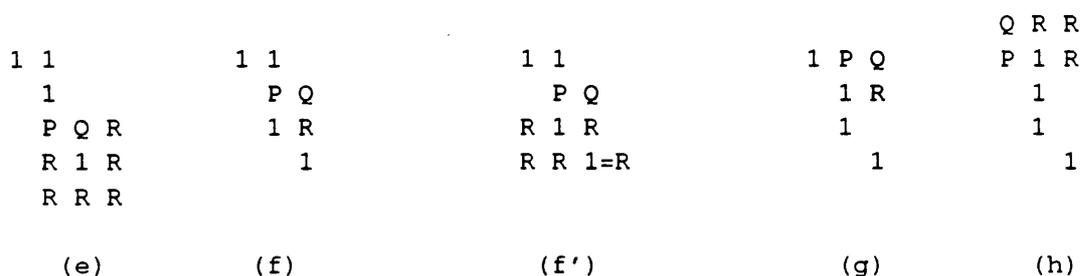
Hacer $P' = R_j$ y $Q' := R_{j-1}$ (el punto anterior en el vector $\{R_j\}$)
Marcar P' como punto de borde
 $perímetro := perímetro + 1$
Si $abcisa(P')$ $límite_derecho$
entonces
 $límite_derecho := abcisa(P')$
Si $abcisa(P')$ $límite_izquierdo$
entonces
 $límite_izquierdo := abcisa(P')$
Si $ordenada(P')$ $límite_superior$
entonces
 $límite_superior := ordenada(P')$
Si $ordenada(P')$ $límite_inferior$
entonces
 $límite_inferior := ordenada(P')$
Construir el nuevo vector $\{R_j\}$
mientras $(P' P')$ y $(Q'$ pertenezca a $\{R_j\}$)

donde $\{R_j\}$ es en cada momento el conjunto de vecinos de P' .

La última condición (Q' pertenezca a $\{R_j\}$) es necesaria porque un borde podría pasar por el mismo punto dos veces (como veremos a continuación en el ejemplo). Supongamos que queremos encontrar el borde de la forma

1
 1 Los pasos son :
 1
 1

RECOLECCIÓN DE NARANJAS EN AMBIENTE NATURAL



Este método también permite la localización porque como hemos visto, al mismo tiempo que recorremos el borde podemos encontrar los puntos más extremos en cada dirección de la forma seleccionada, es decir, conocemos el rectángulo en el que la forma está inscrita.

En el apéndice E también se muestra una función en lenguaje C que implementa el anterior algoritmo. Esta función toma tres argumentos: un puntero a la imagen, el primer punto de la forma encontrada y un puntero que nos devolverá el punto izquierdo superior y el punto derecho inferior del recuadro en el cual está inscrita la forma seleccionada. Esta función es del tipo entero y nos devuelve el número de pixels que posee el perímetro.

Podemos dar el centro de este rectángulo como la posición de la forma, o podemos usar métodos más complicados como la erosión última [COST-85] u otros para encontrar el centro geométrico, aunque normalmente la primera solución es bastante adecuada y mucho más rápida.

Finalmente este método puede usarse para eliminar el ruido residual usando el echo de que normalmente este tiene un perímetro menor que las naranjas, y que un valor aproximado de dicho perímetro medio es conocido, como señalamos en la introducción; las formas con valor de perímetro mucho menor que este simplemente serán despreciadas, por ser reflejos o naranjas demasiado ocultas como para que el brazo robot pueda cogerlas sin encontrar obstáculos.

Naturalmente, las coordenadas de cada objeto son pasadas al resto del sistema informático, que las procesará para enviarlas al brazo robot.

6.8 Resultados y conclusiones.

Para poder comprobar la idoneidad del procedimiento expuesto en este trabajo, se han realizado múltiples experiencias, entre las que se han escogido para presentar aquí seis imágenes representativas de las diferentes condiciones de iluminación que se pueden presentar en una aplicación final en el campo.

La forma en que vamos a mostrar los resultados va a ser mediante seis series de cuatro imagen, o mejor dicho, de seis series de cuatro figuras, desde la figura 6.6 a la figura 6.29. En cada página vamos a mostrar cuatro figuras correspondientes a la misma imagen pero con diferentes tratamientos.

En la primera figura de cada página o serie (superior izquierda), se mostrará la imagen original en niveles de gris y tomada como sabemos con un filtro de longitud de onda 680 nm. Se puede observar en todos los casos el buen contraste existente siempre entre los frutos y las hojas.

En la segunda imagen (superior derecha) veremos el resultado de binarizar la imagen según el valor devuelto por el algoritmo de Ritley y Calvard. Este algoritmo

como vimos anteriormente está concebido tal como lo presentamos para actuar sobre imágenes tomadas con filtro.

En la tercera imagen (inferior izquierda) se mostrará como queda la imagen tras la aplicación de los filtros morfológicos; aquí se podrá observar la idoneidad de su aplicación por el buen filtrado que se consigue, eliminándose todo el ruido creado por pequeños punto de brillo y suavizando el contorno de todas las formas y respetando su tamaño original.

En la cuarta y última figura de cada página (inferior izquierda) se mostrará el resultado de aplicar el algoritmo de detección de contornos y calculo de perímetros sobre la imagen filtrada.

Según la distancia a la cual deba operar la cámara, habrá que ajustar los valores de los perímetros máximo y mínimo aceptables por el programa para que una forma sea reconocida como naranja. La primera, tercera y cuarta serie se tomaron a una distancia aproximada de algo más de un metro, mientras que la segunda quinta y sexta serie se tomaran algo más cerca, aproximadamente a 70 centímetros de distancia del árbol. Todo esto condicionó que tuviéramos que trabajar con dos pares de valores diferentes de perímetros máximo y mínimo, según la distancia de la cámara.

Viendo la primera serie observamos como la imagen inicial, figura 6.6, presenta unas condiciones lumínicas excelentes, con objetos muy contrastados aunque ocultos parcialmente se superficie por las hojas. Se presentan pocos brillos y no se observa ninguna porción de cielo visible a través de las hojas. Los resultados de la umbralización se muestran en la figura 6.7. La imagen filtrada en 6.8 y los resultados finales de localización de frutos para esta imagen pueden verse en la figura 6.9.

Casi todas las naranjas han sido detectadas. Solo se ha cometido error en aquellas naranjas que solo era visible una mínima parte de su superficie, por lo que al

filtrar morfológicamente la imagen binaria se han eliminado. Ningún objeto que no fuese naranja ha sido seleccionado.

Para la segunda serie de figuras, las naranjas estaban también parcialmente ocultas, tan solo una de las cinco naranjas se observaba entera, figura 6.10. El resultado de la umbralización se muestra en la figura 6.11, realizamos el filtrado morfológico y lo mostramos en la figura 6.12, donde se observa que una de las zonas seleccionada en la binarización perteneciente a una naranja ha sido filtrada y eliminada. Por último, los resultados de la selección pueden observarse en 6.13. Han sido detectadas las cuatro naranjas que estaban más o menos visibles, mientras que una quinta naranja muy tapada por las hojas no ha sido detectada finalmente.

En la tercera serie, en la imagen original se observaba un trozo de cielo, figura 6.14. Podemos observar como tras realizar la binarización y el filtraje, esta zona de cielo se mantiene pero no es seleccionada como naranja por poseer un perímetro no asimilable a una naranja, al exceder el valor máximo permitido.

Para esta imagen se puede observar como han sido seleccionadas todas las naranjas visibles, sin cometer ningún error.

En la siguiente serie de naranja, la imagen original presentaba una condiciones de iluminación muy desfavorables para la detección de las naranjas. Había dos zonas muy bien diferenciadas; una zona iluminada directamente por el Sol y la otra completamente oscurecida, figura 6.18.

Aquí la detección de las naranjas fue más complicado, pues al elegir un umbral para toda la imagen, solo podía ser válido para parte de ella. Por este motivo, dos de las tres las naranjas de la zona de sombra no fueron ni detectadas ni seleccionadas. También ocurrió que dos de las naranjas de la zona con buena iluminación no fueron seleccionadas por estar lejos de la cámara y muy tapadas por las hojas, por lo cual al

filtrar la imagen fueron eliminadas.

Al observar la siguiente serie de figuras en la siguiente página, vemos como la imagen original está bien iluminada y presenta un buen contraste entre las naranjas y las hojas, figura 6.22. Esta imagen posee 10 naranjas visibles, aunque una de ellas apenas es perceptible. Tras la umbralización y el filtraje son seleccionadas ocho naranjas.

Aquí se han cometido dos errores en la selección motivados porque en la binarización, dos de las naranjas han creado tres pequeñas zonas que no han soportado la acción de los filtros morfológicos, por lo que han sido eliminadas y por lo tanto no seleccionadas finalmente.

En la sexta y última serie de imágenes, podemos observar como la imagen original presentaba dos naranjas, una de ellas parcialmente visible y la otra dividida su superficie en dos por una hoja, figura 6.26. En la umbralización la naranja que poseía una hoja sobre ella ha creado dos zonas, una de las cuales ha sido eliminada por efecto del filtraje. En los resultados mostrados en la figura 6.29 podemos observar como las dos naranjas han sido detectadas.

Es importante resaltar que nuestro algoritmo detecta un porcentaje bastante elevado de naranjas en las imágenes. Tan solo presenta algunos fallos cuando la superficie de las naranjas visible es muy pequeña. A pesar de todo ofrece una buena robustez su funcionamiento, pues nunca selecciona una zona de brillo como naranjas. Es importante para el buen funcionamiento del robot que los fallos producidos por selección indebida de zonas como naranjas sean mínimos, por la pérdida de tiempo que supone el enviar al robot a una zona en la cual no se encuentra ninguna naranja.

Pensamos que tal vez se presenten problemas cuando existan zonas de cielo

entre las hojas y las ramas, y esta además presente el tamaño aproximado de una naranja. En este caso la zona será detectada como naranjas, pero será el robot el que tendrá que corregir al programa al detectar su sensor de proximidad que en la región marcada no existe ninguna naranja.

Estos son problemas a resolver una vez montado el sistema de visión sobre el robot y este esté en fase de pruebas.

En general, y para concluir este apartado, podemos decir que el método funciona correctamente en un número de casos ampliamente suficiente para los propósitos generales del robot, ya que estas imágenes han sido tomadas aleatoriamente sin tener en cuenta los factores óptimos de iluminación, colocación de la cámara, selección de los árboles, etc. Los resultados serán mucho mejores cuando se disponga de un campo de naranjos cultivado adecuadamente y con una orientación óptima de las filas de naranjos.

Con los resultados obtenidos se consigue una relación adecuada entre coste computacional, rendimiento y precio del sistema. Pues hay que recordar que la realización inicialmente del sistema de visión del robot en blanco y negro estuvo motivada por las especificaciones económicas del propio proyecto y por el coste que tenían inicialmente todos los componentes del sistema de visión, tanto el ordenador personal como la tarjeta digitalizadora, la cámara CCD y los filtros interferométricos utilizados.

Como consecuencia de este trabajo se realizaron posteriormente en este departamento estudios para la aplicación de diversas técnicas de reconocimiento de imágenes en color. Con el paso del tiempo tuvimos ordenadores más potentes y tarjetas digitalizadoras de imágenes en color que nos permitieron aplicar técnicas de análisis de imágenes y reconocimiento de formas a nuestros sistemas de visión, ahora en color. Sin duda, en un futuro cercano tendremos que manejar computadores específicos para

visión artificial [AMAT-85], e implementar nuestros algoritmos en circuitos impresos para mejorar sus prestaciones en lo referente sobre todo a tiempo de respuesta y fiabilidad.

Los resultados obtenidos fueron positivos y a continuación cito algunas de las referencias más importantes donde se muestran las diferentes líneas de investigación dentro del tratamiento de imágenes en color que se han desarrollado: [DOMINGO-90], [ALBERT-92], [FERRI-90,92a,92b] y [VICENS-91], .

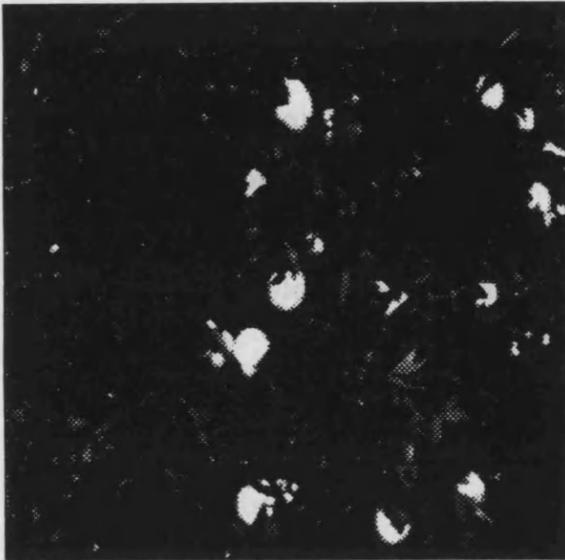


Figura 6.6 : Imagen inicial de 256 niveles de gris.

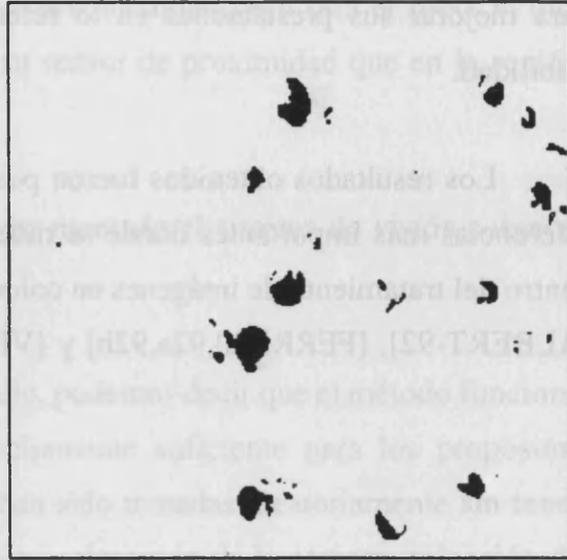


Figura 6.7 : Imagen binarizada por umbralización por intensidad.

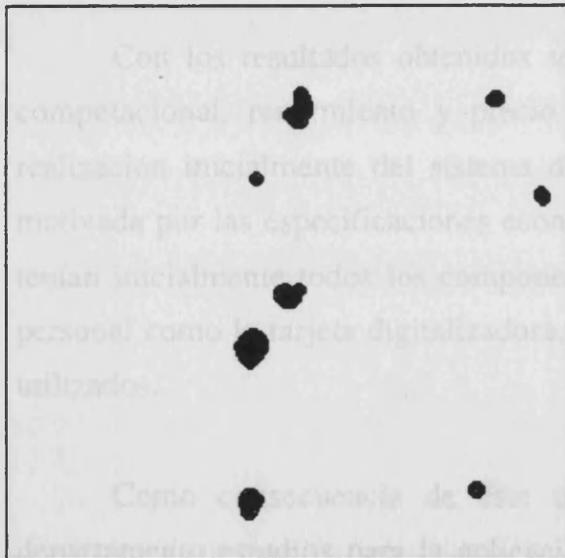


Figura 6.8 : Imagen resultado de la aplicación de filtros morfológicos.

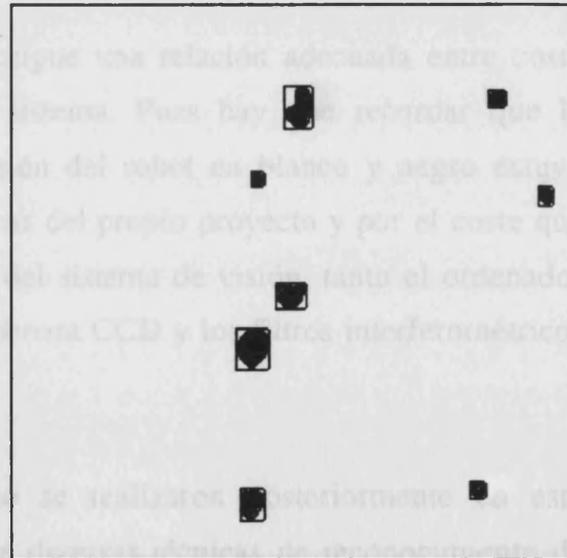


Figura 6.9 : Imagen resultado con los objetos seleccionados recuadrados.



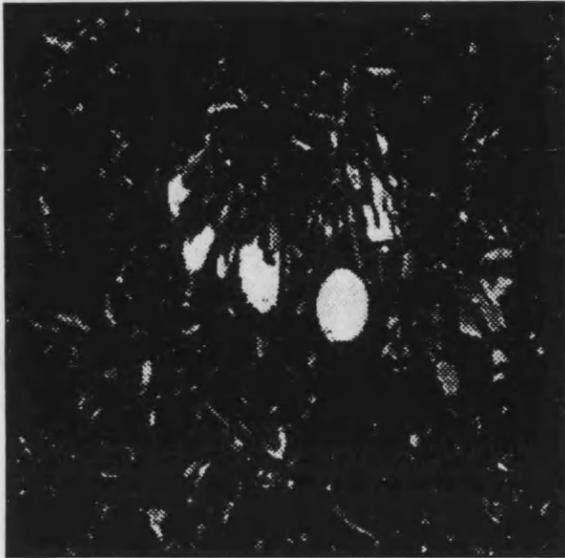


Figura 6.10 : Imagen inicial con 256 niveles de gris.

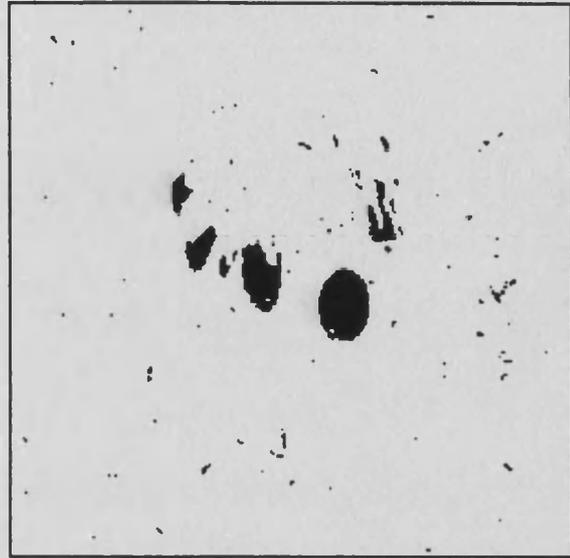


Figura 6.11.: Imagen binarizada por umbralización por intensidad.

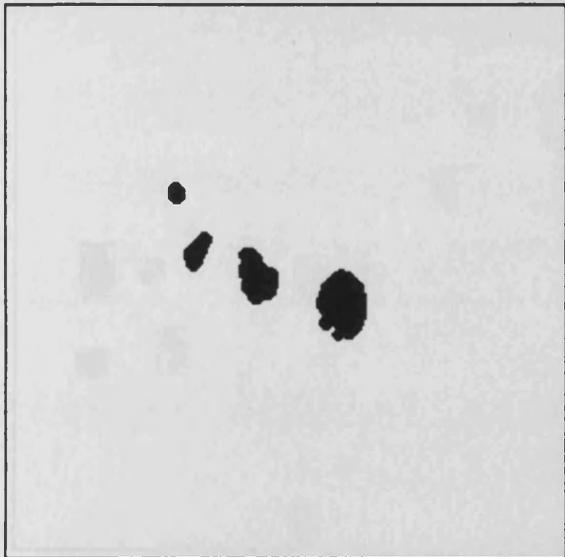


Figura 6.12 : Imagen resultado de la aplicación de filtros morfológicos.

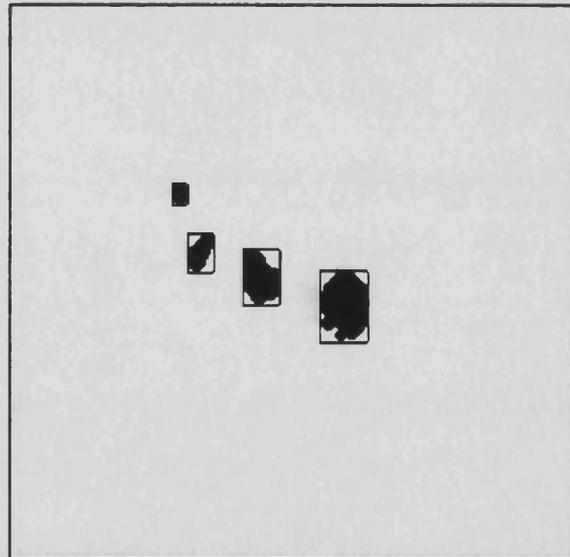


Figura 6.13 : Imagen resultado con los objetos seleccionados recuadrados.

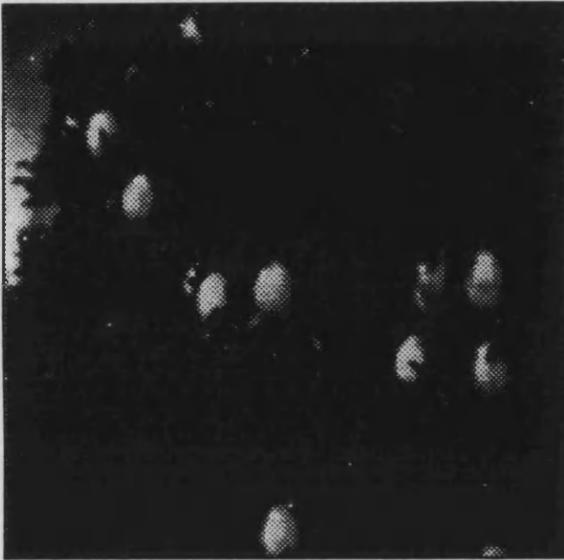


Figura 6.14 : Imagen inicial con 256 niveles de gris.

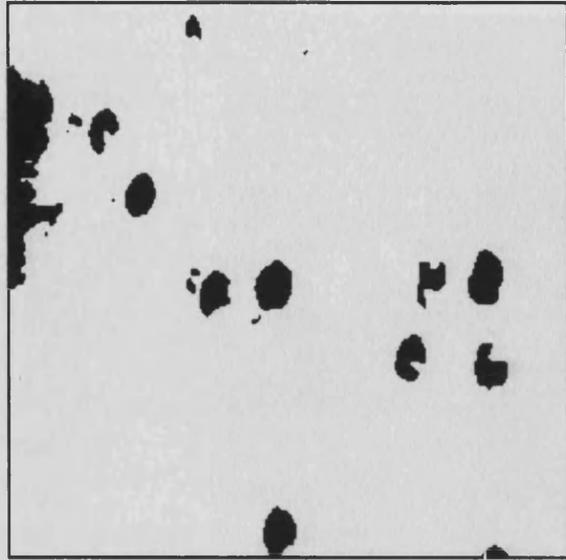


Figura 6.15 : Imagen binarizada por umbralización por intensidad.



Figura 6.16 : Imagen resultado de la aplicación de filtros morfológicos.

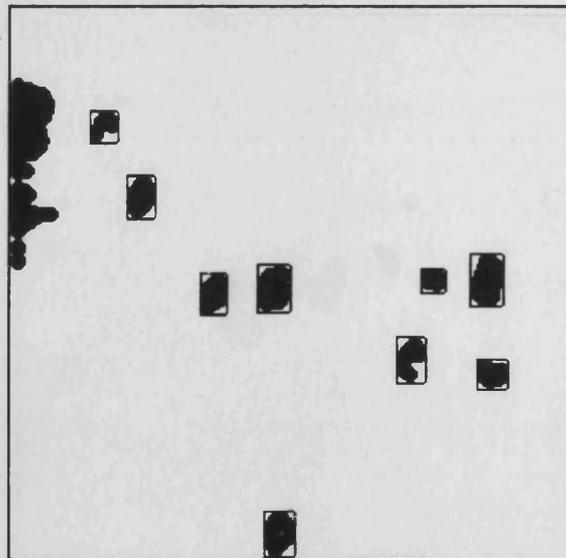


Figura 6.17 : Imagen resultado con los objetos seleccionados recuadrados.



Figura 6.18 : Imagen inicial con 256 niveles de gris.

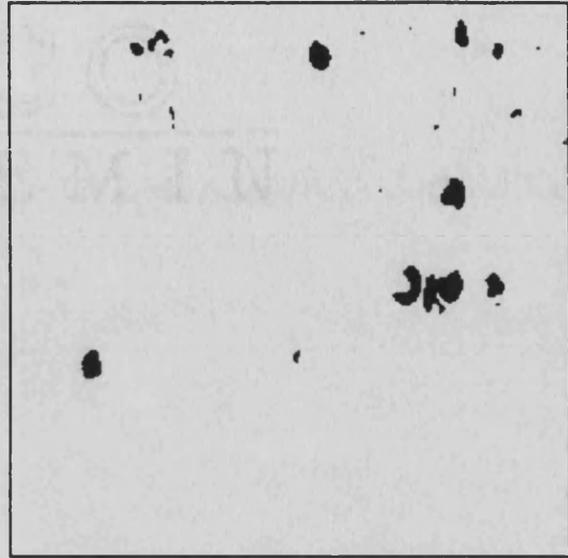


Figura 6.19 : Imagen binarizada por umbralización por intensidad.

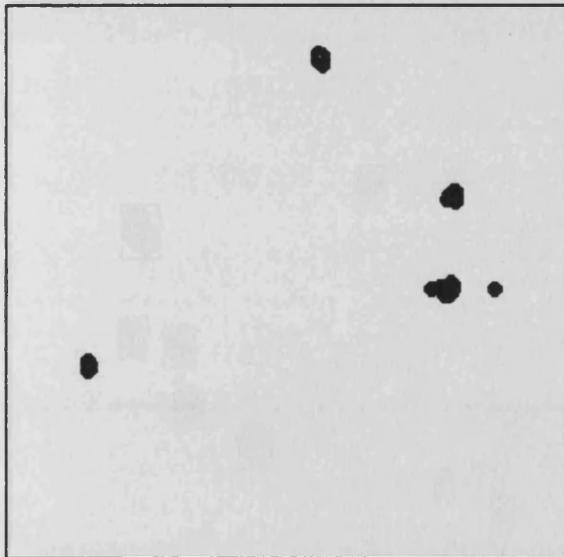


Figura 6.20 : Imagen resultado de la aplicación de filtros morfológicos.

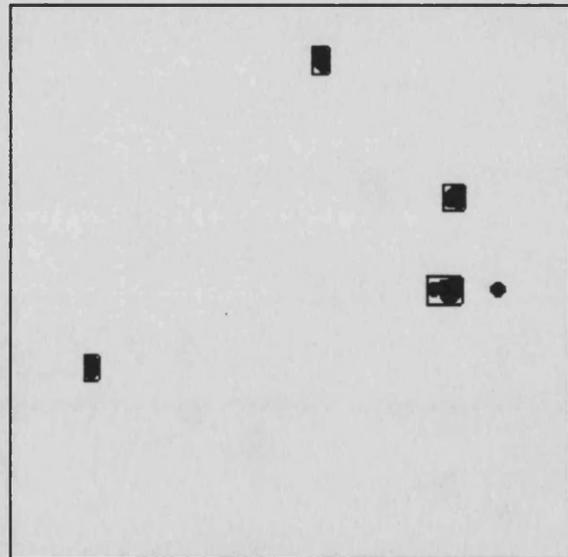


Figura 6.21 : Imagen resultado con los objetos seleccionados recuadrados.

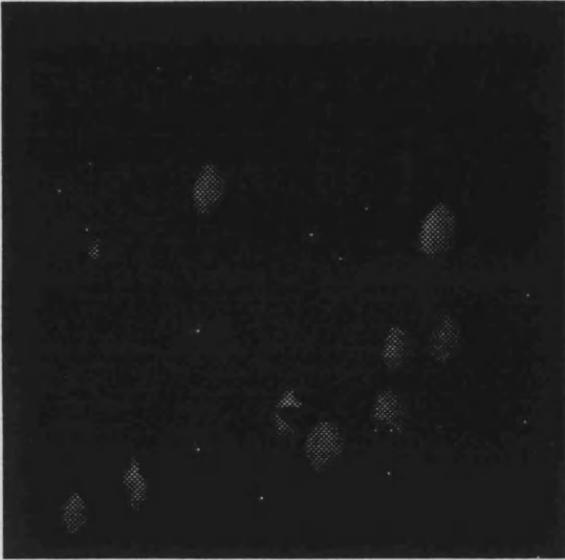


Figura 6.22 : Imagen inicial con 256 niveles de gris.

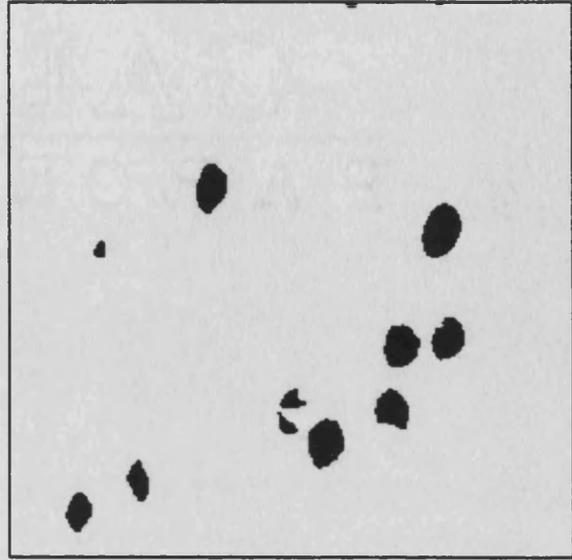


Figura 6.23 : Imagen binarizada por umbralización por intensidad.

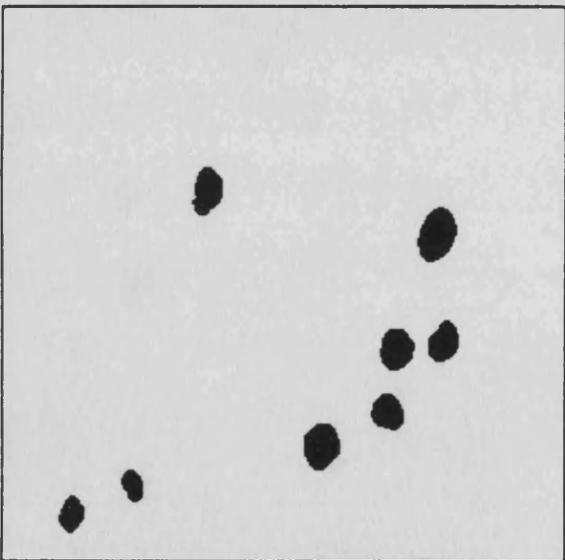


Figura 6.24 : Imagen resultado de la aplicación de filtros morfológicos.

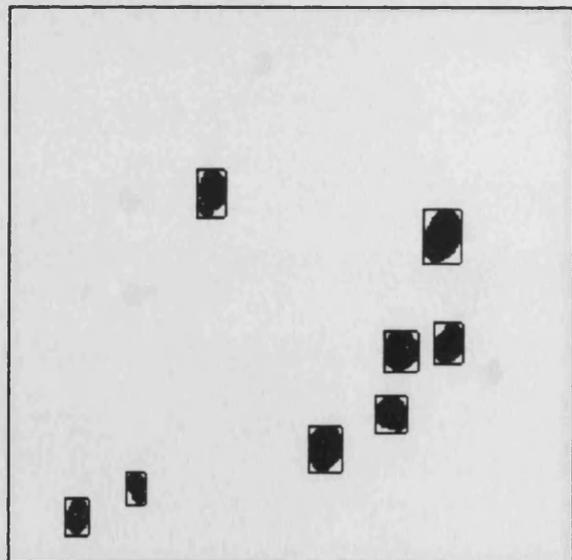


Figura 6.25 : Imagen resultado con los objetos seleccionados recuadrados.



Figura 6.26 : Imagen inicial con 256 niveles de gris.

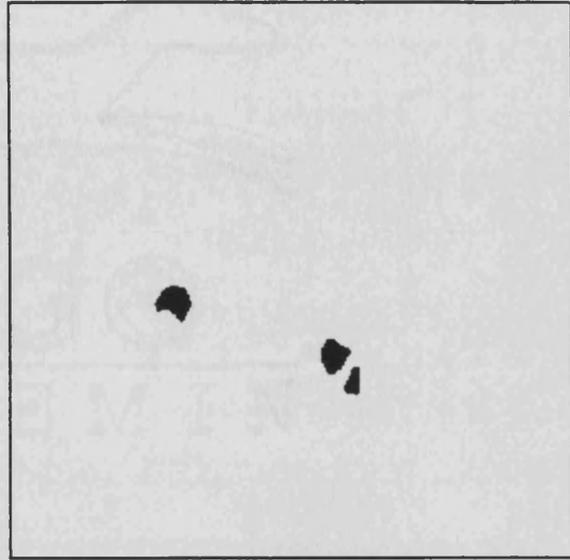


Figura 6.27 : Imagen binarizada por umbralización por intensidad.

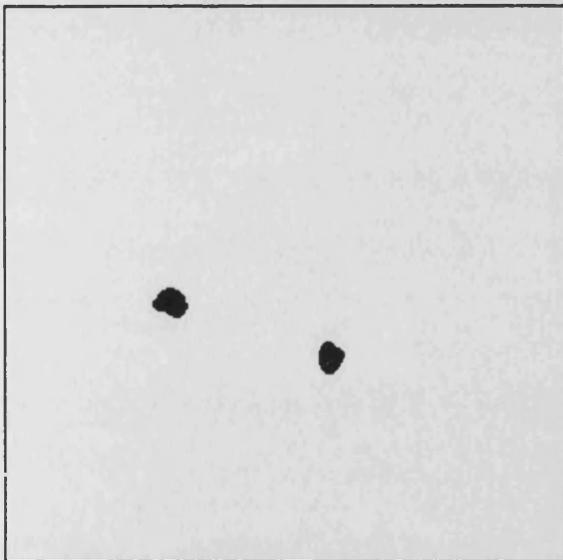


Figura 6.28 : Imagen resultado de la aplicación de filtros morfológicos.

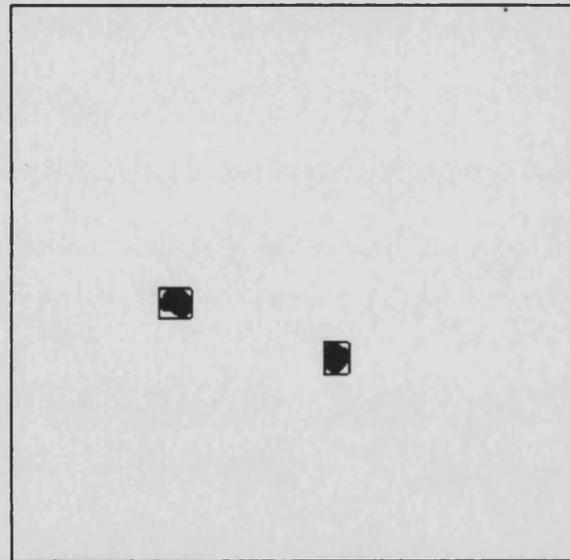


Figura 6.29 : Imagen resultado con los objetos seleccionados recuadrados.

Capitulo 7

CONTROL DE CALIDAD EN NARANJAS CON ILUMINACIÓN CONTROLADA

7.1 Objetivo.

En este capítulo nos planteamos el realizar un estudio de la percepción del color de las naranjas atendiendo principalmente a como se produce la reflexión de la luz en la superficie de las naranjas, que es lo que va a determinar el color de las mismas.

Recordar que no estamos estudiando como percibe el color un observador humano, sino de como es percibido por un sistema de visión artificial compuesto por una cámara CCD color que tomará la imagen para luego pasarla al equipo digitalizador compuesto por un PC-386 Compatible provisto coprocesador matemático y de una placa digitalizadora que será la que muestreará la señal de la cámara y guardará en memoria los valores en coordenadas RGB de cada uno de los puntos de imagen, también conocidos como pixels en la bibliografía sobre el tema.

Inicialmente realizaremos un estudio para caracterizar el color de las naranjas y a continuación procederemos a realizar unos algoritmos que permitan implementar un sistema de visión que permita clasificar las naranjas atendiendo a criterios de calidad, es decir, nuestro sistema de visión permitirá distinguir una naranja sana de cualquier naranja que presente algún tipo de imperfección en su superficie. Esto será posible gracias a una profunda y exacta caracterización del color de las naranjas sanas, que nos permitirá diferenciar la más mínima imperfección que las naranjas presenten en su superficie basándonos en la diferencia cromática que existirá entre las zonas dañadas de la naranja y las zonas sanas.

7.2 Motivación.

En un principio, cuando decidimos adentrarnos en el tema de la visión artificial aplicado a la agricultura, nuestro objetivo fue realizar el estudio e implementación de la visión de un robot autónomo recolector de naranjas en el campo. Su desarrollo ya se mostró en los capítulos anteriores. Posteriormente y una vez introducidos en el tema de la visión artificial, nos planteamos el realizar la visión artificial del siguiente paso en la manipulación de las naranjas, como es la clasificación en el almacén atendiendo a criterios de calidad. La realización de este estudio está además motivado por lo dificultoso y pesado que suele ser para un observador humano el realizar esta tarea de clasificación.

En una visita que realizamos a un gran almacén de exportación de naranjas de la Plana Baixa, pudimos observar como existe una sección que se encarga de supervisar y clasificar las naranjas atendiendo a criterios de calidad y tamaño. Las naranjas pasan por una sección automatizada que se encarga de clasificarlas según su tamaño utilizando un sistema de rodillos giratorios separados entre si una cierta distancia que suele variar desde el primer rodillo al último; las naranjas caen entre los rodillos según sea su tamaño, realizándose la clasificación por tamaño. Pero existe otra

clasificación por la cual son rechazadas todas aquellas naranjas que presentan la más mínima imperfección en su superficie.

Esta última tarea es realizada por personas que se dedican a separar manualmente las naranjas que no son aceptables. Este proceso requería una gran concentración, pues las personas encargadas de esta tarea se pasaban todo el tiempo mirando con atención como cantidades ingentes de naranjas pasaban por delante de sus ojos, eliminando las naranjas que no reunían un mínimo de calidad. Era tan dura esta tarea por lo rutinaria, que las personas no solían estar toda su jornada de trabajo realizando exclusivamente esta tarea.

La clasificación de las naranjas según su calidad se realizaba anteriormente auxiliándose de unas fuentes de iluminación especiales que hacían más fácil el detectar cualquier tipo de microorganismo sobre la superficie de la naranja. El problema que presentaban estas fuentes era que su radiación ultravioleta era muy perjudicial para el ojo humano; por ello fueron prohibidas por las autoridades y dejaron de ser utilizadas en los almacenes.

En nuestra visita pudimos observar como a pesar de la prohibición, en el techo del almacén y en la zona de clasificación, se podía observar colgadas las lámparas de radiación ultravioleta, las cuales no habían sido retiradas todavía. Se nos comentó por parte de los encargados que no se encendían nunca por que producían cansancio e irritación en los ojos de los trabajadores que realizaban la tarea de clasificación, aunque su utilización anteriormente facilitaba enormemente la clasificación, porque cuando una naranja estaba en un estado de maduración demasiado avanzado para soportar el viaje que suponía la exportación o para ser almacenada en las cámaras frigoríficas, se producían microorganismos en su superficie, estos eran fluorescentes a la luz ultravioleta, siendo facilísimo su detección.

La automatización de la visión artificial en este proceso de clasificación elimina todo inconveniente anteriormente citado, puesto que el ordenador no se cansa nunca de clasificar y además a los sensores que captan la imagen les da completamente igual el tipo de iluminación utilizada, por lo cual se podrían utilizar las prohibidas lámparas ultravioleta o aquellas fuentes de luz que se consideren más adecuadas para la clasificación por visión artificial.

7.3 El color en las naranjas.

Como vimos en un capítulo anterior, el Modelo de Reflexión Dicromático expuesto por Klinker en 1985 nos predice que la energía radiante proveniente de la superficie de los objetos, puede ser descompuesta en dos componentes: luz reflejada L_R y luz difundida L_D . Este proceso ya fue estudiado con detenimiento y por ello ahora nos limitaremos simplemente a utilizarlo.

Por tanto tendremos que la luz reflejada por la superficie de la naranja posee estas dos componentes. Recordemos que la luz reflejada podía ser expresado como

$$L(\lambda, i, e, g) = c_R(\lambda) m_R(e, i, g) + c_D(\lambda) m_D(e, i, g)$$

La luz reflejada total se puede expresar pues como la suma vectorial de dos componentes.

La luz reflejada por la superficie del material L_R posee las mismas características que la luz incidente y es la que determina el brillo en el material. Su ángulo de reflexión dependerá del ángulo de incidencia y de las características microscópicas de la superficie del material, es decir, del valor del vector normal de la superficie en cada punto de ella.

La luz reflejada por el cuerpo o luz difundida L_D depende de los pigmentos de la superficie del objeto y de la composición espectral de la luz incidente. Esta luz difundida es la que da las características de color del objeto. Y para cada punto de la superficie, es difundida de forma uniforme en todas direcciones y su valor dependerá solo de la cantidad de luz incidente para este punto.

Lo que nosotros nos vamos a encontrar al examinar el color de la naranja son diversas zonas sobre su superficie, atendiendo a la cantidad proporcional de luz reflejada difusa frente a la luz reflejada especular que nos encontremos para cada punto de imagen. Es más, cada una de estas dos componentes va a experimentar una variación a lo largo de la superficie de la naranja, más acusada para el caso de la reflexión especular.

Realizamos un estudio experimental del color de la naranja tomando una imagen de una naranja iluminada por una fuente puntual más una iluminación ambiental proveniente de los objetos circundantes. Observamos la imagen de la naranja y vemos que, como es de esperar, no presenta un tono completamente uniforme a lo largo de su superficie. Tenemos una región de brillo y varias regiones más o menos concéntricas alrededor de la zona de brillo que presentarán suaves diferencias en el tono del color. En la figura 7.2 se muestra de una forma un tanto esquemática cual es la distribución de color en la naranja. Tenemos una zona de brillo que mostramos como un círculo de color blanco más o menos centrado, y otras tres zonas de color naranja que mostramos con diferente nivel de gris, más concretamente con diferentes texturas. Lo de las tres zonas es un tanto arbitrario, solo es para darnos una idea de que existe una variación más o menos continua del tono naranja.

En la región de brillos la componente de reflexión especular L_R normalmente si la iluminación es buena satura la cámara, y el brillo es percibido como un tono blanco (idéntico color al de la luz incidente). En las demás regiones tal como nos alejamos del brillo, esta componente especular va disminuyendo progresivamente,

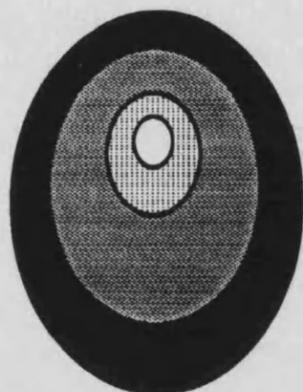


Figura 7.2. Distribución de las diferentes zonas de color en la naranja.

teniendo un valor pequeño y no nulo en la siguiente región, y haciéndose prácticamente nula en las dos regiones contiguas siguientes. Esta variación en el tono es por supuesto gradual. Lo que percibimos es la suma vectorial de esta componente con la componente difusa de la reflexión L_R , que es la que da el tono naranja, y cuya variación es más suave a lo largo de la superficie de la naranja, pues solo depende de la

cantidad de luz que incide sobre cada punto de su superficie. Por ello, la zona de brillo y las dos zonas contiguas a la de brillo, por estar bien iluminadas, poseen un valor de la componente L_D más o menos constante, mientras que la última zona, la más exterior, por estar menor iluminada, esta componente es algo menor.

De todas formas, el que la zona de brillo sature la cámara va a depender de la abertura del diafragma que tengamos colocado en la cámara conectada al equipo digitalizador. Normalmente esta zona estará saturada si queremos que las tres restantes zonas sean percibidas con una buena iluminación, de lo contrario conseguiríamos que la cámara no se saturase en la zona de brillo, pero la última zona de la naranja aparecería poco iluminada.

Obtenemos una imagen de una naranja bajo condiciones similares a las que trabajará tal vez nuestro reconocedor en un futuro. Para ello utilizamos como única fuente de luz para iluminar la escena una bombilla clara de 100 Watios convencional. A continuación colocamos la naranja sobre un fondo oscuro y procedemos a la digitalización de la misma. El color del fondo es algo que podemos fijar nosotros pues el reconocimiento se hará un entorno completamente controlado.

El resultado de realizar una toma sobre dicha imagen será un fichero de tamaño 512*512 puntos de imagen que es nuestro punto de partida para el estudio. Para una mayor manejabilidad en el ordenador y con fines a agilizar los cálculos del algoritmo en la fase de prueba, lo reducimos al tamaño de 128*128 y ya sobre este fichero realizamos el estudio del color de la naranja tanto en coordenadas RGB como en coordenadas YIQ.

Elegimos una línea horizontal de la imagen que pase aproximadamente por debajo de la zona de brillo de la naranja y que además cruce por las tres hipotéticas zonas de color que mostramos en la figura 7.1. Hacemos una representación gráfica de los valores de las coordenadas R, G y B a lo largo de esta línea de la imagen. El resultado son tres líneas asociadas a cada una de las componentes y que se muestran en la figura 7.2.

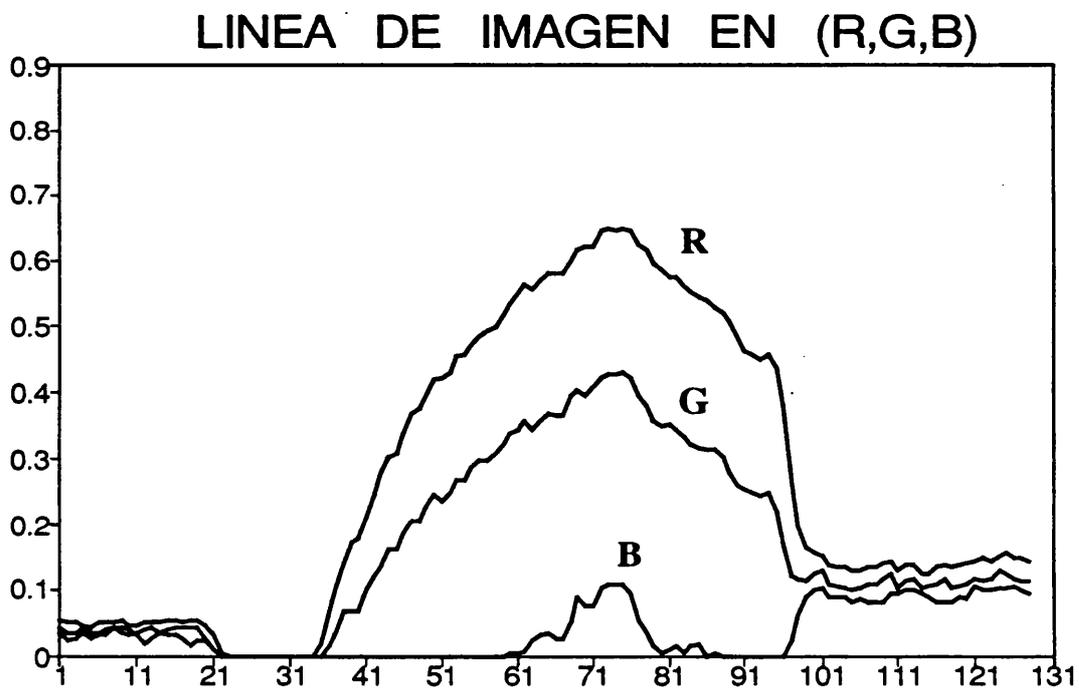


Figura 7.2 : Coordenadas colorimétricas RGB de una línea horizontal de la imagen de una naranja sobre fondo oscuro.

Observando dicha figura se puede ver la evolución de las coordenadas RGB a lo largo de la línea horizontal de imagen. Es importante resaltar que la naranja no ocupa toda la imagen, y por ello, en esta línea de imagen solo pertenecen aquellos puntos comprendidos entre el valor 38 a 95 aproximadamente. El resto corresponde a puntos del fondo.

Debemos extraer una serie de características que luego nos serán muy útiles a la hora de realizar el reconocimiento de la naranjas. La primera de ellas es que los valores de estas coordenadas normalizadas RGB son muy pequeños para el fondo, por ser este más oscuro que la naranja. Estos valores no suelen sobrepasar el valor 0.15 en la escala de intensidades. La segunda característica es que el valor de la coordenada B, que corresponde como sabemos al azul, no es muy elevado para ningún punto de la imagen. Incluso en la zona central de la naranja que está muy bien iluminada su valor no excede la cantidad de 0.12. Estas dos características nos van a ser de gran utilidad en el desarrollo de los algoritmos de reconocimiento que desarrollaremos a continuación.

Pero lo que no hemos observado aun es como se comportan estas coordenadas colorimétricas cuando la línea horizontal que cruza la naranja lo hace sobre una zona de brillo. Por ello tomamos ahora, sobre la misma naranja, una línea de imagen que cruce la naranja a la altura de un brillo y realizamos la misma representación en coordenadas RGB. El resultado va a ser similar salvo una diferencia fundamental que se va a observar precisamente en la zona de brillo. Observe la figura 7.3.

La zona de brillo está comprendida entre los puntos de imagen 68 y 79 aproximadamente. En ella observamos como los valores de las tres coordenadas aumentan notablemente, sobre todo el valor de la componente B. Este dato va a ser decisivo para el análisis de las naranjas, pues se comprueba que la componente azul solo toma valores relativamente altos en las zonas de brillos.

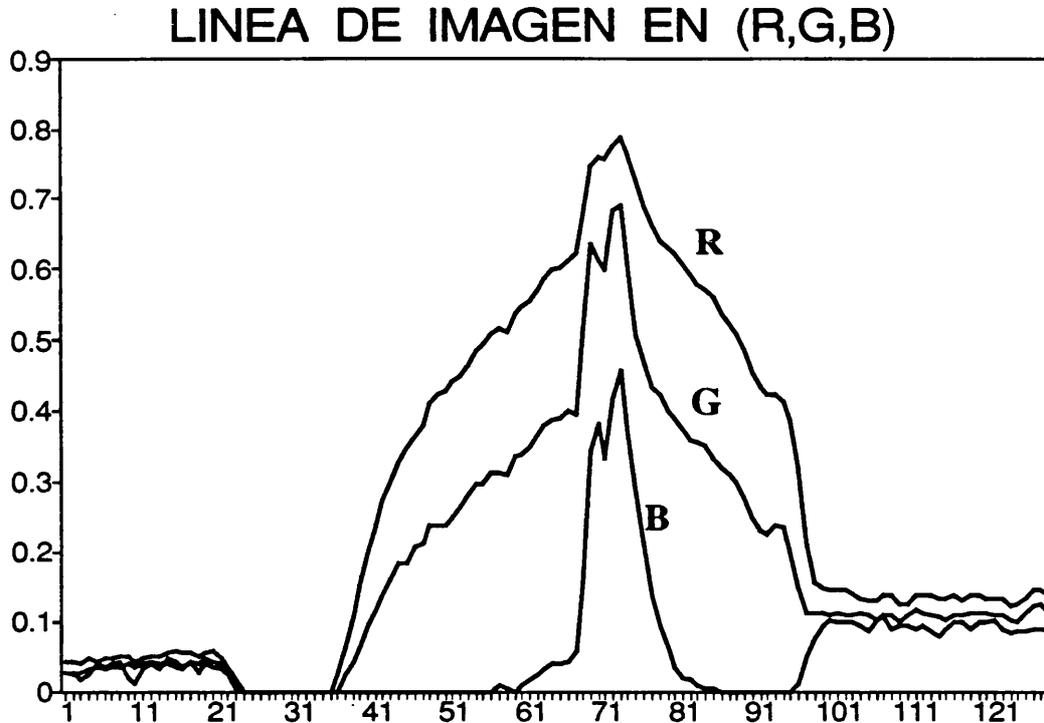


Figura 7.3 : Coordenadas RGB de una línea horizontal que cruza la imagen de la naranja a la altura de una zona de brillo.

Se tomaron líneas de imagen de otras naranjas y se obtuvieron resultados muy similares a los mostrados en estas dos figuras. Incluso se tomaron imágenes bajo unas condiciones de iluminación completamente diferentes, y se observó que esta característica observada por las coordenadas RGB en los brillos, era común a todas ellas. Las variaciones venían debidas al cambio de intensidad global de la imagen por estar tomada bajo condiciones de iluminación diferente, y también en algunos casos con una apertura de diafragma también diferente. Las características básicas descritas anteriormente se mantenían aunque con unos valores diferentes.

Como el reconocimiento de la imagen pensamos que debía hacerse inicialmente sobre las coordenadas YIQ, tomamos la misma línea de imagen de la figura 7.2 y

procedemos a calcular sus valores en este sistema de coordenadas. La puntos de imagen de la línea las agrupamos en dos subconjuntos; uno formado por puntos pertenecientes al fondo de la imagen y el otro de puntos pertenecientes a la naranja.

Al representar los puntos de imagen del fondo en este espacio de color IQ, observamos que todos ellos se agrupaban alrededor del valor (0,0). Era de esperar, pues el fondo es oscuro y por tanto sus valores debían estar en la zona acromática del espacio de color.

Realmente lo que nos aporta información es la representación de los puntos de imagen de la naranja. El resultado de esta representación en coordenadas IQ se muestra en la figura 7.4.

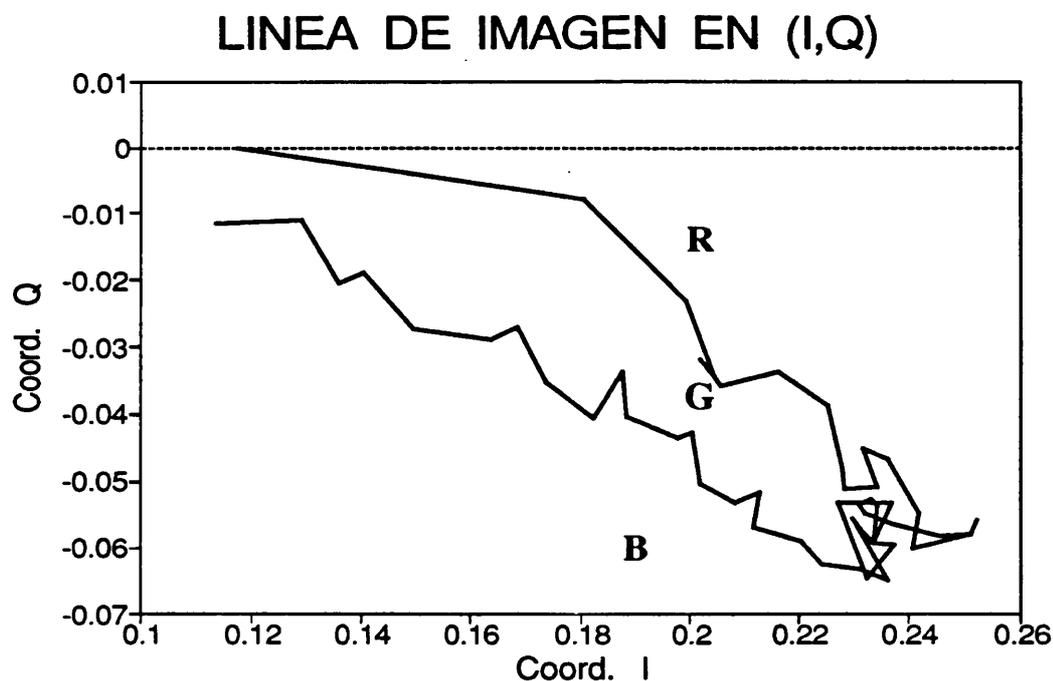


Figura 7.4 : Coordenadas YIQ de una línea horizontal de imagen que cruza una naranja. Los puntos pertenecen solo a la naranja.

En esta representación unimos los valores de cada punto de la imagen en coordenadas IQ con los puntos contiguos a el. El resultado es una línea quebrada que se extiende a lo largo del espacio colorimétrico IQ y que nos va a permitir conocer la evolución del color de la naranja a lo largo de las distintas zonas de tono naranja mostradas con anterioridad.

Recordar que esta línea empieza en una región poco iluminada, pasa a través de regiones más iluminadas (pero sin brillos en este caso), para terminar otra vez en una región poco iluminada. Por ello los puntos de las regiones menos iluminadas están más cerca del valor acromático de este espacio de color, y los puntos más iluminados se alejan más de el. De todas formas se observa una agrupación de puntos alrededor de los valores $IQ = (0.23, -0.055)$, aproximadamente.

Esta característica fue observada para cualquier línea tomada en una naranja siempre que esta no contuviera un brillo. Se tomaron más imágenes de naranjas y también más líneas horizontales de estas imágenes. El resultado fue muy similar, todas las distribuciones de puntos de la naranja estaban contenidos en la misma región en el espacio de color IQ.

Cuando la línea pasaba por una zona de brillo los pixels se desviaban de esta agrupación disgregándose. Es importante señalar que se nos plantearon dos casos diferentes. El primero es que si el brillo no es muy intenso por la escasa iluminación o por la poca abertura del diafragma, los puntos de imagen se desplazan en el espacio de color IQ de la región correspondiente al naranja a la región del amarillo. Si el brillo es muy intenso, entonces lo que sucede es que esta región toma el color de la fuente de luz y los puntos de imagen se desplazan ahora desde la zona naranja a la zona región del blanco o región acromática de este espacio que coincide con el valor (0,0). En realidad lo que ocurre con los brillos es que se desplazan desde el color característico de la superficie hasta el color del iluminante, pasando por regiones pertenecientes a otros colores; en este caso el amarillo.

Podemos resumir diciendo que la iluminación y sobre todo la abertura del diafragma son dos parámetros que determinan el comportamiento de los brillos. Según la iluminación y la abertura del diafragma, la cámara puede que no este saturado o por el contrario esté saturada en un valor solo de las coordenadas RGB o en los dos o en los tres. En este último caso, el valor de los pixels de color de la zona de brillo se acerca al valor acromático de este espacio de color que corresponde al (0,0). Ya en el capítulo 4 pudimos observar como se comportaban los brillos tal como se iban saturando los tres sensores de color de la cámara, hasta acercarse al color blanco de referencia del iluminante utilizado.

Nuestras imágenes fueron tomadas con una abertura de diafragma muy pequeña, por lo cual las imágenes no se muestran muy iluminadas, pero por contra conseguimos que la cámara no se sature en los brillos.

Una conclusión muy importante que sacamos de este estudio de las coordenadas de color es que los factores abertura de diafragma y sobre todo de iluminación, hacen que los algoritmos que tengamos que aplicar, difieran tan solo en el valor de corte de algunas constantes, según bajo que condiciones particulares de iluminación deben operar, y que el algoritmo en sí no sufre ninguna modificación.

De lo que no nos cabe ninguna duda es de que sin un estudio detallado de la evolución de los pixels de imagen en estos espacios de color, no se puede realizar una clasificación eficiente y rápida, pues su resultado va a depender del análisis detallado y previo de las escenas que se pretenden clasificar.

7.4 Algoritmo de clasificación.

Cuando nos planteamos realizar este tipo de clasificación por calidad de las imágenes de naranjas, sabíamos que un requisito fundamental a la hora de desarrollar

los algoritmo iba a ser la rapidez de computación o de respuesta del ordenador. El programa implementado sobre el ordenador ha de ser capaz de decidir si una naranja es buena o por lo contrario presenta algún tipo de imperfección en su superficie con un tiempo de computación lo suficientemente rápido que nos permita hacer viable y rentable la clasificación automatizada.

Nos ha resultado de gran ayuda el estudio realizado en el apartado anterior sobre el color de la naranja, del fondo y de los brillos para agilizar el tiempo de decisión del algoritmo. La clasificación de las naranjas queríamos realizarla en un principio en el espacio colorimétrico IQ, utilizando la regla del k-vecino más próximo. Para ello debíamos pasar nuestra imagen tomada en coordenadas RGB a coordenadas normalizadas y luego a coordenadas YIQ. Para realizar este tipo de clasificación debíamos tener un conjunto de puntos patrón de la clase naranja en este espacio de color IQ.

Como teníamos un único conjunto de puntos patrón pertenecientes todos ellos a una única clase, la clase Naranja, realizamos una pequeña modificación a este algoritmo que consistía en que para cada punto de la imagen se estudiaría su distancia Euclidea a todos los puntos de la clase Naranja. Si existía algún punto de la clase cuya distancia al punto de estudio fuese menor que un cierto valor constante y prefijado, entonces el punto se le asignaría a la clase Naranja, de lo contrario, el punto se asignaría a la clase No-Naranja.

Esta distancia mínima que se debía guardar para pertenecer a la clase Naranja, tras observar la representación de los puntos del conjunto patrón en el espacio colorimétrico IQ, fue fija en un valor de 0.025.

Pero después de ver las representaciones en los espacios de color de los puntos de imagen de la línea horizontal, optamos por simplificar el proceso de clasificación realizando una selección previa en el espacio RGB. Intentamos primero clasificar o

filtrar todos aquellos puntos de imagen que nos fuera posible en este espacio de color, así conseguimos disminuir el tiempo de computo del algoritmo.

Eliminamos todos aquellos puntos que en coordenadas normalizadas RGB tuviesen un valor superior a 0.175 en la coordenada B, ya que como vimos en la figura 7.3 esta componente solo sobrepasaba este valor para las zonas de brillo de la imagen. Por supuesto, que este valor es único y solo aplicable al conjunto de imágenes tomadas en una misma secuencia y con las mismas condiciones ambientales de iluminación. Para otra serie de imágenes tomadas con otras condiciones ambientales, este valor variará y por ello en nuestro programa está definido por una constante que llamamos *CORTE_BRILLO*.

A continuación, intentamos eliminar los puntos del fondo de la imagen pues estos cumplían que sus valores en coordenadas normalizadas RGB no excedían en ningún caso el valor 0.16 para las coordenadas R y B. Por ello también utilizamos una constante llamada *FONDO* cuyo valor solo válido para nuestra serie de imágenes, pues dependía no solo de la iluminación sino también del material utilizado para el fondo de la imagen. Con todo ello se podría decir que nos queda solo por clasificar puntos de la imagen que son luminosos, es decir, que provienen de un objeto de la escena. Para estos puntos se realizará la clasificación mencionada anteriormente en el espacio IQ. El número de puntos patrón extraídos de la imagen patrón sobre la superficie de la naranja fue de 31.

El algoritmo utilizado se puede expresar de la siguiente forma:

Define CORTE_BRILLO 0.175

Define FONDO 0.16

Para cada punto P(R,G,B)

Hacer

CONTROL DE CALIDAD EN NARANJAS CON ILUMINACIÓN CONTROLADA

Si $(P(B) > \text{CORTE_BRILLO})$
 $P(R,G,B) \rightarrow \text{Clasificado (Brillo)};$

Sino
 $Si ((P(R) < \text{FONDO}) \text{ and } (P(G) < \text{FONDO}))$
 $P(R,G,B) \rightarrow \text{Clasificado (Fondo)};$

Sino
 $P(R,G,B) \rightarrow P(I,Q);$
 $\text{Clasifico}(P(I,Q));$

Hecho

La función $\text{Clasifico}(P(I,Q))$ lo que hace es asignar al punto $P(I,Q)$ o bien la clase Naranja o bien la clase No-Naranja, según los valores de las distancias de este punto al conjunto de puntos patrón.

El resultado de esta clasificación es que obtenemos una imagen con cuatro clases diferentes :

Fondo Brillo Naranja No-Naranja

Pero esta imagen obtenida no es más que una imagen de estudio para comprobar la bondad de la clasificación realizada. Solo nos sirve para comprobar como han sido asignados los puntos de la imagen a las cuatro clase anteriormente citadas. Esta imagen con cuatro clases no es adecuada para realizar los pasos siguientes tendientes a discernir si la naranja presenta algún tipo de imperfección. Por ello optamos por binarizar la imagen poniendo a 0 las clases Fondo y No-Naranja y poniendo a 1 las clase Naranja y Brillo, pues el brillo no es más que una zona de la naranja que debido a la peculiar forma de esta presenta un valor elevado de la componente especular de la reflexión.

Una vez tenemos la imagen binarizada, pasamos a analizar si tiene algún tipo de imperfección en su superficie, para lo cual primero realizamos un filtrado de la imagen aplicando una serie de filtros morfológicos consistentes en erosiones y dilataciones sucesivas, que nos permitirán redondear los contornos y eliminar puntos aislados de ruido.

Hemos realizado un pequeño estudio de cuales son los filtros morfológicos óptimos para suavizar los contornos de la imagen con un tiempo de computo reducido. En un principio pensamos que la aplicación de una dilatación de tamaño 3*3 seguida de una erosión 3*3 podría ser lo más conveniente pues eliminaba pequeños puntos de ruido dentro de la imagen y además suavizaba los contornos. El resultado de aplicar estas dos operaciones nos condujo a un porcentaje final de éxito de un 92% sobre las imágenes de las naranjas (11 aciertos sobre 12 imágenes estudiadas). Si estos filtros se invertían en su aplicación, realizando primero una erosión y luego una dilatación, ambas de tamaño 3*3, entonces pequeñas zonas de ruido dentro de la naranja no eran eliminadas y el porcentaje de acierto bajaba considerablemente.

No obstante, tras comprobar varias combinaciones de filtros morfológicos, pudimos comprobar como para nuestra serie de imágenes, la aplicación de una erosión 2*2 seguido de dilatación 2*2 y dilatación 3*3 se obtenían los mejores resultados, llegando al 100% de acierto.

No obstante, consideramos más adecuado para su implementación final la aplicación de los filtros morfológicos mencionados anteriormente, que consistían en una dilatación 3*3 seguido de una erosión 3*3, pues el único error sobre las 12 imágenes analizadas en esta primera serie fue debido a un contorno de naranja que quedo mal delimitado.

La efectividad de los filtros morfológicos está también estrechamente ligada a los valores de las constantes CORTE_BRILLO y de FONDO que vimos en el

algoritmo de clasificación. Tuvimos que realizar muchas series de prueba sobre las 12 imágenes de naranjas para comprobar que los valores finalmente utilizados eran los más adecuados y nos conducen a unos mejores porcentajes de acierto para la serie de imágenes tomadas.

Por último, para determinar si la naranja poseía imperfecciones en su superficie no teníamos más que comprobar si dentro de ella había alguna zona no clasificada como naranja. Esta zona debía de coincidir con alguna imperfección de las muchas que suelen presentar las naranjas. La forma más rápida que se nos ocurrió fue el aplicar el algoritmo del número de Euler a cada naranja [HORN-86], por el cual si la imagen de la naranja no tenía ninguna imperfección, o lo que es lo mismo, ningún agujero en su superficie, entonces el número de Euler era 1, mientras que si la imagen de la naranja presentaba zonas no clasificadas entonces el número de Euler aplicado sobre esta naranja valía un entero menor que 1, cuyo valor absoluto más 1 nos indica el número de zonas de imperfección que posee la naranja.

7.5 Resultados y discusión.

Aplicamos los algoritmos anteriores a dos conjuntos de imágenes de naranjas tomados cada uno con una iluminación diferente pero con una similar abertura de diafragma en la cámara. El resultado de la clasificación fue que para que el reconocimiento tuviera éxito en un porcentaje muy elevado de las naranjas analizadas, debía de ajustarse para cada serie de imágenes los valores de las constantes de corte del brillo y del fondo. Es decir, solo debíamos ajustar los valores `CORTE_BRILLO` y `FONDO` de nuestro algoritmo inicial para que los resultados fueran enteramente satisfactorios.

La bondad de los resultados fue debida a que el reconocimiento de un único objeto en un entorno de iluminación controlado no ofrece mayor complejidad que el

tiempo de cálculo empleado para dar el resultado al robot clasificador.

Como nuestra aplicación no era una versión definitiva a aplicar en un robot o sistema mecanizado, nos permitimos el almacenar tanto una imagen intermedia fruto de la primera clasificación como la imagen final sobre la que se calculó el número de Euler. En estas dos imágenes obtenidas de la clasificación se pueden observar algunos detalles significativos que pasamos a relatar.

El primero de ellos es que los brillos han sido detectados sin ninguna dificultad, como era de esperar la componente azul de la imagen solo presentaba valores altos cuando estábamos en una zona de brillo.

La segunda de las observaciones es que para algunos puntos pertenecientes al fondo de algunas imagen, debido a que presentaban una luminosidad elevada no eran clasificados como fondo y por lo tanto pasaban a la siguiente fase de clasificación aplicándolos el método del vecino más próximo para su clasificación ya definitiva. El resultado como era de esperar es que estos puntos fuesen clasificados como No-Naranja, por lo cual no ofrecían ninguna dificultad en la fase siguiente del reconocimiento al ser considerados como puntos con valor 0, pues no eran ni naranja ni brillo. Una tercera observación que se puede realizar es que en el borde de la naranja, debido a la pobre iluminación de la escena, sin duda motivado por la poca abertura del diafragma, era clasificado como No-naranja. Esto tampoco representaba ningún inconveniente pues en la binarización final aplicada sobre la imagen intermedia, el borde de la naranja pasaba a integrarse en el fondo de la imagen.

Una vez binarizada la imagen, el único problema que se nos presentó fue el enorme ruido que presentaban los bordes o contornos, tanto él de las naranjas con el fondo como el contorno entre las zonas no clasificadas de las naranjas y ellas mismas. También aparecieron pequeños puntos de ruido sobre la naranja y sobre el fondo de la imagen, que fueron eliminados por los filtros morfológicos.

Si la aplicación del algoritmo de Euler se hubiese realizado en esta imagen, el resultado hubiese sido muy diferente al esperado, pues cualquier punto aislado cerca de un contorno hubiese introducido un factor de variación al número de Euler que hubiese dado como resultado un error en la clasificación.

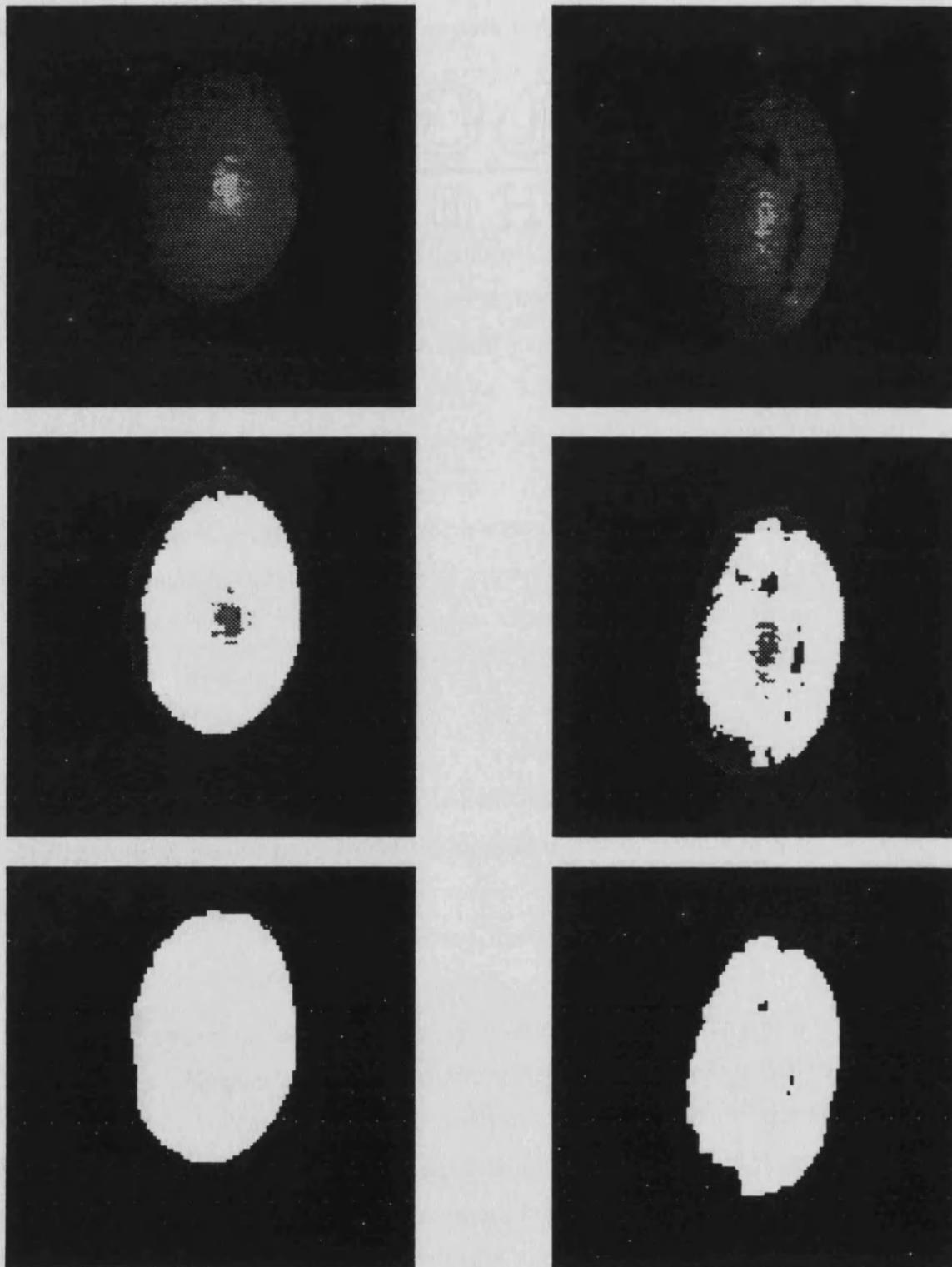
Por ello realizamos el filtrado morfológico de la imagen, para eliminar ese ruido residual de la clasificación. La aplicación de estos filtros estuvo motivada por el buen compromiso que ofrecían entre eficiencia y rapidez.

En páginas sucesivas y referenciadas como Figuras 7.A, 7.B y 7.C se pueden observar los resultados de la clasificación realizada. En estas tres páginas mencionadas se muestra en la parte superior dos imágenes de estudio, en la parte central las mismas imágenes una vez clasificadas en las cuatro clases nombradas con anterioridad y finalmente en la parte inferior se muestra la imagen final, fruto de binarizar la imagen anterior con las cuatro clases y aplicar además los filtros morfológicos.

Las imágenes centrales poseen cuatro niveles de gris correspondientes a las cuatro clases predefinidas. En blanco aparecen todos aquellos puntos clasificados como clase Naranja, en gris claro aquellos puntos clasificados como clase Brillo, en gris oscuro los puntos clasificados como clase No-Naranja y en negro todos aquellos puntos clasificados como fondo de imagen, es decir como clase Fondo.

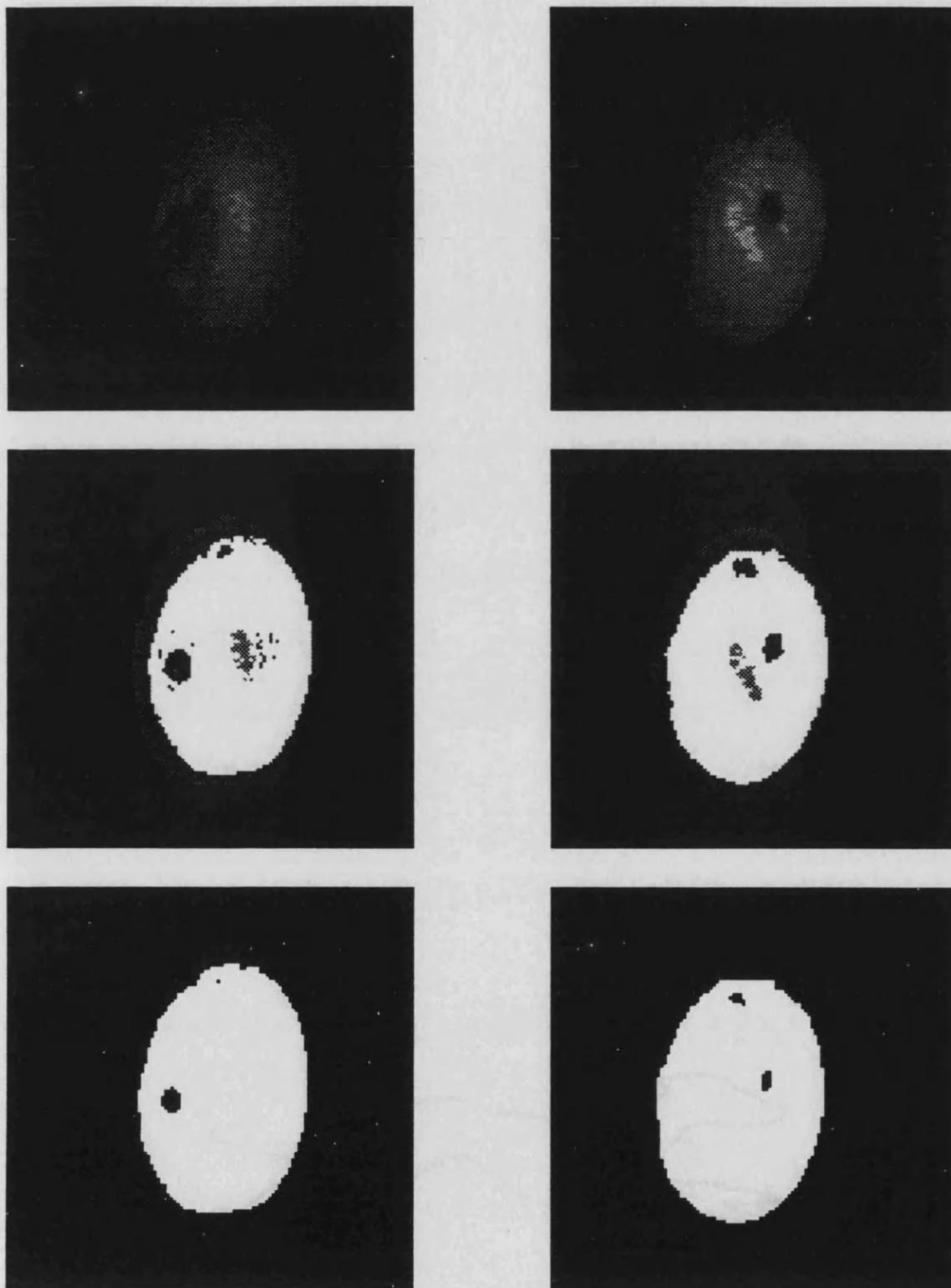
Sobre esta última imagen se aplicó el algoritmo de Euler para que nos determinará si existe algún tipo de imperfección dentro de las naranjas. El resultado fue que si la naranja no posee ninguna imperfección, el número de Euler vale 0, mientras que si posee algún defecto este número iba disminuyendo una unidad por cada imperfección detectada. Recordar que el número de Euler cuenta el número de objetos menos el número de agujeros de la escena a analizar.

CONTROL DE CALIDAD EN NARANJAS CON ILUMINACIÓN CONTROLADA



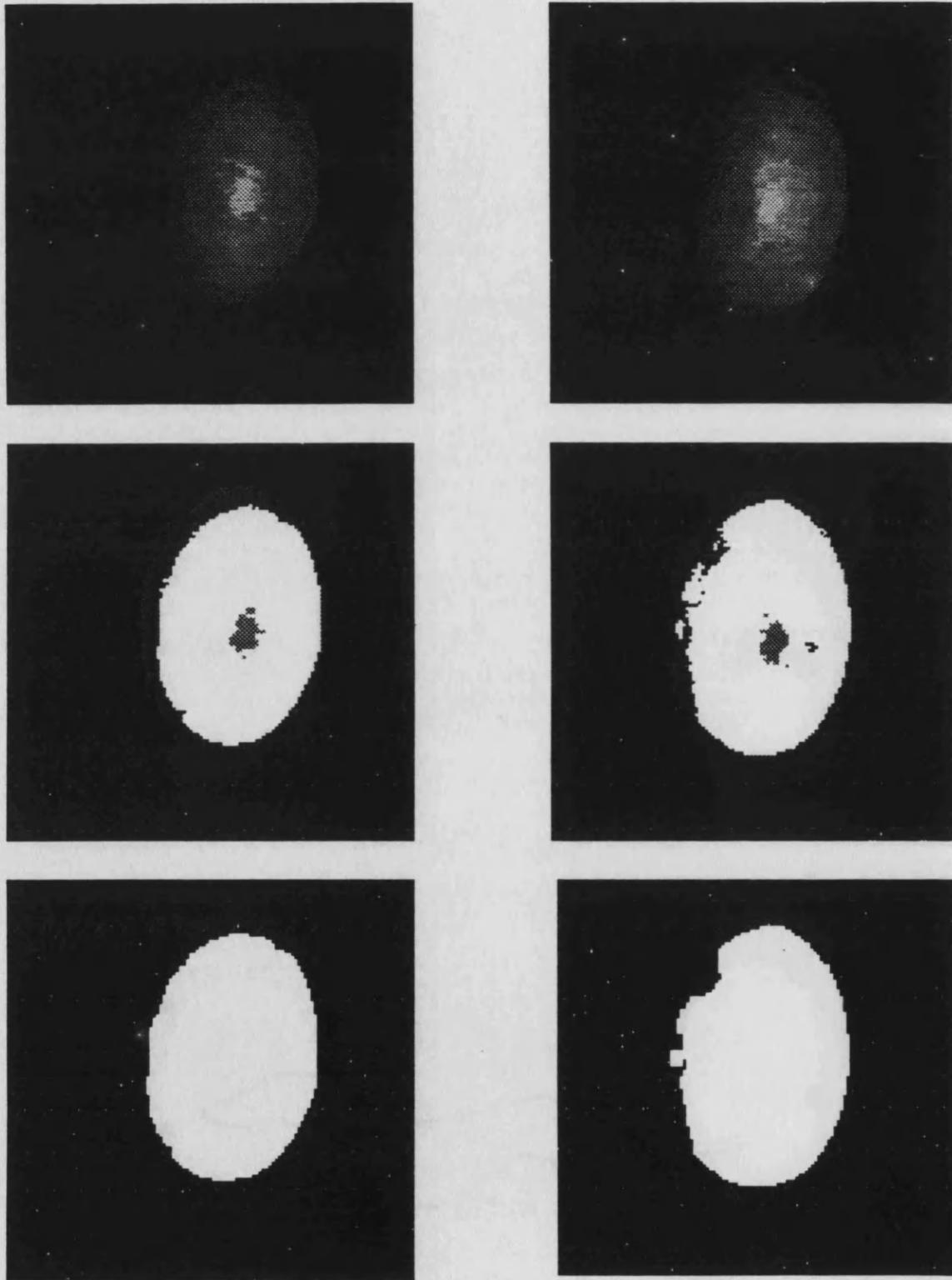
Figuras 7.A

CONTROL DE CALIDAD EN NARANJAS CON ILUMINACIÓN CONTROLADA



Figuras 7.B

CONTROL DE CALIDAD EN NARANJAS CON ILUMINACIÓN CONTROLADA



Figuras 7.C

7.6 Implementación del algoritmo final.

El algoritmo utilizado hasta ahora leía la imagen de un fichero en disco , realizaba los cálculos en memoria y generaba dos imágenes más que almacenaba en un fichero del disco, las cuales nos permitían comprobar los resultados de la clasificación, tanto los finales como los resultados intermedios.

En una aplicación final, la imágenes ya se encontrarían en la memoria de la placa digitalizadora y por supuesto, no sería necesario generar dos imágenes más, como veíamos con anterioridad, pues lo único que nos interesaría es que el algoritmo decida si una naranja es aceptada o no.

En una aplicación final, se supone que deberíamos trabajar sobre la memoria de la placa digitalizadora, en la cual se guardaría imágenes de tamaño 512*512 puntos o pixels. Además podríamos utilizar todas aquellas funciones propias de la placa, lo cual disminuiría el tiempo de cálculo.

La imágenes que se obtendrían al digitalizar las naranjas pasando por una cinta transportadora, poseerían varias naranjas, y la única diferencia estribaría en que el algoritmo debería detectar previamente cuantas naranjas hay en la escena, para que a continuación se realice la aplicación del propio algoritmo visto con anterioridad a cada una de las subimágenes que contendrían tan solo una naranja.

Seria algo parecido a lo que vimos en el capítulo anterior, en el cual cada naranja detectada era encuadrada en un rectángulo. Aquí se aplicaría el número de Euler a cada una de las subimágenes de una naranja, así sabríamos si cada una de las naranjas de la escena son aceptadas o no.

Pero este problema lo dejamos en el aire pues no conocemos con exactitud cuales serían las especificaciones finales sobre las cuales debería funcionar nuestro

algoritmo.

En este momento nos planteamos realizar un algoritmo que sea lo más rápido y eficiente posible, y que nos de únicamente el resultado de la clasificación de la naranja, que no será otro que naranja aceptada o naranja no valida.

Para ello, en un principio nos decidimos a disminuir el número de puntos de la clase Naranja. Para ello utilizamos una estrategia simple. Puesto que todos los puntos están tomados de una línea horizontal que cruza una imagen de una naranja, y por lo tanto son contiguos unos a otros, decidimos reagruparlos de tres en tres, creando un nuevo conjunto tres veces más pequeño, donde cada nuevo punto es la media de tres puntos contiguos del conjunto inicial.

En la figura 7.5 se puede observar lo que ha sucedido con nuestro conjunto de 31 puntos patrón. En forma de círculo aparecen los 31 puntos iniciales, y en forma de X aparecen los 10 puntos finales extraídos como promedio de los anteriores. Se puede ver como estos 10 puntos obtenidos son bastante representativos de los anteriores, pues su distribución espacial es prácticamente la misma.

Con esta reducción del número de puntos patrón de la clase naranja conseguimos disminuir bastante el tiempo de computo, ahora solo nos faltaba ajustar las constantes vistas anteriormente para que los resultados fuesen óptimos.

Entendimos que lo más conveniente sería realizar una variación sistemática de los valores de estas constantes con el fin de que la elección de las mismas fue óptima. Para ello creamos una tabla cartesiana de doble entrada.

La constante de CORTE_BRILLO vimos que no era necesario modificarla respecto del valor calculado pues su variación no afectaba a los resultados finales. Sin embargo, la variación de la constante FONDO y sobre todo la variación de la distancia

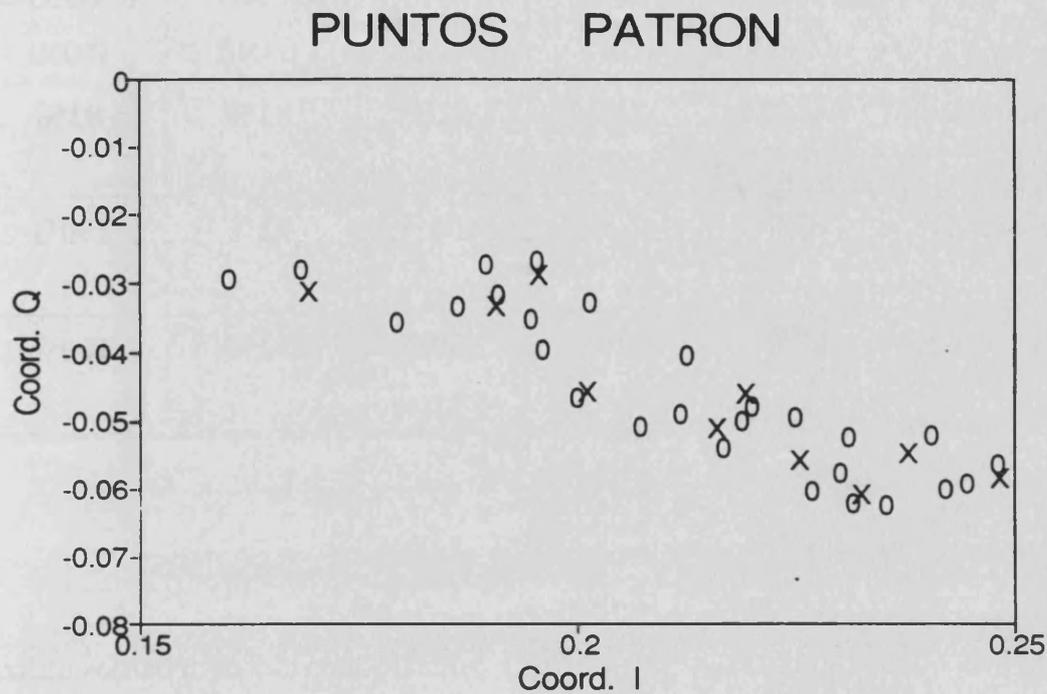


Figura 7.5 : Puntos patrón utilizados en la fase de estudio (Puntos O) y en la fase de implementación final (Puntos X).

mínima de aceptación a la clase Naranja, calculada a partir de la distancia entre cada punto de estudio y los 10 puntos patrón, si que modificaba considerablemente los resultados finales. Por ello realizamos la tabla que mostramos a continuación, donde puede verse cuales eran los porcentajes de éxito tal como variábamos el valor de la distancia de aceptación a la clase, que llamaremos RADIO, en las abcisas y la contante FONDO en las ordenadas.

CONTROL DE CALIDAD EN NARANJAS CON ILUMINACIÓN CONTROLADA

	RADIO = 0.030	RADIO = 0.035	RADIO = 0.040	RADIO = 0.045	RADIO = 0.050
FONDO = 0.16	67%	83%	92%	83%	83%
FONDO = 0.18	67%	92%	100%	92%	100%
FONDO = 0.20	67%	92%	100%	92%	100%

Estos resultados son bastaste ilustrativos a cerca de que valores debemos utilizar. Veamos que implicaciones tiene la variación de estas dos constantes. La constante FONDO es la que determina que puntos de la imagen pertenecen al fondo de la misma por poseer una baja luminosidad. Por ello conviene que esta constante sea lo más baja posible pues de lo contrario estamos eliminando puntos de la naranja que por estar poco iluminados serían previamente clasificados como puntos de la clase Fondo.

La constante RADIO nos determina que puntos del espacio de color IQ van a pertenecer a la clase Naranja, atendiendo al conjunto de puntos patrón elegidos. Por ello no nos conviene que tenga un valor muy elevado, pues de lo contrario no quedaría bien delimitado la zona del espacio IQ correspondiente al color de las naranjas, bajo la iluminación utilizada.

Por ello en nuestro algoritmo final y para las condiciones ambientales bajo las cuales se tomo la serie de 12 imágenes de naranjas los valores utilizados para las tres constantes han sido

CONTROL DE CALIDAD EN NARANJAS CON ILUMINACIÓN CONTROLADA

CORTE_BRILLO	=	0.175
RADIO	=	0.040
FONDO	=	0.18

Para cualquier otro conjunto de imagen tomadas bajo condiciones de iluminación diferentes, el algoritmo visto anteriormente seguirá siendo válido, pero tal vez los valores óptimos para estas tres constantes no sean los anteriormente visto. Por ello será necesario realizar una tabla cartesiana como la anterior y elegir los valores más adecuados.

A la vista de los buenos resultados obtenidos con el algoritmo para las tres constantes calculadas con anterioridad, nos decidimos a realizar una última mejora consistente en utilizar en lugar de una dilatación 3*3 seguido de una erosión 3*3, una dilatación 2*2 y una erosión 2*2. La idea de este cambio era disminuir el tiempo total de computo del algoritmo, pero los resultados no fueron muy buenos: no solo no se apreció ninguna diferencia significativa en el tiempo de cálculo, sino que además el porcentaje de éxito disminuyó de un 100% para los filtros de tamaño 3*3 a un 92% para los de tamaño 2*2, sin variar nuestro conjunto de constante. Por todo esto nos pareció adecuado seguir utilizando los filtros morfológicos de tamaño 3*3.

El tiempo de computo de nuestro algoritmo sobre una imagen de tamaño 128*128 puntos, sobre un ordenador personal PC-486 DX a 33MHz fue de aproximadamente 7 décimas de segundo. No se utilizó en ningún momento hardware específico de ninguna placa digitalizadora, por lo que creemos que este tiempo de computo aun se podría disminuir más en una aplicación final con el hardware específico para su implementación.

7.7 Problemas y soluciones cara a una aplicación final.

Un problema que se podría plantear en una aplicación de este algoritmo sobre un sistema de visión de un robot de clasificación automática sería el que las naranjas, al ser cortadas del árbol usando unas tijeras especiales, poseen un pedúnculo o trozo de rama sujeto a ellas, que al ser digitalizada la naranja, aparecería como una región de error y por lo tanto dicha naranja sería clasificada como mala sin serlo. Este problema no existiría si la naranja fuese arrancada a mano del árbol, pero esto no sucede en la mayoría de los casos.

Por suerte, si nos fijamos en los sistemas de manipulación de las naranjas en el almacén, podremos observar que las mismas se desplazan girando sobre unos rodillos que hacen que estas a su vez giren sobre su eje, que para muchas variedades como las navel, navelinas o valencia, coincide con el eje que cruza la naranja por la zona de la rama. Por ello, al digitalizar las naranjas, esta zona nunca o casi nunca aparece y por lo tanto no presenta ningún inconveniente.

De todas formas existe una solución válida y aplicable a nuestro algoritmo que eliminaría este problema de forma elegante. Como bien se expone en el trabajo [ARNAU-92] esta zona de la naranja por ser en definitiva una parte de una rama joven, presenta el color verde característico de las hojas de los naranjos.

La solución informática a este problema sería añadir a los diez puntos patrón del color naranja utilizados en esta ocasión, otros puntos patrón de color verde, que se extraerían de una imagen digitalizada de una hoja con la misma iluminación, para que así el algoritmo detectase además de las cuatro clases que ya tenemos y que son Naranja, Fondo, Brillo y No-Naranja, una quinta clase que llamaríamos Verde.

Al añadir nueva clase, al realizar la binarización de la imagen intermedia formada por las cinco clases, deberíamos hacerla corresponder con la clase Naranja,

para que esta zona no diese lugar a un veredicto erróneo del algoritmo.

En el artículo mencionada se realiza una clasificación de una escena formada por varias hojas y naranjas y se puede observar como esta zona de la naranja es clasificada como hoja, por su color verde.

Por lo tanto el único problema que se presentaría es que el tiempo total de cómputo sufriría un pequeño incremento, pues en la fase de clasificación la comparación se realizaría sobre un número mayor de puntos. De todos modos no creemos que sea lo suficientemente grande este incremento como para ser considerado.

Parte IV

CONCLUSIONES

GLOBALES

Capítulo 8

PRINCIPALES APORTACIONES

8.1 Principales aportaciones.

En este trabajo pretendíamos realizar un estudio de la detección y codificación del color con fines a su aplicación a sistemas de visión artificial. Queríamos establecer las bases de que lo que percibimos en visión artificial a través de la cámara no es más que el resultado de la reflexión de la luz sobre los objetos que forman la escena. En otras palabras, que lo que percibimos es el color de los objetos de la escena.

En este sentido, tras hacer un resumen documental de cual es la naturaleza del color y de los principales sistemas de coordenadas colorimétricos utilizados par su medición, nos adentramos en el fenómeno de la reflexión de la luz.

Estudiamos como se produce la reflexión de la luz en los objetos e hicimos una breve descripción de algunos de los modelos empleados para su descripción. Finalmente nos quedamos con el Modelo de Reflexión Dicromático de Shafer por que ofrecía una buena descripción del fenómeno con una sencilla formulación matemática.

Una vez adentrados en la parte experimental, para verificar la validez de los modelos descritos, realizamos unas representaciones gráficas en el espacio YIQ y también en el espacio RGB de los puntos de la imagen.

En este último espacio de color nos encontramos con la dificultad de ser tridimensional. Como no encontrábamos una aplicación comercial que nos lo representara con forme a nuestras necesidades, nos planteamos el realizar un programa de representación gráfica tridimensional para ordenador personal con tarjeta VGA o superior que visualizara en perspectiva y en movimiento el cubo de color RGB, realizando una rotación en el espacio con una variación de -60° a 60° . Este programa, junto con una descripción de su funcionamiento, se aporta en uno de los apéndices de este trabajo.

Nuestro interés se centró en estudiar no solo los puntos de color, sino sobre todo los puntos de brillo, que son una de las principales causas de problemas en la clasificación de imágenes. El brillo ha sido siempre considerado como ruido, en este trabajo hemos intentado caracterizarlos como zonas cuyo color es el color del iluminante y que por sus peculiares características pueden ser asimilados a regiones de color a las cuales pertenecerían si estos no existieran.

En este sentido realizamos una segmentación de imágenes en color, que nos permitió identificar a las zonas de brillo por su principal característica que es su alta luminosidad. En el interior de este trabajo se muestran imágenes segmentadas a tres niveles, objeto fondo y brillo.

También se realiza un estudio colorimétrico de la energía reflejada difusa tanto de naranjas como de hojas como paso previo a una clasificación de las mismas en imágenes digitalizadas. Se observa como influyen un conjunto de factores en su coloración superficial.

La principal motivación de este estudio es la obtención de una frecuencia para la cual la diferencia de radiación difusa de las naranjas sea máxima respecto de las hojas. Ello determinará la aplicación de un determinado filtro interferencial en la toma de imágenes de un sistema de visión de un robot autónomo que mejorará notablemente los resultados la clasificación.

Se aporta un sistema de visión en tiempo real y en blanco y negro para la detección y localización de naranjas en ambiente natural, que ofrece una gran rapidez y seguridad a la hora de detectar los frutos en el árbol, salvando todos los posibles inconvenientes como los brillos sobre naranjas y hojas, y las zonas de cielo, con un tiempo de cómputo aceptable. Se ofrecen unos métodos y algoritmos para el filtraje de la imagen, para su binarización y para su análisis final tendiente a localizar los frutos en el árbol.

Este sistema de visión nos devuelve la posición en coordenadas de imagen de todas las naranjas detectadas para ser analizadas por el robot recolector y que este proceda a continuación a su recolección.

Por ultimo se aporta un sistema de visión para el control de calidad en un almacén automatizado. Este sistema de visión se aplica a las naranjas, pero su aplicación a cualquier tipo de frutas es una tarea sencilla, pues solo hay que modificar un pequeño fichero que contiene las características colorimétricas en el espacio de color YIQ de la fruta a clasificar con una iluminación predeterminada y unas condiciones ambientales determinadas.

CONCLUSIONES

Se aporta un método sistemático para adecuar las constantes del algoritmo a las peculiaridades de la escena, mediante la variación metódica de estas con fines a obtener unos valores de máximo acierto para unas condiciones ambientales determinadas y para un determinado fruto.

Capítulo 9

FUTURAS AMPLIACIONES A ESTE TRABAJO

La clave a la hora de buscar cuales podrían ser las futuras aportaciones al presente trabajo pasa por recordar los objetivos iniciales que no eran otros que la realización de un trabajo de investigación tendiente a realizar un estudio de la codificación cromática de las imágenes digitalizadas por ordenador y la implementación de dos sistemas de visión integrados en sendos procesos de manipulación automatizada de naranjas.

Las futuras mejoras vendrían dadas por una parte por la profundización tal vez en el estudio de la codificación cromática, estudiando algún espacio de color que pudiese aportar alguna mejora, y por otra parte, la aplicación de algunas técnicas más específicas en la visión o de la incorporación de algún desarrollo en circuito impreso

o tarjeta que permitiese la implementación hardware de alguno de los algoritmos aquí expuestos.

Realizamos el estudio de la codificación cromática del color para saber cuales eran las propiedades más importantes que nos podían ofrecer los espacios de color a la hora de aplicar los algoritmos informáticos. Espacios de color existen muchos, pero consideramos que estudiando los más representativos y a la vez los más utilizados, ofrecemos una visión lo suficientemente amplia a cerca de su utilización. No olvidemos que no son más que una herramienta en el manejo de las imágenes por parte del ordenador.

Es evidente que el módulo de visión aportado para la recolección de naranjas en ambiente natural podría implementarse utilizando la información de las imágenes en color. En este sentido ya se citan algunas aportaciones interesantes en este tema realizadas en el departamento, pero aun así se expone este sistema de visión en blanco y negro por haber sido probado en el campo y haber ofrecido unos resultados prácticos excelentes, con un tiempo de cómputo muy reducido. Además, la aplicación de filtros interferométricos en la captación de las imágenes mejoró notablemente los resultados finales.

El sistema de visión para la clasificación automatizada de naranjas en almacén con iluminación controlada permite muchas mejoras, pero la mayoría de ellas pasan por una adecuación de los algoritmos al entorno real de trabajo en el cual deben operar.

Se carece en este caso de pruebas o ensayos en el propio almacén utilizando una iluminación adecuada, por lo que sería necesario una fase de prueba y adecuación de todas las constantes del algoritmo al tipo de iluminación utilizado, aunque esto ya estaba previsto inicialmente. Las mejoras creemos que vendrían por la utilización de alguna técnica más específica de reconocimiento de patrones.

FUTURAS AMPLIACIONES A ESTE TRABAJO

Un posible estudio que se podría realizar es la validez, que se le presume a los algoritmos de control de calidad, para ser aplicados a cualquier tipo de proceso de manipulación de cualquier otro tipo de fruta. En principio dichos algoritmos utilizan una tabla de información que contiene la información cromática de los patrones de color de la superficie a estudiar, que en este caso corresponde a la superficie de la naranja.

La clasificación de cualquier tipo de fruto pasaría por cambiar la información cromática de la tabla, que corresponde a las naranjas, por la información cromática del nuevo fruto a reconocer.

Parte V

REFERENCIAS

REFERENCIAS

- [ABRASH-89] Abrashi, M.; "Power Graphics Programming". Que Corporation, Carmel, Indiana. 1989.
- [ALVAREZ-76] Alvarez-Claro, M.; Hita, E.; Pardo, G.; "Espacio de Color y Estructura Matemática". Óptica Pura y Aplicada, Vol. 9, pp. 109-132, 1976.
- [ALBERT-92] Albert, J.; Ferri, F.; Domingo, J.; Vicens, M.; "An Approach to Natural Scene Segmentation by Means of Genetic Algorithms with Fuzzy Data", Pattern Recognition and Image Analysis (Eds: N. Perez de la Blanca, A. Sanfelú, E. Vidal), Series in Machine Perception and artificial Intelligence, Vol.1, World Scientific Publishing, 1992.
- [AMAT-85] Amat, J.; Casals, A.; Llario, V.; "Computadores para el Tratamiento de imágenes. Estado Actual y Perspectivas Futuras".



REFERENCIAS

Mundo Electronico, nº 149, pp.95-105, 1985.

- [ARNAU-90a] Arnau, V.; Vicens, M.; Pelechano, J.; "Estudio Colorimétrico de Frutos y Hojas para Visión Artificial". IV Simposium Nacional de Reconocimiento de Formas y Análisis de Imágenes. AERFAI, Granada 1990.
- [ARNAU-90b] Arnau, V.; Cerverón, V.; Pelechano, J.; "Colorimetric Recognition in Natural Ambient". 2ª Conferencia de la Asociación Portuguesa de Reconocimiento de Patrones (RecPad'90), Lisboa, Marzo 1990.
- [ARNAU-92] Arnau, V.; Vicens, M.; Pelechano, J.; "Color y Brillo en imágenes de Naranjas y Hojas". V Simposium Nacional de Reconocimiento de Formas y Análisis de Imágenes. AERFAI, Valencia 1992.
- [ARTIGAS-84] Artigas, J.M.; Gil, J.C.; Felipe, A.; "El Espacio Uniforme de Color CIELAB. Utilización". Rev. Agroquím. Technol. Aliment., 25(3), pp. 316-320. 1985.
- [ARTIGAS-84] Artigas, J.M.; Felipe, A.; "On the Variation of the Cielab Coordinates with Luminance". J. Optics, vol. 18, nº 2, pp. 81-84. 1987.
- [BAJCSY-90] Bajcsy, R.; Lee, S.W.; Leonardis, A.; "Color Image Segmentation with Detection of Highlights and Local Illumination Induced by Inter-reflections". 10ª International Conference on Pattern Recognition. IEEE. 1990.

REFERENCIAS

- [BILLMEYER-66] Billmeyer, F.W. Jr.; Saltzman, M.; "Principles of Color Techonology". Interscience Publishers, John Wiley & Sons. 1966.
- [BLINN-77] Blinn, J.F.; "Models of Light Reflection for Computer Synthesized pictures". Computer Graphics, Proc. SIGGRAPH 1977, Computer Graphics, Vol. 11, Nº 2, pp. 192-198. 1977.
- [BRILL-88] Brill, M.H.; "Color Constancy and Color Rendering: Concomitant Engineering of Illuminants and Reflectances". Color Research and Applications. pp. 174-179. 1988.
- [CACHORRO-85] Cachorro, V.E.; Frutos de, A.M.; Casanova, J.L.; "Medida de la Irradiancia Solar Espectral en el rango 400-1000 nm: su evolución con diversos parámetros atmosféricos". Journal Optical Society of America, Vol. 18, 1985.
- [CASAS-85] Casas, J. "Óptica". Editado por Justiniano Casas Pelaez. 1985.
- [CERVERON-90] Cerverón, V.; Arnau, V.; et al.; "Un Sistema de Visión para la Recolección Automática de Cítricos". 2º Congreso Iberoamericano de Inteligencia Artificial (IBERAMIA'90). Morelia (México), Julio 1990.
- [COOK-81] Cook, R.L.; Torrance, K.E.; "A Reflectance Model for Computer Graphics". Computer Graphics, Vol. 15, Nº 3, 1981.
- [COSTER-85] Coster, M.; Chermant, J.L.; "Precis d'analyse d'images". Editions du Centre National de la Recherche Scientifique. 1985
- [DOMINGO-90] Domingo, J.; Albert, J.; Ferri, F.; Cerverón, V.; "A Learning

Method Based on Genetic Algorithms Applied to Colour Image Segmentation", Proc. of Fouth International symposium on Knowledge Engineering. Barcelona, 1990.

- [DUDA-72] Duda, R.O.; Hart, P.E.; "Useof the Hough Transform to Detect Lines and Curves in Pictures". Comm. Ass. Comput. March. Vol. 15, pp. 11-15, 1972.
- [DUDA-73] Duda, R.D.; Hart, P.R.; "Pattern classification and scene analisys". John Wiley & Son, Inc., 1973.
- [D'ZMURA-86] D'Zmura, M.; Lennie, P.; "Mechanisms of Color Constancy". J. Opt. Soc. Am. A/Vol. 3, N° 10, pp. 1662-1672. 1986.
- [ETXEBERRIA-90] Etxeberria, J; Joaristi, L.; Lizasoain, L.; "Programación y Análisis Estadísticos Básicos con SPSS/PC+". Paraninfo. 1990.
- [FELIPE-86] Felipe, A. Artigas, J.M.; "Limitaciones, Anomalias y Particularidades del Espacio de Color CIELAB". Optica Pura y Aplicada. pp. 173-178. 1986.
- [FERRI-92a] Ferri, F.; Vidal, E.; "Segmentación a Bajo Nivel de Imágenes en Color Usando la Técnica Multiedit-Condensing". Actas de IV Symposium Nacional de Reconocimiento de Formas y Análisis de Imágenes. Granada, Septiembre 1990.
- [FERRI-92a] Ferri, F.; Vidal, E.; "Una Mejora del Algoritmo Multiedit para Tamaños de Muestra Finitos". Actas del V Symposium Nacional de Reconocimiento de Formas y Análisis de Imágenes. Valencia, Septiembre 1992.

REFERENCIAS

- [FERRI-92b] Ferri, F.; Vidal, E.; "Comparison of Several Editing and Condensing Techniques for Colour Image Segmentation and Object Location". Pattern Recognition and Image Analysis. (Eds. N. Perez de la Blanca, A. Sanfelú, E. Vidal), Series in Machine Perception and Artificial Intelligence, Vol.1, World Scientific Publishing, 1992.
- [FISHER-36] Fisher, R.A.; "The Use of Multiple Measurements in Taxonomic Problems". Reprinted from Ann. Eugenics, 7, pp. 179-188. 1936.
- [FRISBY-79] Frisby, J.P.; "Del ojo a la visión". Alianza Psicológica, Alianza Editorial. 1987.
- [GERSHON-85] Gershon, R.; "Aspects of Perception and Computation in Color Vision". Computer Vision, Graphics and Image Processing, pp. 244-277, 1985.
- [GERSHON-87] Gershon, R.; "The use of Color in Computational Vision". Tesis Doctotal. Universidad de Toronto. Junio 1987.
- [GERSHON-89] Gershon, R; Jepson, A.D.; "The Computation of Color Constant Descriptors in Chromatic Images". Color Research and Applications. Vol. 14, N^o 6, pp. 325-334, 1989.
- [GERSHON-86] Gershon, R; Jepson, A.D.; Tsotsos, J.K.; "Ambient Illumination and the Determination of Material Changes". Journal Optical Society of America. Vol, 3, N^o 10, pp. 1700-1707, 1986.
- [GONZALEZ-77] Gonzalez, R.C.; Wintz, P.; "Digital Image Processing". Addison-Wesley Publishing Company. 1977.

REFERENCIAS

- [GORAL-84] Goral, C.M.; Torrance, K.E.; Greengerg, D.P.; Battaile, B.; "Modeling the Interaction of Light Between Diffuse Surfces" Proc. SIGGRAPH 1984, Computer Graphics, Vol. 18(3), pp. 312-322, 1984.
- [GRANT-85] Grant d'Esnon, A.; "Robotic Haresting of Apples". Proc. of Agrimation, I pp. 210-214, 1985.
- [GROB-82] Grob, B.; "Televisión Práctica". Marcombo Boixareu Editores. 2ª Edición. 1982.
- [HARRELL-88] Harell, R.C.; Levi, P.; "Vision Controlled Robots for Automatic Harvesting of Citrus". U.F. ENGR. 310 Weil. 1988.
- [HEALEY-87] Healey, G.; Binford, T.O.; "The Role and Use of Color in a General Vision System". L.S. Barman (Editor), Darpa-image Understanding (Ius) Workshop, L.A. Fer-1987.
- [HENDERSON-77] Herderson, S.T.; "Daylight & its Spectrum". Publicado por Halsted Press, John Wiley and Sons, Inc., New York. 1977.
- [HITA-85] Hita, E.; Romero, J.; Jimenez del Barco, L.; Carrillo, A.; "Estudio Experimental de los Sistemas de Especificación del Color". Optica Pura y Aplicada. Vol. 18, 1985.
- [HITA-86] Hita, E.; Melgosa, M.; Romero, J.; Jimenez del Barco, L.; "Estudio de la Uniformidad de los Sistemas de Representación del Color ATD ATDN". Optica Pura y Aplicada. Vol. 16, 1986.
- [HITA-88] Hita, E.; Jimenez del Barco, L.; Romero, J.; Gorrons, A.;

REFERENCIAS

"Análisis Colorimétrico del Observador Patron CIE". *Optica Pura y Aplicada*. 1988.

- [HITA-89] Hita, E.; Melgosa, M.; Jimenez del Barco, L.; Romero, J.; "Coeficientes Métricos y Fórmulas de Diferencia de Color Asociadas a la Discriminación Cromática con Presentación en Modo de Objeto". *Optica Pura y Aplicada*. Vol. 22, 1989.
- [HORN-77] Horn, B.J.; "Understanding Image Intensities". *Artificial Intelligence*. North-Holland Publishing Company. pp. 201-231, 1977.
- [HORN-86] Horn, B.J.; "Robot Vision". McGraw Hill. 1986.
- [HO-90] Ho, J.; Funt, B.V.; Drew, M.S.; "Separating a Color Signal into Illumination and Surface Reflectance. Components: Theory and Applications". *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 1990.
- [IKEUCHI-81] Ikeuchi, K.; "Determining Surface Orientation of Specular Surfaces by Using the Photometric Stereo Method". *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 1981.
- [IMMEL-86] Immel, D.S.; Cohen, M.F.; Greengard, D.P.; "A Radiosity Method for Non-Diffuse Environments". *Proc. SIGGRAPH 1986, Computer Graphics*, Vol. 20(4), pp. 133-142, 1986.
- [JAIN-72] Jain, A.K.; "Color Distance and Geodesics in Color 3 Space". *Journal Optical Society of America*. 1972.

- [JAIN-89] Jain, A.K.; "Fundamentals of Digital Image Processing". Prentice Hall, Inc. 1989.
- [JANG-91] Jang, Y.; "Identification of Interreflection in Color Images Using a Physics-Based Reflection Model". Proc. of Computer Vision and Pattern Recognition. pp. 632-637. 1991.
- [JENSEN-86] Jensen, J.R.; "Introductory Digital Image Processing". Prentice-Hall, Inc. 1986.
- [JUSTE-89] Juste, F.; Castillo, S.; Molto, E.; Fornes, I.; Albadalejo, J.; "Recolte Robotisée des Agrumes en Espagne". Proc. Agrotique 89 (Bordeaux). 1989.
- [JUDD-64] Judd, D.B.; MacAdam, D.L.; Wyszecki, G.; "Spectral Distribution of Typical Daylight as a Function of Correlated Color Temperature". Journal Optical Society of America. Vol. 54, N°8, 1964.
- [KLINDER-88] Klinder, G.C.; Shafer, S.A.; Kanade, T.; "Using a Color Reflection Model to Separate Highlights from Object Color". First International Conference in Computer Vision, Junio 1988.
- [LEDLEY-90] Ledley, R.S.; Buas, M.; Golab, T.J.; "Fundamentals of True-Color Image Processing". 10^a International Conference on Pattern Recognition. IEEE. 1990.
- [LEE-90] Lee, H.; Breneman, E.J.; Schulte, C.P.; "Modeling Light Reflection for Computer Color Vision". IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 12, num. 4, pp.

402-409. 1990.

- [LIMANN-83] Limann, O.; "Fundamentos de Televisión". Marcombo Boixareu Editores. 1983.
- [LOZANO-78] Lozano, R.D.; "El color y su medición". Ed. Amelicallee, 1978. Buenos Aires. 1978.
- [MALONEY-86] Maloney, L.T.; Wandell, B.A.; "Color Constancy: a Method for Recovering Surface Spectral Reflectance". Journal Optical Society of America. Vol. 3, Nº 1, pp. 29-33, 1986.
- [MOLTÓ-92] Moltó, E.; Plá, F.; Juste, F.; "Vision Systems for the Location of Citrus Fruit in a Tree Canopy". J. Agric. Engng. Res., Num. 52, pp. 101-110. 1992.
- [NAYAR-90] Nayar, S.K.; Ikeuchi, K.; Kanade, T.; "Determining Shape and Reflectance of Hybrid Surface by Photometric Sampling". IEEE Transactions on Robotics and Automation". 1990.
- [NAYAR-91] Nayar, S.K.; Ikeuchi, K.; Kanade, T.; "Surface Reflection: Physical and Geometrical Perspectives". IEEE Transactions on PAMI. Vol. 13, Nº 7, pp. 611-634, 1991.
- [NIBLACK-86] Niblack, W.; "An Introduction to Digital Image Processing". Prentice/Hall International. 1986.
- [PENTLAND-82] Pentland, A.P.; "The Visual Inference of Shape: Computation from Local Features". Tesis Doctoral en el Departamento de Psicología. Instituto de Tecnología de Massachusetts. 1982.

REFERENCIAS

- [PLASTOCK-87] Plastock, R.A.; Kalley, G.; "Gráficas por Computadora". McGraw-Hill. 1987.
- [PHONG-75] Phong, B.T.; "Illumination for Computer Generated Pictures" Comm. ACM,18, pp. 311-317, 1975.
- [PLA-91] Pla, F.; Moltó, E.; Juste, F.; "Visión en Color en Ambientes Naturales para la Robótica Agrícola". XXIII Conferencia Internacional de Maquinaria Agrícola, CIMA91, Zaragoza, pp. 473-480. 1991.
- [PLAZA-74] Plaza, L.; "Modelo Actual para el Receptor de Energía Radiante; Sistema Visual Humano". Óptica Pura y Aplicada. 1974.
- [PONS-77] Pons, A.; Corrons, A.; "La Colorimetría y los Materiales Fluorescentes". Óptica Pura y Aplicada, Vol. 10, pp. 1-6, 1977.
- [PRATT-79] Pratt, W.K.; "Digital Image Processing". Jhon Wiley & Son, Inc., 1979.
- [RABATEL-88] Rabatel, G.; "A Vision System for MAGALI, the Fruit Picking Robot". Proc. of AGENG 88, Paper N.88293. 1988.
- [RIDLER-78] Ridler, T.W.; Calvard, S.; "Picture Thresholding Using an Interactive Selection Method". IEEE Trans. Sys. Man. Cyber. Vol. SMC-8, pp. 630-632, 1978.
- [ROMERO-86] Romero, J.; Hita, E.; Lopez-Lafuente, M.; "Análisis y Optención de Elementos de Línea en el Diagrama Cromático CIE 1931" Optica Pura y Aplicada. Vol. 19, pp. 179-197, 1986.

- [ROSENFELD-82] Rosenfeld, A.; Kak, A.C.; "Digital Pictures Processing". Academic Press. Inc. 1982.
- [SANDERSON-88] Sanderson, A.C.; Weiss, L.E.; Nayar, S.K.; "Structured Highlight Inspection of Specular Surfaces". IEEE Trans. on Patterns Analysis and Machine Intelligence, Vol. 10, Nº 1, 1988.
- [SERRA-82] Serra, J.; "Cours de Morphologie Mathématique". Ecole Nationale Supérieure des Mines de Paris. 1987.
- [SHAFER-85] Shafer, S.A.; "Using Color to Separate Reflection Components". Color Research and Application. pp. 210-218, 1985.
- [SHIBATA-81] Shibata, T.; Frei, W; Sutton, M.; "Digital Correction of Solar Illumination and Viewing Angle Artifacts in Remotely Sensed Images". Proc. 7th Symposium on Machine Processing of Remotely Sented Data, West Lafayette, Indiana, pp. 169-177, 1981.
- [SISTLER-82] Sistler, F.E.; "Robotics and Intelligent machines in agriculture". IEEE Journal of Robotics and Automation, Vol. RA-3, Nº 1, 1987.
- [SLAUGHTER-87] Slaughter, D.C.; "Color Vision for Robotic Orange Harvesting". Tesis Doctoral. Universidad de Florida. 1987.
- [STRAUSS-90] Strauss, P.S.; "A Realistic Lighting Model for Computer Animators". IEEE. Computer Graphics & Aplicacions, Noviembre 1990.

REFERENCIAS

- [TOMINAGA-90a] Tominaga, S.; "A Color Classification Method for Color Images Using a Uniform Color Space". 10^a International Conference on Pattern Recognition. IEEE. 1990.
- [TOMINAGA-90b] Tominaga, S.; Wandell, B.A.; "Components Estimation of Surface Spectral Reflectance". Journal Optical Society of America. 1990.
- [TORRANCE-67] Torrance, K.E.; Sparrow, E.M.; "Theory for Off-Specular Reflection from Roughened Surfaces". Journal of de Optical Society of America, pp. 1105-1114, Septiembre 1967.
- [TROTTER-66] Trotter, J.; "El ojo". Editado por la Sociedad de Optometría de Europa, Bruselas (Belgica). 1966
- [VELASCO-88] Velasco, F.R.D.; "Thresholding Using the ISODATA Clustering Algorithm". IEEE Trans. Sys. Man. Cybern. Vol. SMC-10, pp. 771-774, 1980.
- [VICENS-90] Vicens, M.; Pelechano, J.; Arnau, V.; Cerverón, V.; Albert, J.; Ferri, F.; Domingo, J.; "Una Aproximación a la Localización de Frutos para Recolección Automática", Actas del IV Simposium Nacional de Reconocimiento de Formas y Analisis de Imágenes, Granada, 24-28 Septiembre, pp. 66-73, 1990.
- [VICENS-91] Vicens, M.; Albert, J.; Arnau, V.; "An Application of Neural Networks to Natural Scene Segmentation", Artificial Neural Networks (Ed. A. Prieto). Lecture Notes in Computer Science, 540, Springer Verlag. 1991.

REFERENCIAS

- [WRIGHT-69] Wright, W.D.; "The Measurement of Colour". Adam Hilger LTD.
Cuarta edición. Londres. 1969.
- [WYSZECKI-82] Wyszecki, G.; Stiles, W.S.; "Color Science". John Wiley & Sons
Inc., 1982.

REFERENCIAS RELACIONADAS CON ESTE TRABAJO

1. Arnau, V.; Cerverón, V.; Pelechano, J.; "Colorimetric Recognition in Natural Ambient". 2ª Conferencia de la Asociación Portuguesa de Reconocimiento de Patrones (RecPad'90), Lisboa, marzo 1990.
2. Cerverón, V.; Arnau, V.; et al. "Un Sistema de Visión para la Recolección Automática de Cítricos". 2º Congreso Iberoamericano de Inteligencia Artificial (IBERAMIA'90). Morelia (México). Editorial Limusa, Julio 1990. ISBN: 968-18-3545-X.
3. Arnau, V.; Albert, J.; et. al.; "Tratamiento digital de imágenes. Perspectiva histórica". Mundo Electrónico. Nº 207. pp. 87-97. Junio 1990.
4. Vicens, M.; Arnau, V.; et. al.; "Tratamiento digital de imágenes. Técnicas Básicas". Mundo Electrónico. Nº 208. pp. 67-76. Julio 1990.

REFERENCIAS RELACIONADAS CON ESTE TRABAJO

5. Arnau, V.; Vicens, M.; Pelechano, J.; "Estudio Colorimétrico de Frutos y Hojas para Visión Artificial". IV Simposium Nacional de Reconocimiento de Formas y Analisis de Imágenes. AERFAI, Granada 1990.
6. Vicens, M.; Pelechano, J.; Arnau, V.; Cerverón, V.; Albert, J.; Ferri, F.; Domingo, J.; "Una Aproximación a la Localización de Frutos para Recolección Automática", Actas del IV Simposium Nacional de Reconocimiento de Formas y Análisis de Imágenes, Granada, 24-28 Septiembre, pp. 66-73, 1990.
7. Arnau, V.; Vicens, M.; Pelechano, J.; "Estudio Colorimétrico para Visión Artificial", Actas del IV Simposium Nacional de Reconocimiento de Formas y Analisis de Imágenes, Granada, 24-28 Septiembre, pp. 194-201, 1990.
8. Vicens, M.; Albert, J.; Arnau, V.; "An Application of Neural Networks to Natural Scene Segmentation". International Workshop on Artificial Neural Networks (IWANN'91). Granada, Septiembre 1991.
9. Arnau, V.; Vicens, M.; Pelechano, J.; "Color y Brillo en Imágenes de Naranjas y Hojas". V Simposium Nacional de Reconocimiento de Formas y Análisis de Imágenes. AERFAI, Valencia 1992.

Parte VI

APÉNDICES

Apéndice A

EQUIPOS UTILIZADOS

En el desarrollo de este trabajo se ha utilizado diverso material en cada una de los apartados. Para la realización del estudio colorimétrico se utilizó principalmente un refractómetro de luz visible, ultra-violeta e infra-rojo cercano, de la marca PERKIN-ELMER y de nombre Spectrometer LAMBDA 9, que nos permitió obtener las curvas de reflectancia espectral difusa de las muestras de naranjas, hojas y ramas; también se utilizó una tableta digitalizadora de la marca KURTA¹, para convertir los resultados gráficos obtenidos en ficheros ASCII y ser posteriormente analizados por un ordenador personal. Fue utilizado también en esta parte un banco de filtros interferenciales de ancho de banda 10nm, de 400nm a 1200nm.

En la captación de imágenes y estudio de la visión en el robot recolector se utilizó un PC-AT compatible provisto de una placa digitalizadora en blanco/negro de la marca MATROX² y modelo PIP-1024 , y por supuesto una cámara CCD también en b/n de la marca RCA. Para la toma de imágenes en el campo se utilizó un PC-AT portatil al cual se le acopló la placa PIP-1024.

¹ KURTA Corporation, 4610 South 35th Street. Phoenix, Arizona 85040.

² MATROX Electronic Systems, Ltd.; 1055 St. Regis Blvd.; Doval, Quebec; Canadá. H9P-2T4.

La utilización de un PC en este apartado del trabajo obedece a una de las directrices principales del proyecto CITRUS, cuyo fin es utilizar sistemas de bajo coste, comercializable, flexibles y robustos frente a agentes externos en ambientes naturales. No cabe duda que el PC reunía todas estas condiciones.

Las imágenes utilizadas poseían una resolución de 512x512 píxels en un rango de 256 niveles de gris.

Para realizar la adquisición de las imágenes en la fase de selección de las naranjas en entorno de iluminación controlado el departamento ya disponía de un PC-486 provisto en este caso de una placa digitalizadora en color de la marca MATROX y modelo MVP-AT y de una cámara CCD en color de la marca SONY y modelo XC-711P. Los cálculos, más costosos en tiempo de computación se realizaban ahora sobre un PC, se implementaron inicialmente sobre un HP serie 720, utilizándose posteriormente un PC-486 para evaluar el tiempo de cómputo en una posible y futura aplicación en tiempo real.

Ahora las imágenes eran en color con una resolución de 512x512 píxels; con tres bandas correspondientes a cada una de las componentes RGB y con una calidad de 256 valores por banda. Estas tres bandas eran almacenadas en memoria de forma consecutiva: primero la componente R de la imagen, luego la G y al final la B.

La utilización de cámaras CCD ha estado motivada por las ventajas que ofrecen respecto a las cámaras de tubo, como son su menor tamaño, menor consumo de potencia y una vida más larga.

Los dispositivos CCD se pueden dividir en dos categorías: sensores de explotación en línea y sensores de área. El componente básico de un sensor CCD de explotación en línea es una hilera de elementos de silicio denominados photosines. Los sensores de área son similares, pero se diferencian en que los photosines están reunidos

EQUIPOS UTILIZADOS

en forma de matriz.

La visualización de las imágenes se realizó a través de un monitor en color de la marca Sony, tecnología Trinitrón y modelo KX-14CP1. En algunas aplicaciones se utilizó por comodidad el propio monitor del PC para visualizar las imágenes tanto en niveles de gris como en color, haciendo uso de las capacidades gráficas de la tarjeta VGA que permite obtener hasta 256 colores.

Apéndice B

PROGRAMA DE REPRESENTACIÓN GRÁFICA

El siguiente programa realiza la representación en el espacio de color RGB normalizado de conjuntos de pixels de una imagen. Estos deben estar dentro de un fichero cuya primera línea debe de contener el carácter '#' seguido de un número entero que indicará cuantos pixels contienen el fichero. Los tres valores de cada pixels estarán en una misma línea.

Se visualizará tanto el conjunto de puntos en el cubo de color RGB tridimensional, como las proyecciones de dichos puntos en las paredes laterales del cubo.

El programa está realizado en lenguaje de programación C y compilado con el compilador Turbo-C¹ versión 2.0.

¹ TURBO C es propiedad de Borland International, Inc. 1800 Gren Hills Road, P. O. Box 660001, Scotts Valley, CA 95066-0001.

PROGRAMA DE REPRESENTACIÓN GRÁFICA

```

/*****
/*      VMLIN.C      :      Representacio de punts en 3D .                */
/*      Amb moviment i projeccio als costats del cubo de color RGB      */
/*****

#include <stdio.h>
#include <graphics.h>
#include <math.h>
#include <stdlib.h>

#define OX      470          /* origen de coordenades */
#define OY      410
#define R       280          /* tamany del eixos      */
#define G       280
#define B       280
#define TT      40          /* n° de fotogrames     */

#define YY0(x,y,z)  (-y-(z/3.5))
#define XX0(x,y,z)  (-x+(z*angle[a]))

void  linea3(),punto3();
void  cubo(),punt(),letras();
float angle[TT],a;

main(argc,argv)
int   argc;
char  **argv;
{
  int   i,gd,gm,tam,*clas,x,y,a1,a2,a3,a4;
  FILE  *f;
  char  fitxer[33];
  float *x1,*x2,*x3;          /* coordenades rgb de cada punt */

  clrscr();
  if (argc<2) { printf("\n\n\t REPRESENTACIO DE PUNTS A L'ESPAI  RGB \n");
               printf("\n\n SINTAXIS :  vmlin  conjunt  ");
               exit(0);
             }
  strcpy(fitxer,argv[1]);
  if ( (f=fopen(fitxer,"r")) == NULL)
  {
    printf("\nERROR EN EL FITXER  %s.\n",fitxer);
    exit(0);
  }
}

```

PROGRAMA DE REPRESENTACIÓN GRÁFICA

```
if ((fgetc(f))=='#') fscanf(f,"%d",&tam);
else
    { printf("\n Li falta : '# numero_de_punts' a la primera linea.");
      exit(0);}

x1 = calloc (tam,sizeof(float));
x2 = calloc (tam,sizeof(float));
x3 = calloc (tam,sizeof(float));
clas= calloc (tam,sizeof(int));

for(i=0;i<tam;i++)
    fscanf(f,"%f %f %f %d",&x1[i],&x2[i],&x3[i],&clas[i]);

for(i=0;i<TT;i++)
    angle[i]=(-0.5+(0.5/(TT/2))*i);

detectgraph(&gd,&gm);
initgraph(&gd,&gm,"") /* entre en mode graphic */

for (a=0;a<TT;a++){ /****** blucle general *****/
    cleardevice();
    cubo();
    for(i=0;i<tam;i++) {
        x=(int) XX0(x1[i]*R,x2[i]*G,x3[i]*B);
        y=(int) YY0(x1[i]*R,x2[i]*G,x3[i]*B);

        a1=(int)YY0(x1[i]*R,0,x3[i]*B);
        a2=(int)XX0(R,x2[i]*G,x3[i]*B);
        a3=(int)XX0(x1[i]*R,x2[i]*G,B);
        a4=(int)YY0(x1[i]*R,x2[i]*G,B);

        punt (OX+x,OY+y,clas[i]); /* punt a l'espai RGB */
        punt (OX+x,OY+a1,1); /* proyeccions */
        punt (OX+a2,OY+y,1); /* " */
        punt (OX+a3,OY+a4,1); /* " */
    }
    if ((a==0) || (a==TT-1))
        {letras(); delay(4000);}
} /****** fi del bucle general *****/

getch(); closegraph();
return;
}
```

PROGRAMA DE REPRESENTACIÓN GRÁFICA

```
void punt (xx,yy,cc)      /*****      pinta punts com estreles      *****/
int xx,yy,cc;
{

  putpixel(xx,yy,WHITE);

  if (cc==0) {
    putpixel(xx-1,yy,WHITE);
    putpixel(xx+1,yy,WHITE);
    putpixel(xx,yy-1,WHITE);
    putpixel(xx,yy+1,WHITE);
    putpixel(xx-2,yy,WHITE);
    putpixel(xx+2,yy,WHITE);
    putpixel(xx,yy-2,WHITE);
    putpixel(xx,yy+2,WHITE);
  }
  return;
}

void letras()            /*****      Posa el text en mode grafic      *****/
{
  settextstyle(3,0,1);      /*****      estil de les lletres      *****/

  outtextxy(OX-25,OY+10,"(0,0,0)");
  outtextxy(OX+XX0(R,0,0)-25,OY+YY0(R,0,0)+10,"R");
  outtextxy(OX+XX0(0,G,0)+10,OY+YY0(0,G,0)+10,"G");
  outtextxy(OX+XX0(0,0,B),OY+YY0(0,0,B)+10,"B");
  outtextxy(OX+XX0(R,G,B)-25,OY+YY0(R,G,B)-30,"(1,1,1)");
  return;
}

void linea3(r1,g1,b1,r2,g2,b2)      /***      linees en 3D      *****/
int r1,g1,b1,r2,g2,b2;
{
  int x1,y1,x2,y2;

  x1 = XX0(r1,g1,b1);
  y1 = YY0(r1,g1,b1);
  x2 = (int)XX0(r2,g2,b2);
  y2 = (int)YY0(r2,g2,b2);
  line(OX+x1,OY+y1,OX+x2,OY+y2);
  return;
}
```

PROGRAMA DE REPRESENTACIÓN GRÁFICA

```
void cubo()          /***** Cubo de color  RGB *****/
{
  linea3(0,0,0,R,0,0);
  linea3(0,0,0,0,G,0);
  linea3(0,0,0,0,0,B);
  linea3(R,0,0,R,G,0);
  linea3(R,G,0,0,G,0);
  linea3(0,G,0,0,G,B);
  linea3(R,G,0,R,G,B);
  linea3(R,0,0,R,0,B);
  linea3(R,0,B,R,G,B);
  linea3(R,G,B,0,G,B);
  linea3(0,G,B,0,0,B);
  linea3(R,0,B,0,0,B);
}
```


Apéndice C

PROGRAMA DIGITALIZADOR DE CURVAS

Este programa realizado en lenguaje basic controla la Tableta Digitalizadora KURTA Serie y permite digitalizar curvas creando un fichero ASCII con el valor real de cada punto en la gráfica. La tableta se conecta a la puerta serie RS-232 de un PC. Para finalizar la adquisición de datos basta con puntear fuera de la gráfica con el lápiz para que el programa se detenga y se cierre el fichero.

El programa pide al principio que marquemos las esquinas de la gráfica y que demos además cuales son los valores numéricos reales de estos puntos en nuestra representación. De esta forma, los puntos de la gráfica serán calculados a partir de los valores de los ejes y grabados en el fichero.

La introducción de los puntos se realizará punteando la gráfica en intervalos de 10 nm, desde los 380 nm a los 780nm.

PROGRAMA DIGITALIZADOR DE CURVAS

```

10 CLS
20 PRINT , "*****"
30 PRINT , "*****          VB5.BAS          *****"
40 PRINT , "*****  PROGRAMA DIGITALIZADOR  DE CURVA  *****"
50 PRINT , "*****          Vicente Arnau LLombart .          *****"
60 PRINT , "*****"
70 '
80 PRINT:PRINT:PRINT
90 DIM IN(4)
100 DIM GX(300) : DIM G1(300)
110 DIM GY(300)
120 PRINT: INPUT "DAME INCREMENTO EN EJE  X : ", INCRE
130 '
140 DEFDBL P-Z
150 INPUT "DAME EL VALOR DE XMIN  Y  XMAX : ", XMIN, XMAX
160 INPUT "DAME EL VALOR DE YMIN  Y  YMAX : ", YMIN, YMAX
170 N=0 : M=0 : A1=0 : B1=170
180 INPUT "FICHERO DE SALIDA ? : " , FICH$
190 PRINT :KEY OFF
200 FICH2$=FICH$+".SAL"
210 FICH3$=FICH$+".DAT"
220 OPEN  FICH$ FOR OUTPUT AS #2
230 OPEN  FICH2$ FOR OUTPUT AS #3
240 OPEN  FICH3$ FOR OUTPUT AS #4
250 INPUT "TITULO DE LA GRAFICA : ", TITULO$
260 PRINT
270 PRINT#3, ""
280 PRINT#3, ""
290 PRINT#3 , , "*****"
300 PRINT#3 , , "*  ESTUDIO  COLORIMETRICO  DE  FRUTOS  Y  HOJAS  *"
310 PRINT#3 , , "*****"
320 PRINT#3,
330 PRINT#3, "Nombre del fichero :      "; FICH2$
340 PRINT#3,
350 PRINT#3, "Titulo : "; TITULO$
360 PRINT#3,
370 PRINT#3,
380 PRINT#3,
390 PRINT#3, "  FRECUENCIA (nm) "; "      REFRACTANCIA RELATIVA (%100) "
400 PRINT#3, "  ====="; "      ====="
410 OPEN "COM1:600,0,7,1" AS#1
420 '
430 PRINT "PULSE LAS OPCIONES DE TABLETA :CLEAR  Y  POINT "

```

PROGRAMA DIGITALIZADOR DE CURVAS

```

440 PRINT
450 PRINT "PUNTEA EL ORIGEN":GOSUB 1050
460 X=N1 : Y=N2 : PRINT X,Y
470 PRINT "PUNTEA EL EXTREMO SUPERIOR IZQUIERDO" : GOSUB 1050
480 XY=N1 : YY=N2 : PRINT XY,YY
490 PRINT "PUNTEA EL EXTREMO SUPERIOR DERECHO" : GOSUB 1050
500 XX=N1 : YX=N2 : PRINT XX,YX
510 CX=(XMAX-XMIN)/(XX-X)
520 CY=(YMAX-YMIN)/(YY-Y)
530 CLS :SCREEN 2
540 FOR N=0 TO 299 : G1(N)=XMIN+(N*INCRE) : NEXT
550 N=0
560 PRINT "   RECORRA SU GRAFICA PUNTEANDO LOS VALORES "
570 '
580 ' =====   LEO   GRAFICA   =====
590 GOSUB 1050
600 GX(N)=N1 : GY(N)=N2
610 FIN=N
620 IF GX(N)<(X-20) THEN 690
630 N=N+1
640 GOTO 590
650 '
660 '
670 '
680 ' =====   CALCULO   VALORES   =====
690 N=0 :CLS
700 LINE (39,0)-(39,170)
710 LINE (39,170)-(639,170)
720 LOCATE 2,1 : PRINT YMAX
730 LOCATE 22,1 : PRINT YMIN
740 LOCATE 23,5 : PRINT XMIN
750 LOCATE 23,75 : PRINT XMAX
760 LINE(0,0)-(639,187),,B
770 COX=600/(XX-X)
780 COY=170/(YY-Y)
790 '   NORMALIZACION
800 LI=GX(N) : MI = GY(N)
810 N=N+1
820 GRAFX = XMIN+(LI-X)*CX
830 GRAFY = YMIN+(MI-Y)*CY
840 PRINT#2,USING "#####.#";GRAFX,G1(N-1),GRAFY
850 PRINT#3,USING "#####.#";G1(N-1),GRAFY
860 PRINT#4,USING "#####.# ";G1(N-1),GRAFY

```

PROGRAMA DIGITALIZADOR DE CURVAS

```
870 XL=(LI-X)*COX
880 YL=170-((MI-Y)*COY)
890 A0=A1 : A1=CINT(XL)
900 B0=B1 : B1=CINT(YL)
910 LOCATE 25,40 : PRINT "(;GRAFX;",";GRAFY;)"
920 LINE (A0+40,B0)-(A1+40,B1)
930 IF N=FIN THEN 950
940 GOTO 790
950 CLOSE
960 LOCATE 25,1
970 PRINT "SALIMOS AL SISTEMA OPERATIVO .(S/N) : "
980 S$=INPUT$(1)
990 IF S$="S" OR S$="s" THEN SCREEN 0 : CLOSE :STOP
1000 CLS
1010 PRINT "PROCEDEMOS A DIGITALIZAR OTRA GRAFICA " : PRINT
1020 CLOSE
1030 INPUT "DIFERENTES VALORES O LOS MISMOS (1/2) ",DIF
1040 IF DIF=1 GOTO 120 ELSE GOTO 170
1050 I=0
1060 IF EOF(1) THEN GOTO 1060
1070 IN(I)=ASC(INPUT$(1,#1))
1080 I=I+1
1090 IF I<5 THEN GOTO 1060
1100 S=63 AND IN(0)
1110 N1=64*(63 AND IN(2)) + (63 AND IN(1))
1120 N2=64*(63 AND IN(4)) + (63 AND IN(3))
1130 RETURN
1140 END
```

Apéndice D

TABLAS DEL CAPITULO 5

En este apéndice mostramos los valores numéricos correspondientes a las curvas de reflectancia difusa de las gráficas del capítulo 5. En cada gráfica mostrábamos varias curvas de reflectancia difusa tanto de naranjas como de hojas y ramas. Todas ellas empezaban con el valor de reflectancia a 380nm. y terminaban con el valor de reflectancia a 770nm.

Cada figura del capítulo 5 se corresponde con una página, y en cada página se muestra al principio de la hoja el título de la figura a la cual pertenece.

La primera columna son las frecuencias y las restantes columnas son los valores de reflectancia difusa de cada una de las curvas de las gráficas.

TABLAS DEL CAPÍTULO 5

Tabla D1 : Figura 5.2 . Curvas de naranjas.

Frec.	C u r v a s				
380	12,6	12,6	12,6	9,9	9,9
390	12,6	12,7	12,6	10,0	10,0
400	12,6	12,7	12,7	10,1	10,0
410	12,7	12,7	12,7	10,1	9,9
420	12,7	12,9	12,7	10,3	10,0
430	12,8	13,1	12,8	10,5	9,9
440	12,8	13,1	12,8	10,4	9,9
450	12,1	12,5	12,2	10,6	10,0
460	12,5	12,4	12,3	10,4	10,2
470	13,4	13,8	13,4	10,5	10,2
480	13,4	13,8	13,4	10,8	10,5
490	11,5	12,0	11,8	10,9	10,9
500	12,7	12,8	12,5	11,3	11,5
510	15,4	15,3	15,5	14,1	13,8
520	18,1	17,3	17,4	18,8	19,8
530	22,2	20,1	20,4	26,0	26,8
540	27,9	24,1	24,4	33,5	34,4
550	33,3	28,2	28,5	39,6	39,4
560	37,8	32,0	33,2	46,9	45,7
570	44,3	37,4	39,7	54,5	52,7
580	50,1	43,1	46,4	59,9	57,7
590	55,4	48,2	51,6	64,1	61,4
600	58,6	51,7	55,3	67,1	64,0
610	61,0	54,6	58,7	70,2	65,9
620	62,9	56,9	60,8	72,4	67,1
630	65,0	59,2	62,9	74,6	68,5
640	67,0	61,4	64,7	76,1	69,5
650	68,2	62,7	65,9	77,9	70,3
660	69,5	64,2	67,5	79,1	70,0
670	70,1	65,2	68,6	80,0	70,1
680	71,0	66,1	69,5	80,7	71,1
690	72,6	67,5	70,7	81,2	73,5
700	72,3	67,5	71,4	81,3	74,5
710	73,0	68,5	71,9	81,3	74,9
720	73,2	68,9	72,2	81,0	75,0
730	73,2	69,0	72,3	80,9	74,8
740	73,3	69,0	72,1	80,7	74,7
750	73,4	69,2	72,1	81,3	74,9
760	73,7	69,6	72,5	81,8	75,1
770	73,9	70,0	72,9	82,0	75,2

TABLAS DEL CAPÍTULO 5

Tabla D2 : Figura 5.3 . Naranjas Amarillentas.

Frec.	C u r v a s					
380	12,6	9,9	9,5	11,1	12,2	9,7
390	12,6	10,0	9,7	11,0	12,3	9,8
400	12,7	10,0	9,8	11,1	12,4	9,8
410	12,7	9,9	9,9	11,2	12,7	9,7
420	12,7	10,0	10,2	11,1	13,0	9,8
430	12,8	9,9	10,4	11,3	13,2	9,8
440	12,8	9,9	10,4	11,5	13,4	9,8
450	12,2	10,0	10,6	11,7	13,2	10,1
460	12,3	10,2	11,0	12,1	13,9	10,0
470	13,4	10,2	10,9	12,2	14,9	9,9
480	13,4	10,5	11,2	12,5	14,6	10,1
490	11,8	10,9	12,1	13,8	13,9	10,6
500	12,5	11,5	13,8	16,6	16,8	11,0
510	15,5	13,8	19,5	22,1	22,4	12,6
520	17,4	19,8	27,5	28,6	28,1	17,7
530	20,4	26,8	34,1	36,3	33,3	23,2
540	24,4	34,4	40,1	41,6	37,3	29,5
550	28,5	39,4	44,2	45,5	39,4	34,4
560	33,2	45,7	49,4	49,0	40,1	40,6
570	39,7	52,7	54,5	53,0	41,2	48,2
580	46,4	57,7	57,6	54,7	40,3	54,0
590	51,6	61,4	59,6	55,5	39,6	58,6
600	55,3	64,0	61,4	56,2	39,4	62,3
610	58,7	65,9	62,0	54,9	37,9	64,7
620	60,8	67,1	62,5	54,5	35,6	66,9
630	62,9	68,5	63,4	54,6	35,1	69,2
640	64,7	69,5	64,1	53,8	34,6	70,6
650	65,9	70,3	63,7	50,8	31,6	72,2
660	67,5	70,0	60,3	44,1	26,8	73,1
670	68,6	70,1	58,9	37,5	20,4	74,0
680	69,5	71,1	61,9	38,9	19,4	75,7
690	70,7	73,5	67,9	58,1	29,8	76,9
700	71,4	74,5	70,4	66,5	48,4	77,4
710	71,9	74,9	71,1	69,4	59,4	78,2
720	72,2	75,0	71,1	70,4	65,1	78,6
730	72,3	74,8	70,9	70,3	68,0	78,5
740	72,1	74,7	71,0	70,6	69,3	78,7
750	72,1	74,9	71,2	70,8	70,0	79,4
760	72,5	75,1	71,4	71,0	70,7	79,7
770	72,9	75,2	71,5	71,2	71,2	80,1

TABLAS DEL CAPÍTULO 5

Tabla D3 : Figura 5.4 . Hojas Derecho - Hojas Envés.

Frec.	C u r v a s					
380	10,1	10,7	11,7	11,1	10,4	11,9
390	10,6	11,0	12,8	11,6	10,8	12,6
400	10,9	11,3	13,6	12,0	11,0	13,2
410	11,3	11,6	14,3	12,6	11,4	13,6
420	11,5	11,8	14,5	13,4	11,6	13,9
430	11,6	12,0	14,7	13,9	11,8	14,2
440	11,8	12,1	14,9	14,4	11,7	14,1
450	11,5	12,0	15,5	14,8	11,7	14,4
460	11,5	11,9	16,1	15,4	11,9	15,1
470	12,8	13,0	17,0	16,6	13,0	16,1
480	12,9	13,1	17,3	17,0	13,0	16,1
490	11,3	11,6	16,5	16,1	11,5	15,2
500	12,3	12,4	19,2	17,3	12,0	17,0
510	15,6	14,6	25,3	22,4	14,7	22,5
520	19,7	17,3	31,2	27,6	17,4	27,0
530	24,1	20,7	35,6	32,3	20,2	31,0
540	25,7	22,9	37,0	34,2	21,6	32,5
550	26,4	24,3	37,4	34,9	22,1	33,1
560	25,9	24,4	36,6	35,1	21,9	32,8
570	23,2	22,4	34,2	33,1	19,7	30,9
580	20,8	20,3	31,4	31,1	17,9	28,5
590	19,2	19,3	29,6	29,4	16,8	27,3
600	18,6	18,8	28,8	28,7	16,3	26,5
610	17,8	17,7	27,9	27,7	15,7	25,7
620	16,5	16,6	26,0	26,6	14,9	24,2
630	16,1	16,2	25,4	25,8	14,7	23,7
640	15,6	15,9	24,1	25,3	14,3	22,8
650	14,4	15,3	21,3	22,1	13,6	20,3
660	13,3	13,8	19,6	20,7	12,9	18,9
670	12,7	12,9	16,7	18,1	12,8	16,5
680	12,5	12,7	16,3	17,1	12,7	16,0
690	14,7	14,9	22,4	21,4	13,8	20,6
700	25,1	24,8	36,7	34,9	20,6	31,9
710	38,3	39,4	48,1	46,3	32,1	42,2
720	52,2	53,0	59,1	55,7	45,3	51,9
730	64,7	62,7	66,6	63,3	58,8	59,8
740	72,1	68,9	71,6	68,0	67,0	64,8
750	75,9	71,8	73,6	70,1	71,0	68,0
760	77,5	73,0	74,8	71,1	72,8	68,8
770	77,8	73,5	75,0	71,7	73,4	69,4

TABLAS DEL CAPÍTULO 5

Tabla D4 : Figura 5.5 . Hojas Amarillentas.

Frec.	C u r v a s					
380	10,3	11,0	11,1	11,5	10,6	10,8
390	10,8	11,1	11,6	11,9	10,8	11,4
400	11,2	11,4	12,0	12,2	11,1	12,1
410	11,3	11,6	12,2	12,7	11,5	13,7
420	11,3	11,8	12,8	13,0	12,4	15,3
430	11,5	11,9	13,5	13,4	14,1	16,2
440	11,7	11,9	14,0	13,8	15,7	17,4
450	11,6	12,1	14,3	14,3	16,3	18,3
460	10,8	12,1	14,7	15,0	17,1	19,3
470	12,1	13,4	16,1	16,4	19,4	21,2
480	12,3	13,6	16,3	17,0	19,7	21,5
490	11,1	12,5	15,4	16,0	18,9	20,8
500	11,1	13,0	16,8	18,7	22,2	24,8
510	13,8	17,0	21,4	25,3	28,2	31,5
520	15,1	21,0	26,3	31,6	34,7	38,8
530	17,4	25,0	30,7	36,2	40,1	44,7
540	19,2	27,1	33,2	38,0	44,7	47,8
550	20,0	27,8	34,5	38,8	47,7	49,9
560	19,8	27,4	34,8	39,0	48,9	50,6
570	18,2	25,6	33,4	37,5	48,7	49,7
580	16,3	23,4	30,5	35,1	47,2	47,8
590	15,7	22,0	29,0	33,6	46,1	46,4
600	15,2	21,2	28,3	32,7	45,7	45,3
610	14,8	20,4	27,3	31,6	44,5	44,2
620	14,1	19,0	25,5	29,9	42,4	41,9
630	13,9	18,4	24,7	29,0	41,5	41,0
640	13,7	17,9	24,0	27,9	40,6	39,8
650	13,2	16,2	21,4	24,1	38,0	35,1
660	12,9	15,2	19,9	22,2	35,1	32,8
670	12,5	13,8	17,0	18,0	30,0	26,9
680	12,3	13,1	16,5	17,3	28,1	25,3
690	12,9	14,9	20,4	24,4	35,8	35,8
700	17,7	25,2	34,8	41,0	52,9	55,2
710	28,3	37,1	50,0	53,6	64,6	65,3
720	41,7	48,1	59,4	61,6	69,9	69,2
730	56,0	57,7	65,7	66,9	71,8	69,8
740	66,2	65,1	69,9	69,3	73,0	71,6
750	71,4	68,8	71,6	70,8	73,5	72,5
760	74,0	70,4	72,4	71,5	73,8	72,9
770	74,6	71,0	72,6	71,9	74,1	73,1

TABLAS DEL CAPÍTULO 5

Tabla D5 : Figura 5.6 . Ramas.

Frec.	C u r v a s		
380	11,0	13,6	13,5
390	11,1	13,7	13,8
400	11,2	13,9	14,0
410	11,1	14,0	14,2
420	11,0	14,4	14,6
430	11,2	14,7	14,6
440	11,1	15,4	15,1
450	10,9	15,4	15,0
460	11,0	15,5	15,4
470	12,0	16,9	16,7
480	12,3	17,5	16,8
490	10,9	16,2	15,4
500	11,0	16,9	16,6
510	13,6	19,1	19,0
520	14,2	20,0	20,4
530	14,5	20,8	21,8
540	14,8	21,4	22,7
550	15,1	21,9	23,3
560	15,3	22,2	23,1
570	14,7	22,0	22,5
580	14,7	22,2	22,0
590	14,7	22,3	21,5
600	14,9	22,8	21,6
610	14,7	22,9	21,4
620	14,6	23,0	21,2
630	14,6	23,2	21,2
640	14,6	23,3	21,1
650	14,0	23,2	20,5
660	13,8	23,4	20,2
670	13,7	23,5	19,8
680	13,8	23,8	19,8
690	14,8	24,8	21,2
700	18,0	28,1	27,8
710	20,4	32,6	36,8
720	21,5	37,1	45,6
730	22,4	42,0	52,8
740	23,1	45,4	57,8
750	23,6	46,9	60,8
760	24,0	48,7	62,3
770	24,5	49,8	63,6

TABLAS DEL CAPÍTULO 5

Tabla D6 : Figura 5.7 . Estudio Estadístico.

Frec.	Media-Na	Des-Est-Na	Media-Hoja	Des-Est-Hoja
380	11,61111	1,799040	12,51250	0,584032
390	11,66667	1,793197	12,78125	0,666351
400	11,71111	1,782909	13,10625	0,847400
410	11,70000	1,825133	13,56250	1,271748
420	11,82222	1,834108	14,08750	1,654870
430	11,94444	1,932822	14,40000	1,780800
440	11,98889	2,020695	14,66250	1,851646
450	11,80000	1,806162	14,83125	2,228149
460	11,80000	1,792577	15,31250	2,637204
470	12,50000	2,446312	16,52500	2,627142
480	12,67778	2,414207	16,74375	2,812465
490	11,82222	1,604007	15,40625	2,920931
500	12,35556	1,631707	16,88125	3,604549
510	14,74444	1,945428	21,21250	4,551082
520	17,87778	1,684424	25,63750	5,860447
530	22,06667	2,764457	29,66250	6,514107
540	27,02222	4,373094	31,46875	6,719907
550	31,38889	5,250702	32,31875	6,778479
560	36,15556	6,693631	31,91875	6,783179
570	42,16667	8,032988	29,91875	6,508381
580	47,28889	8,726899	27,58750	6,191009
590	51,57778	9,024630	26,30000	5,909209
600	54,77778	9,063085	25,61250	5,774175
610	57,45556	9,046683	24,66250	5,614476
620	59,88889	8,562378	23,28750	5,294676
630	62,12222	8,474901	22,80625	5,225235
640	64,05556	8,257671	21,97500	4,909748
650	65,65556	8,293118	19,96250	4,239675
660	66,91111	8,238992	18,69375	3,796457
670	67,77778	8,388587	16,71250	2,803987
680	68,86667	8,616393	16,30625	2,539308
690	70,34444	8,356915	20,43125	4,629082
700	70,76667	7,859884	32,08125	6,752520
710	71,44444	7,686657	44,23125	7,291152
720	71,76667	7,446252	54,88750	6,399304
730	71,84444	7,293393	63,51875	5,299790
740	71,87778	7,264951	68,81875	4,905509
750	72,27778	7,267244	71,52500	4,897512
760	72,64444	7,260871	72,67500	4,779187
770	72,94444	7,233274	73,14375	4,738403

Apéndice E

PROGRAMAS Y RUTINAS DEL CAPÍTULO 6

En este apéndice vamos a mostrar dos listados en Turbo-C versión 2.0 que corresponden a una rutina y a un programa completo.

La rutina o función fue empleada para encontrar las formas de una imagen binaria segmentada y que nos devolviera el perímetro de cada una de ellas, así como el rectángulo en el cual están inscritas. En nuestro programa principal nosotros iremos recorriendo la imagen binaria hasta encontrar un punto distinto de 0, entonces llamaremos a esta función que llamo *surround()* con tres argumentos: un puntero a la imagen binaria, el punto distinto de 0 encontrado y un puntero a una estructura que va a contener las coordenadas espaciales de pantalla del rectángulo en el cual estará inscrita la forma encontrada.

Esta función cada vez que encuentra una forma y calcula su perímetro y su rectángulo, a continuación procede a poner a 0 todo el rectángulo para así no volver a detectar esta forma. El listado de la función es el siguiente:

PROGRAMAS Y RUTINAS DEL CAPÍTULO 6

```

/*****
/*      RUTINAS  PARA LA DETECCION DE FORMAS EN IMAGENES BINARIAS      */
/*****

#define  WHITE      0
#define  MAX        256
#define  uchar      unsigned char

int      valor();

typedef struct { unsigned short int x,y;} punto;
typedef struct { punto ul,lr; int per; } rect;

surround(imatge,in,pr)
uchar far *imatge;          /* Puntero a la imagen binaria de 256*256  */
punto in;                   /* El punto inicial, encontrado escaneando */
rect *pr;                   /* Un puntero al rectangulo, que se devolvera lleno */
{
    punto      p,ini,ul,lr,t,r;
    int        per=0,index=0,k,l,end,tind,cont,errors;
    static int incx[8]={0,1,1,0,0,-1,-1,0},incy[8]={-1,0,0,1,1,0,0,-1};
    static int nind[3][3]={{7,4,1},{6,20,2},{5,0,3}};
    char       ch;
    int        i,j;
    uchar far  *pima;
    int        xx,yy;        /**  lados del rectangulo  ****/

    pima=imatge;

    /*  La codificacion usada es :      */
    /*****
    /*          |  |          */
    /*          3 | 2 | 1          */
    /*          +-----+          */
    /*          4 | x | 0          */
    /*          +-----+          */
    /*          5 | 6 | 7          */
    /*          |  |          */
    /*****
    /*  Figura blanca sobre fondo negro      */

    ul=lr=t=in;
    r.x=t.x-1;
    r.y=t.y;

    do
    {
        end= valor(r.x,r.y,imatge);    /** lee el valor del pixel en (x,y)  **/
        cont=0;
        while ((end != WHITE) && (cont < 8))
        {
            r.x+=incx[index];

```

PROGRAMAS Y RUTINAS DEL CAPÍTULO 6

```

        r.y+=incy[index];
        index=((index+1) % 8);
        end= valor(r.x,r.y,imatge);
        cont++;
    }

    if (cont==8) t=in;
    else t=r;

    tind=(index-1) > 0 ? index-1 : 7;
    r.x=r.x-incx[tind];
    r.y=r.y-incy[tind];
    index=nind[((t.x-r.x)+1)][((t.y-r.y)+1)];
    if (t.x<ul.x) ul.x=t.x;
    if (t.y<ul.y) ul.y=t.y;
    if (t.x>lr.x) lr.x=t.x;
    if (t.y>lr.y) lr.y=t.y;
    per++;
}
while ((t.x!=in.x) || (t.y!=in.y));
per--;

/***** Pinta de negro el rectangulo de la figura *****/
xx=lr.x-ul.x;
yy=lr.y-ul.y;
pima=imatge;
pima=pima+(ul.y*MAX)+ul.x;
for(j=0;j<=yy;j++){
    for(i=0;i<=xx;i++)    (*pima=0; pima++;)
    for(i=0; i<(MAX-xx-1);i++) pima++;
}

pr->ul=ul;
pr->lr=lr;
pr->per=per;
return(per);
}

int valor(x,y,ima)    /***** devuelve el valor de un pixels ***/
int x,y;
uchar far *ima;
{
return(*(ima+(MAX*y+x)));
}

```

El listado que presentamos a continuación corresponde a un programa implementado en Turbo-C que funciona sobre un ordenador personal provisto de una tarjeta gráfica VGA o superior. No es más que la implementación del algoritmo de Ritler y Calvard utilizado en el capítulo 6 sobre una imagen de 256 niveles de gris y de tamaño 512*512.

Originalmente este algoritmo se utilizó sobre la memoria de la placa PIP para calcular cual era el valor umbral óptimo para realizar la segmentación por umbralización de intensidades. Manejaba la librería de la placa digitalizadora PIP y mostraba el resultado sobre un monitor de televisión. Pero lo que aquí presentamos es una versión didáctica sobre la memoria del PC y que maneja imágenes digitalizadas con la placa PIP y posteriormente convertidas a fichero y reducidas al tamaño de 256*256 para un mejor manejo.

Este programa además de calcular el valor umbral de la imagen para ser posteriormente binarizada, realiza una representación gráfica por pantalla de la imagen de estudio. Muestra inicialmente la imagen por pantalla con una calidad de 64 niveles de gris; luego calcula el valor umbral según el algoritmo propuesto y finalmente nos muestra la imagen binarizada.

Se presentan unas rutinas gráficas muy eficiente y rápidas que pintan puntos en pantalla con la máxima resolución. La función *cambio_modo()* pone el modo gráfico en alta resolución, la función *pon_punto()* pinta un punto en este modo gráfico en las coordenadas (x,y) y de un determinado color (según la paleta utilizada) y por último, la función *veo_ima()* pinta en pantalla una imagen en 64 niveles de gris. Esta función acepta como argumento un puntero a la zona de memoria far que contiene la imagen a representar. Se dispone también de programas de representación de imágenes en color real sobre la pantalla del ordenador con 256 colores a elegir. El lista es el siguiente:

PROGRAMAS Y RUTINAS DEL CAPÍTULO 6

```

/*****
/*          RITLER.C                               */
/*  Obtencion de umbral de corte para segmentacion  */
/*****

#include <stdio.h>
#include <graphics.h>
#include <alloc.h>
#include <conio.h>
#include <dos.h>

#define uchar    unsigned char
#define MAX      256

char far *pant;    /* puntero al comienzo de la memoria de pantalla */
void cambio_modos(),veo_ima();
int  ritler();

main(argc,argv)
int  argc;
char **argv;
{
  uchar far  *ima;
  uchar far  *pima;
  uchar far  *bin;
  uchar far  *pbin;
  uchar      linea[MAX];
  char       ch,ficha[33];
  FILE      *in;
  int       i,j,k,maxim,umbral;

  if (argc<2) {printf("\nSINTAXIS: RITLER fitxer-256-gris \n"); exit(0);}
  else      strcpy(ficha,argv[1]);

  /*****          R E S E R V O      M E M O R I A          *****/
  clrscr();
  ima   = (uchar far *)farcalloc(MAX,MAX);
  bin   = (uchar far *)farcalloc(MAX,MAX);

  if ((ima==NULL) || (bin==NULL) )
    {puts("\nMemoria no reservada.\n "); exit(1); }

  while ( (in=fopen(ficha,"rb"))==NULL)
    { printf("\n Dame bien el Fichero. (%s?) : ",ficha);  gets(ficha);};

  pima  = ima;  maxim=0;
  for (i=0;i<MAX;i++) {
    fread(linea,MAX,1,in);
    for (j=0;j<MAX;j++){
      *pima=linea[j];
      if (linea[j]>maxim)  maxim=linea[j];
    }
  }
}

```

PROGRAMAS Y RUTINAS DEL CAPÍTULO 6

```

        pima++;
    }
};
fclose(in);
pima=ima;

umbral=ritler(pima,maxim);
printf("\n Umbral = %4d \n", umbral);
getchar();
veo_ima(ima);          /*****  visualizo  imagen  *****/

pima=ima; pbin=bin;
for (i=0;i<MAX;i++) {
    for (j=0;j<MAX;j++){
        if (*pima>umbral)  *pbin=255;
        else                *pbin=0 ;
        pima++; pbin++;
    }
}

veo_ima(bin);
closegraph(); textmode(C80);

printf("\n Fitxer Resultar = RES  ");
pbin=bin;
in=fopen("RES","wb");
    for (i=0;i<MAX;i++) {
        for (j=0;j<MAX;j++){
            linea[j]=*pbin;
            pbin++;
        }
        fwrite(linea,MAX,1,in);
    }
return;
}

/*****          R I T L E R      I      C A L V A R D      *****/
int ritler(uchar far *pima,int max)
{
    int      U, T, i, j;
    double   ms,mr,cont1,cont2;
    uchar far *pinicial;

    printf("\n ALGORISME DE RITKER I CALVARD \n");
    printf("\n Maxim = %d ",max);

    pinicial=pima;
    U= 4*max/5;

    do {
        T=U;
        pima=pinicial;

```

PROGRAMAS Y RUTINAS DEL CAPÍTULO 6

```

cont1=0.0; cont2=0.0; ms=0.0; mr=0.0;
for (i=0;i<MAX;i++) {
    for (j=0;j<MAX;j++){
        if (*pima>U)    { ms=(double) *pima+ms; cont1++;}
        else            { mr=(double) *pima+mr; cont2++;}
        pima++;
    }
}
ms = ms / cont1;
mr = mr / cont2;
U = (int) (4.0*ms-mr)/5;
printf("\n ms=%8.3g  mr=%8.3g  U=%3d  T=%3d ",ms,mr,U,T);
}
while (T!=U);

return(U);
}

/*****
/*          R U T I N A S          G R A F I C A S          */
*****/

void veo_ima(uchar far *imatge)
{
    int      i,j,gdriv,gmod,val;
    uchar far *pimatge;

    pant = (char far*) 0xA0000000;
    gdriv=DETECT;  initgraph(&gdriv,&gmod,"");
    cambio_mod0();

    for(i=0;i<64;i++)      setrgbpalette(i,i,i,i);

    pimatge=imatge;
    for (i=0;i<MAX;i++) {
        for (j=0;j<MAX;j++)
            { val=*pimatge;
              pimatge++;
              val=val/4; pon_pto(j,i,val);
            }
    };

    getch();
    return;
}

void cambio_mod0()  /*****          pongo modo grafico          *****/
{
    int n;
    unsigned int dato[] = { 0x6b00, 0x5901, 0x5a02, 0x8e03, 0x5e04,

```

PROGRAMAS Y RUTINAS DEL CAPÍTULO 6

```
0x8a05, 0x0d06, 0x3e07, 0x4009, 0xea10,  
0xac11, 0xdf12, 0x2d13, 0x0014, 0xe715,  
0x0616, 0xe317 );  
  
_AX = 0x13; geninterrupt(0x10);  
outport(0x3C4,0x604);  
outport(0x3C4,0x100);  
outportb(0x3C2,0xE7);  
outport(0x3C4,0x300);  
outportb(0x3D4,0x11);  
outportb(0x3D5,inportb(0x3D5) & 0x7F);  
for (n=0; n<17; n++) outport(0x3D4,dato[n]);  
}  
  
pon_pto(int xx, int yy, char color) /***** pinto un punto *****/  
{  
outport(0x3C4,(1<<(xx & 3)+8)+2);  
*(pant+90*yy+(xx/4)) = color;  
}
```

UNIVERSITAT DE VALÈNCIA

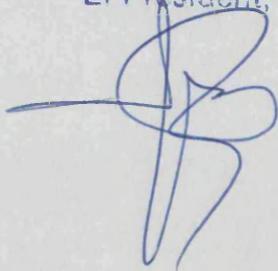
FACULTAD DE CIENCIAS FÍSICAS

Reunint el Tribunal que subscriu, en el dia de la data,
acordà d'atorgar, per unanimitat, a aquesta Tesi Doctoral
d'En/ Na/ N' VICENTE ARNABU LOMBART
la qualificació d' APTE CUM LAUDE

València a 7 de Juliol de 1993

El Secretari,

El President,



manigleria



