IV SIMPOSIUM NACIONAL DE RECONOCIMIENTO DE FORMAS Y ANALISIS DE IMAGENES

Granada
24-28 de septiembre 1990

COMUNICACIONES

Sociedad Española de Reconocimiento de Formas y Analisis de Imagenes (SERFA

- *Reconocimiento Automático Celular.* O. Ferrer, R.M Fragoso..... 91

- *Estudio Textural de la Mesoaorta Mediante una Función Morfológica de Apertura Lineal.* A. Moragas, M. Sans..... 93

- *Reconocimiento de los Números Catalanes Mediante Semisílabas y con Ayuda de una Gramática.* M. Flaquer, C. Nadeu, J.B. Mariño..... 95

- *Discontinuidades en la "Intact Rock". Su Cuantificación por Proceso Digital de Imagen.* A. Martínez, M. Montoto, B. Menéndez..... 97

- *Análisis de Texturas Basado en Células de Gabor.* A. Tabernero, R. Navarro..... 99

SEÑALES UNIDIMENSIONALES

- *Algoritmo para la Estimación del Pitch de Señales de Voz por Semejanza de Pulsos.* J.A. Galvez, M.C. Benitez, P. García, J. Díaz, A.J. Rubio..... 101

- *Técnicas de Suavizado para la Mejora del Reconocimiento con Modelos Ocultos de Markov.* A. Nevot, E. Lleida, A. Bonafonte..... 103

- *Incorporación de Características Dinámicas de la Señal de Voz a un Sistema de Reconocimiento del Habla Mediante Modelos Ocultos de Markov.* A. Bonafonte, A. Moreno, J.B. Mariño..... 105

- *Estimación de los Modelos Ocultos de Markov Mediante la Técnica de Entrenamiento Correctivo.* M. Vall, E. Monto, J.B. Mariño..... 107

- *Reconocimiento de Voz Mediante Modelos Discretos de Markov para Control de Robot Mediante Voz.* A. Peinado, J.M. López, J.C. Segura, Sánchez, V..... 109

- *Compactación de Espectros de Radiación por Predicción Lineal para su Reconocimiento Automático por Red Neuronal.* J.M. Pérez, P. Gómez, V. Rodella J.C. Díaz, P. Olmos..... 111

- *Selección de Características en el Reconocimiento Automático del Habla.* E. Lleida, C. Nadeu, J.B. Mariño..... 119

- *Reconocimiento de Palabras Aisladas Mediante Redes Neuronales.* C. Puchol,F. Casacuberta..... 127

- *Estudio de Técnicas de Proyección no Lineal en Reconocimiento de Formas y Aplicación al Reconocimiento Automático del Habla.* D. Gil, E. Vidal..... 135

- *Optimización del Coste del Algoritmo de Reconocimiento Basado en el Método ECGI.* F. Torró Enguix, E. Vidal..... 144

-*Reconocimiento Robusto del Habla con Parametrización LPC.* C. Nadeu,J. Rascado, J. Pascual..... 152

HARDWARE Y SOFTWARE

- *Segmentación de Escenas en Color en Biología Celular.* R. Medina, A. Calvo,M. Gallego..... 160

- *Control de un Citofotómetro con Dos Grados de Libertad.* R. Medina. A. Calvo..... 162

- *Construcción de un Codificador de Videoconferencia para Red Local Ethernet.* A. Barba, S. Sallent..... 164

- *ABACO : Una Arquitectura Paralela para Sistemas Industriales de Vision Artificial.* F.A. Beltrán Blazquez, J. Navarro Artigas..... 170

- *Televisión de Alta Definición: Una Introducción al Sistema HD_MAC.* J.R. Casas, L. Torres..... 178

- *Sistema Híbrido de Telefonía Visual para Redes de Baja Velocidad.* P. Muñoz,J. Zamora, S. Sallent, L. Torres..... 186

VISION ARTIFICIAL

- *Estudio Colorimétrico de Frutos y Hojas para Visión Artificial.* V. Arnau,M. Vicens, J. Pelechano..... 194

- *Visión Artificial Aplicada al Guiado de un Robot Movil.* M. Mazo, D. Maravall..... 202

- *Seguimiento Estereoscópico de Objetivos desde un Robot Movil con Predicción de Movimiento.* J. Frau, V. Llario..... 210

- *Algoritmo de Aprendizaje para Clasificación y Agarre en Tiempo Real de Objetos.* J. González Jimenez, A. Ollero..... 218

- *Elementos de Visión Industrial.* M. Vilela..... 226

- *Invariantes proyectivos en la identificación de objetos Poliédricos 3-D.* A. Sanfeliú..... 228

ANALISIS DE IMAGENES

- *Segmentación de Imágenes Texturas Usando Campos de Markov.* A. Mosquera, D. Cabello..... 239

- *Algoritmo de Etiquetado Relajado Basado en Autómatas de Aprendizaje.* E. Fernández Lopez..... 247

- *Matching Elástico Mediante Splines de Interpolación.* J. Serrat, E. Martí, J.J. Villanueva..... 255

- *Clasificación Cromática de Escenas Naturales. Una Aproximación Fuzzy.* J. Albert, F. Ferri, J. Domingo, M. Vicens..... 260

ESTUDIO COLORIMETRICO DE FRUTOS Y HOJAS PARA VISION ARTIFICIAL

V. Arnau, M. Vicens, J. Pelechano
Dpto. de Informática y Electrónica. Universidad de Valencia

ABSTRACT

The research included in this paper are related whit the CITRUS Robot vision system. Using the images obtained by a CCD monochrome camera. The system will be able to localize the fruits, in order to provide the coordinates of each one to de robot.

The main problem is the low contrast between the ligh reflected by oranges and leaves. Energetic curves of diffuse reflectance of fruits and leaves have been measured as a funtion of the wavelength. The colorimetric study has allowed the selection of certain interferometric filters that improve the recognition process.

1. INTRODUCCION

El proceso de la vision permite obtener información del entorno a partir de las imagenes.Pero la visión no es un proceso exclusivo de los seres vivos animados; en las últimas décadas el avance de la informática ha hecho posible la incorporación de la visión a las máquinas, convirtiéndolas en unas herramientas más potentes y versátiles, capaces de extraer de las imágenes información del mundo que las rodea. Este avance tecnológico ha permitido la aplicación de la visión artificial a sectores tan tradicionales como la agricultura, posibilitando la creación de robots autonomos capaces de inspeccionar su entorno y realizar tareas que hasta ahora eran propias de los seres humanos.

Los métodos del procesamiento de imágenes poseen principalmente dos areas de aplicación: mejora de la calidad de la imagen para posterior interpretación humana [GON-87] [NIB-86] y procesado de los datos de la imagen para la extracción de caracteristicas útiles para la percepción autonomas de una maquina [HOR-86].

Este artículo podria englobarse dentro de estas dos areas de aplicación, pues versa sobre como mejorar la calidad de una imagen, pero no para una posterior interpretación humana sino para una

visión de un robot agricola autonomo capaz de recolectar naranjas en un ambiente natural. El estudio se engloba dentro del proyecto europeo EUREKA CITRUS ROBOT (EU-178).

2. ESTUDIO DE LA VISION EN AMBIENTES NATURALES.

La principal dificultad del proceso de visión en ambientes naturales estriba en la constante variación de las condiciones de trabajo. Sobre todo, la iluminación de la escena a estudiar será uno de los principales problemas, pues la única fuente luminosa es la luz solar que varia considerablemente con la hora del dia y con las condiciones metereológicas.

El presente trabajo es un estudio de la reflexion de la luz solar sobre los elementos de la escena y de como percibe la cámara la información luminosa proviniente de ellos, con el fin de mejorar la calidad de la imagen digitalizada para un proceso posterior de clasificación. Es importante resaltar que la mejora de la imagen no se realiza con fines a visión humana, sino que se intenta adaptar la imagen para que el robot la visualice en unas condiciones adecuadas para la posterior aplicación de los algoritmos .

Es imprescindible conocer la tecnica a utilizar para reconocer las naranjas pues ello determinará el tipo de mejora que se debe aplicar a la imagen. Teniendo en cuenta que la rapidez es una cuestión fundamental a la hora de realizar los cálculos, el posterior reconocimiento de los frutos se realizó mediante una umbralización global por intensidad [DUD-73][PRA-79]. Asi pues, lo que se pretende es mejorar el contraste entre las naranjas y el resto de los objetos integrantes de la escena.

Centrándonos en el fenomeno de la percepción de la imagen por una cámara, como bien se cita en la bibliografia existente sobre el color de los objetos [LOZ-79] [WYS-82], si tenemos un rayo de luz que incide sobre un cuerpo opaco, como por ejemplo naranjas, ramas u hojas, parte de esta luz es reflejada directamente por la superficie atendiendo al ángulo que forma el haz incidente con la normal de la superficie en el punto de incidencia, y parte tras ser absorbida por el cuerpo del objeto es reflejada de nuevo; es lo que se conoce como reflectancia difusa. Ver figura 1 donde se muestra el proceso de reflexion sobre un objeto opaco.

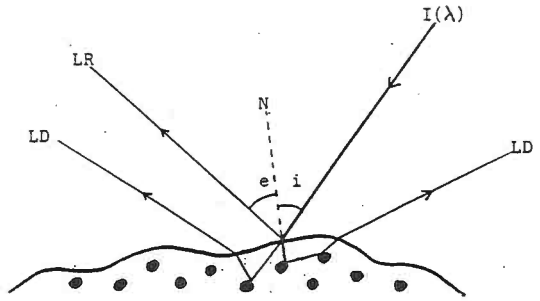

Figura 1 . Refrexion en un objeto opaco.

Siguiendo el modelo de reflexión dicromático [KLI-88], si un rayo de luz $I(\lambda)$ incide sobre un objeto en un punto con superficie normal N, la luz reflejada por este punto se puede descomponer en las magnitudes LR y LD:

LR: Luz Reflejada por la Superficie del material.
LD: Luz Reflejada por el Cuerpo del material.

Sea $L(\lambda,e,i,g)$ la luz reflejada total, entonces

$$L(\lambda,e,i,g) = LR(\lambda,e,i,g) + LD(\lambda,e,i,g)$$

donde λ es la longitud de onda, e es el ángulo de incidencia, i es el ángulo de reflexión y g es el angulo de fase. Cada una de estas dos componentes LR y LD dependerán de la composición espectral de la luz incidente $c(\lambda)$ y de un factor geométrico de escala $m(i,e,g)$ que variará en el intérvalo [0,1], por lo tanto tendremos

$$L(\lambda,e,i,g) = cR(\lambda)\ mR(e,i,g) + cD(\lambda)\ mD(e,i,g)$$

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

La luz reflejada por la superficie (LR) es las que determina los brillos y la luz difundida por el cuerpo del objeto (LD) es la que da las caracteristicas de color a la superficie.

Por ello cuando digitalizamos una escena a traves de una cámara, para cada punto de la imagen obtenemos una información luminosa dependiendo de la luz proveniente de este punto.Segun el valor de la normal de la superficie del objeto en ese punto, la cámara recibirá o bien solo el color de la superficie por medio de la luz reflejada difusa o bien percibirá un brillo si el haz de luz proviniente del Sol tras ser reflejado entra en el sensor, lo cual produce normalmente una saturación y da a este punto un tono blanco.

Analizando una serie de imagenes tomadas en el campo en dias soleados, se observó que la principal dificultad para la aplicación de posteriores algoritmos de clasificación es el poco contraste de los frutos frente a las hojas. La existencia de brillos tanto en las hojas como en las naranjas, representaba en principio una dificultad adicional, pero se ha comprobado que un brillo tras la binarizacion de la imagen tiene un tamaño inferior en pixels al tamaño de una naranja y puede ser eliminado con relativa facilidad. Por ello decidimos basarnos solamente en la reflectancia difusa y realizar el siguiente estudio colorimétrico.

3. ESTUDIO COLORIMETRICO.

Utilizando un espectrofotómetro se realizó una serie de medidas de curvas de distribución espectral de energia reflejada difusa a fin de realizar un estudio estadistico que permitiera caracterizar en un principio y posteriormente discriminar las curvas de frutos respecto a las de hojas, es decir, realizar una discriminación por color [VIC- 88].

En el caso de los frutos, cada curva corresponde a medidas realizadas sobre una naranja diferente. Las naranjas elegidas para el estudio fueron de la variedad "valencia". Tambien se realizaron medidas con oras variedades como "Navel" y "Sanguinelli", observandose una gran similitud en su respuesta espectral.

Se realizaron un conjunto de medidas con hojas, tanto por el derecho como por el enves de las mismas, pues ofrecian un tono diferente. La variedad elegida fue evidentemente la misma que para las naranjas, aunque para las hojas realizamos estudios con siete variedades más y no se obsevó ninguna diferencia sustancial entre sus respectivas respuestas espectrales.

Aunque tambien se realizaron medidas con las ramas, se descartó su estudio estadistico pues no solian plantear problemas en la clasificación debido a que son bastante más oscuras que las naranjas y se encuentran generalmente en el interior del arbol y tapadas por los hojas. Además su superficie es bastante mate y no produce brillos.

En la realización de estas curvas se eligieron hojas de distinta edad, ya que las hojas jóvenes aunque son del mismo color que las viejas, suelen presentar un tono más claro. Lo que se observaba era que sus curvas eran similares en la forma pero las hojas jovenes presentaban un desplazamiento hacia arriba de los valores de energia reflejada difusa. Como las imagenes digitalizas son en niveles de gris, esta diferencia se traducia en que con la misma iluminación una hoja joven era un poco más clara que una vieja.

El siguiente paso a realizar fue la obtención de las correspondientes curvas patrón. Para ello se calcula para cada una de las frecuencias, tomandolas de 10 en 10, el promedio de valores de cada curva a esa frecuencia, ello dará como resultado la obtención de una curva de distribución espectral promedio tanto de los frutos, como de las hojas

E D naranja(λ) E D hoja(λ)

Si para cada una de estas frecuencias se calcula tambien la desviación estandar, lo que obtenemos es una banda de distribución espectral difusa caractersítica de frutos y hojas.

Representando en una misma gráfica ambas curvas promedio junto con sus correspondientes bandas, se observa que a ciertas frecuencias estas bandas se solapan y a otras frecuencias no. Ello implica que existen unas frecuencias para las cuales la distribución energetica espectral difusa de los frutos y de las hojas poseen unos valores claramente diferenciados. Observese los resultados en la figura 2.

A partir de las curvas patron de las naranjas y de las hojas con sus respectivas bandas, se obtuvo una curva diferencia DIF(λ) entre las dos bandas, para asi poder resolver las situaciones más desfavorables. El módulo de esta función diferencia presenta unos máximos para las frecuencias

680nm.(47.0%) 980nm.(8.1%)

Se observaron otros máximos en el infrarojo pero las limitaciones de la cámara impidieron considerarlos

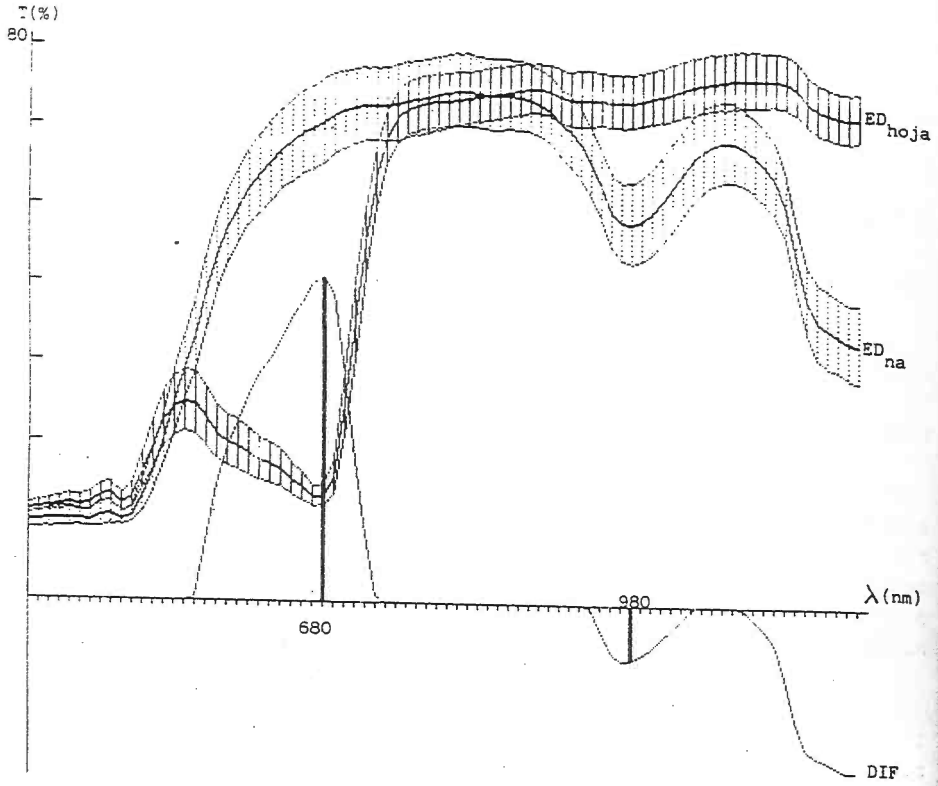

Figura 2 . Estudio estadistico.

A la hora de decidirnos por una de las dos frecuencias, teniendo en cuenta la respuesta espectral o sensibilidad de la cámara, la respuesta espectral del Sol y que la diferencia entre las dos bandas patrón es muy superior en uno de los maximos que en el otro, los cálculos realizados [BIL-66] nos indicaron que la utilización de un filtro interferencial a la frecuencia 680nm., situado delante sel sensor, producirá una imagen con un mayor contraste entre las naranjas y las hojas, permitiendo una mejor clasificación de los frutos.

Estos estudios resultan ser muy utiles en la visión en niveles de gris como se muestra en este artículo, pero además poseen un enorme interes por el gran abanico de posibilidades que ofrecen para la visión en color.

4. REALIZACION Y RESULTADOS

Tras la colocación de un filtro interferencial de 680nm. delante de la cámara, se tuvo que modificar el diafragma a fin de obtener una escena con unos niveles de gris aceptables (el filtro oscurece la imagen).

Este filtro utilizado solo permite pasar una banda de frecuencias muy estrecha, aproximadamente 10 nm., ver figura 3. Ello determina que el nivel de gris en un punto de la imagen dependa casi exclusivamente del valor de la energia espectral reflejada a la frecuencia del filtro.

Por lo cual, los niveles de gris de frutos y hojas dependen, en una primera aproximación, de los valores de su distribucion espectral de energia difusa a la frecuencia del filtro, siendo además a dicha frecuencia cuando mayor diferencia se obtiene entre estos valores.

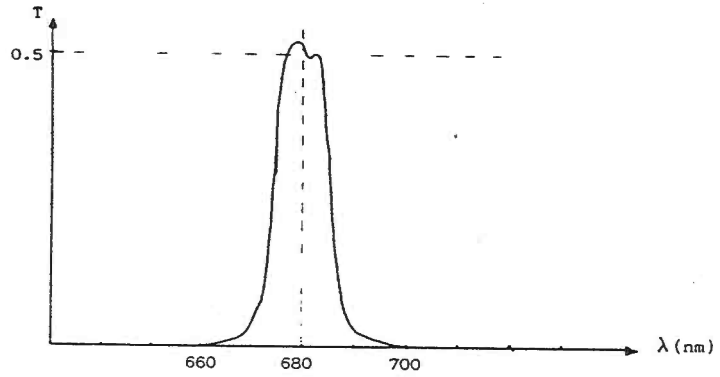

Figura 3 . Respuesta espectral del filtro.

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

La única dificultad que se presenta al realizar la segmentacion es la existencia de brillos en las hojas, pues los brillos en las naranjas no representan el menor problema si la clasificación se realiza por el método de la umbralización por intensidad. Es de resaltar que los brillos solo se producen en dias soleados y que el proceso de clasificación se realiza con mas falilidad si el dia esta nublado, pues entonces las condiciones de iluminación son más uniformes y no solo no se producen brillos, sino que además no existen zonas con fuertes contrastes de iluminación al desaparecer practicamente las sombras. Los brillos en las hojas tras la segmentacion se covierten en pequeñas zonas blancas de tamaño inferior al de una naranja.

Este problema ha sido resuelto utilizando filtros morfológicos [SER- 82] [SER-87] y expuesto en otro articulo realizado por este departamento.

En la figura 4 se pueden observar los resultados obtenidos. En la fotografia de la izquierda observamos una imagen tomada sin filtro y en la de la derecha la misma imagen pero colocando delante del objetivo de la cámara el filtro interferométrico.

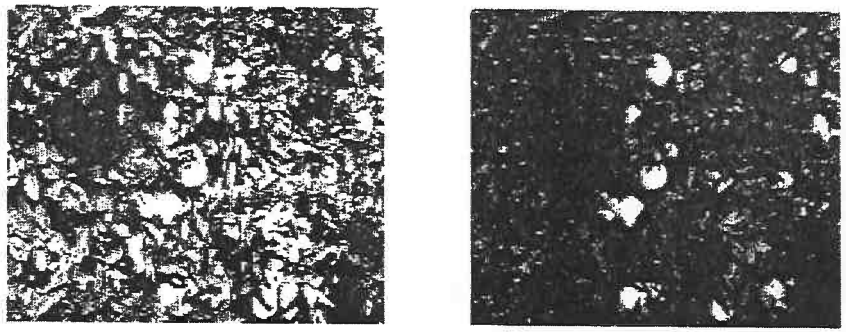

Figura 4 . Imagen con y sin filtro.

5.CONCLUSIONES.

La conclusión general que se extrae en la realización de este trabajo es que resulta fundamental en el procesamiento de imagenes y más concretamente en el reconocimiento de patrones, el conocimiento exaustivo y riguroso de los objetos que van a ser reconocidos. No solo conocer su respuesta espectral, sino también otras cualidades como su forma, textura, etc.

La conclusión particular que se extrae de este trabajo el que el conocimiento de la respuesta espectral difusa que define el color de un objeto, aporta una información valiosisima a cerca del objeto, y permite en este caso la elección de un filtro interferométrico optimo para la obtención de una imagen de mayor calidad con fines a la aplicación de unos algoritmos con mayor fiabilidad.

Este trabajo fue parcialmente subvencionado por la CICYT CE87-0016-C04-04

6.REFERENCIAS

-**[BIL-66]** : F.W. Billmejer Jr. & Max Saltzman
"Principes of color technology". John Wiley & Son, Inc.

-**[DUD-73]** : R. O. Duda and P.R. Hart
"Pattern classification and scene analisys".John Wiley & Son, Inc.(1973)

-**[GON-87]** : Gonzalez & Wintz
"Digital Image Processing". Addison-Wesley,(1977).

-**[HOR-86]** : B. P. Horn
"Robot Vision". McGraw Hill,(1986).

-**[KLI-88]** : G. J. kliner, S. A. Shafer, T. Kanade
"Using a color reflection model to separate highlights from object color"
First International Conference in Computer Vision, Junio 1988.

-**[LOZ-78]** : Roberto Daniel Lozano
"El color y su medición".Editorial AmericaLee,Buenos Aires(1978)

-**[NIB-86]** : Wayne Niblack
"Digital Image Processing". PreticeHall I. (1986).

-**[PRA-79]** : William K. Pratt
"Digital Image Processing". John Wiley & Son,Inc.(1979)

-**[VIC-88]** : M. Vicens,J. Pelechano.
"Propiedades ópticas de frutos y hojas"
Documento interno proyecto CITRUS-Robot, EU-176,Feb.1988.

-**[WYS-82]** : G. Wyszecki & W. S. Stiles
"Color Science". John Wiley & Son,Inc.(1982).

INDICE DE AUTORES

Abella, G. : 59
Albert, J. : 260, 66
Amigo, V. : 82
Arnau, V. : 194, 66
Arregui, Miguel A. : 74
Barba, A. : 164
Beltrán Blázquez, Fernando A. : 170
Benavides, J. I. : 268, 59
Benítez, M. Carmen : 101
Bescós, Julián : 51
Bonafonte, Antonio : 105, 103
Bosch, S. : 284
Cabello, D. : 239
Calvo Cuenca, A. : 160, 162
Campos, J. : 284
Carazo, J. M. : 268, 59
Carranza, J. M. : 36, 34, 32
Carrascosa, J. L. : 59
Casacuberta, Francisco : 127
Casas, J. R. : 178
Cerverón, V. : 66
De F. Moneo, J. R. : 284
Díaz, F. : 24
Díaz, J. C. : 111
Díaz, Jesús : 101
Domingo, J. : 260, 66
Dupuy, A. : 44
Fernández López, Eusebio : 247
Fernández Valdivia, Joaquín : 276
Ferrer C. : 82
Ferrer Roca, O. : 91
Ferri, F. : 260, 66
Ferri Rabasa, F. : 292
Flaquer, Marius : 95
Fragoso, R. M. : 91
Frau, J. : 210
Gálvez, Juan A. : 101
Gallego Huertas, M. : 160
García, P. : 300
García, Pedro : 101
García, J. A. : 327
Gasull, A. : 17
Gil, Daniel : 135
Gómez, F. : 36, 34, 32
Gómez, P. : 111
González Jiménez, J. : 218
Gonzalo, Consuelo : 308
Gonzalvo, P. : 89
Gutiérrez Jaimez, Ramón : 335
Herranz Araujo, P. : 1
Huguet, J. : 316
Juvells, I. : 284
Lizarraga, J. : 59
López, Juan M. : 109
Llario, V. : 210
Lleida, Eduardo : 119, 103
Llorens, A. : 228
Maravall Gómez, Darío : 202