

**RECONSTRUCCIÓN NUMÉRICA DE CURVAS DE REFLECTANCIA
ESPECTRAL USANDO TÉCNICAS LINEALES Y UNA RED
NEURONAL**

CARLOS ANDRÉS OSORIO GÓMEZ



**UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER
FACULTAD DE CIENCIAS
ESCUELA DE FÍSICA
BUCARAMANGA
2010**

**RECONSTRUCCIÓN NUMÉRICA DE CURVAS DE REFLECTANCIA
ESPECTRAL USANDO TÉCNICAS LINEALES Y UNA RED
NEURONAL**

CARLOS ANDRÉS OSORIO GÓMEZ

**Trabajo de investigación presentado como requisito
para optar al título de MAGISTER EN FÍSICA**

Director

Dr. JADER ENRIQUE GUERRERO BERMÚDEZ

**UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER
FACULTAD DE CIENCIAS
ESCUELA DE FÍSICA
BUCARAMANGA**

2010

“laetare et bene facere (...)”

D. B.

¡ Es un Canto a la Naturaleza !

Agradecimientos

Al Dr. **Jáder Enrique Guerrero Bermúdez**

Al Dr. **Arturo Plata Gómez**

Al Dr. **Enrique Mejía Ospino**

Al Dr. **Rafael Cabanzo Hernández**

A **Compañeros y Profesores del GOTS (Grupo de Optica y Tratamiento de Señales)**

A **Néstor Arias**

A **Vladimir Jerez**

A **Luis G. Valdivieso**

A la Sra. **Itsmenia Rojas**

A Don **Orlando Rincón**

A **mis Padres**

Al profesor **Juan de Dios Urbina**

A **todas las personas** que contribuyeron en la puesta en marcha, desarrollo y culminación de este trabajo de investigación. De mis estudios.

A la **Escuela de Física**

A la **Universidad Industrial de Santander.**

Tabla de contenido

Introducción	24
1. Reflectancia espectral	27
1.1. Reflexión luminosa de una superficie	27
1.2. Espectro de reflectancia	28
1.3. Espectro de reflectancia y el color de los objetos	31
1.4. Definición de reflectancia	34
2. Imágenes multiespectrales	36
2.1. Definición	36
2.2. Modelo de un sistema de adquisición de imágenes multiespectrales	38
2.3. La fuente de luz	41
2.3.1. Distribución espectral de potencia de la fuente de luz	41
2.3. El filtro óptico interferencial	43
3. Algunas técnicas matemáticas empleadas en la reconstrucción de espectros de reflectancia	45
3.1. La técnica de cercha cúbica (sujeta) interpoladora	46
3.2. La técnica de la pseudo-inversa	47
3.3. Análisis en componentes principales	47
4. Red neuronal artificial <i>feed-forward backpropagation</i>	49
4.1. Modelo de red neuronal y funciones de transferencia	49
4.2. Arquitectura de una RNA <i>feed-forward backpropagation</i>	51
4.3. Aprendizaje de una RNA <i>feed-forward backpropagation</i>	54
4.4. A cerca del sobreajuste de una RNA <i>feed-forward backpropagation</i>	55

5. La técnica propuesta	56
5.1. El modelo de adquisición de imágenes multiespectrales y la técnica propuesta	58
6. Montaje experimental y adquisición multiespectral	61
6.1. Muestras al óleo sobre lienzo	61
6.2. La fuente espectral	62
6.3. El filtro interferencial	67
6.4. La cámara <i>CCD</i>	72
6.4.1. Linealidad del sensor <i>CCD</i>	73
6.5. Sistema de adquisición multiespectral implementado	76
6.6. Adquisición de las imágenes multiespectrales de muestras al óleo sobre lienzo	79
6.7. Adquisición de los espectros de reflectancia de referencia	80
6.8. Adquisición de las imágenes multiespectrales de una obra del maestro Victor Valencia	80
7. Reconstrucción de espectros de reflectancia mediante la técnica propuesta	82
7.1. Muestras al óleo sobre lienzo	82
7.1.1. Técnicas de procesamiento lineal	83
7.1.2. Implementación de la técnica propuesta	89
7.2. Validación de la técnicas propuesta	97
7.3. Optimización de la técnicas propuesta	107
7.4. Alcance de la técnica propuesta	109
8. Conclusiones	116
Bibliografía	118

Lista de figuras

1. a) Reflexión especular: θ_i medida del ángulo de incidencia y θ_r medida del ángulo de reflexión, b) reflexión difusa, c) retroreflexión, d) reflexión “ real ”	28
2. Reflexión de un haz de luz incidente	29
3. Espectro de reflectancia. La línea en color azul indica una reflectancia del 60 % para luz azul a una longitud de onda de 470 nm	30
4. Espectro de reflectancia de la muestra 1070 – B, de la colección NCS (véase el anexo 1). El espectrómetro empleado para la obtención del espectro es el HR4000 de <i>Ocean Optics</i>	30
5. Espectro de reflectancia de la muestra –R, de la colección NCS. El espectrómetro empleado para la obtención del espectro es el HR4000 de <i>Ocean Optics</i>	32
6. Espectro de reflectancia de la muestra –G, de la colección NCS. El espectrómetro empleado para la obtención del espectro es el HR4000 de <i>Ocean Optics</i>	32
7. Espectro de reflectancia de la muestra –B, de la colección NCS. El espectrómetro empleado para la obtención del espectro es el HR4000 de <i>Ocean Optics</i>	33
8. Reflexión de un “haz circular” de luz incidente	35
9. Representación gráfica de las tres componentes (azul, verde y roja) de una imagen <i>RGB</i>	37

10. Representación gráfica de los valores triestímulo del sistema visual humano (observador estándar <i>CIE</i> 1931). El valor $\bar{x}(\lambda)$ corresponde a la curva de color rojo, verde para el valor $\bar{y}(\lambda)$ y azul para $\bar{z}(\lambda)$	38
11. Modelo de un sistema de adquisición multispectral	39
12. Distribución espectral de potencia de una lámpara incandescente (trazo en color azul) junto con el espectro de emisión de una lámpara fluorescente (trazo en color rojo). El espectrómetro empleado para la obtención del espectro es el HR4000 de <i>Ocean Optics</i>	42
13. Generación de múltiples rayos en un filtro interferencial	44
14. Respuesta espectral del sensor (cruces en color rojo) e interpolación cúbica sujeta (trazo continuo en color azul)	46
15. Modelo de neurona propuesto por McCulloch y Pitt (1943)	49
16. a) función de transferencia tangente - sigmoideal, b) función de transferencia logaritmo - sigmoideal, c) función de transferencia lineal, d) función de transferencia de base radial	51
17. Modelo de neurona con un vector de entrada	52
18. Modelo de RNA con múltiples capas	53
19. Visualización de la problemática del sobreajuste o sobreentrenamiento. En color rojo una barra muestra el lugar de mínimo error alcanzado por el entrenamiento con las muestras de validación junto con el lugar que señalaría el número de iteraciones correspondiente	55

20. Representación gráfica de la respuesta del sensor de la cámara con diez (10) filtros interferenciales para una muestra A en particular	57
21. Espectro de reflectancia de la muestra A proporcionado por un espectrómetro	57
22. Modelo de adquisición de imágenes multiespectrales	59
23. Arreglo No. 3 de muestras al óleo sobre lienzo empleadas para el estudio de la técnica propuesta	62
24. Representación esquemática de la conexión de la lámpara a la fuente de voltaje	63
25. Emisión espectral de la lámpara a los 10 minutos de funcionamiento de la fuente de luz. La diferencia de potencial de la fase es 109.4 ± 0.1 voltios	64
26. Emisión espectral de la lámpara a los 35 minutos de funcionamiento de la fuente de luz. La diferencia de potencial de la fase es 106.8 ± 0.1 voltios	64
27. El trazo de color azul, corresponde a la emisión espectral de la lámpara a los 280 minutos de funcionamiento de la fuente de luz. La diferencia de potencial de la fase es 106.2 ± 0.1 voltios	65
28. Intensidad en función del tiempo para la línea espectral 690 nm	66
29. Intensidad en función del tiempo para la línea espectral 550 nm	66

30. Intensidad en función del tiempo para la línea espectral 442 nm	67
31. Espectro de transmitancia no normalizado de los 10 filtros interferenciales empleados en la adquisición multiespectral	69
32. Espectro de emisión del iluminante <i>ISP-REF-B</i>	69
33. Dependencia angular de la transmitancia del filtro interferencial centrado en la longitud de onda de 650 nm	70
34. Corrimiento de la longitud de onda en función del ángulo de incidencia para el filtro interferencial centrado en la longitud de onda de 650 nm	71
35. Corrimiento del pico de transmitancia del filtro interferencial centrado en la longitud de onda de 650 nm	71
36. Sensitividad espectral del sensor de la cámara Guppy F-046C, proporcionada por la empresa <i>ALLIED Vision Technologies</i>	73
37. Respuesta del sensor <i>CCD</i> para el canal 442 nm	74
38. Respuesta del sensor <i>CCD</i> para el canal 580 nm	74
39. Respuesta del sensor <i>CCD</i> para el canal 690 nm	75
40. Montaje multiespectral implementado	77
41. Interfaz gráfica de usuario	78

42. Detalles del perfil de intensidad	79
43. Imágenes multiespectrales de la obra del maestro Victor Valencia	81
44. Respuesta del sensor de la cámara para cada canal	83
45. Comparación de dos espectros de reflectancia de una muestra B en particular	84
46. Calibración de la respuesta del sistema para el canal 550 nm	85
47. En orden alfabético las ocho primeras componentes	86
48. Para una muestra en particular comparación visual entre los espectros de reflectancia obtenidos por el espectrómetro y las tres técnicas matemáticas: <i>PCA</i> , pseudo-inversa e interpolación	87
49. Para una muestra en particular comparación visual entre los espectros de reflectancia obtenidos por el espectrómetro y las tres técnicas matemáticas: <i>PCA</i> , pseudo-inversa e interpolación	88
50. Para una muestra en particular comparación visual entre los espectros de reflectancia obtenidos por el espectrómetro y las tres técnicas matemáticas: <i>PCA</i> , pseudo-inversa e interpolación	89
51. Comparación del error cometido según la métrica <i>MSE</i> para tres valores de convergencia	94
52. Comparación del error cometido según la métrica <i>ABE</i> para tres valores de convergencia	94

53. Comparación del error cometido según la métrica <i>GFC</i> para tres valores de convergencia	95
54. Comparación del error cometido según la métrica <i>MSE</i>	98
55. Comparación del error cometido según la métrica <i>ABE</i>	99
56. Comparación del error cometido según la métrica <i>GFC</i>	100
57. Comparación del error cometido según la métrica <i>MSE</i>	102
58. Comparación del error cometido según la métrica <i>ABE</i>	103
59. Comparación del error cometido según la métrica <i>GFC</i>	104
60. Para una muestra en particular (No. 127) comparación visual entre los espectros de reflectancia obtenidos por el espectrómetro, las técnicas matemáticas <i>PCA</i> , pseudo-inversa e interpolación y el método propuesto	105
61. Comparación visual entre los espectros obtenidos por las técnicas <i>PCA</i> , pseudo-inversa, iterpolación y la técnica propuesta de la muestra No. 70	106
62. Comparación visual entre los espectros obtenidos por las técnicas <i>PCA</i> , pseudo-inversa, iterpolación y la técnica propuesta de la muestra No. 53	106

63. Para una muestra en particular (No. 127) comparación visual entre los espectros de reflectancia obtenidos por el espectrómetro, las técnicas matemáticas <i>PCA</i> , pseudo-inversa e interpolación y el método propuesto	107
64. Comparación visual entre los espectros obtenidos por las técnicas <i>PCA</i> , pseudo-inversa, interpolación y la técnica propuesta de la muestra No. 70	108
65. Comparación visual entre los espectros obtenidos por las técnicas <i>PCA</i> , pseudo-inversa, interpolación y la técnica propuesta de la muestra No. 53	108
66. Muestras de interés de una obra del maestro Victor Valencia. La longitud de onda del filtro interferencial con el cual fue observada y registrada la imagen es de 532 nm . El círculo en color rojo muestra una de las caras de la pastilla de sulfato de bario	109
67. Muestras No. 1	110
68. Muestras No. 2	111
69. Muestras No. 3	111
70. Muestras No. 4	112
71. Muestras No. 5	112
72. Reconstrucción de la muestra No. 1 mediante la técnica optimizada ..	113

- 73. Reconstrucción de la muestra No. 2 mediante la técnica optimizada .. 113
- 74. Reconstrucción de la muestra No. 3 mediante la técnica optimizada .. 114
- 75. Reconstrucción de la muestra No. 4 mediante la técnica optimizada .. 114
- 76. Reconstrucción de la muestra No. 5 mediante la técnica optimizada .. 115

Lista de tablas

1. Relación entre la luz absorbida y el tono observado.....	34
2. Filtros empleados en la adquisición multiespectral	68
3. Filtros empleados en la adquisición multiespectral Vs. tiempo de integración. En el contexto de las imágenes multiespectrales, cada filtro constituye un canal. Si el sistema de adquisición multiespectral cuenta con diez filtros, en consecuencia diez serán los canales	76
4. Resultado de la validación de 10 arquitecturas para 0.1 como valor de convergencia de la red	91
5. Resultado de la validación de 10 arquitecturas para 0.01 como valor de convergencia de la red	92
6. Resultado de la validación de 10 arquitecturas para 0.001 como valor de convergencia de la red	92
7. Resultado de la validación de 8 arquitecturas para 0.001 como valor de convergencia de la red	96

Lista de anexos

1. Anexo 1: lámina No. 23 de la colección <i>NCS</i>	123
2. Anexo 2: lámina No. 2 de la colección <i>NCS</i>	124
3. Anexo 3: resolución del espectrómetro	125
4. Anexo 4: catálogo de óleos de la empresa Marie's	126
5. Anexo 5: muestras de óleos objeto de estudio	127
6. Anexo 6: arreglo de muestras para su estudio	133
7. Anexo 7: respuesta lineal de la <i>CCD</i>	137
8. Anexo 8: características técnicas del sensor <i>CCD</i>	142
9. Anexo 9: blanco de referencia	144
10. Anexo 10: esfera integradora	145
11. Anexo 11: calibración de la respuesta del sistema	147
12. Anexo 12: comparación numérica de los errores cometidos por cada métrica según la arquitectura 3 – 20 – 1	152
13. Anexo 13: comparación numérica de los errores cometidos por cada métrica según la arquitectura 3 – 90 – 1	154

14. Anexo 14: espectros reconstruidos considerando la
arquitectura 3 – 90 – 1 156

Reconstrucción numérica de curvas de reflectancia espectral usando técnicas lineales y una red neuronal*

Autor: Carlos Andrés Osorio Gómez**

Palabras claves: espectros de reflectancia, ajuste de curvas, imágenes multiespectrales, redes neuronales artificiales.

Resúmen: Recientemente se ha propuesto un procedimiento que combina las curvas espectrales obtenidas con algunas de las técnicas lineales mencionadas en el presente trabajo. Este procedimiento consiste en minimizar la desviación estándar del error espectral cuadrático medio y del error colorimétrico. Apoyados en esta idea, en el presente trabajo se propone un procedimiento alternativo para la reconstrucción de curvas de reflectancia espectral de muestras de pintura al óleo sobre lienzo mediante imágenes multiespectrales. La técnica se basa en el ajuste que realiza la red neuronal artificial (RNA) *feed-forward backpropagation* de los resultados obtenidos mediante las técnicas de análisis de componentes principales (*PCA*), pseudo-inversa, interpolación a la obtenida mediante un espectrómetro.

Para tal propósito se ha definido el objeto de interés, en nuestro caso se validó la técnica propuesta sobre muestras de pinturas de óleos sobre lienzo. Dichas muestras conformaron una base de datos de curvas de reflectancia espectral que se registró mediante un espectrómetro. Esta base de datos se denominó espectros de reflectancia de referencia. Por otra parte se diseñó e implementó un sistema de adquisición de imágenes multiespectrales, con las geometrías reglamentadas por la Comisión Internacional de Iluminación (*CIE*, por su sigla en francés *Commission Internationale d'Eclairage* o la *ICI*, del inglés, *International Commission on Illumination*).

La evaluación de la técnica propuesta se hizo mediante las métricas de error *MSE* (*mean squared error*), *ABE* (*absolute mean error*) y *GFC* (*goodness-fitting coefficient*).

* Trabajo de investigación. Director el Dr. Jáder Enrique Guerrero Bermúdez.

** Facultad de Ciencias. Maestría en Física. Grupo de Óptica y Tratamiento de Señales.

Reconstrucción numérica de curvas de reflectancia espectral usando técnicas lineales y una red neuronal*

Author: Carlos Andrés Osorio Gómez**

Keywords: spectral reflectance curves, curve fitting, multispectral imaging, artificial neural network.

Abstract: Has been recently proposed a procedure that combines the spectral curves obtained with some of the linear techniques mentioned in this paper. This procedure is to minimize the standard deviation of the mean square error and spectral color error. Supported by this idea, this paper proposes an alternative procedure for the reconstruction of spectral reflectance curves of samples of oil paintings on canvas using multispectral images. The technique is based on the setting that makes the artificial neural network (ANN) feed-forward backpropagation of the results obtained through the techniques of principal component analysis (PCA), pseudo-inverse and interpolation with respect to that obtained by a spectrometer.

For this purpose we define the object of interest, in our case the proposed technique was validated on samples of oil paintings on canvas paintings. This samples a database formed of spectral reflectance curves. Database called reference reflectance spectra. This samples were recorded using a spectrometer. On the other hand was designed and implemented a system for multispectral imaging with the geometry by the International Commission on Illumination (CIE, by its French acronym Commission Internationale d'Eclairage or ICI, English, International Commission on Illumination).

The evaluation of the proposed technique was done by the error metric MSE (mean squared error), ABE (mean absolute error) and GFC (goodness-fitting coefficient).

* Research project. * Director Dr. Jáder Enrique Guerrero Bermúdez.

** Faculty of Science. Master in Physics. Grupo de Óptica y Tratamiento de Señales.

Introducción

La reconstrucción numérica de espectros de reflectancia mediante imágenes multiespectrales en el visible, ha venido ganando espacios en sectores como el arte, las ciencias forenses, la industria de los textiles entre otros. El paralelismo y la naturaleza multicanal de las imágenes multiespectrales, convierte el ajuste de curvas de reflectancia en un elemento robusto y apropiado para las tareas de conservación y restauración de copias digitales de pinturas artísticas y documentos pictóricos. Por otro lado, en los procesos de verificación e identificación de patrones cromáticos, la gran cantidad de información minimiza el metamerismo y disminuye la incertidumbre.

El aumento en las aplicaciones de la reconstrucción computacional de curvas de reflectancia espectral se debe, por un lado, a la vasta disponibilidad de dispositivos de imagen con relativo bajo costo y una alta razón señal a ruido; por otra parte, posiblemente de mayor peso, a la abundante cantidad y calidad de información que se maneja en los diferentes canales de las imágenes multiespectrales. Ahora bien, la obtención de curvas de reflectancia espectral, ya sea mediante un espectrómetro o mediante ajuste numérico, constituye un paso obligado hacia la colorimetría y la completa caracterización cromática de los objetos.

El ajuste computacional de la reflectancia espectral de un objeto con atributos de color utilizando imágenes multiespectrales es esencialmente un proceso de muestreo y cuantización en bandas cromáticas. Este muestreo se realiza con la apropiada selección de iluminantes y filtros ópticos. La información que se registra mediante dispositivos de imagen se utiliza como entrada en diferentes algoritmos numéricos que hacen parte de procedimientos o técnicas lineales, tales como el análisis de componentes

principales, la pseudo-inversa y la interpolación. También se encuentran procedimientos no lineales como las redes neuronales y los algoritmos genéticos.

Como se verá a lo largo del presente trabajo, la técnica de reconstrucción numérica de espectros de reflectancia de muestras de pintura al óleo sobre lienzo requiere los siguientes elementos:

- La definición del objeto de interés tal como un conjunto de muestras al óleo sobre lienzo (es el caso del presente trabajo). Se parte de la necesidad que tienen los museos para ahondar en la búsqueda de técnicas que permitan realizar copias fieles de pinturas al óleo sobre lienzo; copias que naturalmente le permiten al museo realizar un catálogo de ventas conservando hasta donde sea posible el original. Esto es posible gracias al desarrollo tecnológico y científico que en la actualidad permiten almacenar y tratar con grandes volúmenes de información inherentes a dicho trabajo. además la visualización de pinturas al óleo sobre lienzo mediante la simulación de diferentes fuentes de luz (luz día, halógena, tungsteno, etc) y la restauración virtual de los colores originales teniendo en cuenta la fuente de luz que está siendo utilizada se constituyen en aspectos de vital importancia para los museos y coleccionistas particulares.
- La recolección de una base de datos de espectros de reflectancia de muestras al óleo sobre lienzo, que se registra mediante un espectrómetro. Esta base de datos constituye los espectros de reflectancia de referencia.
- El diseño e implementación de un sistema de adquisición de imágenes multispectrales, con las geometrías reglamentadas por la Comisión Internacional de Iluminación (*CIE*, por su sigla en francés *Commission*

Internationale d'Eclairage o la *ICI*, del inglés, *International Commission on Illumination*).

- La implementación de los algoritmos computacionales necesarios para el análisis de los datos recopilados así como para la realización de la reconstrucción numérica de las curvas espectrales.
- La evaluación y validación de la técnica propuesta mediante métricas apropiadas.

Por último se pone a prueba la técnica propuesta realizando la reconstrucción numéricas de algunos puntos de interés de una obra de arte.

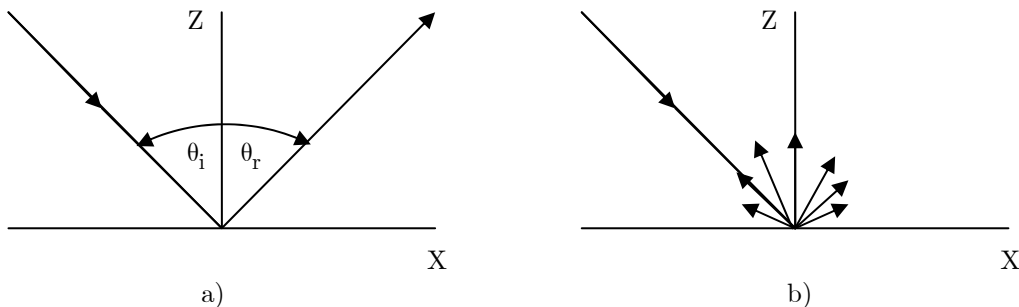
Finalmente, el presente trabajo de investigación, se realizó gracias a la colaboración del Grupo de Óptica y Tratamiento de Señales adscrito a la Escuela de Física de la Universidad Industrial de Santander. Como tal, su aporte es significativo dentro de la línea de la Metrología Óptica y la Espectroscopía Aplicada.

1. Reflectancia espectral

Es de particular importancia la respuesta espectral de algunos materiales cuando sobre la superficie de ellos incide radiación electromagnética que se encuentra en la región visible del espectro electromagnético. Para el estudio de dicha respuesta espectral se hace necesario introducir conceptos, modelos y definiciones que en cierto modo intentan desvelar la naturaleza de la reflectancia espectral.

1.1. Reflexión luminosa de una superficie

De acuerdo con la *CIE*, existen básicamente tres tipos de reflexión: reflexión especular, reflexión difusa y retroreflexión. En la reflexión especular la luz no es esparcida pero emerge de la superficie solamente en una dirección bien definida, tal como se aprecia en la figura 1a. Por el contrario una superficie que actúa como un reflector difuso, esparce la luz en todas las direcciones tal que la luminancia es la misma para todos los ángulos de vista. Una representación gráfica del suceso es la figura 1b. En la retroreflexión la luz incidente regresa en dirección a la fuente lumínica (figura 1c). Sin embargo la figura 1d representa el comportamiento de la mayoría de las superficies: superficies en donde está presente la reflexión especular y la reflexión difusa [1].



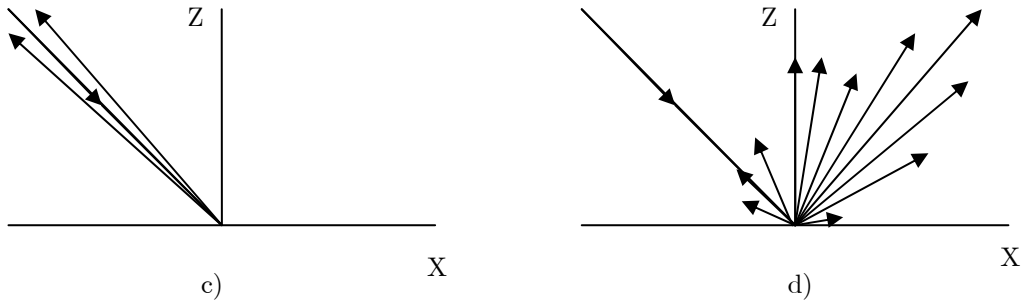


Figura 1 a) Reflexión especular: θ_i medida del ángulo de incidencia y θ_r medida del ángulo de reflexión, b) reflexión difusa, c) retroreflexión, d) reflexión “ real ”.

1.2. Espectro de reflectancia

La luz es radiación electromagnética que se encuentra en la región visible del espectro electromagnético y es especificada por las longitudes de onda que se encuentran entre $\lambda_{\min} = 400 \text{ nm}$ y $\lambda_{\max} = 700 \text{ nm}$ [2]. Fuentes de dicha radiación son por ejemplo las lámparas incandescentes, las lámparas halógenas entre otras.

El mecanismo que explica la blancura de ciertos materiales (azúcar, sal, nubes, entre otros) tiene que ver con el hecho de que el tamaño del grano que conforma dicho material a pesar de ser microscópico, es mucho más grande que cualquiera de las longitudes de onda que componen la luz que lo está iluminando. La luz incide en cada uno de estos granos (en esencia transparentes), se refracta, se refleja y refracta para luego emerger. Así la luz reflejada que llegue al observador será blanca [3].

Ahora bien, una superficie con reflexión difusa con cierta absorción a lo largo de todo el espectro visible, aparecerá coloreada. Es el caso mostrado en la figura 2, en la que se tiene un material cuya superficie refleja la luz azul cuando sobre ella incide luz blanca compuesta por todas las longitudes de

onda del espectro visible. Sí el mismo material ahora es iluminado con luz azul de 470 nm , es probable que dicho material refleje un 60% de la luz incidente y absorba un 40% de la luz incidente. Tal situación se muestra de manera gráfica en la figura 3.

A modo de ejemplo, la figura 4 muestra un espectro de reflectancia de una muestra en particular de la colección *NCS (Natural Color System)* [4]. Se trata de una muestra que refleja muy poca luz para aquellas longitudes de onda que se encuentran en el intervalo de 550 nm a 700 nm . Por el contrario se aprecia muy poca absorción de luz para las longitudes de onda que se encuentran en el intervalo de 450 nm a 500 nm .

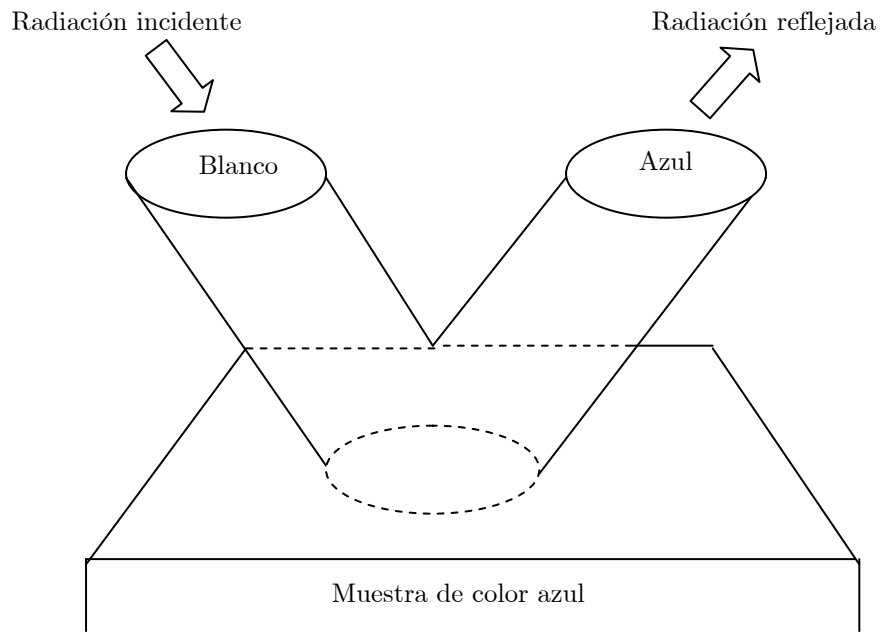


Figura 2 Reflexión de un haz de luz incidente.

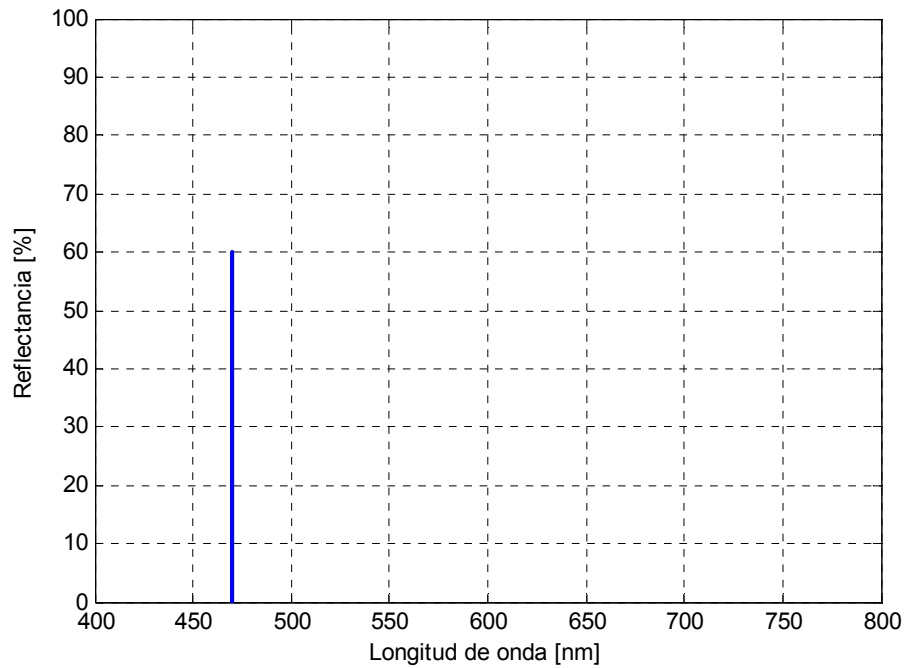


Figura 3 Espectro de reflectancia. La línea en color azul indica una reflectancia del 60 % para luz azul a una longitud de onda de 470 nm.

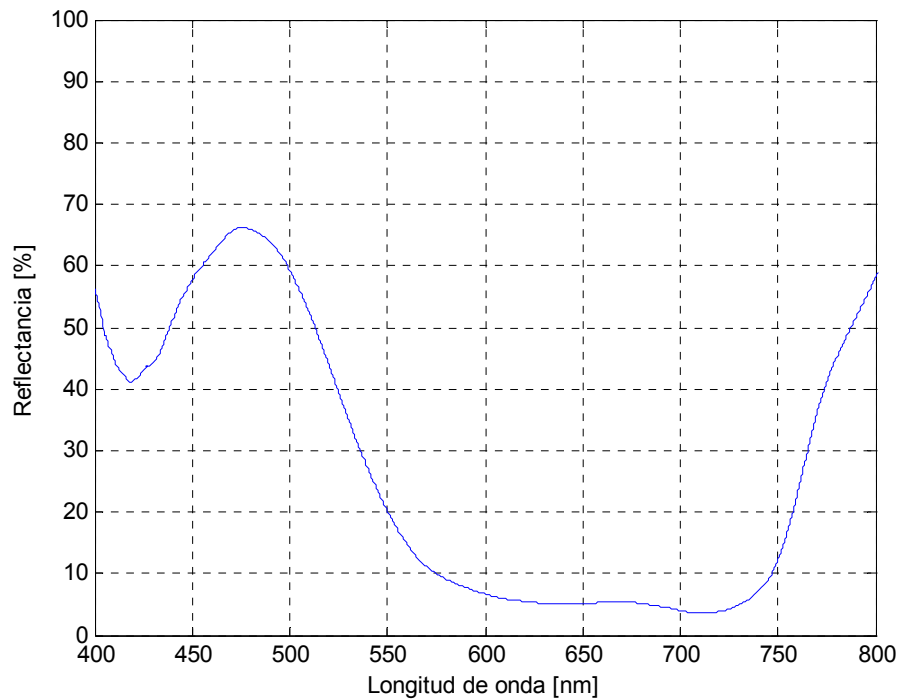


Figura 4 Espectro de reflectancia de la muestra 1070 – B, de la colección NCS (véase el anexo 1). El espectrómetro empleado para la obtención del espectro es el HR4000 de *Ocean Optics*.

1.3. Espectro de reflectancia y el color de los objetos

En función de la composición espectral y de la distribución de energía (la cual puede no ser uniforme en todo el espectro visible), un haz de luz puede ser percibido por un observador estándar como coloreado [3, 5]. Sin embargo, ¿qué decir de la luz reflejada por un objeto? Asumiendo que sobre el objeto incide luz que el observador percibe como “luz blanca”, la luz reflejada por el objeto, en otras palabras, el efecto de absorción de longitudes de onda y la reflexión de otras por parte del objeto, se constituirá en un estímulo visual que el observador traducirá como el color del objeto [2]. Es importante advertir que el observador no tiene conocimiento de la apariencia del objeto coloreado en lo que tiene que ver con la composición espectral de luz que éste refleja [6] ya que el sistema visual no le permite conocer dicha información.

Las figuras 5, 6 y 7, muestran el espectro de reflectancia de tres muestras (véase el anexo 2) [4] que un observador estándar percibiría como rojo, verde y azul respectivamente. Puesto que un estímulo de color puede ser definido en términos de tres valores triestímulo X , Y y Z , valores que constituyen la base de la colorimetría *CIE*, es posible obtener los valores triestímulo de dichas muestras si se cuenta además con el espectro de emisión de la fuente de luz y de las funciones triestímulo $\bar{x}(\lambda)$, $\bar{y}(\lambda)$ y $\bar{z}(\lambda)$. Las expresiones para obtener los valores triestímulo son

$$X = \int_{400}^{700} \bar{x}(\lambda) l(\lambda) r(\lambda) d\lambda \quad (1)$$

$$Y = \int_{400}^{700} \bar{y}(\lambda) l(\lambda) r(\lambda) d\lambda \quad (2)$$

$$Z = \int_{400}^{700} \bar{z}(\lambda) l(\lambda) r(\lambda) d\lambda \quad (3)$$

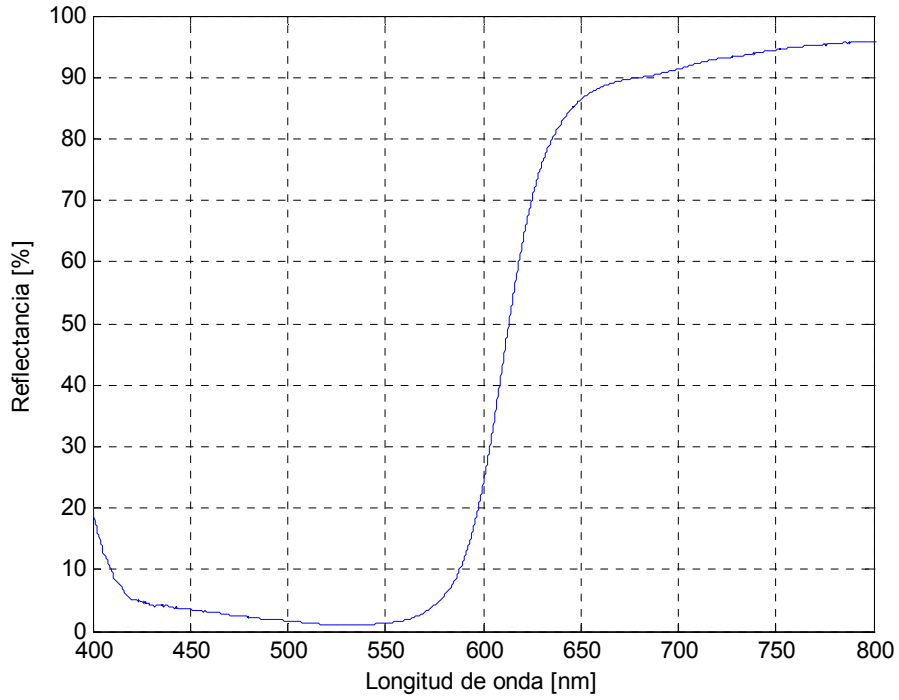


Figura 5 Espectro de reflectancia de la muestra -R, de la colección *NCS*. El espectrómetro empleado para la obtención del espectro es el HR4000 de *Ocean Optics*.

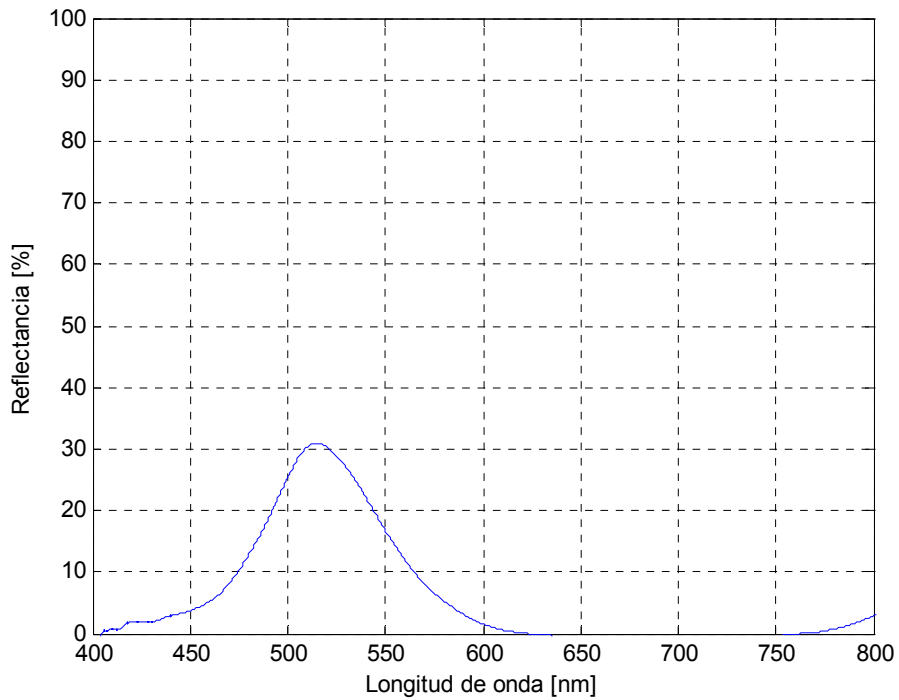


Figura 6 Espectro de reflectancia de la muestra -G, de la colección *NCS*. El espectrómetro empleado para la obtención del espectro es el HR4000 de *Ocean Optics*.

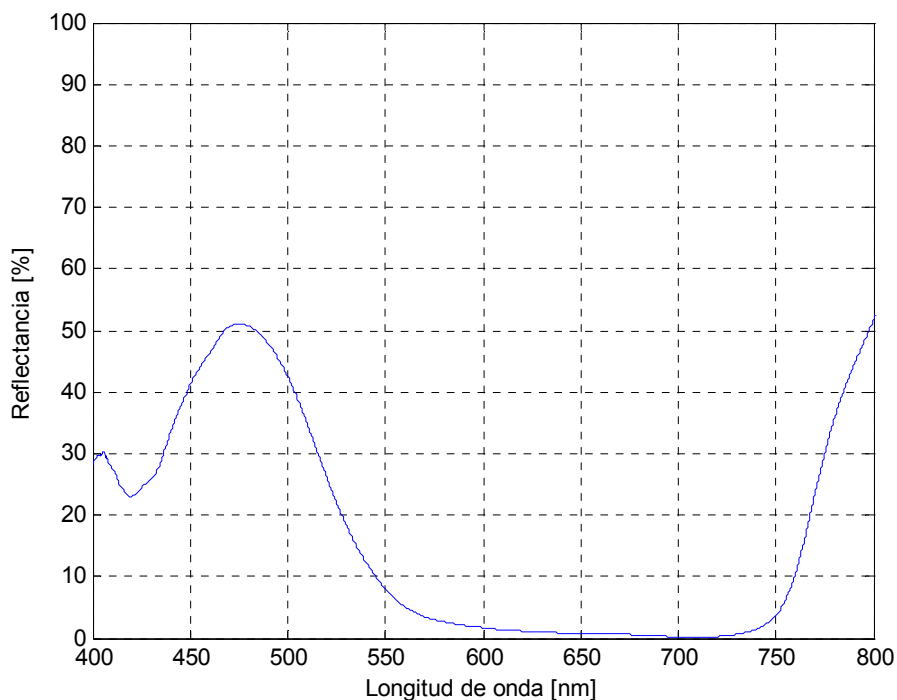


Figura 7 Espectro de reflectancia de la muestra -B, de la colección *NCS*. El espectrómetro empleado para la obtención del espectro es el HR4000 de *Ocean Optics*.

Es importante resaltar que de la mano del proceso de reflexión de la luz se encuentra el proceso de absorción de la luz. A manera de ejemplo se puede decir que el agua desde el punto de vista del observador estándar tiene una coloración Azul-verdosa porque las moléculas de H_2O tienen una resonancia relativamente ancha en el infrarrojo que se extiende hasta cierto punto en el visible [3]. Otro es el caso de la zanahoria y el tomate (por citar algunos ejemplos) en donde la presencia de moléculas colorantes orgánicas confiere sus colores característicos. En esencia la **absorción preferencial o selectiva** es la que explica el origen de los colores característicos de la mayor parte de las sustancias. Dicha absorción está presente en tintes, pigmentos y en materiales desprovistos de tales moléculas como en el caso del agua. En todos los casos dichas moléculas o sustancias tienen resonancias en la región visible del espectro electromagnético [3, 7].

En el caso de los pigmentos, la absorción de la luz es causada por la presencia de elementos químicos o iones, la carga iónica de ciertos elementos, su estructura cristalina y la presencia de elementos de transición en estructura cristalina [8].

En general con respecto a la relación entre la luz absorbida y el tono observado debido a la luz no absorbida, la tabla 1 puede brindar una idea general.

Región de luz absorbida		Tono principal observado de la luz reflejada
Longitud de onda [nm]	Color	
400 – 430	Violeta–Azulado	Amarillo
430 – 470	Azul	Naranja
470 – 500	Azul – Verdoso	Naranja – Rojizo
500 – 540	Verde	Rojo – Púrpura
540 – 570	Amarillo – Verdoso	Púrpura
570 – 590	Amarillo	Violeta
590 – 610	Naranja	Azul
610 – 700	Naranja – Rojizo	Azul Verdoso

Tabla 1 Relación entre la luz absorbida y el tono observado [7].

1.4. Definición de reflectancia

Una definición satisfactoria de reflectancia no es sencillo encontrarla debido a la complejidad de la interacción de la luz con la superficie de los materiales. Sin embargo se puede partir de la representación gráfica mostrada en la figura 8 en donde se considera que la luz incide como “haz circular” sobre una superficie de área **A**. El punto de partida es considerar la densidad de flujo radiante incidente y reflejado. La densidad de flujo radiante o irradiancia se define como el promedio temporal del módulo del vector \vec{S} [3, 9].

$$I = \langle \vec{S} \rangle_T = \frac{c\mathcal{E}_0}{2} E_0^2 \quad (4)$$

Por lo tanto se define la reflectancia como la razón entre la potencia reflejada y la potencia incidente, en donde $I_r A \cos \theta_r$ es la potencia del haz reflejado y $I_i A \cos \theta_i$ es la potencia del haz incidente.

$$R = \frac{I_r A \cos \theta_r}{I_i A \cos \theta_i} = \frac{I_r}{I_i} \quad (5)$$

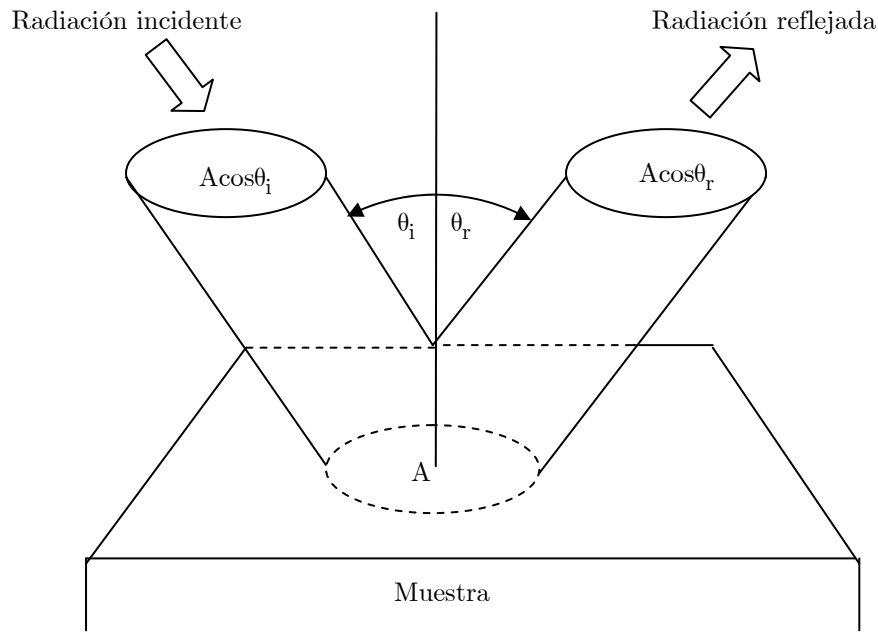


Figura 8 Reflexión de un “haz circular” de luz incidente.

2. Imágenes multispectrales

El estudio de la respuesta espectral de las superficies de los materiales o de grandes extensiones de un espacio determinado, con frecuencia involucra a las imágenes multispectrales. Al respecto se han desarrollado dispositivos electrónicos, accesorios y técnicas que permiten realizar la adquisición multispectral. Dada su importancia ya que la adquisición multispectral permite monitorear cambios de color, facilita la comparación entre colores en el plano artístico, facilita el control de calidad en la industria textil y de los juguetes, permite la identificación de pigmentos en una obra al óleo sobre lienzo, la adquisición multispectral es una herramienta muy útil en la caracterización espectral de superficies [10].

2.1. Definición

Una imagen *multispectral* es una imagen en la cual cada pixel tiene múltiples canales que contienen información acerca de su contenido espectral. A menudo las imágenes multispectrales proporcionan información de la energía de la escena en diferentes regiones del espectro electromagnético [11]. En la actualidad se emplea una cámara con un único canal enfrente de la cual es ubicado un selector de filtros, quien es el que permite realizar la separación de la imagen en múltiples canales.

Tradicionalmente la fotografía a color se centra en la captura y reproducción de imágenes empleando tres canales separando así el contenido de color de la escena en tres componentes: componente roja (R), componente verde (G) y componente azul (B). Al respecto la figura 9 muestra las componentes de una imagen RGB .



Figura 9 Representación gráfica de las tres componentes (azul, verde y roja) de una imagen *RGB*.

Las imágenes multiespectrales proporcionan información que puede ser empleada en colorimetría de precisión, en la reproducción de una imagen a color, en la estimación de el espectro de reflectancia superficial de una muestra o un objeto o una escena, en el reconocimiento de objetos y en la predicción de la apariencia de color de dichos objetos bajo iluminación arbitraria.

Al igual que en el sistema visual humano en donde las funciones de correlación de color (valores triestímulo $\bar{x}(\lambda)$, $\bar{y}(\lambda)$ y $\bar{z}(\lambda)$) ponderan la luz reflejada por la muestra de modo que el observador la percibe de un cierto color, las funciones de sensibilidad de la cámara multiespectral ponderan la luz que refleja dicha muestra proporcionando información que

permite hablar del color de la muestra con mucha más precisión [12]. La figura 10 es una representación gráfica de dichas funciones triestímulo.

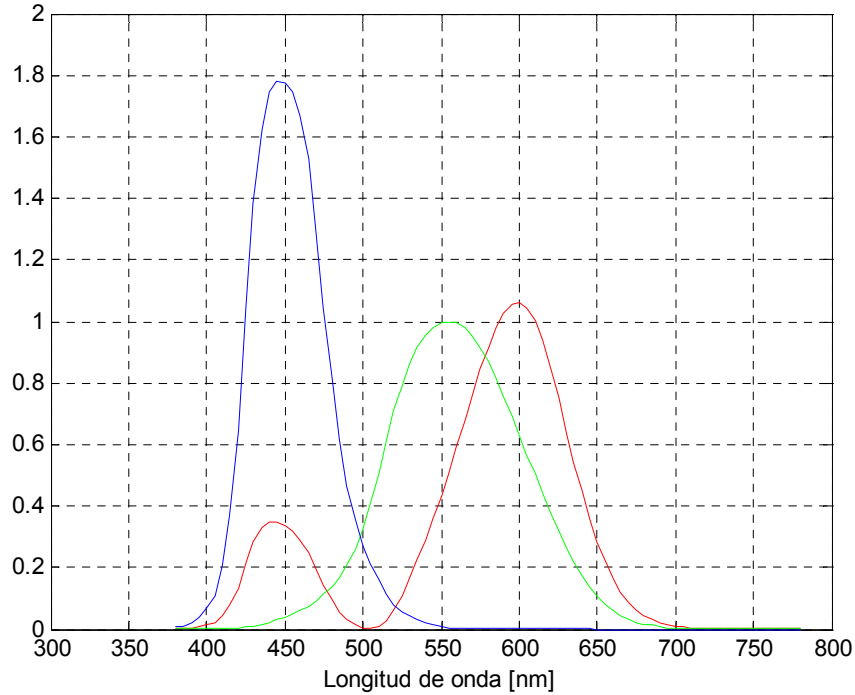


Figura 10 Representación gráfica de los valores triestímulo del sistema visual humano (observador estándar *CIE* 1931). El valor $\bar{x}(\lambda)$ corresponde a la curva de color rojo, verde para el valor $\bar{y}(\lambda)$ y azul para $\bar{z}(\lambda)$.

2.2. Modelo de un sistema de adquisición de imágenes multispectrales

Para hacer referencia al modelo de adquisición de imágenes multispectrales, es importante partir de una representación gráfica que contextualice todos los elementos ópticos y electrónicos involucrados en la adquisición de dichas imágenes. Es así como en la figura 11 se representa la fuente de luz, la escena, un portafiltros, el objetivo de una cámara y por último una cámara fotográfica. La radiancia espectral de la fuente de luz se denota como $l(\lambda)$, la reflectancia espectral de la porción de escena que puede ser contenida en

un píxel de la imagen se denota como $r(\lambda)$, la transmitancia espectral del sistema óptico como $o(\lambda)$, la transmitancia espectral del k -ésimo filtro como $\varphi_k(\lambda)$ y la sensibilidad espectral de la cámara como $\alpha(\lambda)$.

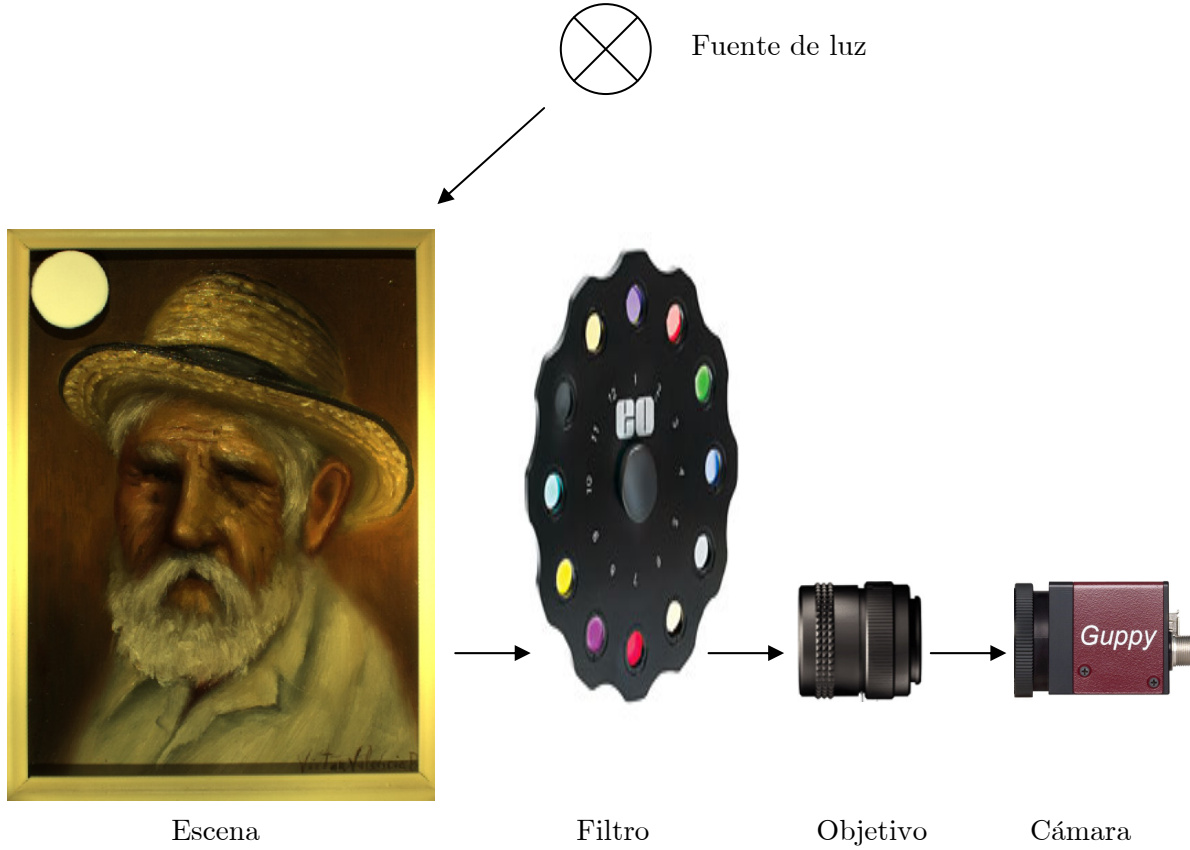


Figura 11 Representación gráfica de las tres componentes (azul, verde y roja) de una imagen RGB .

Si la función de transferencia optoelectrónica del sistema de adquisición se considera lineal, entonces la respuesta de la cámara para un píxel de la imagen se puede modelar como

$$c_k = \int_{\lambda_{\min}}^{\lambda_{\max}} l(\lambda) r(\lambda) o(\lambda) \varphi_k(\lambda) \alpha(\lambda) d\lambda + n_k \quad (6)$$

donde $w_k = l(\lambda) o(\lambda) \varphi_k(\lambda) \alpha(\lambda)$ denota la sensibilidad espectral del k -ésimo canal y n_k representa el ruido aditivo (corriente oscura, *shot*, Jhonson

o ruido blanco) [13, 14]. Por lo tanto se tendrá la expresión (7) para el canal involucrado en la adquisición multiespectral.

$$c_k = \int_{\lambda_{\min}}^{\lambda_{\max}} r(\lambda) w_k(\lambda) d\lambda + n_k \quad (7)$$

Para efectos de cálculo, la sensibilidad espectral puede ser reemplazada por una versión discreta

$$c_k = \sum_{h=0}^{N-1} r(\lambda_h) w_k(\lambda_h) \Delta\lambda + n_k \quad (8)$$

Es importante resaltar que la sensibilidad del k-ésimo canal y el espectro de reflectancia para un pixel de la imagen se encuentran en el rango de longitudes de onda $[\lambda_0, \lambda_{N-1}]$. Por otra parte las longitudes de onda λ_h están uniformemente espaciadas cubriendo todo el espectro visible, tal que $\lambda_h = \lambda_0 + \Delta\lambda$ con $\Delta\lambda$ como el intervalo de muestreo. Considerando $\Delta\lambda = 1$ y recurriendo a la representación vectorial, la ecuación (8) tomará la forma

$$c_k = \mathbf{r}^t \mathbf{w}_k + n_k \quad (9)$$

donde el super-índice t denota transpuesto [15, 16].

Despreciar la cantidad n_k implica disminuir el ruido temporal promediando múltiples adquisiciones (*frames*) [13], implica atenuar el ruido espacial sustrayendo a la imagen adquirida un frame adquirido con el obturador de la cámara cerrado. También implica operar la cámara en un recinto donde la temperatura de operación sea óptima (estos datos los proporciona el fabricante). De manera que la expresión (9) toma la forma

$$c_k = \mathbf{r}^t \mathbf{w}_k \quad (10)$$

La representación matemática de la respuesta del sensor de la cámara para todos los canales (K filtros) involucrados en la adquisición multiespectral, válida para un pixel de la imagen puede ser escrita empleando la notación matricial y vectorial

$$\mathbf{c}_{K \times 1} = \mathbf{\Theta}_{K \times N} \mathbf{r}_{N \times 1} \quad (11)$$

donde $\mathbf{\Theta}_{K \times N}$ es una matriz con filas formadas por el vector \mathbf{w}_k . Por lo tanto, la reconstrucción digital del espectro de reflectancia puede ser llevada a cabo determinando un operador $\mathbf{Q}_{N \times K}$ el cual es aplicado a la respuesta del sensor produciendo la reflectancia [16]

$$\mathbf{r}_{N \times 1} = \mathbf{Q}_{N \times K} \mathbf{c}_{K \times 1} \quad (12)$$

2.3. La fuente de luz

En la adquisición de imágenes multiespectrales la elección de la fuente depende básicamente de tres aspectos: su emisividad espectral, la estabilidad de la potencia óptica y la intensidad de cada una de las longitudes de onda que constituyen su espectro de emisión (“distribución relativa de su radiación espectral”).

2.3.1. Distribución espectral de potencia de la fuente de luz

Un espectrómetro puede proporcionar la distribución espectral de potencia de una fuente de luz e incluso los modos de vibración de fuentes de luz como el láser (véase anexo 3). A manera de ejemplo, la figura 12 muestra el espectro de emisión de una lámpara incandescente comercial TOPLUZ[®] (40W a

120V) junto con el espectro de emisión de una lámpara fluorescente comercial General Electric® (T8 *Starcoat Eco*, 32W).

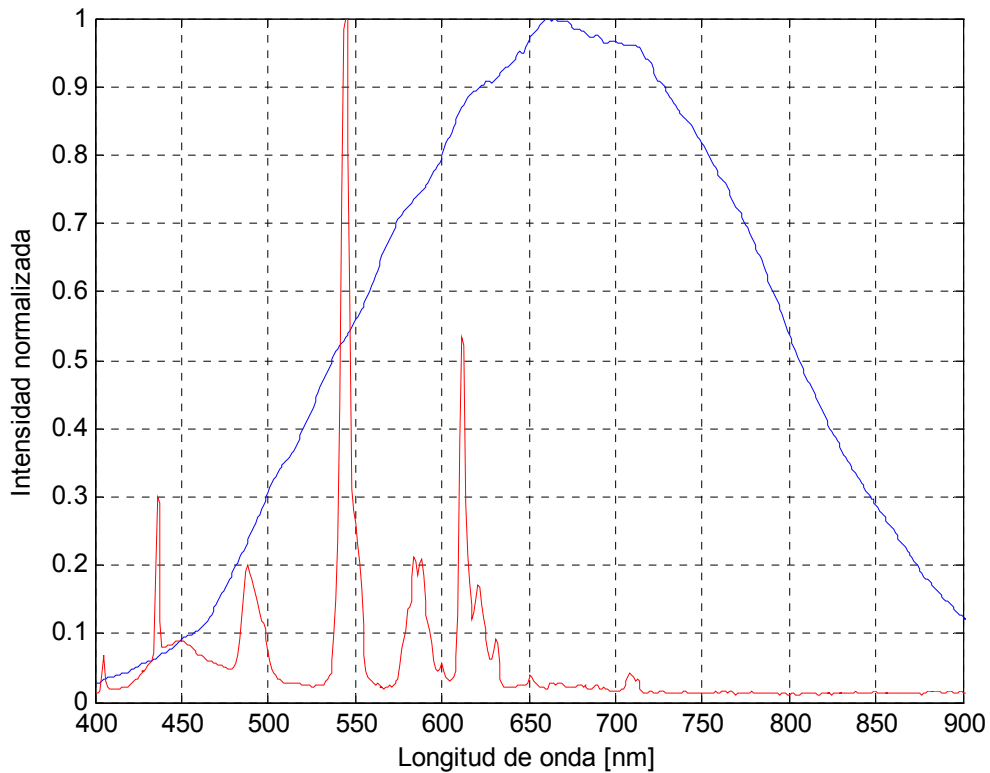


Figura 12 Distribución espectral de potencia de una lámpara incandescente (trazo en color azul) junto con el espectro de emisión de una lámpara fluorescente (trazo en color rojo). El espectrómetro empleado para la obtención del espectro es el HR4000 de *Ocean Optics*.

El espectro de la lámpara fluorescente en relación con el espectro de la lámpara incandescente no se puede apreciar como continuo, sino que exhibe un comportamiento mas bien discreto. Salta a la vista la poca contribución energética de la porción de espectro que se encuentra en el intervalo que va de 625 nm a los 900 nm . Muy parecido es el comportamiento del espectro en otros intervalos del espectro. Iluminar muestras con una lámpara de esta naturaleza, implica contar con una cámara muy sensible en dichas regiones de la mano con un sistema que le permita a la cámara ajustar los tiempos de exposición. Por otra parte es tan poca la contribución energética de tales

porciones del espectro, que se corre el riesgo de no obtener de la muestra un espectro de reflectancia que permita comparar y discriminar dicha muestra.

2.3. El filtro óptico interferencial

En relación con los filtros ópticos de particular interés es el filtro interferencial. El filtro interferencial permite la transmisión de longitudes de onda dentro de un ancho de banda muy específico. Por ejemplo se puede conseguir en el mercado un filtro de $515 \pm 10 \text{ nm}$. Esto quiere decir que el filtro está centrado en la longitud de onda de $515 \pm 2 \text{ nm}$ y el ancho a la altura media es $10 \pm 2 \text{ nm}$. Esta última cantidad es la que especifica el ancho de banda del filtro [17].

Se puede comprender el trabajo de un filtro interferencial estudiando la arquitectura y la física del interferómetro *Fabry-Perot* desde el punto de vista de la óptica geométrica.

Un filtro interferencial es un trozo plano delgado de vidrio cubierto por ambos lados con una película altamente reflectante con muy baja absorción. Debido a la alta reflectividad cualquier haz de luz incidente que pase a través de la película es reflejado múltiples veces dentro del trozo de vidrio, donde cada reflexión viene acompañada por la generación de un nuevo rayo que emerge del bloque de vidrio. Por lo tanto la diferencia de camino óptico entre dos rayos adyacentes r_1 y r_2 es expresada como

$$\Lambda = AB + BC - AD = 2nd \cos(\varphi_r) \quad (13)$$

donde n se refiere al índice de refracción del bloque, d es el espesor del bloque y φ_r se refiere al ángulo de refracción dentro del bloque (figura 13)

[18]. Esto significa que en función del contenido espectral de la escena y de la potencia relativa de las componentes espectrales, existirá un número indeterminado de rayos r_i para el filtro interferencial en cuestión, quizás los suficientes como para continuar con el proceso de formación de una imagen multispectral.

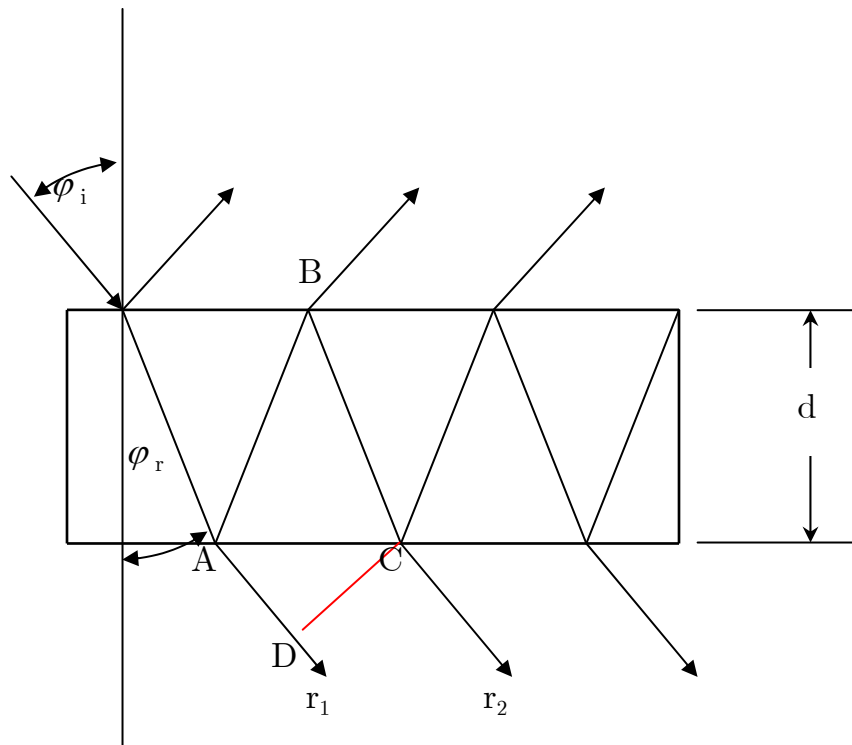


Figura 13 Generación de múltiples rayos en un filtro interferencial.

3. Algunas técnicas matemáticas empleadas en la reconstrucción de espectros de reflectancia

En el numeral 2.2 del presente trabajo, surge la representación matemática de la respuesta del sensor de la cámara para todos los canales involucrados en la adquisición multispectral, válida para un pixel de la imagen. Se plantea la necesidad de hallar un operador $\mathbf{Q}_{N \times K}$ que permita hallar el espectro de reflectancia correspondiente. Dada la enorme dificultad técnica que plantea el uso de un espectrómetro que recorra toda la superficie de un cuadro para obtener por lo menos de cada milímetro cuadrado su espectro de reflectancia, los estudiosos del tema han planteado una salida recurriendo al sensado previo de muestras de color sobre lienzo. Esto lleva inevitablemente a replantear el contenido de la escena, la que inicialmente será conformada por todas las muestras al óleo sobre lienzo para luego ser conformada por el cuadro de interés. Por lo tanto empleando algunas técnicas matemáticas, dichas muestras junto con su propio espectro de reflectancia obtenido con un espectrómetro, son las que permitirán hallar el operador $\mathbf{Q}_{N \times K}$, el cual podrá ser aplicado a la respuesta del sensor que mira el cuadro de interés, obteniendo así el espectro de reflectancia correspondiente.

El punto de partida para hallar el operador $\mathbf{Q}_{N \times K}$ es la expresión

$$\mathbf{C}_{K \times p} = \mathbf{Q}_{K \times N} \mathbf{R}_{N \times p} \quad (14)$$

donde $\mathbf{R}_{N \times p}$ es una matriz con columnas formadas por p espectros de reflectancia obtenidos por medio de un espectrómetro, $\mathbf{C}_{K \times p}$ es una matriz con renglones formados por K respuestas del sensor de la cámara para todos los canales y $\mathbf{Q}_{K \times N}$ toma ahora la forma de un operador cuyo cálculo implica el empleo de diversas técnicas matemáticas [16].

3.1. La técnica de la cercha cúbica (sujeta) interpoladora

Es una técnica matemática que tiene aplicación en la reconstrucción de espectros de reflectancia bajo la hipótesis de que un sistema multispectral está muestreando curvas de reflectancia espectral. Esta técnica es adoptada en situaciones en las que se tiene un alto número de filtros de banda estrecha [13]. Por otra parte es importante una buena calibración del sistema multispectral para aplicar esta técnica.

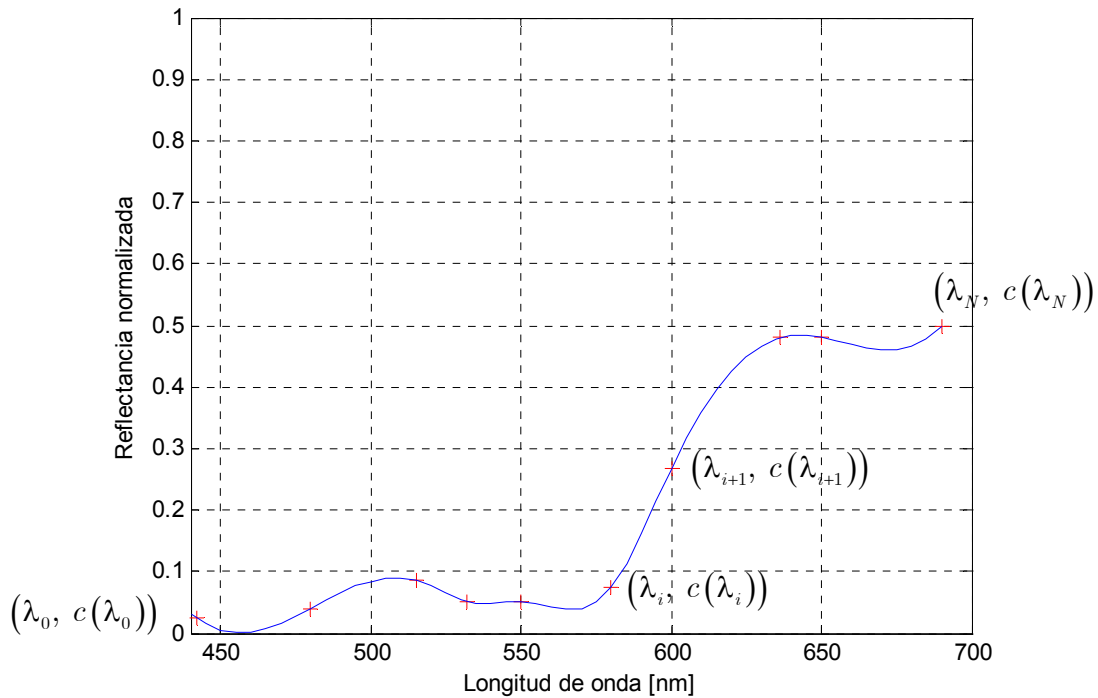


Figura 14 Respuesta espectral del sensor (cruces en color rojo) e interpolación cúbica sujeta (trazo continuo en color azul).

La figura 14 es un ejemplo en donde se aplica esta técnica. Es deseable dibujar matemáticamente una curva suave que pase por una serie de puntos cuyas coordenadas se conocen con precisión. Sea $\lambda_0 = 440 \text{ nm}$, $\lambda_N = 690 \text{ nm}$, $\lambda_i = 580 \text{ nm}$ y $\lambda_{i+1} = 600 \text{ nm}$. Por lo tanto se construye una función cúbica $c_i(\lambda)$ en cada intervalo $[\lambda_i, \lambda_{i+1}]$ de manera que la curva definida a trozos

$y = c(\lambda)$ que resulta es dos veces derivable y la segunda derivada es continua en el intervalo completo $[\lambda_0, \lambda_N]$. La continuidad de $c'(\lambda)$ significa que la curva obtenida no tiene esquinas; la continuidad de $c''(\lambda)$ significa que el radio de curvatura está definido en cada punto [19].

3.2. La técnica de la pseudo-inversa

Para hallar el operador $\mathbf{Q}_{N \times K}$ el punto de partida es la expresión $\mathbf{C}_{K \times p} = \mathbf{Q}_{K \times N} \mathbf{R}_{N \times p}$. Al efectuar las operaciones matriciales correspondientes,

$$\mathbf{Q}_{N \times K} = \mathbf{R}_{N \times p} \mathbf{C}^T (\mathbf{C} \mathbf{C}^T)^{-1} \quad (15)$$

donde $\mathbf{C}^+ = \mathbf{C}^T (\mathbf{C} \mathbf{C}^T)^{-1}$ es la pseudo-inversa de la matriz $\mathbf{C}_{K \times p}$. Por otra parte si $K = p = \rho(\mathbf{C})$ entonces $\mathbf{C}^+ = \mathbf{C}^{-1}$ [20, 21, 22].

3.3. Análisis en componentes principales

Otro procedimiento para reconstruir los espectros de reflectancia requiere una base ortogonal obtenida por medio de análisis en componentes principales (*PCA* del inglés *Principal Component Analysis*). De modo que el espectro de reflectancia reconstruido tiene que ser el resultado de una combinación lineal de m vectores ortogonales cada uno de N elementos,

$$\mathbf{r} = \sum_{i=1}^m \alpha_i \mathbf{v}_i \quad (16)$$

donde la base ortogonal \mathbf{v}_i es calculada a partir de otros espectros de reflectancia ($\mathbf{R}_{N \times p}$), denominados en este contexto espectros de

entrenamiento, los cuales son obtenidos por medio de un espectrómetro [23, 15, 16]. Los p espectros de entrenamiento pueden estar fuertemente correlacionados, con información redundante, por lo que es factible describirlos en términos de una base reduciendo así la dimensionalidad del conjunto de datos, reteniendo tanto como sea posible las variaciones presentes en la muestra de entrenamiento $\mathbf{R}_{N \times p}$ [24].

Los coeficientes α_i están directamente relacionados con la respuesta del sensor en todos los canales para una muestra de la que se quiere reconstruir el espectro de reflectancia; de manera que para otra muestra, otros serán los coeficientes α_i .

Sea \mathbf{r} el espectro de reflectancia a reconstruir. Previamente se ha encontrado una base ortogonal \mathbf{v}_i . Para efectuar el cálculo de dichos coeficientes, se recurre a la expresión

$$\mathbf{c}_{K \times 1} = \mathbf{V}_{K \times i} \boldsymbol{\alpha}_{i \times 1} \quad (17)$$

donde $\boldsymbol{\alpha} = [\alpha_1 \alpha_2 \alpha_3 \dots \alpha_i]^T$, $\mathbf{c} = [c_1 c_2 c_3 \dots c_K]^T$ es la respuesta del sensor para cada canal y $\mathbf{V} = [\mathbf{v}_1 \mathbf{v}_2 \mathbf{v}_3 \dots \mathbf{v}_i]$ es la base vectorial. En consecuencia los coeficientes α_i se pueden calcular mediante la expresión

$$\boldsymbol{\alpha}_{i \times 1} = \mathbf{V}_{i \times K}^+ \mathbf{c}_{K \times 1} \quad (18)$$

Por lo tanto los coeficientes hallados se reemplazan en la ecuación (16) obteniendo así el espectro de reflectancia. De igual manera se opera para encontrar los demás espectros de reflectancia.

4. Red neuronal artificial *feed-forward backpropagation*

Una Red Neuronal Artificial (RNA) es en general un paradigma computacional que intenta reproducir el comportamiento del sistema nervioso central, en donde los dispositivos elementales de proceso son las neuronas [25, 26]. Las neuronas se pueden clasificar en tres tipos: neuronas de entrada, neuronas de procesamiento y neuronas de salida. Las neuronas de entrada reciben los estímulos, es decir que toman la información de entrada y la redirecciona a las neuronas que se ocupan del procesamiento de la información a través de conexiones que emulan la sinapsis. Una vez terminado el procesamiento de la información, las neuronas de salida se encargan de dar las respuestas correspondientes [26].

4.1. Modelo de red neuronal y funciones de transferencia

Un modelo de neurona (figura 15) es el propuesto por McCulloch y Pitt [26]. En dicho modelo, cada neurona consta de dos partes: la función *net* y la función de activación.

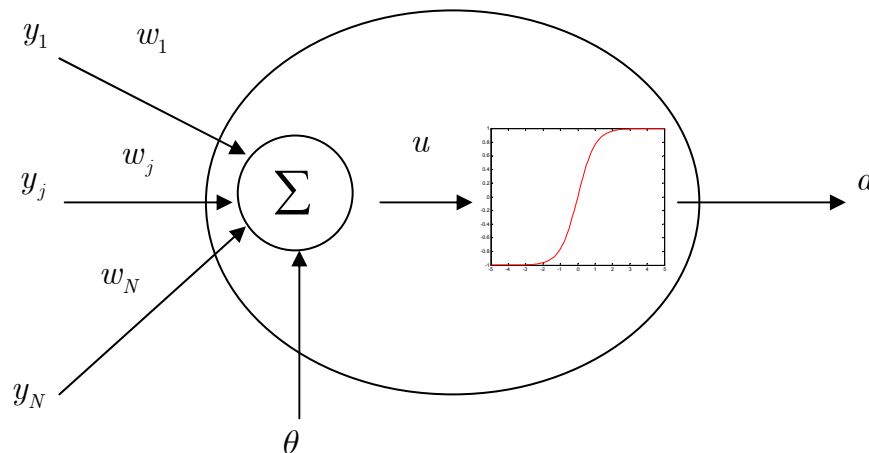


Figura 15 Modelo de neurona propuesto por McCulloch y Pitt (1943).

La función *net* determina cómo las entradas $\{y_j; 1 \leq j \leq N\}$ (o estados de activación) son combinadas entre ellas dentro de la neurona. Entre tanto la función de activación determina el nuevo estado de activación a (señal de salida) de la neurona. Es importante destacar la importancia de la sinapsis en el proceso de comunicación entre neuronas por lo que en la RNA las cantidades $w_1, w_2, \dots, w_j, \dots, w_N$ representan la sinapsis. Dichas cantidades se denominan pesos.

De acuerdo con la figura 15, para un conjunto de entradas $\{y_j; 1 \leq j \leq N\}$, la respuesta a de la neurona es

$$a = f(u)$$

donde u es la entrada neta que recibe la neurona (potencial postsináptico) [26] y es de la forma

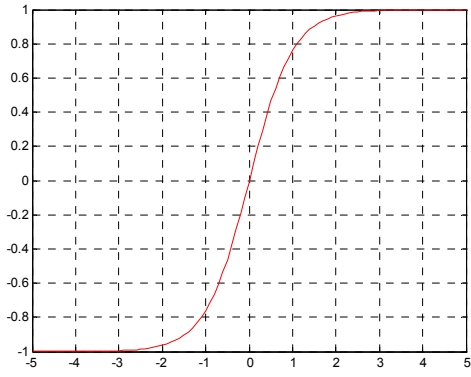
$$u = \sum_{j=1}^N w_j y_j + \theta \quad (20)$$

siendo θ una cantidad que representa el bias, el cual es un peso cuyo valor de entrada siempre es igual a la unidad. Este valor umbral se suele tratar como un peso más que está conectado a una neurona ficticia de salida, cuyo valor no siempre es 1 [26, 27]. La expresión

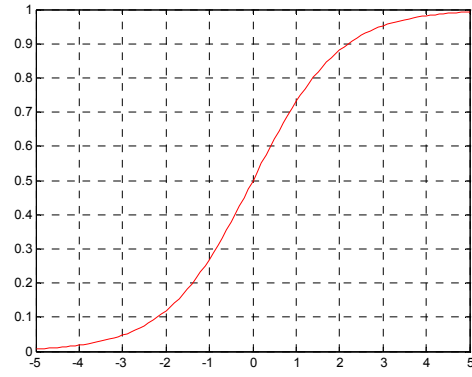
$$u = \sum_{j=1}^N w_j y_j \quad (21)$$

es conocida como *regla de propagación*.

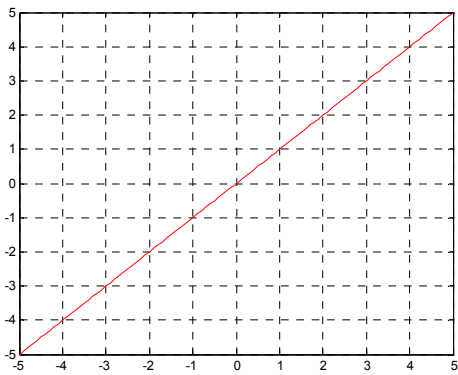
Con respecto a las funciones de activación (funciones de transferencia) $f(u)$, la figura 16 muestra algunas de ellas.



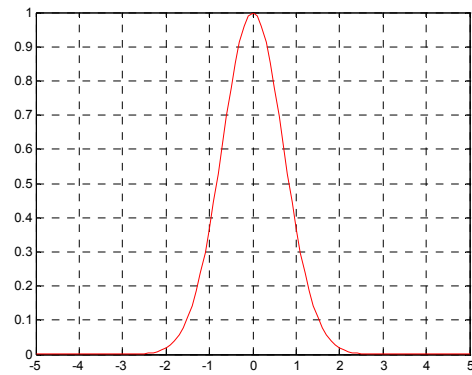
a)



b)



c)



d)

Figura 16 a) función de transferencia tangente - sigmoideal, b) función de transferencia logaritmo - sigmoideal, c) función de transferencia lineal, d) función de transferencia de base radial.

4.2. Arquitectura de una RNA *feed-forward backpropagation*

Dejando a un lado la representación de una neurona propuesta por McCulloch y Pitt, el modelo de una neurona con un conjunto de datos de entrada es el mostrado en la figura 17.

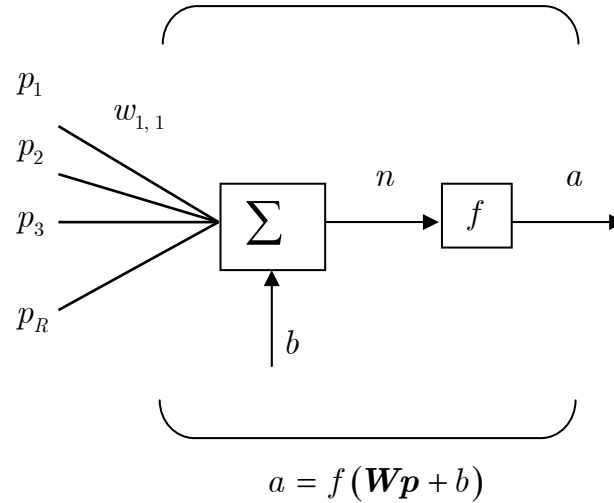
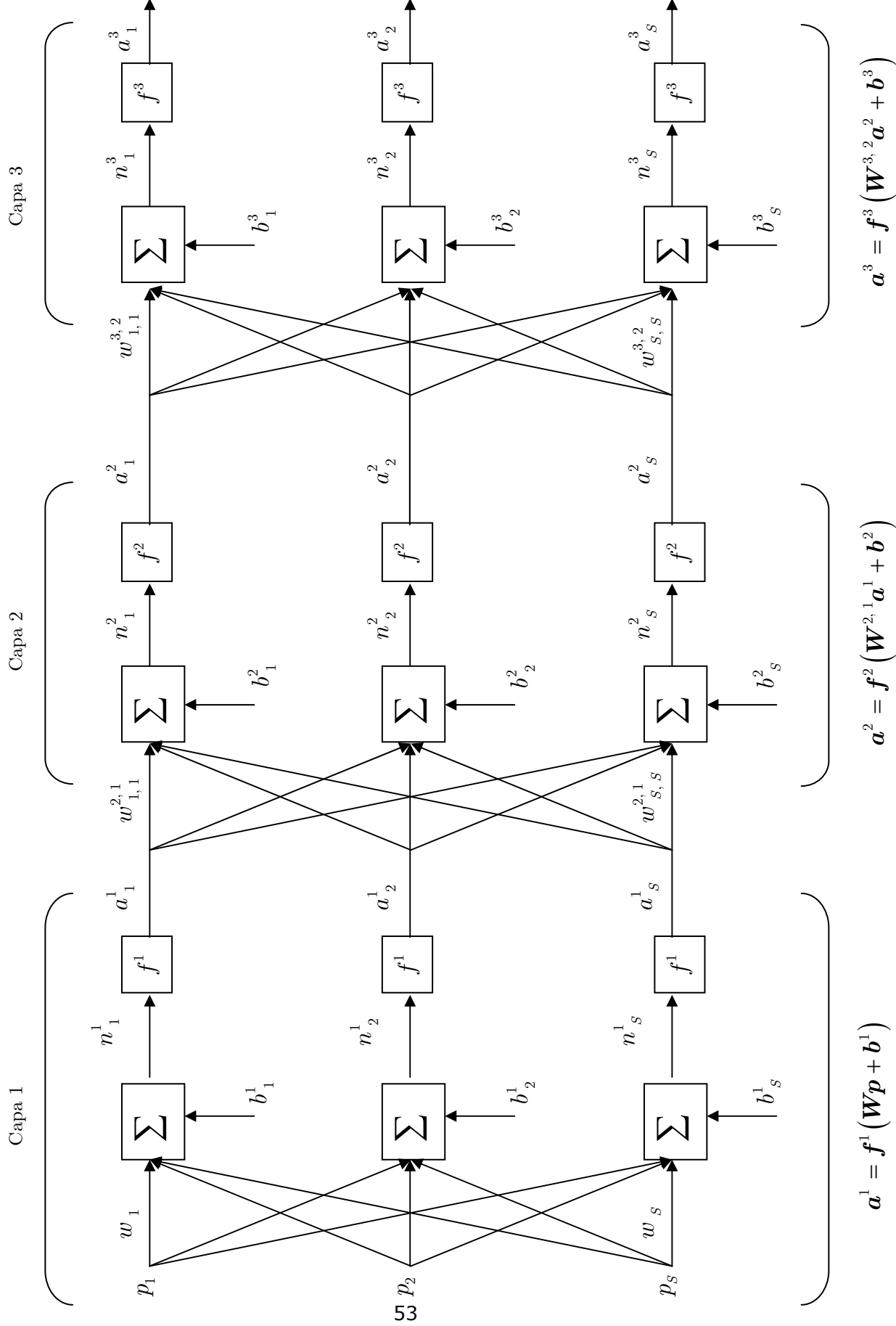


Figura 17 Modelo de neurona con un vector de entrada.

En la figura 17 el vector de entrada lo conforma los elementos $p_1, p_2, p_3, \dots, p_R$. Los pesos correspondientes son los elementos $w_{1,1}, w_{1,2}, w_{1,3}, \dots, w_{1,R}$. De modo que la entrada neta es $n = w_{1,1}p_1 + w_{1,2}p_2 + \dots + w_{1,R}p_R + b$. Dicha entrada es el argumento de la función de transferencia f .

Bajo estas consideraciones una RNA *feed-forward backpropagation* con múltiples capas de neuronas puede ser representada esquemáticamente como aparece en la figura 19. En dicha representación aparecen tres capas de neuronas, con S neuronas de entrada y S neuronas de salida. La capa intermedia se denomina capa oculta [26]. Por otra parte la representación algebraica observada en la figura 18, permite apreciar el grado de relación que existe entre las neuronas de una red de este tipo. Por ejemplo la designación p_1 hace referencia a un valor de entrada el cual es recibido y ponderado por la primera neurona de la capa uno cuya función de transferencia es f^1 , el bias de dicha neurona es b_1^1 y el peso w_1 , produciéndose la salida a_1^1 , una cantidad que va dirigida a todas las neuronas de la segunda capa. La cantidad $w_{1,1}^{2,1}$ representa la sinapsis entre

Figura 18 Red neuronal multicapa.



la primera neurona de la capa uno con la primera neurona de la capa dos, por lo que en la ponderación de la respuesta a_1^1 , entran en consideración el bias b_1^2 de la primera neurona de la capa dos, su función de transferencia f^2 así como el peso $w_{1,1}^{2,1}$ para producir la a_1^2 . Un análisis semejante se puede realizar siguiendo las conexiones entre neuronas establecidas por las flechas mostradas en la figura 18.

4.3. Aprendizaje de una RNA *feed-forward backpropagation*

Existen generalmente cuatro pasos en el proceso de entrenamiento: ensamble de los datos de entrenamiento, creación de la red objeto, entrenamiento de la red y la respuesta simulada de la red para nuevas entradas.

En cuanto al entrenamiento de la red, dos son las fases: la primera, en la que el patrón de entrada es presentado a la red y propagado a través de las capas hasta llegar a la capa de salida (de allí el término *feed-forward*) originando los valores de salida de la red. La segunda, tiene que ver con la comparación de los valores de salida de la red con respecto al conjunto de valores esperado, para obtener un error. Se ajustan los pesos de la última capa proporcionalmente al error. Se pasa a la capa anterior con una retropropagación del error (de allí el nombre *backpropagation*) ajustando convenientemente los pesos y continuando con este proceso hasta llegar a la primera capa. Es decir que de todas las neuronas de la red se tendrá información a cerca de su aportación relativa al error total. Dicho proceso se repite hasta minimizar la función de error correspondiente [26].

Con respecto a la respuesta simulada de la red para nuevas entradas, “la red debe encontrar una *representación interna* que le permita generar las salidas deseadas cuando se le dan las entradas de entrenamiento, y que

pueda aplicar, además, a entradas no presentadas durante la etapa de aprendizaje para clasificarlas según las características que compartan con los ejemplos de entrenamiento”¹.

4.4. A cerca del sobreajuste de una RNA *feed-forward backpropagation*

Uno de los problemas que ocurre durante el entrenamiento de la red tiene que ver con el sobreajuste [28]. Esto se debe a que para el conjunto de validación, el error medido crece cuando la red comienza a sobreentrenarse, por lo que es deseable detener el entrenamiento (con las muestras de entrenamiento) en el punto de menor error con respecto al conjunto de validación (ver figura 19) con el fin de obtener una red con una buena capacidad de generalización [29]. Aunque existen algoritmos de “detención temprana”, en el presente trabajo no se hizo implementación alguna.

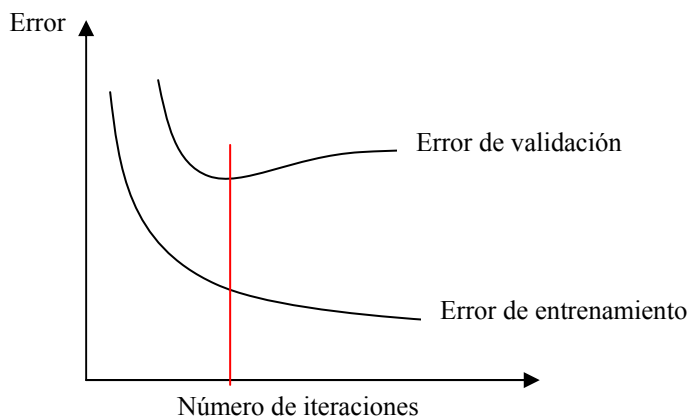


Figura 19 Visualización de la problemática del sobreajuste o sobreentrenamiento. En color rojo una barra muestra el lugar de mínimo error alcanzado por el entrenamiento con las muestras de validación junto con el lugar que señalaría el número de iteraciones correspondiente.

¹ José R. Hilera y Víctor J. Martínez. **Redes Neuronales Artificiales Fundamentos, modelos y aplicaciones**, Ed ADDISON-WESLEY IBEROAMERICANA, p. 136, EUA 1995.

5. La técnica propuesta

Un espectrómetro es un instrumento que permite hallar espectros de reflectancia, absorbancia y transmitancia espectral de diversas muestras. Generalmente resulta un instrumento poco versátil en la obtención de información espectral de objetos de vastas dimensiones como por ejemplo, una pintura al óleo sobre lienzo. También resultaría poco práctico en ciertos procesos industriales en donde la medición de color y el control de calidad del color son imprescindibles como en el caso de una línea de producción en la industria textil. En otros ámbitos la investigación biomédica, el análisis forense, el sensado remoto y aún exploraciones realizadas por la *NASA* podrían tener serias dificultades si se recurre a los instrumentos espectroscópicos convencionales. Estas dificultades han llevado a que se opte por la reconstrucción numérica de espectros de reflectancia espectral mediante imágenes multiespectrales, lo cual conduce al desarrollo de estrategias que permitan la calibración de los dispositivos para la obtención de dichas imágenes y a una búsqueda de procedimientos numéricos que permitan el tratamiento de los datos obtenidos.

La figura 20 es el resultado de una adquisición multiespectral, en donde la respuesta del sensor es una por cada filtro interferencial para una muestra **A** determinada. La figura 21, es un espectro de reflectancia de la misma muestra proporcionado por un espectrómetro. Al efectuar la comparación entre las figuras 20 y 21, de la figura 20 se puede afirmar que ella contiene el mínimo de información como para efectuar la reconstrucción de tal espectro de reflectancia empleando alguna técnica numérica. Es así como en la literatura científica existe diversas técnicas numéricas para reconstruir los espectros de reflectancia de una muestra (o un conjunto de muestras) a partir de imágenes multiespectrales (o de información como la que aparece en la figura 20).

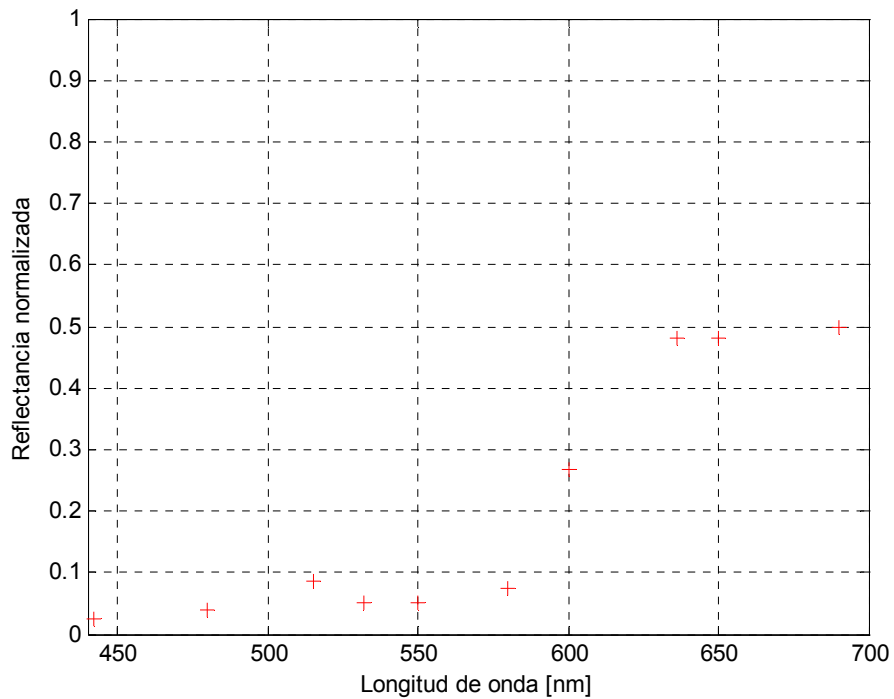


Figura 20 Representación gráfica de la respuesta del sensor de la cámara con diez (10) filtros interferenciales para una muestra **A** en particular.

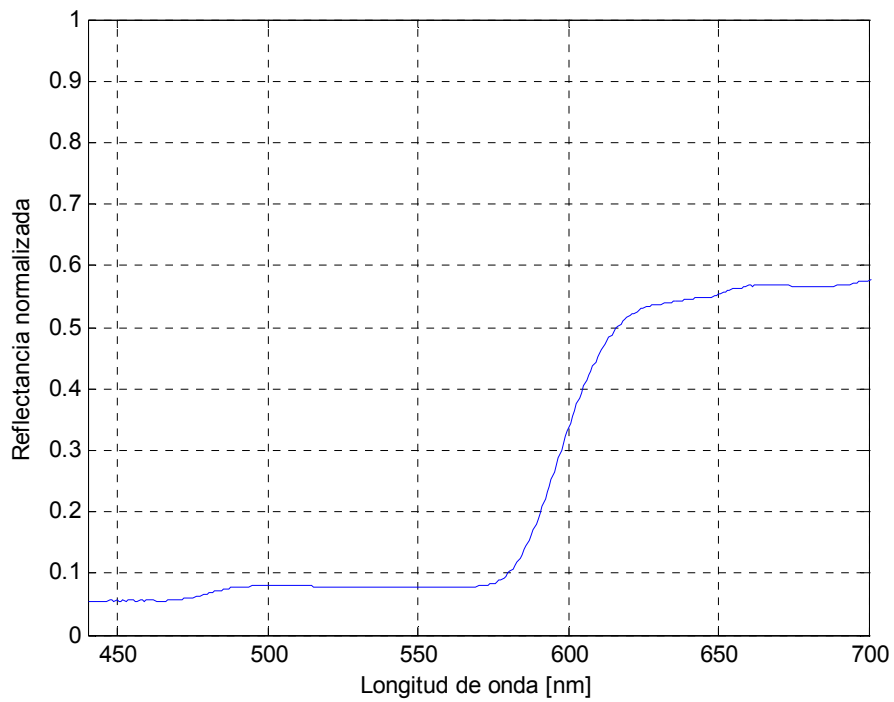


Figura 21 Espectro de reflectancia de la muestra **A** proporcionado por un espectrómetro.

Las técnicas numéricas más conocidas y empleadas son estimación Wiener, pseudo-inversa y análisis en componentes principales [12, 13, 30].

Debido al creciente interés por obtener espectros de reflectancia - con altos niveles de desempeño de acuerdo a las métricas más usadas - muestreados mediante imágenes multiespectrales, **¿es posible la reconstrucción numérica de curvas de reflectancia espectral de muestras al óleo sobre lienzo, basadas en imágenes multiespectrales, combinando las curvas obtenidas por diferentes procedimientos lineales (análisis en componentes principales, pseudo-inversa e interpolación) y el entrenamiento de una red neuronal *feed-forward backpropagation*?**

5.1. El modelo de adquisición de imágenes multiespectrales y la técnica propuesta

El muestreo cromático de las muestras mediante imágenes multiespectrales, requiere la implementación de un sistema de adquisición de imágenes, que consta de una cámara de estado sólido la cual debe exhibir una gran razón señal a ruido. y por lo menos un mecanismo de control de los tiempos de integración. Con respecto al sistema de adquisición de imágenes, la figura 22 corresponde a uno de los nueve tipos de medición de reflectancia tal que la iluminación es direccional y la observación es direccional; en este caso se dice que la geometría es $45^\circ/0^\circ$. Es decir que con respecto a la normal al plano de referencia la que a su vez es colineal con el eje óptico del sistema de visión, la iluminación se efectúa a 45° y la observación a 0° [31].

Es importante que el sistema de adquisición cuente con la óptica adecuada, en ese sentido filtros cromáticos de banda estrecha, distribuidos más o menos uniformemente en el espectro visible son aconsejables. Por otro lado, el

objetivo de la cámara debe tener una mínima dispersión cromática así como un mínimo de distorsión geométrica.

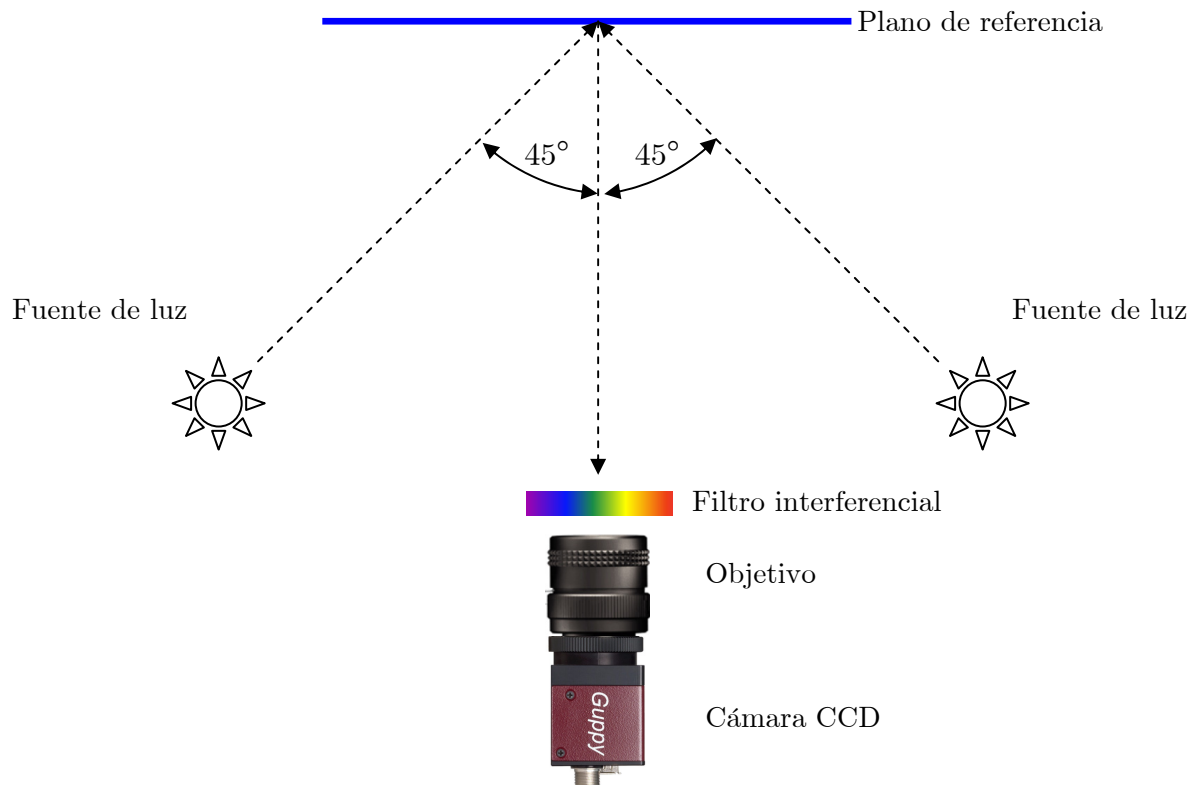


Figura 22 Modelo de adquisición de imágenes multispectrales.

Las técnicas numéricas que van a combinarse son: análisis de componentes principales, pseudo-inversa e interpolación mediante cerchas cúbicas sujetas. Los resultados arrojados por ellas se combinarán usando una red neuronal *feed-forward backpropagation*.

La implementación de una red neuronal requiere un proceso de selección, que permite identificar la arquitectura de la RNA con mejor desempeño. Por tanto, es importante considerar el número de capas, la cantidad de neuronas en cada capa y las funciones de transferencia. Una vez definida la arquitectura se procede a su entrenamiento y prueba. En cuanto al aprendizaje de la RNA, será supervisado y el criterio de convergencia de la red durante el entrenamiento será la métrica *MSE*.

Finalmente los resultados de la técnica propuesta se validarán empleando las métricas índice de ajuste o *GFC* (*goodness-fitting coefficient*), error absoluto medio o *ABE* (*absolute mean error*) y error cuadrático medio o *MSE* (*mean squared error*).

Por último las muestras al óleo sobre lienzo se procesarán con materiales de uso frecuente en el comercio y el análisis numérico de datos, imágenes y resultados se desarrollará mediante herramientas computacionales, especialmente *Matlab*TM.

6. Montaje experimental y adquisición multispectral

El estudio de la técnica propuesta, requiere un conocimiento general de los dispositivos y equipos usualmente empleados tanto en la metrología óptica como en la espectroscopía aplicada, por lo que en algunos casos fue necesario conocer su desempeño, alcance o resolución. Dicha información permitió consolidar un montaje experimental acorde con las reglamentaciones de la *CIE* para la adquisición de las imágenes multispectrales del conjunto de muestras al óleo sobre lienzo. En el caso de la cámara, una interface gráfica de usuario facilitó su operación.

6.1. Muestras al óleo sobre lienzo

Un conjunto de muestras al óleo sobre lienzo empleadas para el estudio de la técnica propuesta es el mostrado en la figura 23. Dicho conjunto hace parte de 157 muestras que fueron cuidadosamente preparadas y etiquetadas (al respecto véase el anexo 4 y 5).

En la figura 23, la muestra ubicada a la izquierda de la parte inferior, le corresponde el número 45; es decir que según el anexo 5, la muestra es el resultado de los pigmentos 559 (*Emerald green*) y 684 (*Burnt sienna*) mezclados en igual proporción. Aunque la figura 23 hace referencia al arreglo de muestras No. 3, el anexo 6 permite conocer el arreglo efectuado para las demás muestras. En cada muestra la dimensión del parche que contiene el pigmento es aproximadamente de $22\text{ mm} \times 20\text{ mm}$.

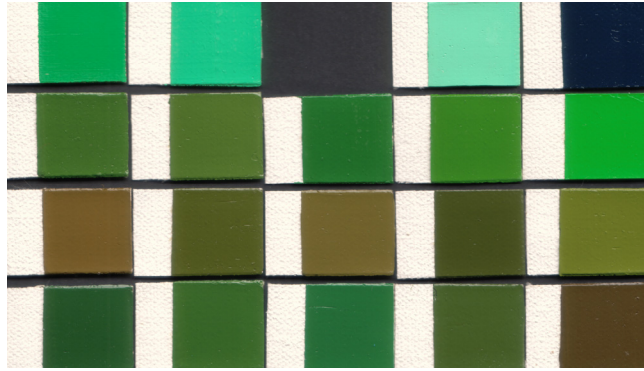


Figura 23 Arreglo No. 3 de muestras al óleo sobre lienzo empleadas para el estudio de la técnica propuesta.

6.2. La fuente espectral

La fuente de luz empleada en el montaje experimental es una lámpara halógena Philips, MV *Dichroic*, 120V 40D GU5.3, cuya potencia radiante es 50 W (valor nominal), a la que se le puede acondicionar un regulador de intensidad luminosa. La apertura del haz luminoso es 40°. En este tipo de iluminantes, un filamento espiralado de tungsteno experimenta una diferencia de potencial dentro de una cápsula de cuarzo en un ambiente exento de oxígeno, lo que lo lleva a la incandescencia. Una representación esquemática de la conexión de la lámpara a la línea de distribución de potencia AC (fase o línea viva) es la figura 24, en donde R1 representa al filamento de la lámpara el cual es conectado por un extremo a la fase cuyo valor nominal con respecto al neutro es $120 V_{rms}$ y por el otro extremo al neutro. Por lo tanto la diferencia de potencial $V_{12} = 120 V_{rms}$. No obstante, dicho valor nominal oscila a lo largo del día dentro de un intervalo de voltaje previsto por la compañía distribuidora de energía eléctrica para consumo industrial, situación que plantea la posibilidad de tener un iluminante cuya potencia radiante fluctue en el intervalo de tiempo que dure la toma de datos.

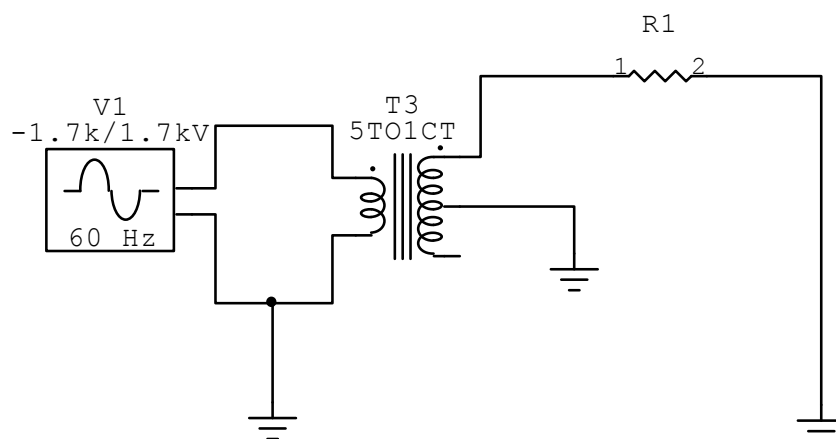


Figura 24 Representación esquemática de la conexión de la lámpara a la fuente de voltaje.

Es decir que si ocurre una caída de tensión, la potencia radiante del iluminante disminuye afectando con ello la uniformidad de la iluminación de las muestras y muy posiblemente el contenido espectral de la radiación emitida por el iluminante.

Con respecto a la segunda inquietud, se llevó a cabo la adquisición de una serie de espectros de emisión de la fuente de luz. El instrumento empleado fue el espectrómetro HR4000 de *Ocean Optics*. La adquisición de tales espectros se realizó a intervalos de 5 minutos a lo largo de 280 minutos. Es decir que se consolidó un conjunto de 58 espectros de emisión. Cabe anotar que la primera adquisición se efectuó tan pronto como se conectó el iluminante a la fuente de voltaje y en el tiempo que duró la caracterización del espectro de emisión no hubo corte del fluido eléctrico.

La figura 25 corresponde a la emisión espectral del iluminante 10 minutos después de ponerlo en funcionamiento. La figura 26 corresponde a la emisión espectral del iluminante 35 minutos después de ponerlo en funcionamiento y en la figura 27 el trazo de color azul, corresponde a la emisión espectral del iluminante transcurridos 280 minutos.

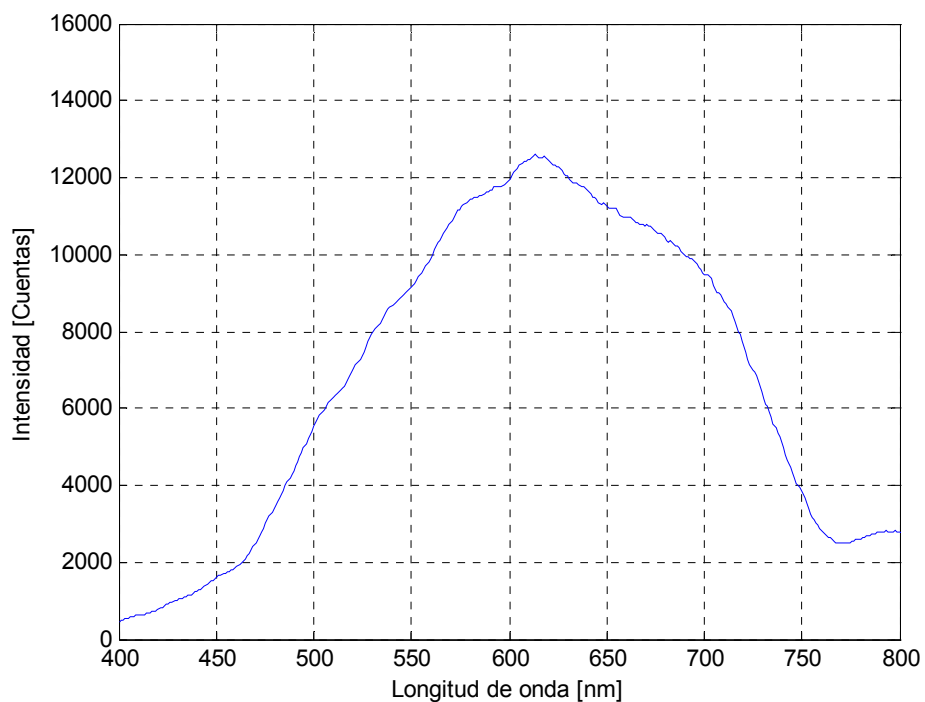


Figura 25 Emisión espectral de la lámpara a los 10 minutos de funcionamiento de la fuente de luz. La diferencia de potencial de la fase es 109.4 ± 0.1 voltios.

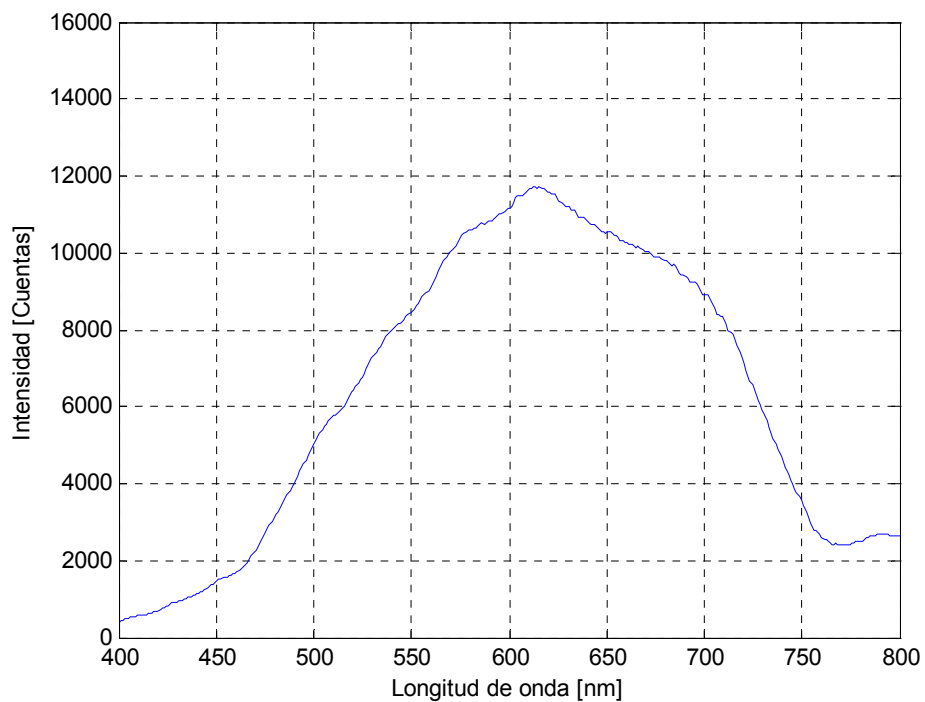


Figura 26 Emisión espectral de la lámpara a los 35 minutos de funcionamiento de la fuente de luz. La diferencia de potencial de la fase es 106.8 ± 0.1 voltios.

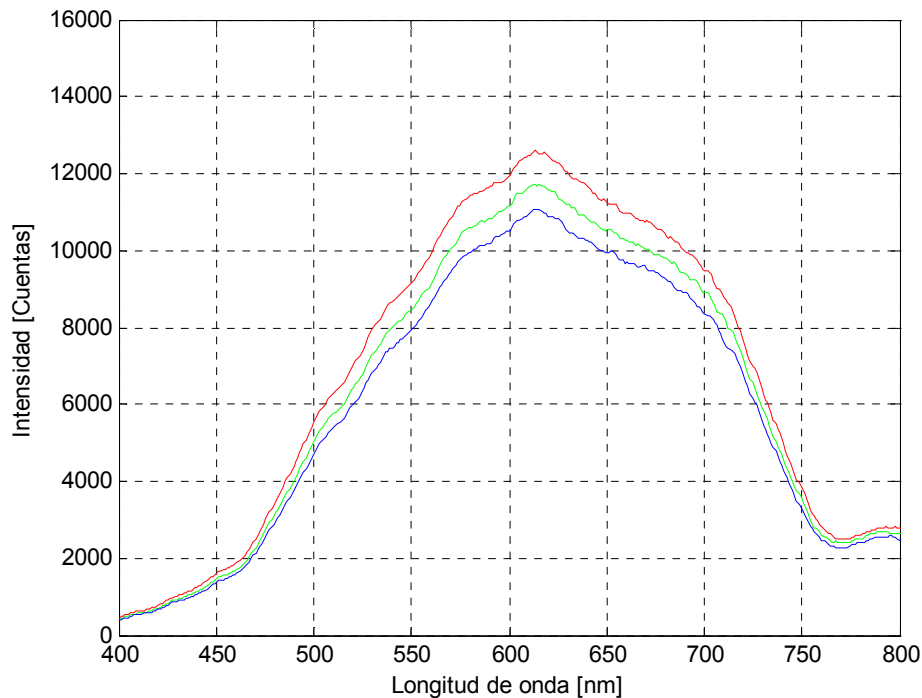


Figura 27 El trazo de color azul, corresponde a la emisión espectral de la lámpara a los 280 minutos de funcionamiento de la fuente de luz. La diferencia de potencial de la fase es 106.2 ± 0.1 voltios.

Una superposición de los tres casos mostrada en la figura 27, es un modo de probar que el contenido espectral de la radiación emitida por el iluminante no se vió afectado durante el transcurso de la prueba. Por otra parte, dado que el valor medio para la diferencia de potencial a lo largo del tiempo es 105.4 voltios con una desviación estándar de 1.6 voltios, resulta claro que la lámpara no operó al voltaje especificado por el fabricante. El instrumento empleado en el registro de los datos fue el multímetro UT30B de *UNI-TREND INTERNATIONAL LIMITED*. La resolución del instrumento es 0.1 voltio.

Para tres longitudes de onda en particular, 690 nm , 550 nm y 442 nm , la intensidad radiante en función del tiempo se muestra de manera muy cualitativa en las figuras 28, 29 y 30 respectivamente.

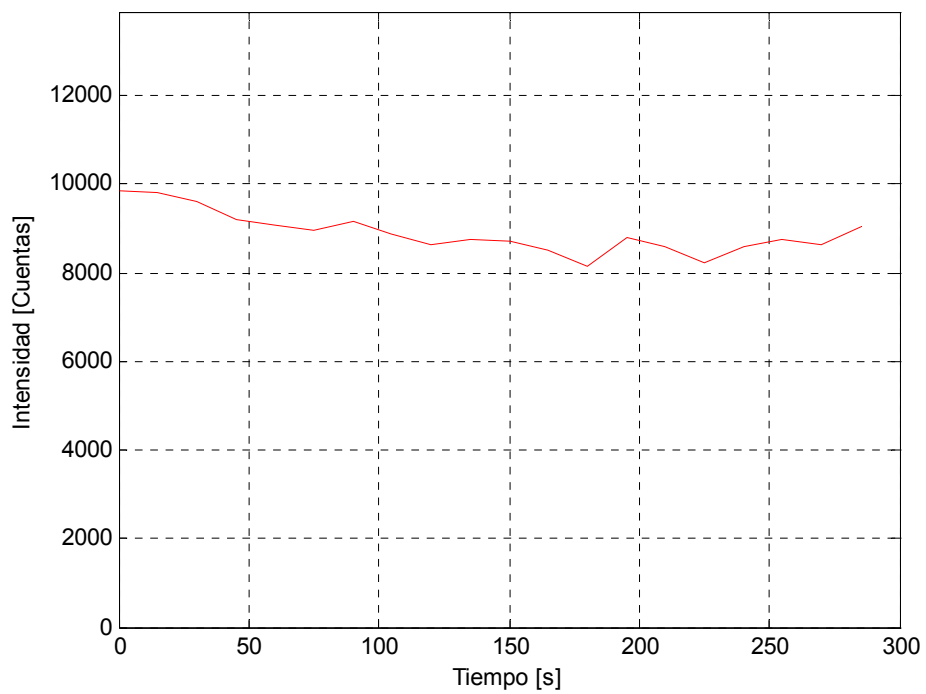


Figura 28 Intensidad en función del tiempo para la línea espectral 690 *nm* .

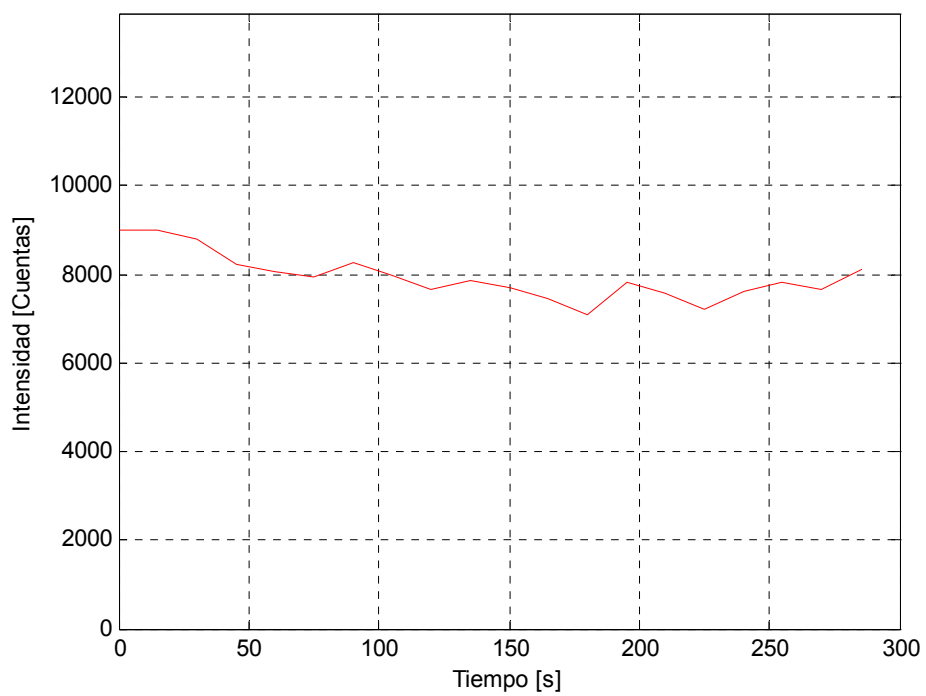


Figura 29 Intensidad en función del tiempo para la línea espectral 550 *nm* .

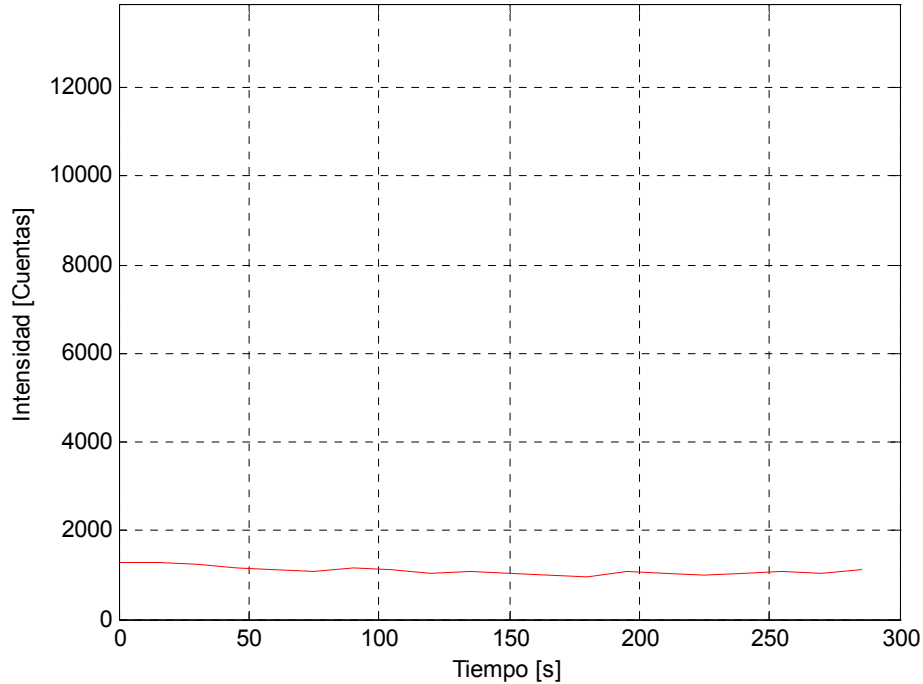


Figura 30 Intensidad en función del tiempo para la línea espectral 442 nm .

Realmente es notoria la caída gradual de la intensidad del iluminante en la medida en que fluctúa dicha intensidad a lo largo del tiempo. Esta situación tiene su origen en la fluctuación del voltaje de uso industrial así como en la caída del mismo en la medida en que ocurre la demanda energética entre otras razones. De hecho al comenzar la prueba, el multímetro registró un voltaje de 109.4 ± 0.1 voltios y al terminar la prueba el mismo multímetro registró un voltaje de 106.7 ± 0.1 voltios.

6.3. El filtro interferencial

En la adquisición de imágenes multispectrales se emplearon 10 filtros interferenciales de la empresa **EO**[®]. La tabla 2 reúne información proporcionada por el fabricante, sobre una característica técnica en particular de cada filtro. Nótese que cada filtro se encuentra centrado en una

longitud de onda que se encuentra dentro de la región visible del espectro electromagnético.

Filtro	Ancho a la altura media
$442 \pm 2 \text{ nm}$	$10 \pm 2 \text{ nm}$
$480 \pm 2 \text{ nm}$	$10 \pm 2 \text{ nm}$
$515 \pm 2 \text{ nm}$	$10 \pm 2 \text{ nm}$
$532 \pm 2 \text{ nm}$	$10 \pm 2 \text{ nm}$
$550 \pm 2 \text{ nm}$	$10 \pm 2 \text{ nm}$
$580 \pm 2 \text{ nm}$	$10 \pm 2 \text{ nm}$
$600 \pm 2 \text{ nm}$	$10 \pm 2 \text{ nm}$
$636 \pm 2 \text{ nm}$	$10 \pm 2 \text{ nm}$
$650 \pm 2 \text{ nm}$	$10 \pm 2 \text{ nm}$
$690 \pm 2 \text{ nm}$	$10 \pm 2 \text{ nm}$

Tabla 2 Filtros empleados en la adquisición multispectral [17].

Por otra parte, con el espectrómetro HR4000 de *Ocean Optics* se cuantificó el espectro de transmitancia de los filtros, con el objeto de apreciar el ancho de banda de cada filtro, la longitud de onda en la que puede estar centrado el filtro así como el grado de atenuación del filtro. Al respecto la figura 31 consolida estos aspectos.

La transmitancia de cada filtro fue obtenida tomando la razón entre la luz que transmite el filtro y la luz de referencia que la proporcionó el iluminante que viene acondicionado a la esfera integradora *ISP-REF* de *Ocean Optics*. El rango espectral del iluminante es $360 - 1000 \text{ nm}$ y su espectro de emisión es el mostrado en la figura 32. Efectivamente a paso de 1 nm el espectro es continuo como se esperaba.

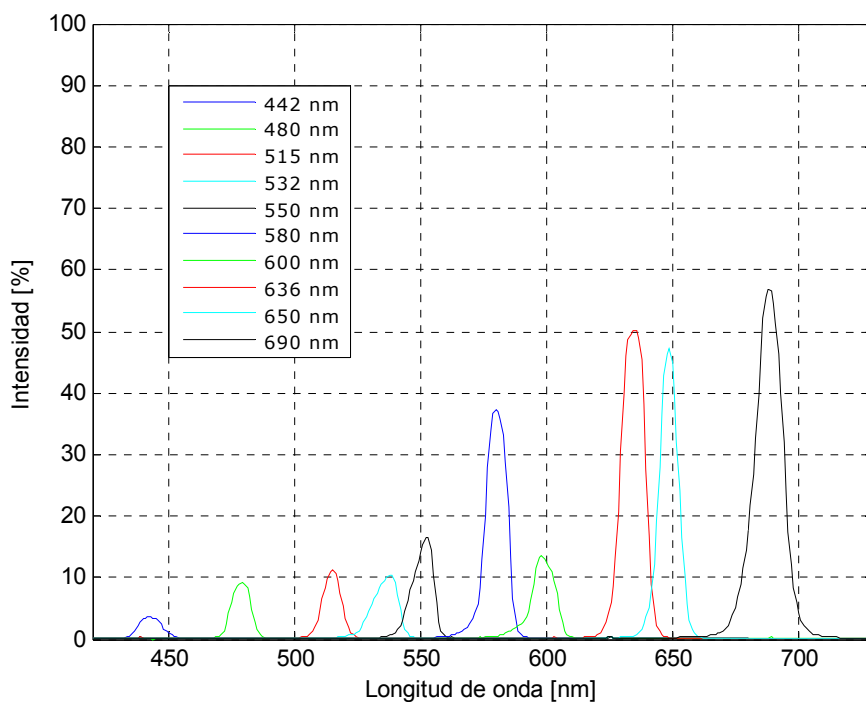


Figura 31 Espectro de transmitancia no normalizado de los 10 filtros interferenciales empleados en la adquisición multispectral.

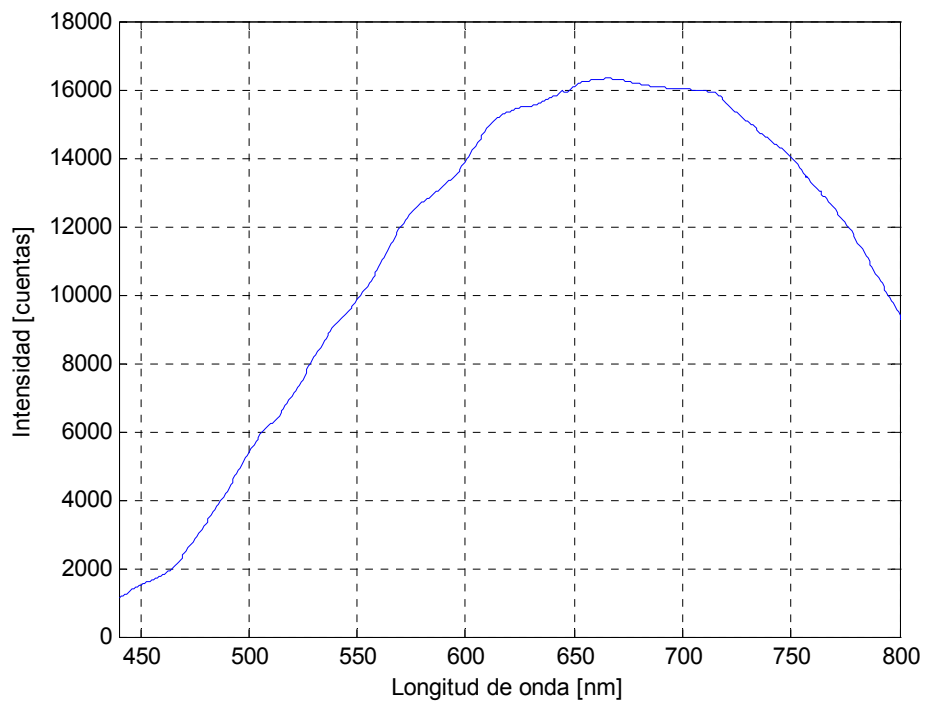


Figura 32 Espectro de emisión del iluminante *ISP-REF-B*.

Dado que la transmitancia del filtro interferencial depende del ángulo de incidencia de la luz, es importante cuantificarla. Para tal efecto se escogió el filtro de 650 nm y en un montaje apropiado se obtuvo la información mostrada en la figura 33. Nuevamente la luz de referencia la proporcionó el iluminante *ISP-REF*.

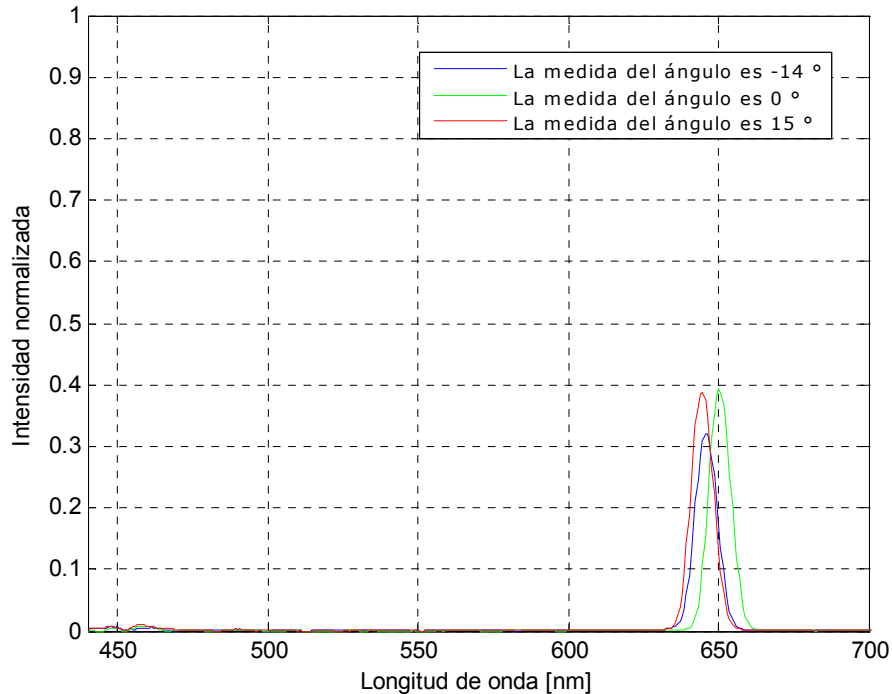


Figura 33 Dependencia angular de la transmitancia del filtro interferencial centrado en la longitud de onda de 650 nm .

La figura 34 muestra detalles del corrimiento de la transmitancia en la medida en que cambia el ángulo de incidencia. Es apreciable “la ventana angular” en la que el filtro aún se encuentra centrado en la longitud de onda de 650 nm , dato necesario a la hora de realizar la alineación y calibración del montaje experimental porque permite establecer un margen de acción para el filtro. También es apreciable el corrimiento del pico de transmitancia (figura 35), cuya variación (2.1 %) podría ser importante dentro de la “ventana angular” a la hora de realizar las adquisiciones multiespectrales.

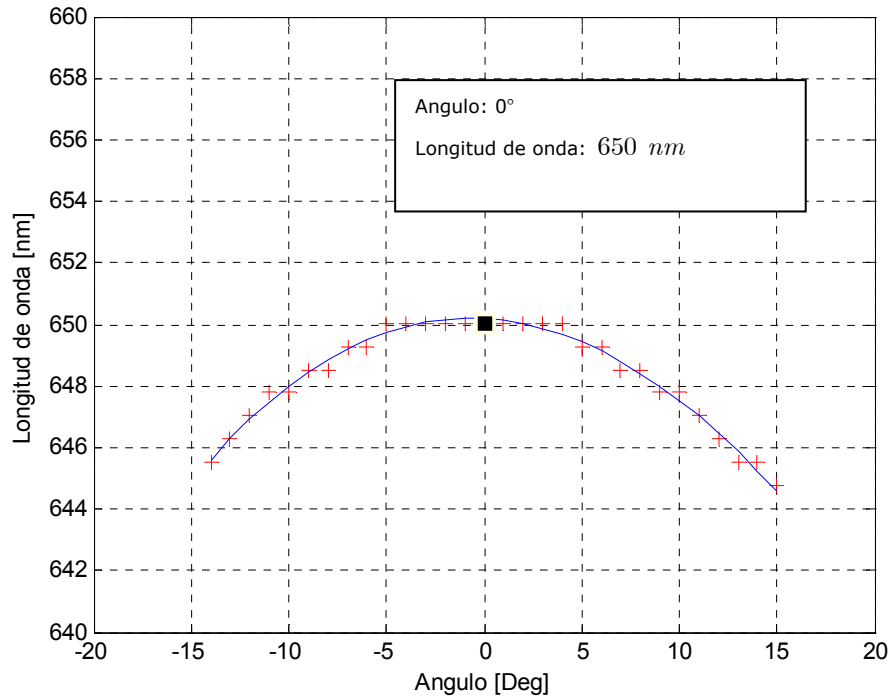


Figura 34 Corrimiento de la longitud de onda en función del ángulo de incidencia para el filtro interferencial centrado en la longitud de onda de 650 nm .

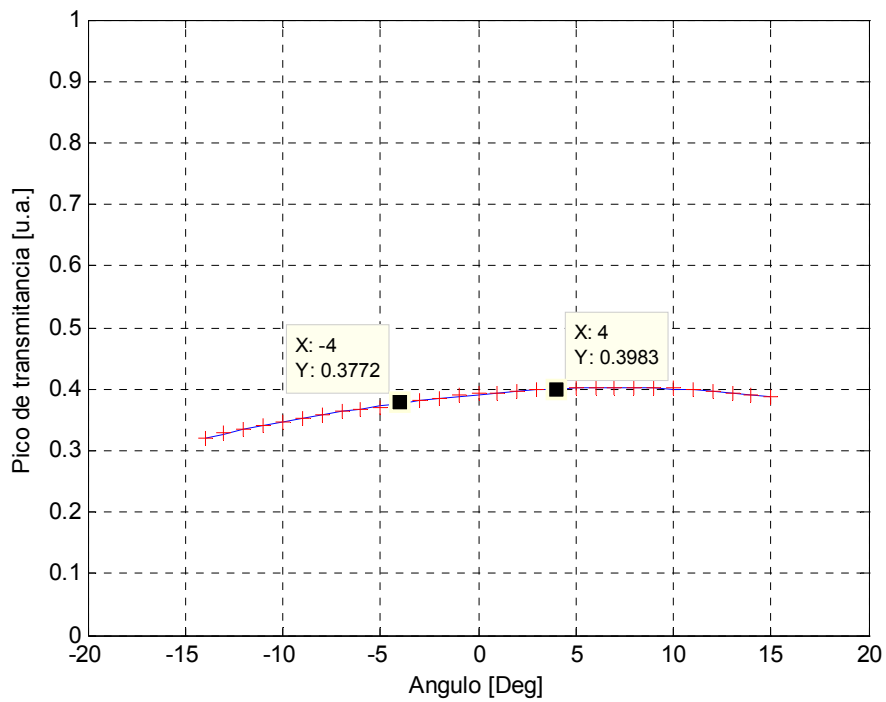


Figura 35 Corrimiento del pico de transmitancia del filtro interferencial centrado en la longitud de onda de 650 nm .

6.4. La cámara *CCD*

La cámara empleada en la adquisición multiespectral es la Guppy F-046C de la empresa *ALLIED Vision Technologies*, la cual incorpora un sensor *CCD* (*Charge-Coupled Devices*) SONY IT, cuyo número efectivo de píxeles es $782 (H) \times 582 (V)$. El tamaño del píxel es $8.3 \mu m \times 8.3 \mu m$. La comunicación entre la cámara y el computador se realiza mediante la interface digital *IEEE* 1394a.

El rango dinámico de la imagen adquirida por el sensor se encuentra en el intervalo $[0, 255]$, debido a que el número de niveles de gris L obedece a la relación

$$L = 2^k$$

donde k hace referencia al número de bits requeridos para la digitalización de un píxel de la imagen [32]. De manera que al ser la cámara Guppy F-046C una cámara tricromática, el rango dinámico de cada canal se encuentra en el intervalo $[0, 255]$.

Con respecto a la sensibilidad espectral del sensor de la cámara, la figura 36 muestra tres curvas etiquetadas con las letras B (*Blue*), G (*Green*) y R (*Red*). Cada curva contiene información acerca de la respuesta del sensor de la cámara para cada longitud de onda en el intervalo de 400 nm a 700 nm de tres conjuntos de píxeles, los cuales se encuentran arreglados según el patrón *Bayer* [33]. Como dato adicional el primer píxel del sensor es rojo.

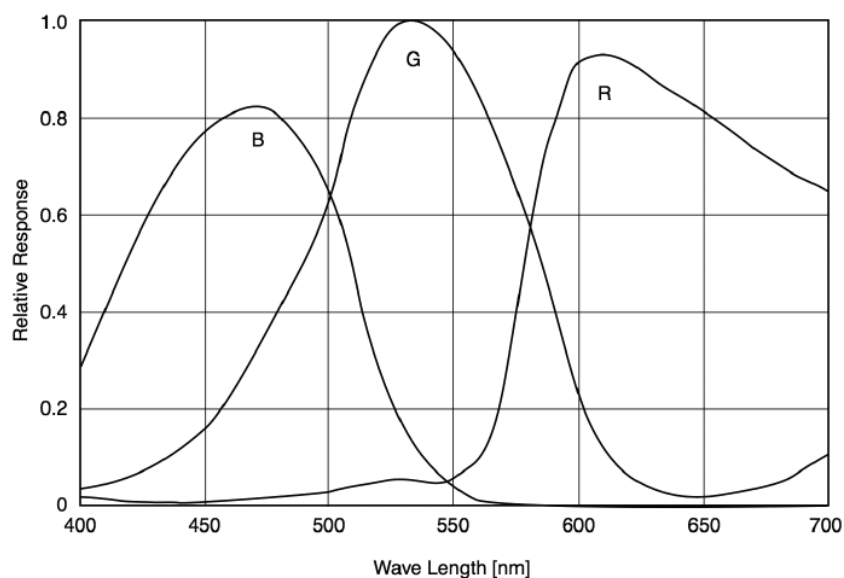


Figura 36 Sensitividad espectral del sensor de la cámara Guppy F-046C, proporcionada por la empresa *ALLIED Vision Technologies*.

6.4.1. Linealidad del sensor *CCD*

Para encontrar la respuesta lineal de algunos píxeles del sensor *CCD* para todos los canales, se procedió a colocar sobre el plano de referencia completamente oscurecido (véase la figura 22) una pastilla de sulfato de bario. Con la pastilla en su lugar, en lugar de incrementar o disminuir la potencia radiante de los iluminantes, se realizó el ajuste del tiempo de exposición de la cámara y se registró el nivel de gris promedio de una región de interés localizada dentro de la pastilla. Dichos niveles de gris permiten construir para cada tiempo de exposición programado los trazos que se aprecian en la figura 37. El iluminante empleado fue la lámpara halógena Philips, MV *Dichroic*, 120V 40D GU5.3, cuya potencia radiante es 50 W. La apertura del haz luminoso es 40°. Algunos resultados se pueden apreciar en las figuras 37, 38 y 39.

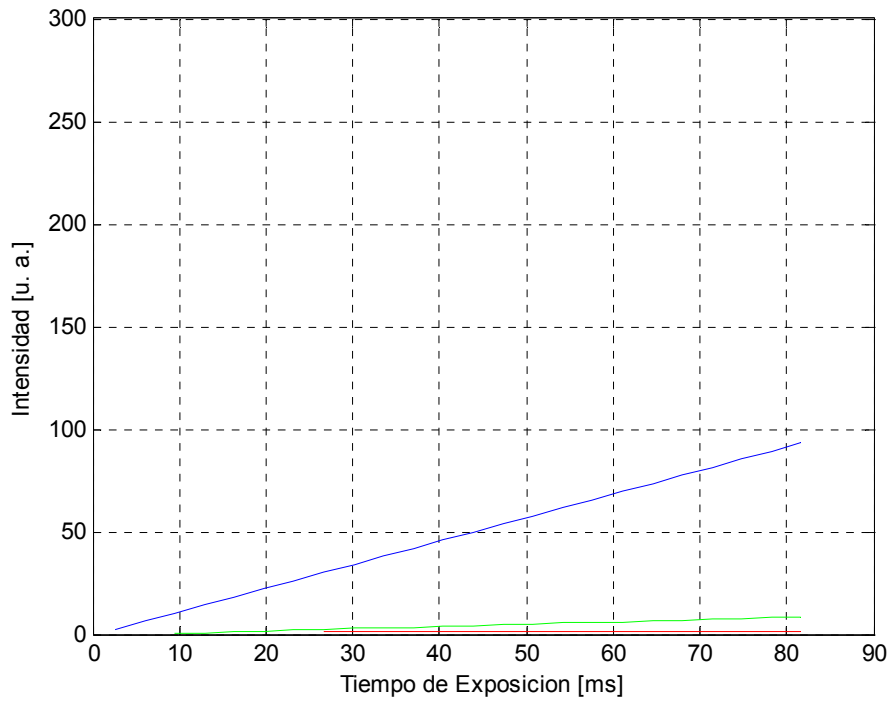


Figura 37 Respuesta del sensor *CCD* para el canal 442 nm .

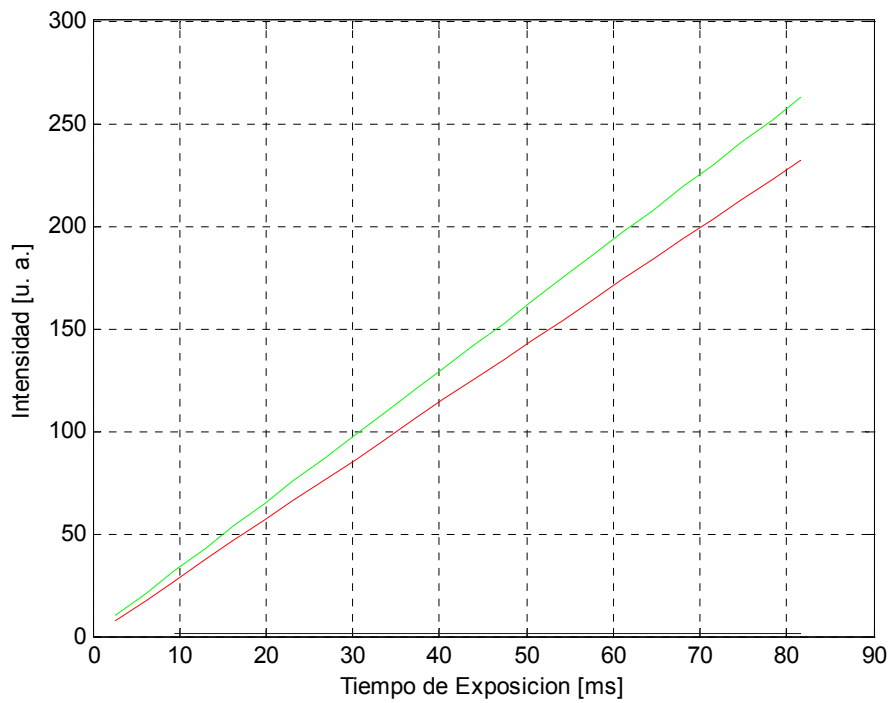


Figura 38 Respuesta del sensor *CCD* para el canal 580 nm .

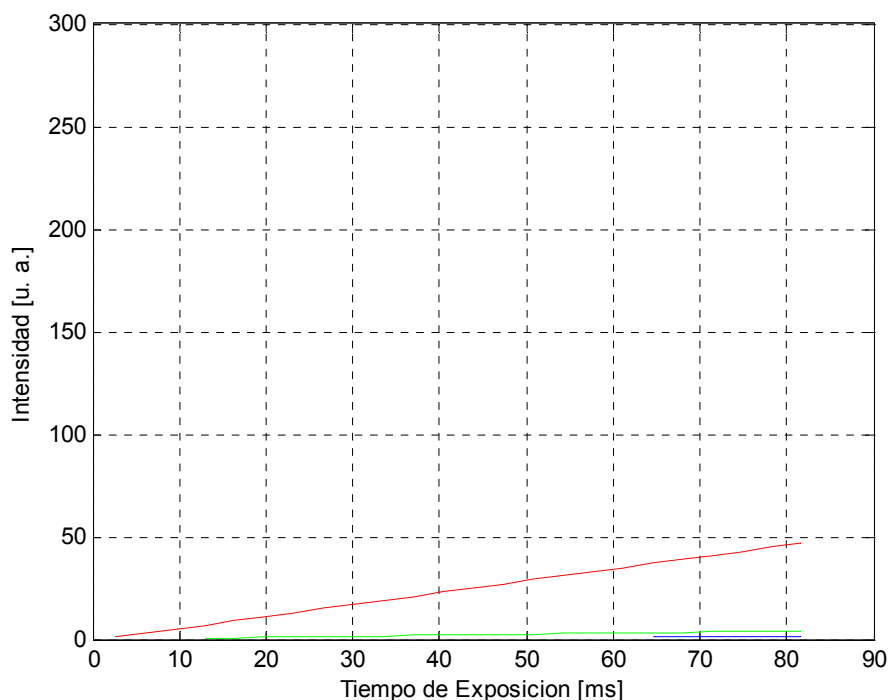


Figura 39 Respuesta del sensor *CCD* para el canal 690 nm .

Los datos representados en las figuras 37, 38 y 39 permitieron decidir a cerca de la conveniencia de tomar los planos azul, verde y rojo respectivamente, en función del canal o filtro interferencial utilizado en la adquisición de las imágenes multiespectrales. Por otra parte brinda información a cerca del intervalo dentro del cual es admisible establecer el tiempo de exposición de la cámara. En el caso de la figura 38, un tiempo de exposición de 80 ms es el suficiente como para permitir que la fuente de luz sature los píxeles etiquetados como rojos y verdes según el patrón *bayer*, no siendo así en el caso de las figuras 37 y 39.

La información contenida en las figuras 37, 38 y 39, junto con la que aparece en el anexo 7, permitieron establecer el plano de color (R , G o B) así como el tiempo de exposición que más convino a la hora de realizar las adquisiciones multiespectrales. Al respecto la tabla 3 muestra los resultados obtenidos.

Filtro	Plano de color	Tiempo de exposición
442 nm	<i>B</i>	40 μs
480 nm	<i>B</i>	82 μs
515 nm	<i>G</i>	82 μs
532 nm	<i>G</i>	82 μs
550 nm	<i>G</i>	82 μs
580 nm	<i>G</i>	40 μs
600 nm	<i>R</i>	82 μs
636 nm	<i>R</i>	40 μs
650 nm	<i>R</i>	82 μs
690 nm	<i>R</i>	82 μs

Tabla 3 Filtros empleados en la adquisición multispectral Vs. tiempo de integración. En el contexto de las imágenes multispectrales, cada filtro constituye un canal. Si el sistema de adquisición multispectral cuenta con diez filtros, en consecuencia diez serán los canales.

6.5. Sistema de adquisición multispectral implementado

El sistema de adquisición multispectral implementado es el mostrado en la figura 40. La distancia entre el plano de referencia y el sensor de la cámara es aproximadamente $557 \pm 1 \text{ mm}$, mientras que la distancia entre la fuente de luz y la intersección que realiza el eje óptico con el plano de referencia es $420 \pm 1 \text{ mm}$. El sistema básicamente lo conformó una cámara *CCD* (anexo 8), un objetivo *cosmicar television lens* cuya distancia focal es de 16 mm , dos fuentes de luz, un portafiltro, una pastilla de sulfato de bario y un equipo computacional que permitió digitalizar las imágenes adquiridas así como la implementación de una interfaz gráfica de usuario. La interfaz gráfica de usuario es un programa que se desarrolló en *Matlab*TM mediante el cual se configuró algunos parámetros de la cámara tales como la región de

interés, el número de *frames* por *trigger*, el tiempo de exposición, la ganancia entre otros. A manera de ejemplo la interfaz gráfica de usuario en la que se aprecia una obra del maestro Victor Valencia vista a través de un filtro interferencial se muestra en la figura 41.

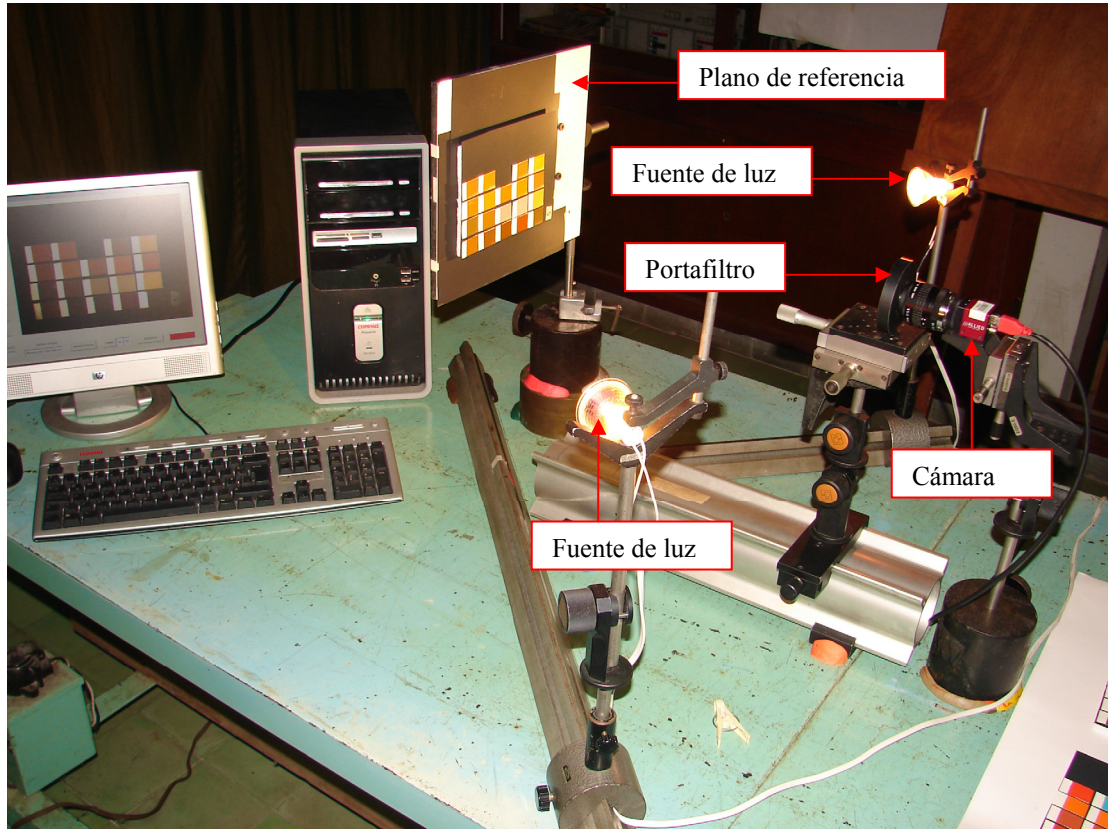


Figura 40 Montaje multispectral implementado.

La digitalización de las imágenes multispectrales se realizó a través de la interface digital *IEEE 1394a* la cual se ajusta a las especificaciones de *1394SM trade association*. El ajuste de los parámetros de la cámara y la recuperación de la imagen digitalizada mediante *MatlabTM*, se hizo posible gracias a la instalación del *CMU(Carnegie Mellon University) DCAM (Digital Camera) Driver*. El tamaño de cada imagen adquirida es de 582×780 píxeles. Por otra parte con el objeto de disminuir el efecto de

ruido, cada imagen obtenida es el resultado de un promedio sobre 20 imágenes adquiridas secuencialmente [34].

En la adquisición de las imágenes multispectrales, se utilizó un *COMPAQ* modelo SR2105LA con sistema operativo de disco Windows Vista™ de 32 bits, procesador Intel(R) Celeron(R) D CPU 3.33GHz y memoria RAM de 895 MB.

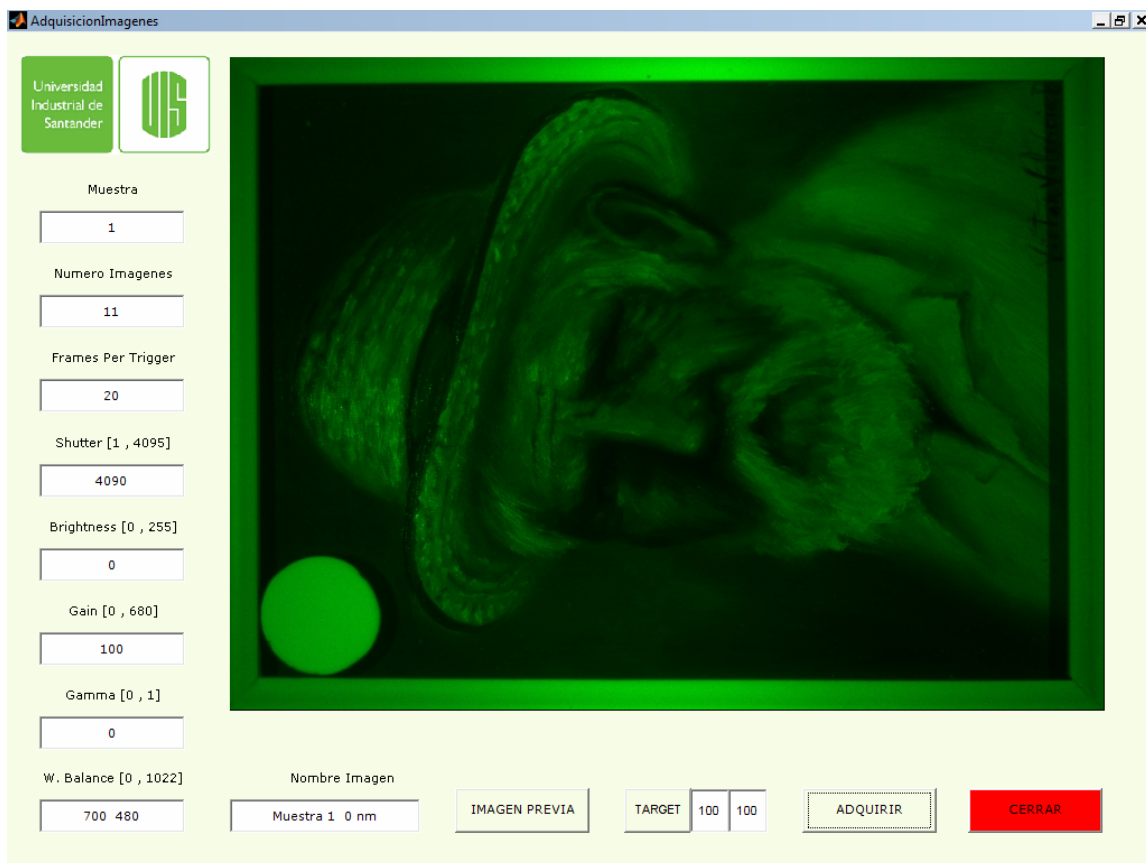


Figura 41 Interfaz gráfica de usuario.

En el cómputo del factor de escala del sistema de visión, se utilizó una cuadrícula de dimensiones conocidas impresa sobre una hoja y dispuesta sobre el plano de referencia del montaje experimental. De acuerdo con la información suministrada por el perfil de intensidad de una región de la

cuadrícula, 60 ± 2 píxeles equivalen a 16 ± 1 mm, por lo que el campo de observación es aproximadamente 155×208 mm. Detalles del perfil se pueden apreciar en la figura 42.

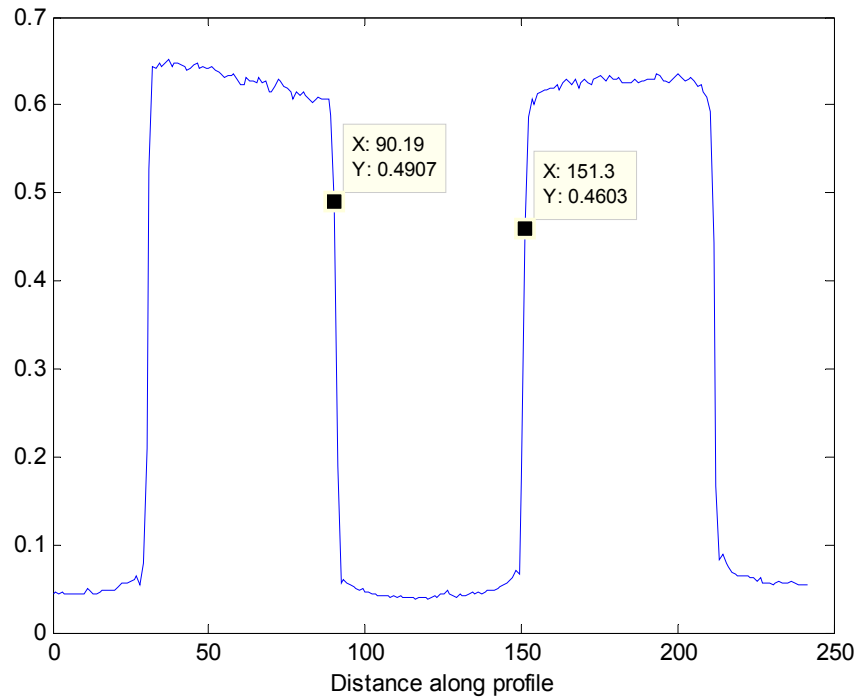


Figura 42 Detalles del perfil de intensidad.

6.6. Adquisición de las imágenes multispectrales de muestras al óleo sobre lienzo.

La adquisición tiene su comienzo con la ubicación del arreglo No. 1 junto con una pastilla de sulfato de bario sobre el plano de referencia en concordancia con la figura 22, para seguir luego con el muestreo cromático ubicando uno a uno los filtros interferenciales en el portafiltro correspondiente. Con respecto al portafiltro, tornillos micrométricos garantizaron el óptimo posicionamiento del filtro con respecto al sistema óptico cámara-objetivo. De la misma manera se procedió con los demás arreglos conformando así una base de imágenes multispectrales. Es de vital importancia que en la adquisición

multiespectral, la muestra esté acompañada por el blanco de referencia puesto que se ha de comparar el nivel de gris de la muestra con respecto al nivel de gris del blanco de referencia (véase el anexo 9).

6.7. Adquisición de los espectros de reflectancia de referencia

En el registro de los espectros de reflectancia de referencia, se utilizó la esfera integradora *ISP-REF* de *Ocean Optics* (véase el anexo 10) que cuenta con un iluminante *ISP-REF* (también de *Ocean Optics*), y el espectrómetro HR4000 de *Ocean Optics*. El espectrómetro cuenta con la capacidad de promediar n espectros adquiridos secuencialmente, por lo que cada espectro obtenido es el resultado de un promedio sobre 10 espectros registrados secuencialmente. En la calibración del espectrómetro se utilizó una pastilla de sulfato de bario. Dicha pastilla es el blanco de referencia.

6.8. Adquisición de las imágenes multiespectrales de una obra del maestro Victor Valencia.

Con el objeto de obtener el espectro de reflectancia mediante la técnica propuesta de algunos puntos de interés de una obra al óleo sobre lienzo, se realizó la adquisición multiespectral de un cuadro del maestro Santandereano Victor Valencia. El cuadro se ubicó sobre el plano de referencia junto con la pastilla de sulfato de bario para seguir luego con la adquisición multiespectral ubicando uno a uno los filtros interferenciales en el portafiltro correspondiente. Una muestra de las imágenes multiespectrales obtenidas se aprecia en la figura 43 en donde el filtro interferencial (o canal) empleado etiqueta la imagen correspondiente.

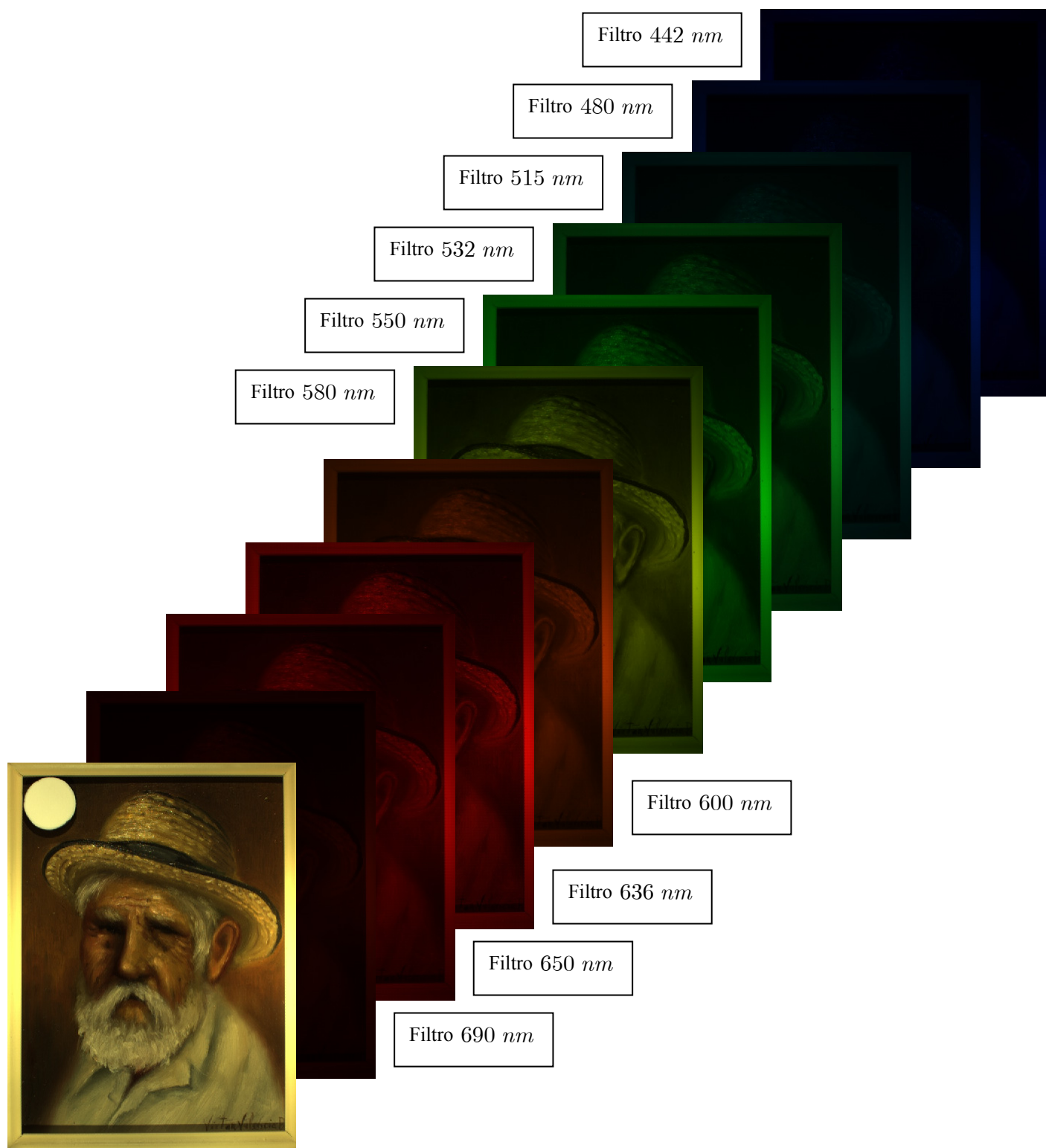


Figura 43 Imágenes multispectrales de la obra del maestro Victor Valencia.

7. Reconstrucción de espectros de reflectancia mediante la técnica propuesta.

Una vez consolidado un banco de imágenes multispectrales de las muestras al óleo sobre lienzo así como una base de datos conformada por los espectros de reflectancia de referencia, se procedió a la implementación y validación de la técnica propuesta. No siendo el objeto del presente trabajo, para apreciar el desempeño de la técnica propuesta en obras de arte, se hizo la reconstrucción del espectro de reflectancia de algunos puntos de interés de una obra al óleo sobre lienzo. Finalmente se plantea la posibilidad de optimizar la técnica propuesta, por lo que para evaluar su desempeño se muestran algunos resultados de especial interés.

7.1. Muestras al óleo sobre lienzo

Con el objeto de evaluar la técnica propuesta, 157 muestras se distribuyeron en dos grupos: grupo de entrenamiento y grupo de validación. El grupo de entrenamiento lo conformó 128 muestras mientras que el grupo de validación lo conformó 29 muestras. Por cada muestra se obtuvo la respuesta del sensor de la cámara para cada canal (filtro). La figura 44 proporciona una idea al respecto, en donde para una muestra **B** en particular que hace parte del grupo de entrenamiento, se han etiquetado 6 de las 10 respuestas que proporcionó el sensor de la cámara para cada canal. En todas las etiquetas, la variable X se refiere al canal (la longitud de onda en la cual se encuentra centrado el filtro) y la variable Y se refiere a la respuesta del sensor en la escala de 0 a 1. Las cruces de color rojo corresponde a las respuestas del sensor no etiquetadas (por razones de estética).

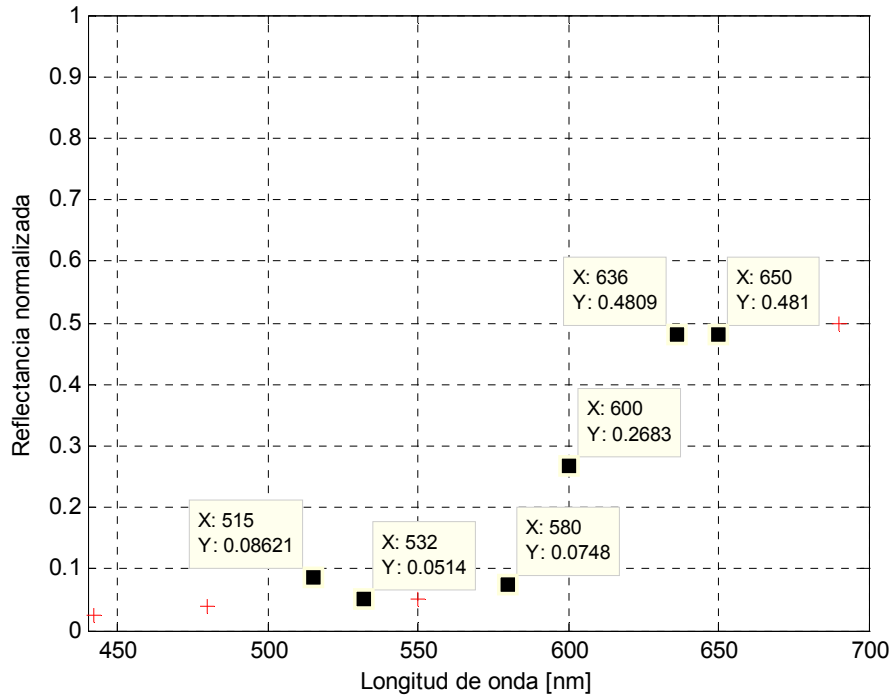


Figura 44 Respuesta del sensor de la cámara para cada uno de los diez canales.

7.1.1. Técnicas de procesamiento lineal

La figura 45, muestra dos espectros de reflectancia. El trazo en color azul, corresponde al espectro obtenido con un espectrómetro de una muestra **B** en particular, mientras que la interpolación lineal a trozos, es la reconstrucción del mismo espectro pero con la información proporcionada por la respuesta del sensor de la cámara. “**El perfil de los dos espectros no coincide**”, por lo que una explicación se basa en el entendimiento que se pueda lograr del filtro interferencial.

En teoría, un filtro interferencial o *Fabry-Perot*, debería transmitir el 96 % de la luz incidente. Sin embargo por efecto de la absorción de los materiales que lo constituye así como por pérdidas de luz en la periferia del mismo, el valor para la transmisión de la luz incidente es mucho más bajo [35]. En

consecuencia la respuesta del sensor de la cámara para cada canal será mucho más baja. En la literatura no se ha encontrado excepción a la regla, por lo que el canal señalado con una flecha roja en la figura 45, puede significar que la señal en ese lugar del espectro no fue muestreada como corresponde.

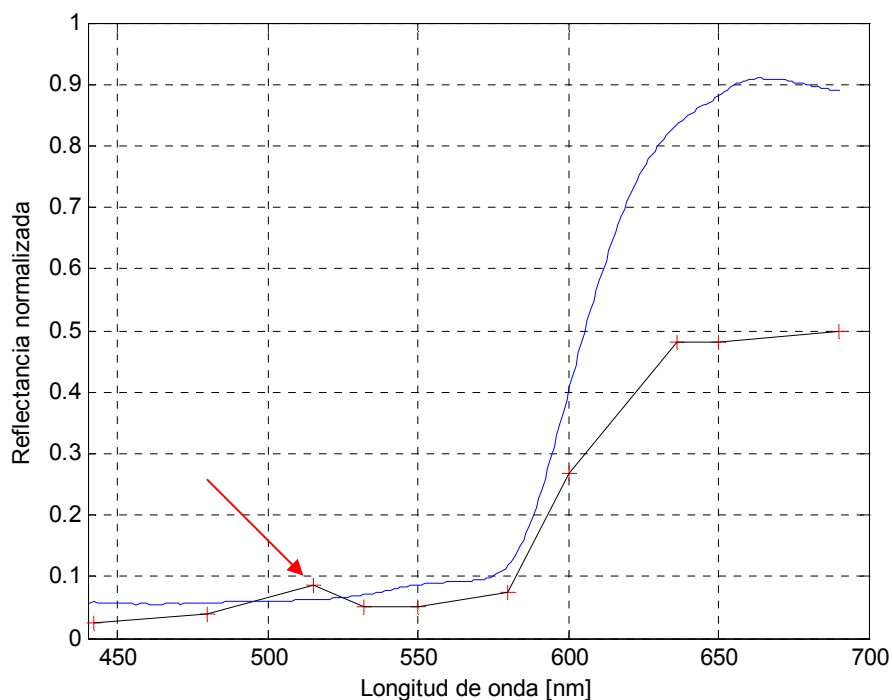


Figura 45 Comparación de dos espectros de reflectancia de una muestra **B** en particular.

Una solución ante el hecho de encontrar que la respuesta del sensor de la cámara para cada canal es mucho más baja que la obtenida por medio de un espectrómetro, es la calibración de la respuesta del sistema para cada canal. Esto se lleva a cabo confrontando la respuesta del espectrómetro del grupo de entrenamiento con la respuesta del sensor del mismo grupo. La relación de carácter lineal obtenida, es la que le permitirá al grupo de validación efectuar el respectivo ajuste.

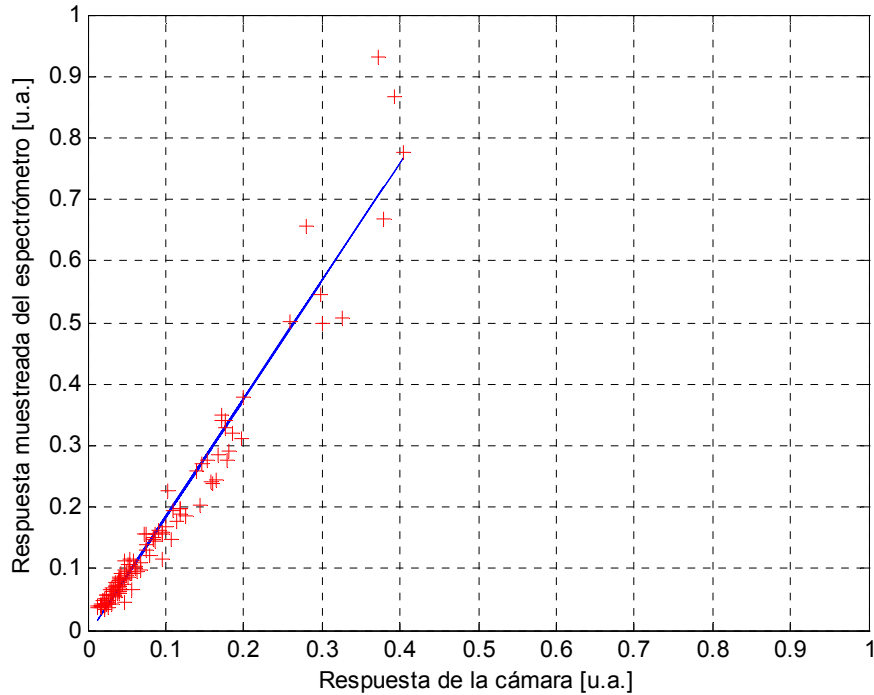
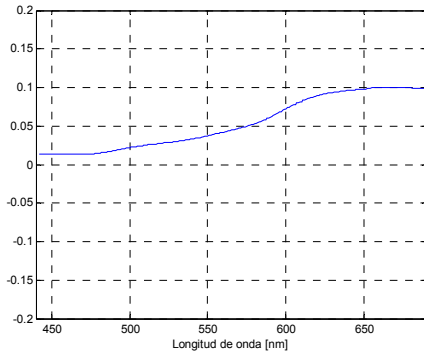


Figura 46 Calibración de la respuesta del sistema para el canal 550 nm .

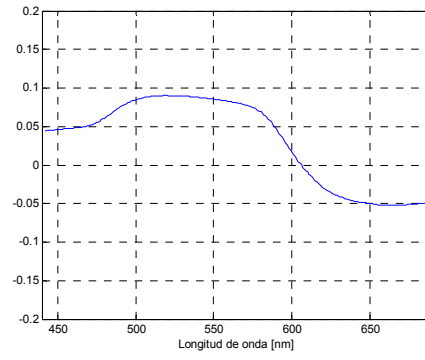
La figura 46 muestra el resultado de la calibración del sistema para el canal 550 nm . La calibración permitió obtener el mejor ajuste lineal a partir de 128 datos. Con respecto a la calibración de los demás canales ver el anexo número 11.

Este ha sido hasta ahora el desarrollo de una etapa que permitió la implementación de tres técnicas matemáticas (la cercha cúbica interpoladora, la pseudo-inversa y análisis en componentes principales) empleadas en la reconstrucción de espectros de reflectancia.

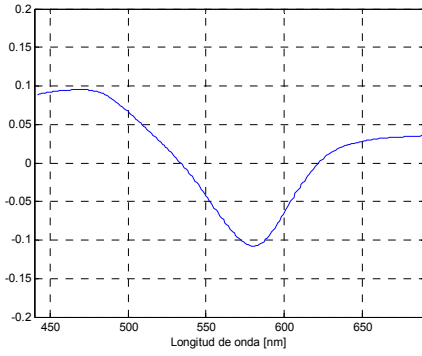
Con respecto a la técnica de la pseudo-inversa, el operador $\mathbf{Q}_{N \times K}$ obtenido es una matriz de 249×10 elementos. Esto es porque $K = 1, 2, \dots, 10$ representa los canales (442 nm , 480 nm , 515 nm , 532 nm , 550 nm , 580 nm , 600 nm , 636 nm , 650 nm y 690 nm) y $N = 1, 2, \dots, 249$ (dado que el conjunto de $p = 128$ espectros de reflectancia organizados en la matriz $\mathbf{R}_{N \times p}$, se ha muestreado desde 442 nm hasta 690 nm a paso $\Delta\lambda = 1 \text{ nm}$).



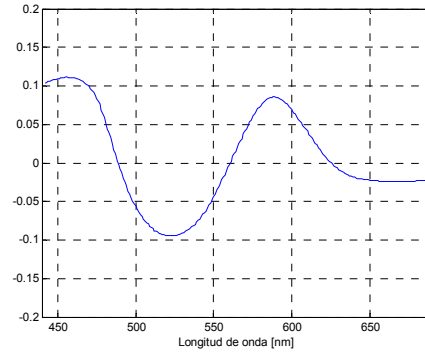
a)



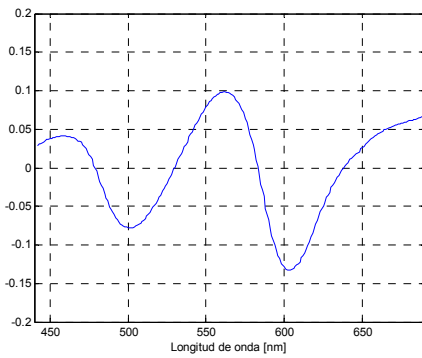
b)



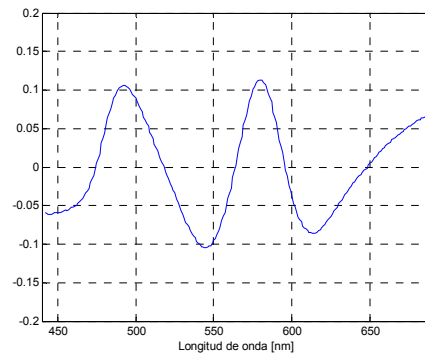
c)



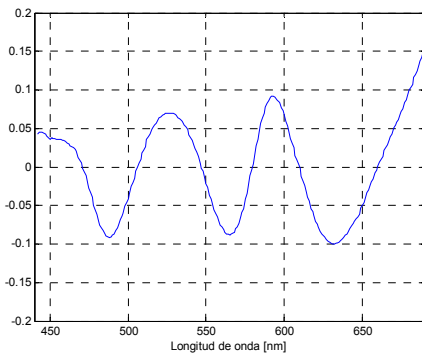
d)



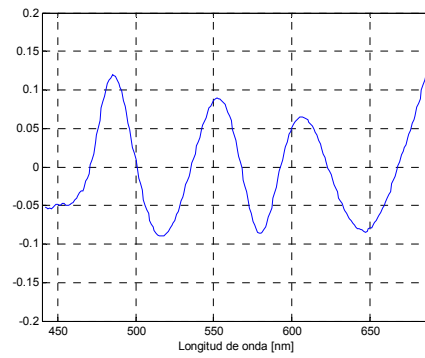
e)



f)



g)



h)

Figura 47 En orden alfabético las ocho primeras componentes.

Mediante la técnica de análisis en componentes principales a partir del arreglo matricial $\mathbf{R}_{N \times p}$ donde nuevamente $N = 1, 2, \dots, 249$ y $p = 128$, se obtuvo una base ortogonal conformada por los 8 primeros vectores. La figura 47 proporciona una idea a cerca del comportamiento a lo largo del espectro de cada componente. Los vectores propios obtenidos podrían plantear un interrogante aún no resuelto y quizás sin importancia, ¿son equivalentes a espectros de reflectancia pero en una forma básica?

Al tomar la respuesta del sensor de la cámara de una muestra que pertenece al grupo de validación y aplicar las técnicas matemáticas hasta aquí mencionadas para reconstruir el espectro de reflectancia correspondiente, el resultado obtenido se relaciona en la figura 48.

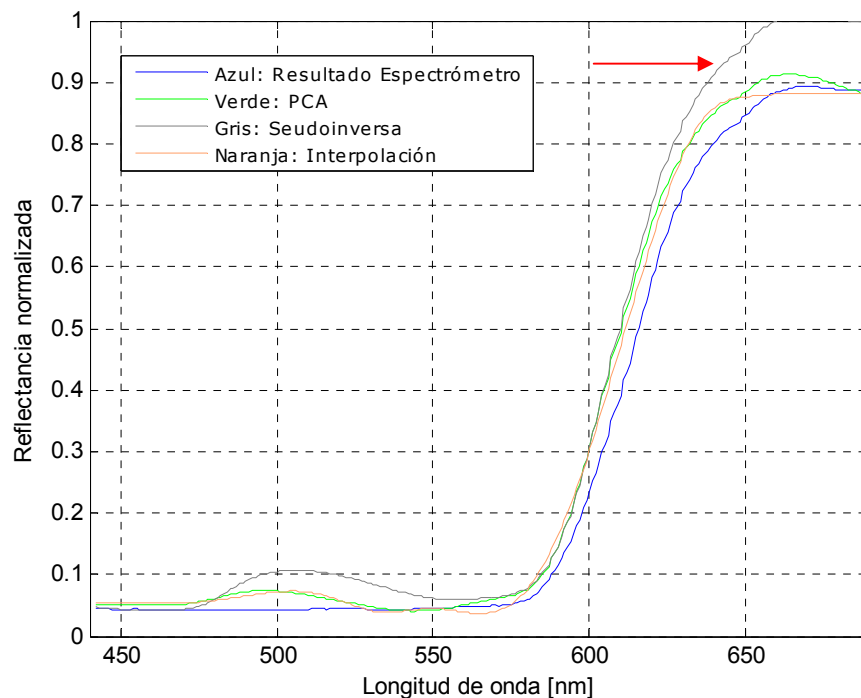


Figura 48 Para una muestra en particular, comparación visual entre los espectros de reflectancia obtenidos por el espectrómetro y las tres técnicas matemáticas: *PCA*, pseudo-inversa e interpolación.

En la figura 48, la flecha en color rojo hace un señalamiento importante cuyo resultado depende en gran medida de la naturaleza lineal de las tres técnicas matemáticas empleadas para reconstruir dicho espectro. Del anexo 11, obsérvese la figura A11–10, en donde es claro que para repuestas de la cámara que se encuentren prácticamente por encima de 0.48, la calibración arrojará un valor mayor que la unidad, lo cual no tiene sentido físico. No obstante, es apreciable el alto grado de similitud que existe entre los perfiles obtenidos.

En las figuras 49 y 50, también es apreciable el alto grado de similitud que existe entre los perfiles obtenidos.

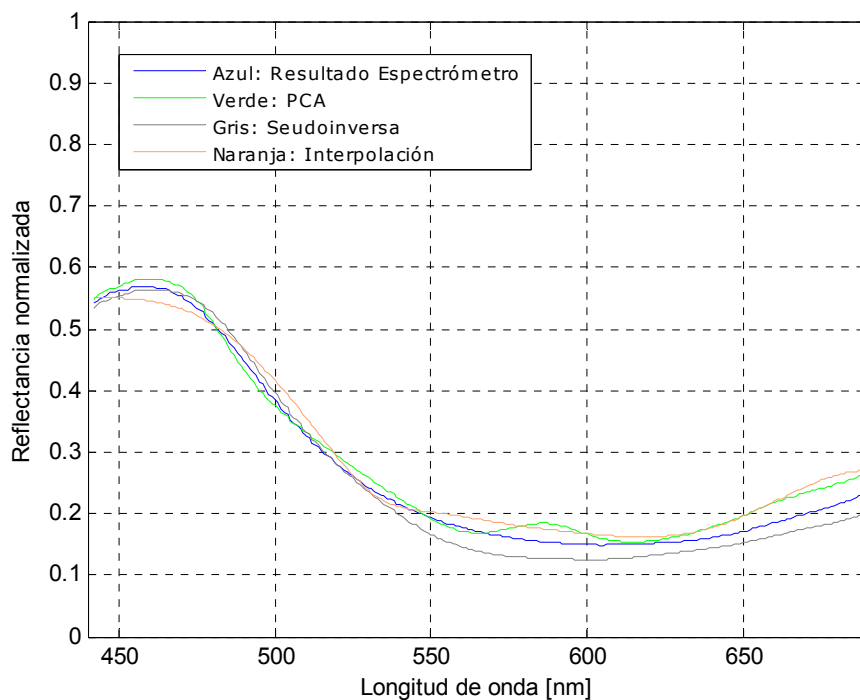


Figura 49 Para una muestra en particular, comparación visual entre los espectros de reflectancia obtenidos por el espectrómetro y las tres técnicas matemáticas: *PCA*, pseudo-inversa e interpolación.

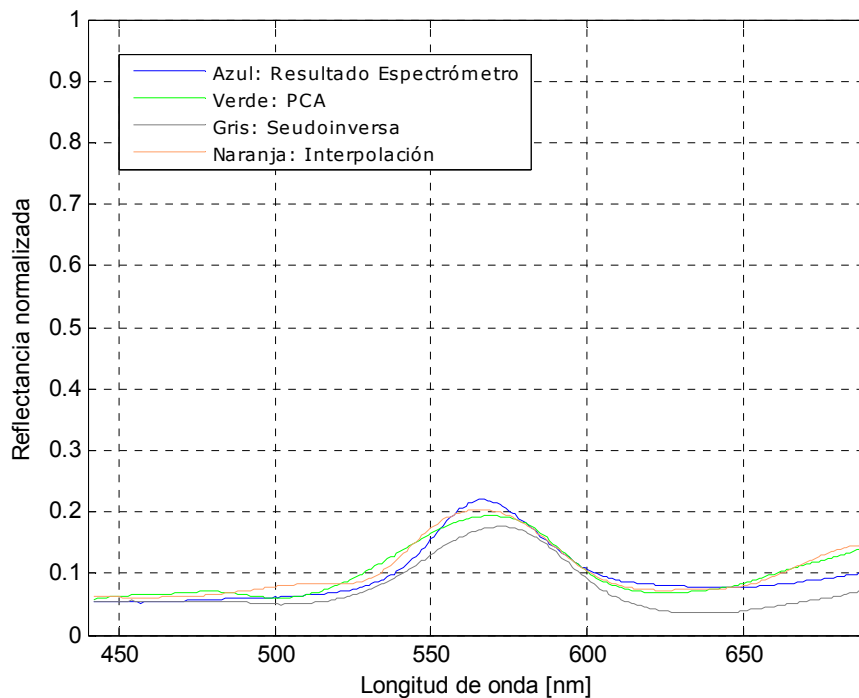


Figura 50 Para una muestra en particular, comparación visual entre los espectros de reflectancia obtenidos por el espectrómetro y las tres técnicas matemáticas: *PCA*, pseudo-inversa e interpolación.

Sin embargo en la actualidad se busca con insistencia una técnica numérica que permita la reconstrucción de dichos espectros de reflectancia con altos niveles de desempeño de acuerdo a las métricas más usadas. Esta búsqueda ha planteado la posibilidad de estudiar e implementar una técnica de procesamiento no lineal.

7.1.2. Implementación de la técnica propuesta

La técnica propuesta parte de un conjunto de curvas obtenidas con diferentes procedimientos lineales (análisis en componentes principales, pseudo-inversa e interpolación) que se constituye en la entrada de una red neuronal *feed-forward backpropagation*. La arquitectura escogida de la RNA es de la forma

$3 - NCO - 1$ donde 3 es el número de neuronas de la capa de entrada, NCO hace referencia a la capa oculta con un número de neuronas por determinar y 1 es el número de neuronas de la capa de salida.

Al ser el patrón de entrada una matriz $3 \times N$, los renglones estarán constituidos por los resultados obtenidos por PCA , pseudo-inversa e interpolación, de manera que la salida será un arreglo de tamaño $1 \times N$ debido a que el valor esperado (también llamado *target* [28]) lo constituye un espectro de reflectancia de tamaño $1 \times N$. En este punto no tiene importancia el orden de entrada siempre y cuando sea una matriz de $3 \times N$.

Sin embargo se cuenta con 157 muestras de las cuales 128 son de entrenamiento y 29 de validación. Esto significa que el patrón de entrada es una matriz de $3 \times M$ donde $M = 128 \times 249 = 31872$ y el patrón de salida es una arreglo de la forma $1 \times M$ donde nuevamente $M = 128 \times 249$.

Con respecto a la función de transferencia de las neuronas de la RNA, para las de la capa de entrada se escogió la función de transferencia lineal, para las de la capa oculta se escogió la función de transferencia de base radial y para las de la capa de salida se escogió la función de transferencia lineal. La elección de estas funciones de transferencia, obedeció al hecho de contar con espectros que a lo largo del intervalo $[442, 690] \text{ nm}$ se comportan como funciones que se denominan crecientes, decrecientes o funciones que a trozos son crecientes y decrecientes.

El entrenamiento de la RNA implicó la realización de algunos ajustes, entre ellos el que tiene que ver con el criterio de desempeño de la red así como el número de iteraciones. El criterio que permitió evaluar la convergencia de la RNA es el *mse* porque dentro del conjunto de métricas de error empleadas en el entrenamiento de RNA es uno de los más conocidos y empleados. Dicho

criterio permite comparar la salida de la RNA con el valor esperado (blanco o *target*), de manera que una vez alcanzado el criterio (se dice que la red converge si alcanza el valor de convergencia o meta), el entrenamiento de la RNA se detiene. Para encontrar el valor de convergencia de la red, se configuró la red de manera que conservando la arquitectura $3 - NCO - 1$, se pudiera variar el número de neuronas en la capa oculta. También se configuró la red para que los pesos y bias de inicio fueran los mismos en todos los entrenamientos y validaciones. Por cada entrenamiento se efectuó una simulación de la RNA introduciendo datos con los cuales no entrenó (grupo de validación). La salida se comparó con el valor esperado mediante la métrica de error *MSE*, *ABE* y *GFC*. Los valores de convergencia tenidos en cuenta para su evaluación son 0.1, 0.01 y 0.001. Los resultados de la búsqueda se encuentran recopilados en las tablas 4, 5 y 6. La arquitectura considerada es la $3 - 90 - 1$ con valor de semilla 200.

Arquitectura	<i>MSE</i>	<i>ABE</i>	<i>GFC</i>	Meta	Meta alcanzada	No. iteraciones
3-10-1	0.0762	0.2685	0.6702	0.1	0.0780	3
3-20-1	0.04010	0.1901	0.9469	0.1	0.0423	2
3-30-1	0.0481	0.1326	0.5684	0.1	0.0635	8
3-40-1	0.0728	0.2624	0.7374	0.1	0.0722	2
3-50-1	0.0380	0.1826	0.9527	0.1	0.0381	3
3-60-1	0.0083	0.0429	0.9911	0.1	0.0115	4
3-70-1	0.0681	0.2090	0.7848	0.1	0.0817	6
3-80-1	0.0082	0.0797	0.9766	0.1	0.00881	5
3-90-1	0.0400	0.1811	0.9242	0.1	0.0488	1
3-100-1	0.0510	0.1594	0.7891	0.1	0.0604	4

Tabla 4 Resultado de la validación de 10 arquitecturas para 0.1 como valor de convergencia de la red.

Arquitectura	<i>MSE</i>	<i>ABE</i>	<i>GFC</i>	Meta	Meta alcanzada	No. iteraciones
3-10-1	0.0021	0.0311	0.9927	0.01	0.00195	5
3-20-1	0.0049	0.0355	0.9867	0.01	0.00841	3
3-30-1	0.0050	0.0525	0.9620	0.01	0.00624	10
3-40-1	0.0029	0.0380	0.9663	0.01	0.00337	4
3-50-1	0.0063	0.0433	0.9848	0.01	0.00639	7
3-60-1	0.0061	0.0352	0.9945	0.01	0.00664	5
3-70-1	0.0024	0.0426	0.8057	0.01	0.00266	9
3-80-1	0.0082	0.0797	0.9766	0.01	0.00881	5
3-90-1	0.0035	0.0430	0.9127	0.01	0.00418	4
3-100-1	0.0031	0.0464	0.9376	0.01	0.00339	5

Tabla 5 Resultado de la validación de 10 arquitecturas para 0.01 como valor de convergencia de la red.

Arquitectura	<i>MSE</i>	<i>ABE</i>	<i>GFC</i>	Meta	Meta alcanzada	No. iteraciones
3-10-1	0.0008	0.0180	0.9939	0.001	0.000988	12
<u>3-20-1</u>	<u>0.0009</u>	<u>0.0190</u>	<u>0.9921</u>	<u>0.001</u>	<u>0.00107</u>	<u>30</u>
3-30-1	0.0008	0.0173	0.9940	0.001	0.000992	18
3-40-1	0.0008	0.0178	0.9932	0.001	0.000976	7
3-50-1	0.0011	0.0189	0.9941	0.001	0.000920	11
3-60-1	0.0008	0.0173	0.9947	0.001	0.000973	9
3-70-1	0.0012	0.0195	0.9952	0.001	0.000836	13
3-80-1	0.0008	0.0172	0.9944	0.001	0.000991	12
3-90-1	0.0008	0.0174	0.9931	0.001	0.000940	9
3-100-1	0.0008	0.0180	0.9928	0.001	0.000995	12

Tabla 6 Resultado de la validación de 10 arquitecturas para 0.001 como valor de convergencia de la red.

Cada entrenamiento puede iniciar con un MSE de 0.289 (no es el único valor por lo que otro entrenamiento puede iniciar con un MSE de 38.8). Se dice que la red converge si dicho valor alcanza la meta dentro del número de iteraciones que se haya establecido. Sin embargo por lo general el valor alcanzado es menor o mucho menor que el valor de convergencia, situación que se aprecia en columna 6 de las tablas 4, 5 y 6, trayendo como una posible consecuencia el sobreajuste o sobreentrenamiento de la red. Si el número de iteraciones se hace efectivo con toda seguridad la red no habrá alcanzado el valor de convergencia tal como se aprecia en la tabla 6 para la arquitectura 3 – 80 – 1.

En relación con las columnas 2, 3 y 4 de las tablas 4, 5 y 6, las figuras 51, 52 y 53 muestran una comparación del error cometido por las métricas MSE , ABE y GFC respectivamente, para tres valores de convergencia en la medida en que se incrementa el número de neuronas en la capa oculta manteniendo constante en todos los casos los pesos y bias de inicio. Con base en esta información se concluyó que el valor más apropiado de convergencia de la RNA es 0.001.

Con un valor de convergencia apropiado (0.001), se procedió a la búsqueda sistemática del número de neuronas de la capa oculta, controlando la generación tanto de los pesos como del bias de inicio en cada entrenamiento mediante una función de *Matlab*TM que genera valores escalares pseudo-randómicos. Dicha función incorpora el método denominado *seed*, el cual permite inicializar el estado del generador usando un valor *semilla* determinado [28].

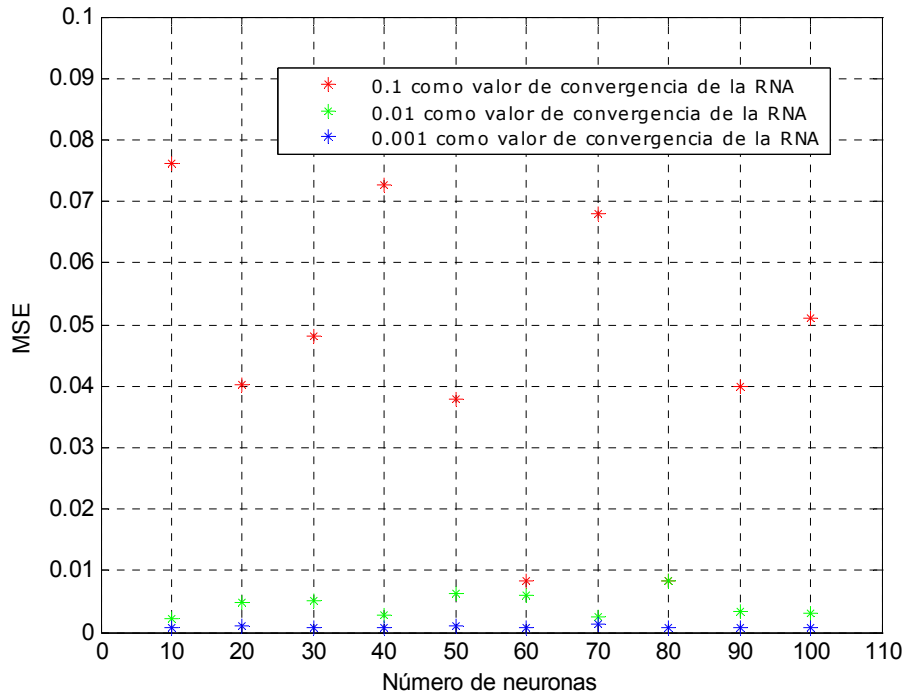


Figura 51 Comparación del error cometido según la métrica MSE para tres valores de convergencia.

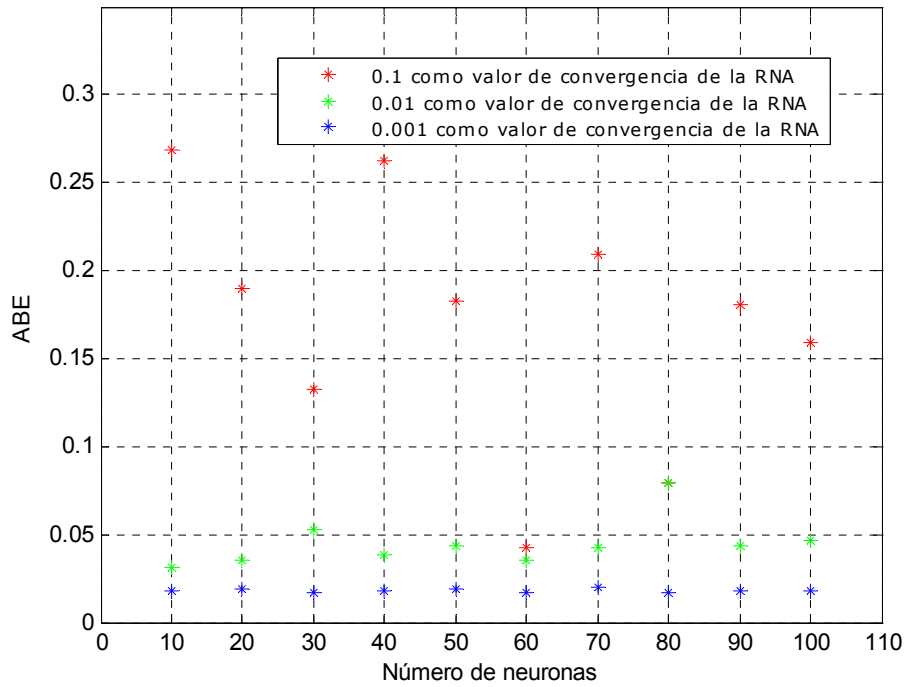


Figura 52 Comparación del error cometido según la métrica ABE para tres valores de convergencia.

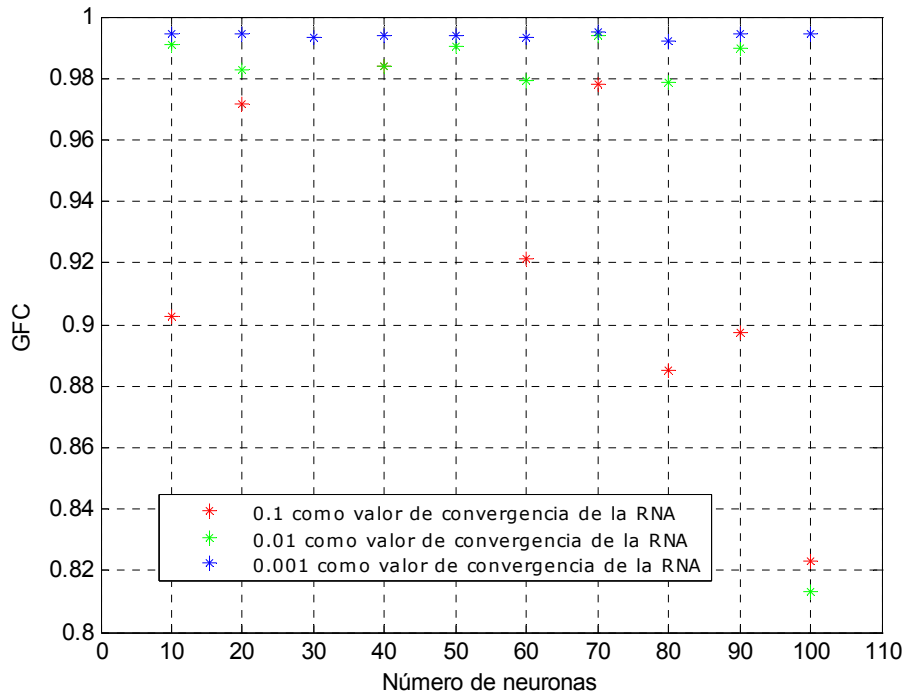


Figura 53 Comparación del error cometido según la métrica GFC para tres valores de convergencia.

Por cada entrenamiento se efectuó una simulación de la RNA introduciendo datos con los cuales no entrenó (grupo de validación). Igualmente por cada entrenamiento se comparó la salida con el valor esperado mediante la métrica de error MSE . Sin embargo hay que señalar que en la búsqueda sistemática de la semilla y del número de neuronas en la capa oculta, el paso fue de 100 y 10 respectivamente. Por otra parte dado que no se implementó una técnica para detener el entrenamiento de manera temprana se hizo necesario considerar las arquitecturas contenidas en el intervalo $[0.000999, 0.001)$ de acuerdo con el criterio de convergencia de la RNA. El resultado se muestra en la tabla 7.

Neuronas	Semilla	Métricas de error		
		<i>MSE</i>	<i>ABE</i>	<i>GFC</i>
10	1	0.0008	0.0178	0.9930
20	301	0.0008	0.0173	0.9947
20	401	0.0008	0.0173	0.9940
30	301	0.0010	0.0203	0.9958
60	901	0.0008	0.0178	0.9936
70	101	0.0008	0.0179	0.9916
80	401	0.0008	0.0178	0.9929
90	301	0.0008	0.0175	0.9946

Tabla 7 Resultado de la validación de 8 arquitecturas para 0.001 como valor de convergencia de la red.

En la literatura no existe claridad a cerca del proceso de elección de las arquitecturas con el mayor desempeño. Mucho menos en un trabajo como el llevado a cabo. Sin embargo se consideró el resultado proporcionado por la métrica de error *GFC* porque dicha métrica es una variante de la métrica *coeficiente de correlación* empleada en la correlación y reconocimiento de imágenes [32] e involucra múltiples coeficientes de correlación [36]. El descarte de las arquitecturas se realizó considerando las métricas restantes. En la escala de 0 a 1, la arquitectura 3–30–1 proporcionaría el mejor desempeño. Sin embargo la métrica *MSE* y *ABE* lo descarta, quedando finalmente la arquitectura 3–20–1 con una semilla de 301 y como siguiente opción la arquitectura 3–90–1 con una semilla de 301. Dado que 100 es el paso escogido para la búsqueda de la semilla se podría haber hecho un barrido más fino en torno al valor de semilla que le corresponde a cada arquitectura elegida. No obstante por motivos de costo computacional no se realizó.

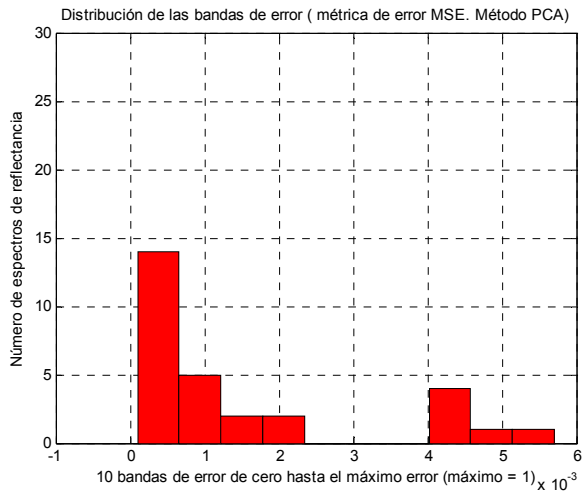
7.2. Validación de la técnica propuesta

Con el objeto de validar la técnica propuesta y en consecuencia su desempeño, se efectuó una simulación de la RNA introduciendo datos con los cuales no entrenó (grupo de validación) considerando dos arquitecturas: $3-20-1$ y $3-90-1$ cada una con un valor de semilla de 301. La salida se comparó con el valor esperado mediante la métrica de error MSE , ABE y GFC .

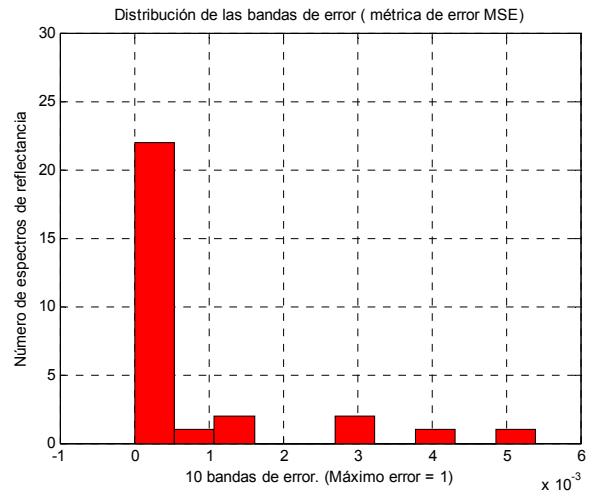
El desempeño de la técnica propuesta considerando la arquitectura $3-20-1$ se muestra de manera comparativa en las figuras 54, 55 y 56. El entrenamiento de la RNA tomó 28 segundos, alcanzando un valor de convergencia de 0.00099902 en 30 iteraciones.

En particular, la figura 54 muestra el alcance de la técnica propuesta de acuerdo con la métrica MSE . Nótese en la figura 54d el alto número de muestras contenidas en las dos primeras bandas de error, las que a su vez están contenidas en el intervalo $[0.000, 0.0001)$. Dentro del mismo intervalo es relativamente bajo el número de muestras que se puede hallar en los resultados reflejados en las figuras 54a, 54b y 54c si se comparan con los reflejados en la figura 54d.

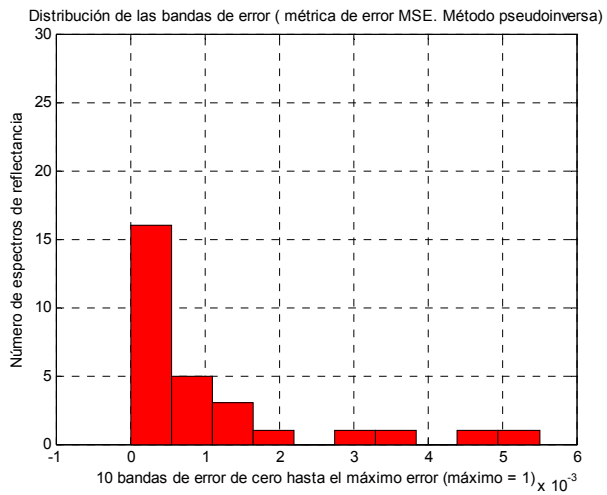
El mismo razonamiento se puede efectuar considerando el intervalo $[0.000, 0.02)$ de la figura 55d, dentro del cual existe un número relativamente alto de muestras con mínimo error de acuerdo a la métrica ABE , en comparación con las figuras 55a, 55b y 55c. También es satisfactorio el resultado reflejado en la figura 56d de acuerdo con la métrica de error GFC . Dentro del intervalo $[0.99, 1)$ es posible hallar un número relativamente alto de muestras en comparación con los resultados reflejados en las figuras 56a, 56b y 56c.



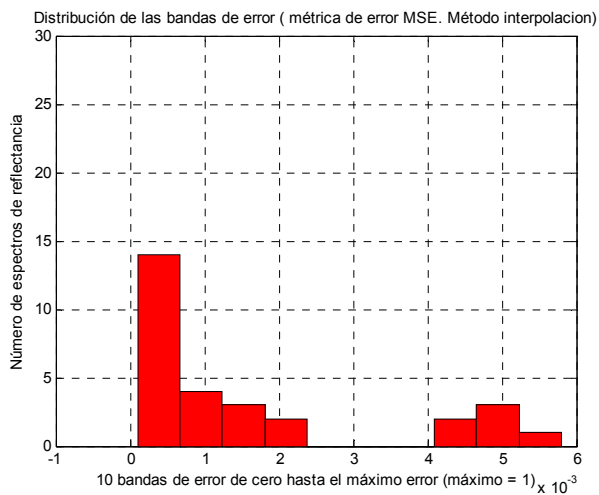
a)



d)

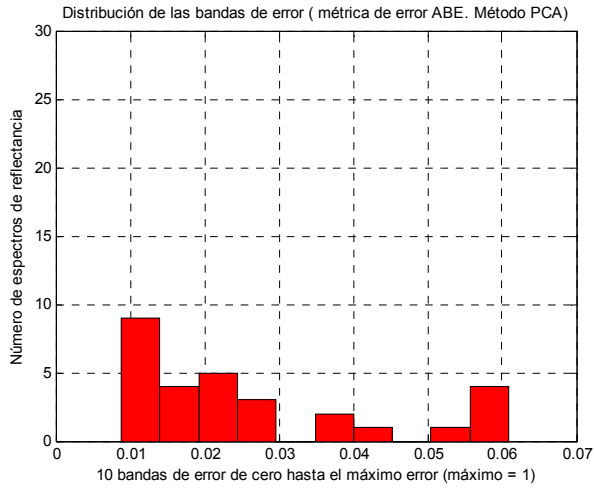


b)

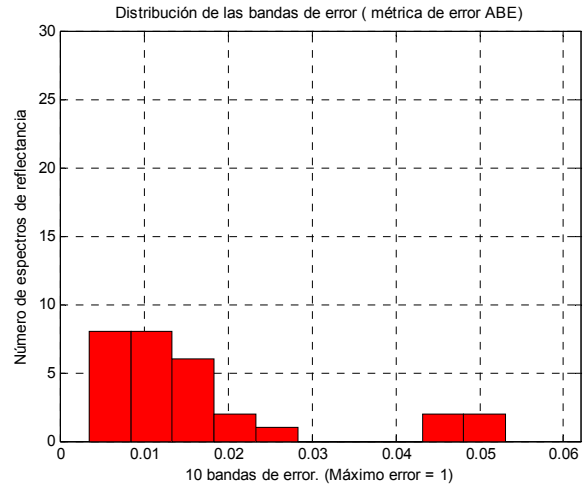


c)

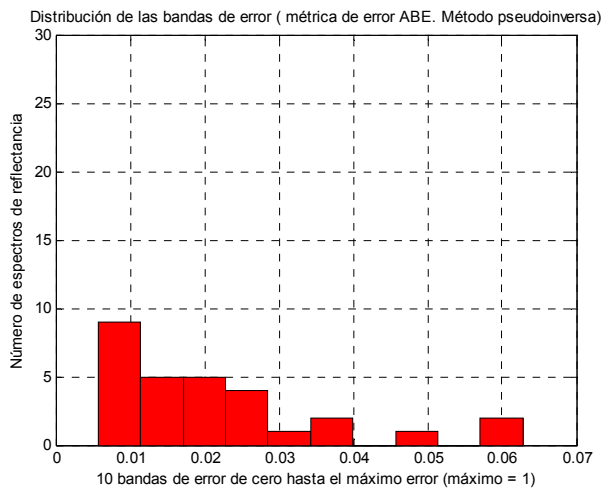
Figura 54 Comparación del error cometido según la métrica *MSE*.



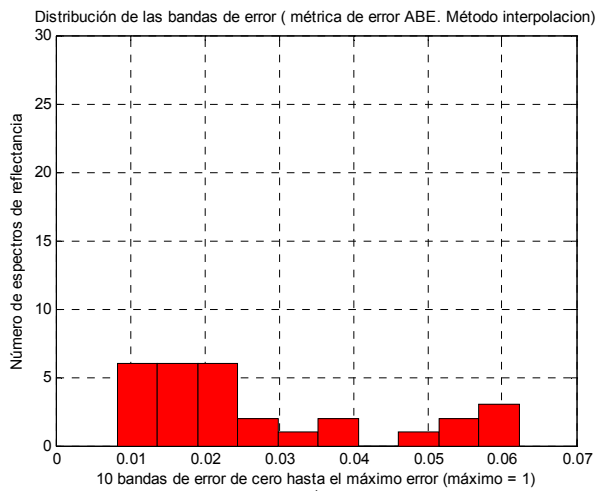
a)



d)

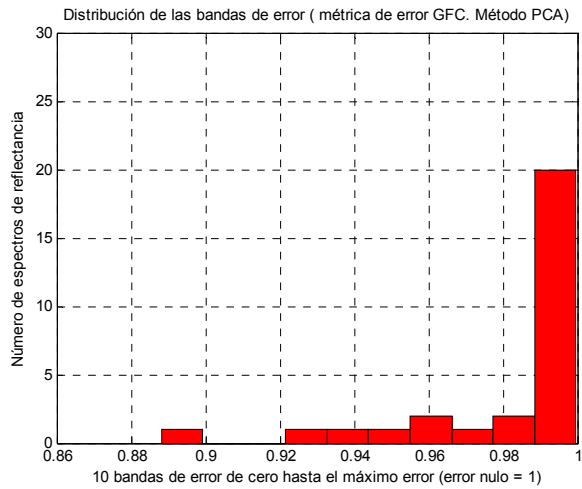


b)

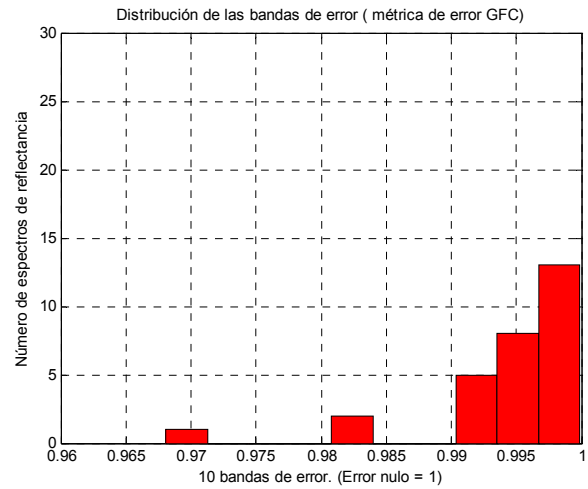


c)

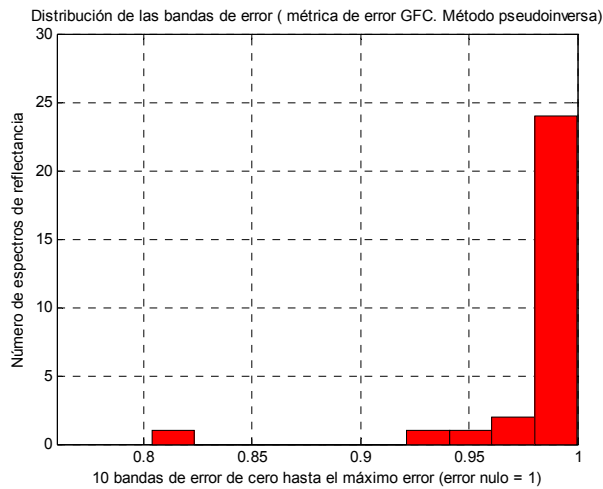
Figura 55 Comparación del error cometido según la métrica *ABE*.



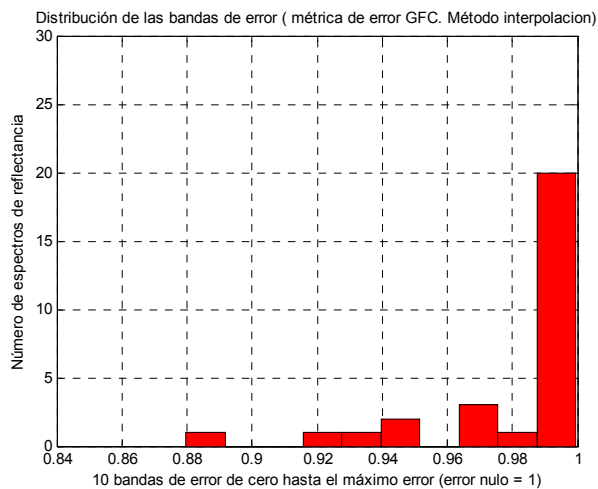
a)



d)



b)



c)

Figura 56 Comparación del error cometido según la métrica *GFC*.

Para una comparación numérica de los errores cometidos por cada técnica en la reconstrucción de los espectros de reflectancia según las métricas MSE , ABE y GFC véase el anexo 12.

En relación con la técnica propuesta considerando la arquitectura 3 – 90 – 1 y los métodos PCA , pseudo-inversa e interpolación, el desempeño de la técnica propuesta se muestra comparativamente en las figuras 57, 58 y 59. En este caso, el entrenamiento de la RNA tomó 1 minuto 55 segundos, alcanzando un valor de convergencia de 0.00099999 en 20 iteraciones.

La figura 57 muestra el alcance del método propuesto de acuerdo con la métrica MSE . En la figura 57d dentro del intervalo de error $[0.000, 0.0001)$, se concentra un número relativamente alto de muestras en comparación con las halladas dentro del mismo intervalo en las figuras 57a, 57b y 57c. Esto significa que de acuerdo con la métrica MSE el desempeño del método propuesto es relativamente alto. El mismo razonamiento se puede efectuar considerando el intervalo $[0.000, 0.02)$ de la figura 58d, dentro del cual existe un número relativamente alto de muestras con mínimo error de acuerdo a la métrica ABE , en comparación con las halladas dentro del mismo intervalo en las figuras 58a, 58b y 58c. Igualmente es satisfactorio el resultado reflejado en la figura 59d de acuerdo con la métrica de error GFC . Dentro del intervalo $[0.99, 1)$ es posible hallar un número relativamente alto de muestras en comparación con los resultados reflejados en las figuras 59a, 59b y 59c. Al respecto una comparación de los errores cometidos por cada técnica en la reconstrucción de los espectros de reflectancia según las métricas MSE , ABE y GFC se puede apreciar en el anexo 13. Por otra parte el anexo 14 proporciona una comparación visual entre los espectros de reflectancia obtenidos por las técnicas PCA , pseudo-inversa e interpolación y la técnica propuesta para la arquitectura considerada.

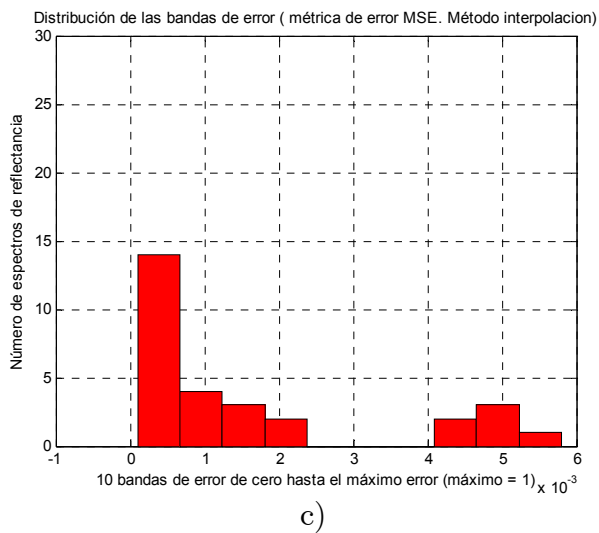
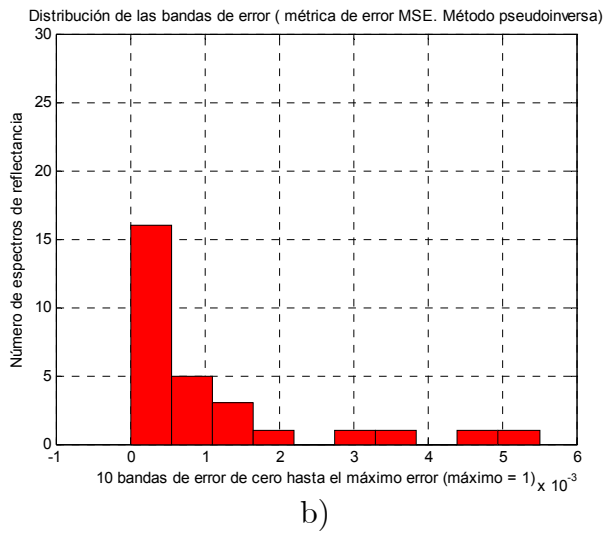
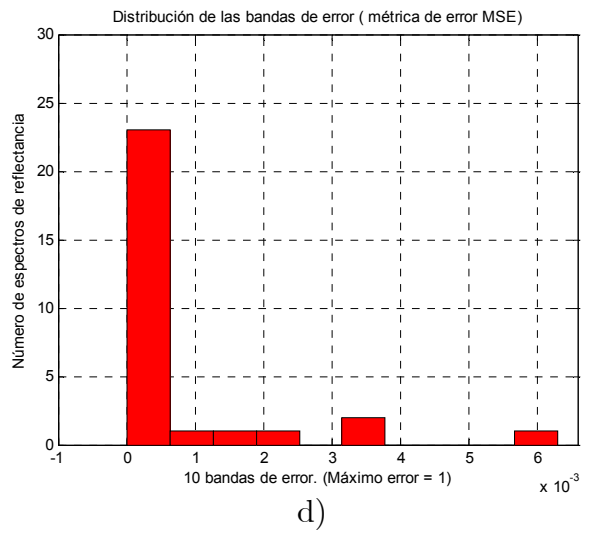
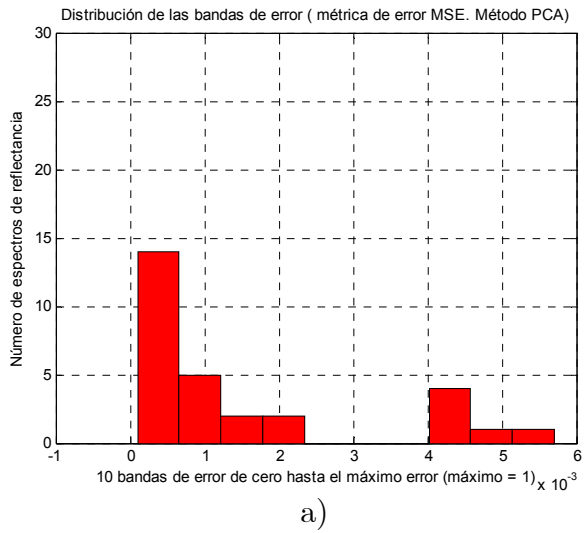
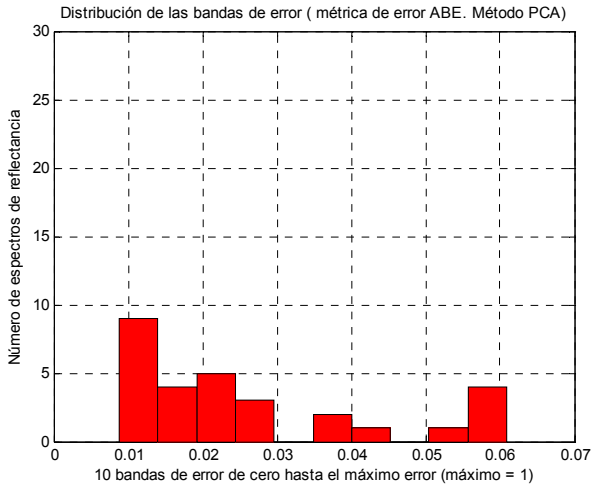
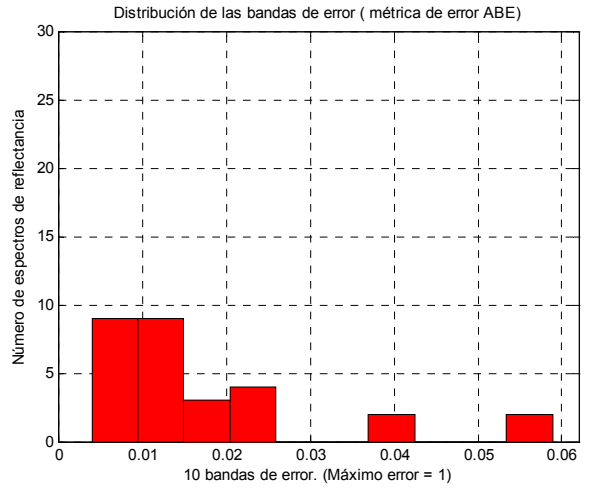


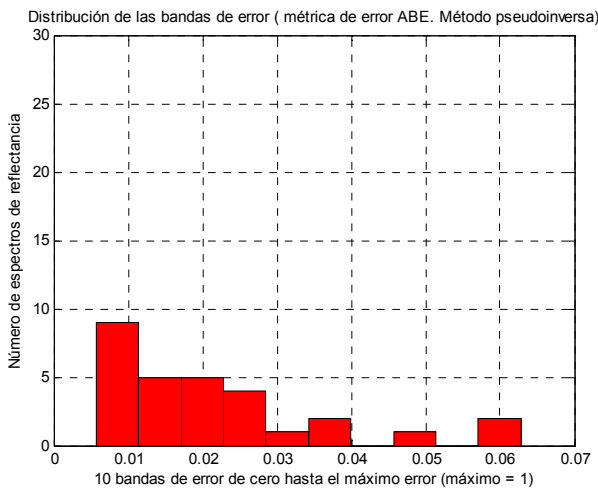
Figura 57 Comparación del error cometido según la métrica *MSE*.



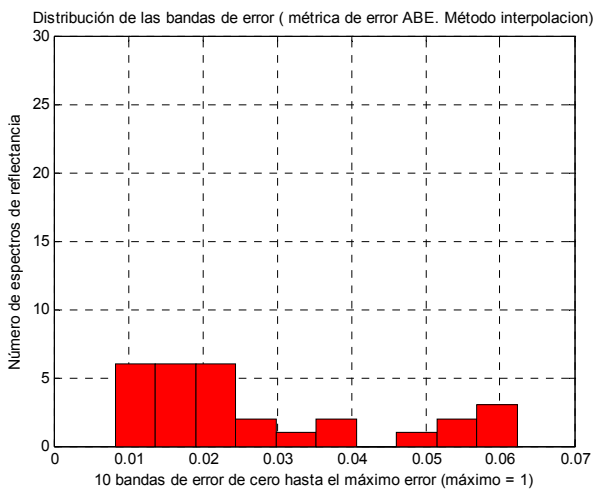
a)



d)

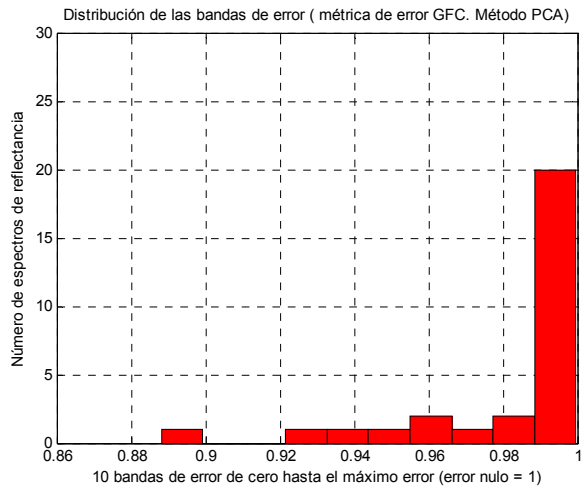


b)

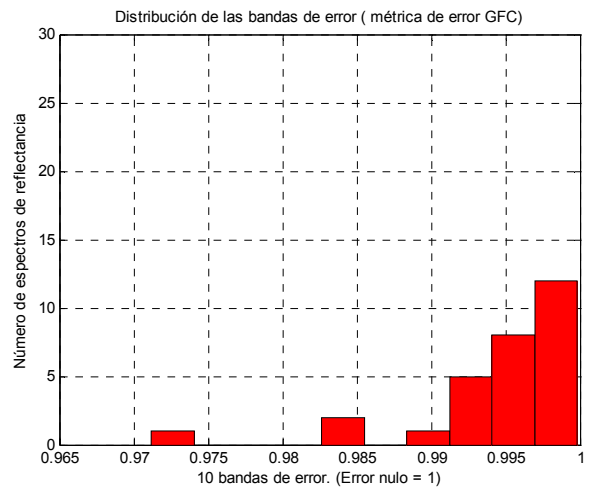


c)

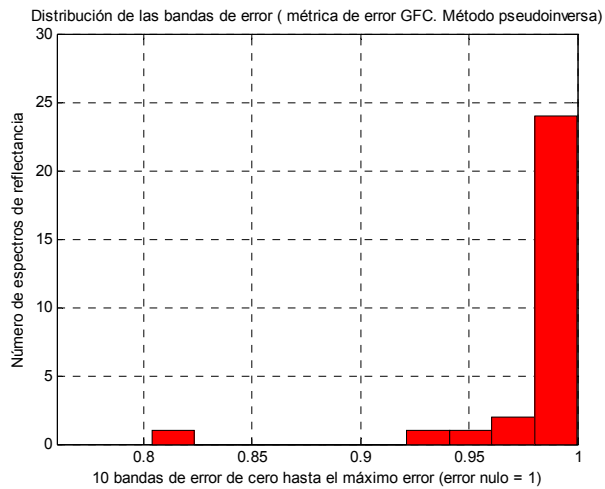
Figura 58 Comparación del error cometido según la métrica *ABE*.



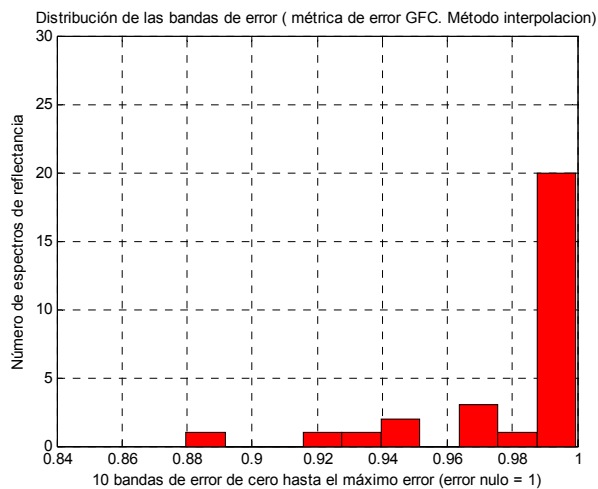
a)



d)



b)



c)

Figura 59 Comparación del error cometido según la métrica *GFC*.

Una comparación visual entre los espectros de reflectancia obtenidos por las técnicas *PCA*, pseudo-inversa e interpolación y la técnica propuesta (arquitectura 3–90–1 con una semilla de 301) es posible observando las figuras 60, 61 y 62. En el caso de la figura 60 es notoria la corrección que efectúa la RNA para que el espectro reconstruido se encuentre dentro de los intervalos esperados. Al respecto la reconstrucción hecha por la técnica de la pseudo-inversa falla en el intervalo (650, 690] *nm*.

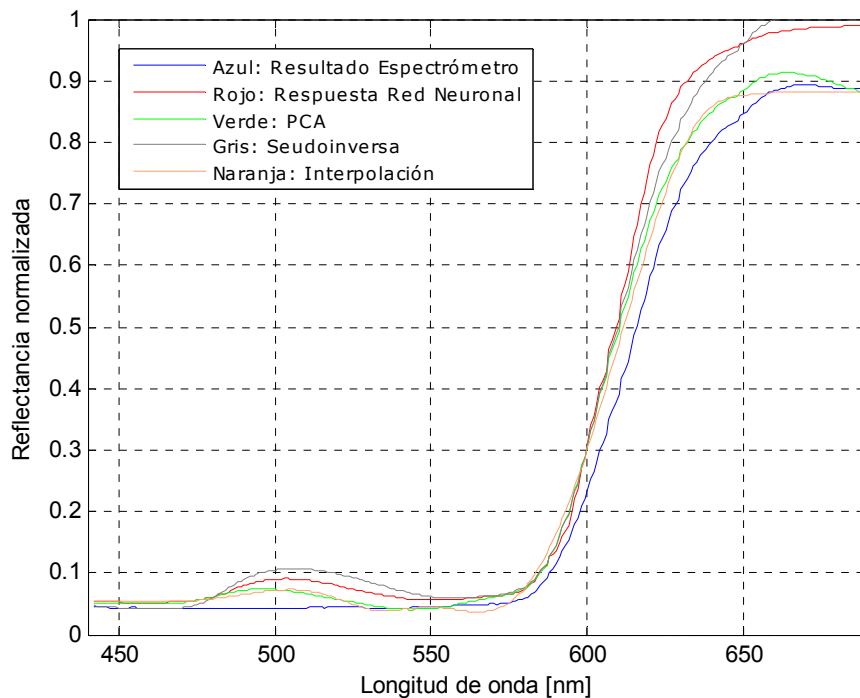


Figura 60 Para una muestra en particular (No. 127) comparación visual entre los espectros de reflectancia obtenidos por el espectrómetro, las técnicas matemáticas *PCA*, pseudo-inversa e interpolación y el método propuesto.

Las figuras 61 y 62 también reflejan un buen desempeño de la técnica propuesta. En ambos casos es notorio el alto grado de similitud y coincidencia de cada perfil reconstruido con respecto al correspondiente perfil de referencia.

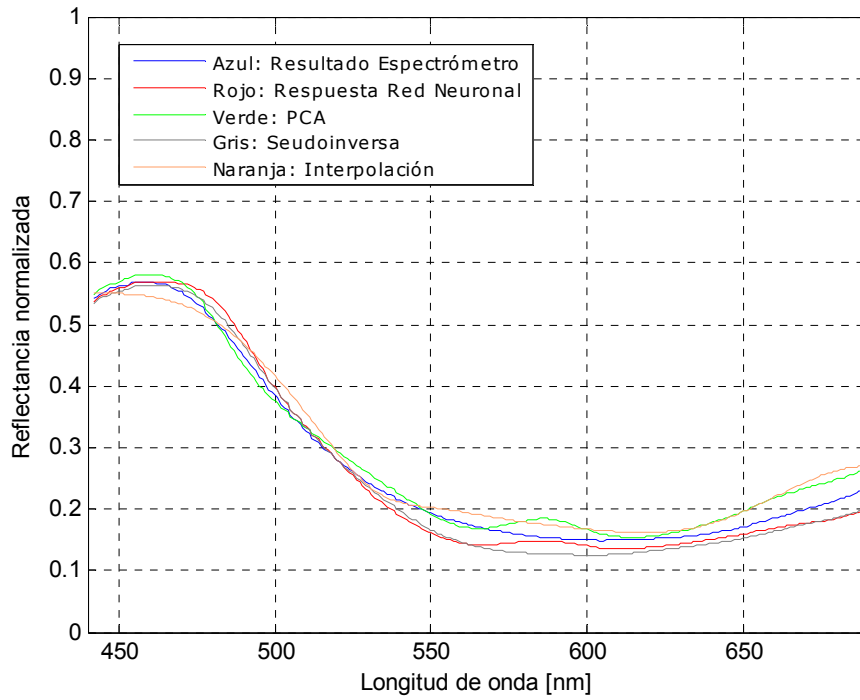


Figura 61 Comparación visual entre los espectros obtenidos por las técnicas *PCA*, pseudo-inversa, interpolación y la técnica propuesta de la muestra No. 70.

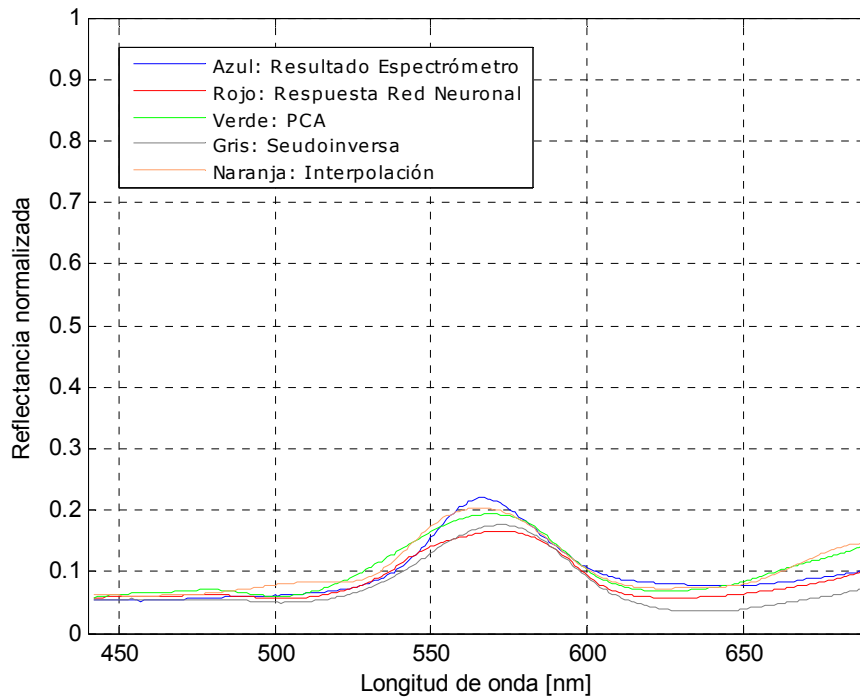


Figura 62 Comparación visual entre los espectros obtenidos por las técnicas *PCA*, pseudo-inversa, interpolación y la técnica propuesta de la muestra No. 53.

7.3. Optimización de la técnica propuesta

La posibilidad de optimizar la técnica propuesta surgió durante la puesta en marcha del presente trabajo de investigación. En efecto los resultados que proporciona son realmente satisfactorios, no solo porque mejora la respuesta de la RNA. También mejora el desempeño de las demás técnicas numéricas. No obstante es un tópico que está fuera de los objetivos trazados inicialmente, por lo que - entre otras razones - los detalles de su implementación no serán comentados en este documento.

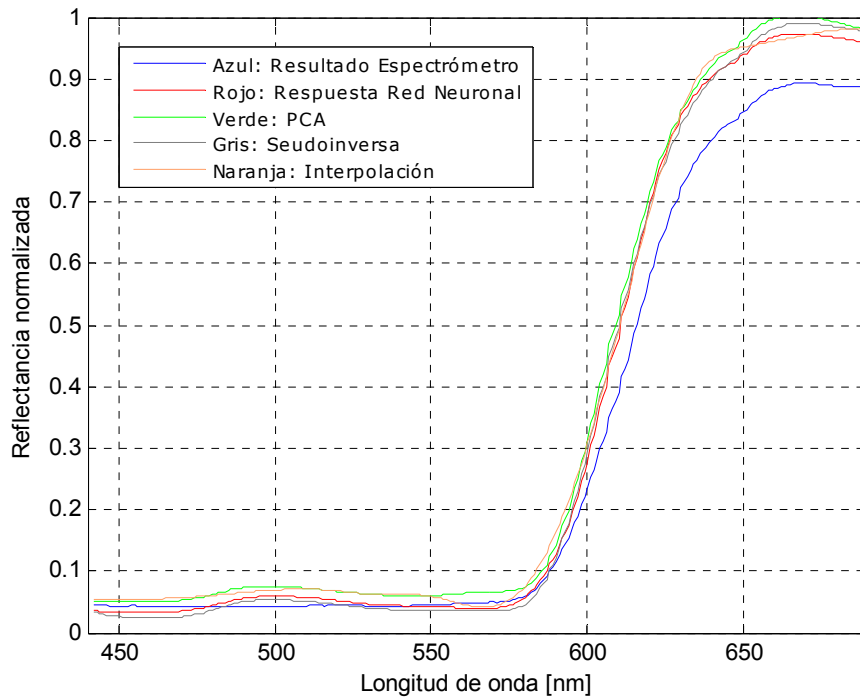


Figura 63 Para una muestra en particular (No. 127) comparación visual entre los espectros de reflectancia obtenidos por el espectrómetro, las técnicas matemáticas *PCA*, pseudo-inversa e interpolación y el método propuesto.

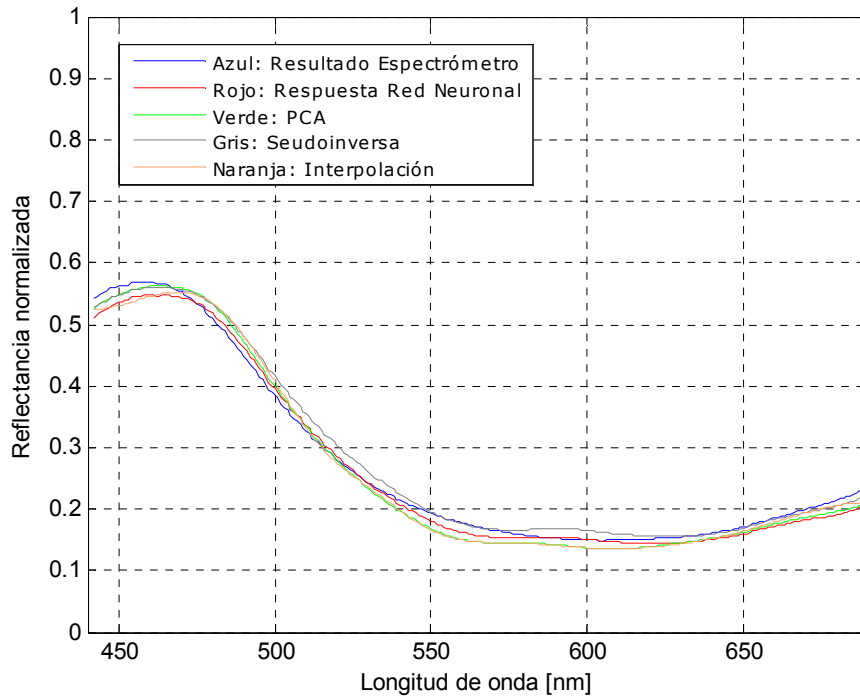


Figura 64 Comparación visual entre los espectros obtenidos por las técnicas *PCA*, pseudo-inversa, interpolación y la técnica propuesta de la muestra No. 70.

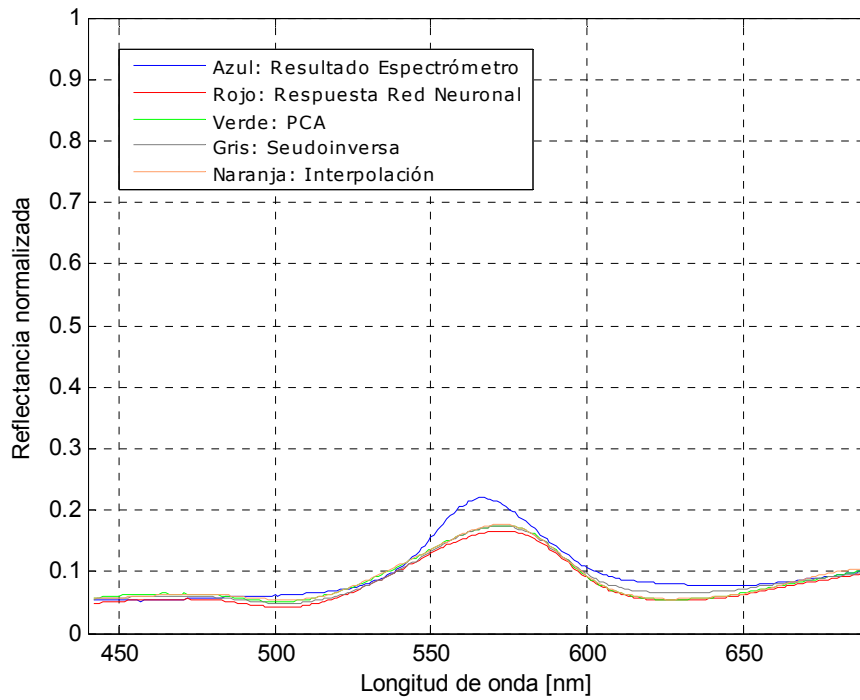


Figura 65 Comparación visual entre los espectros obtenidos por las técnicas *PCA*, pseudo-inversa, interpolación y la técnica propuesta de la muestra No. 53.

7.4. Alcance de la técnica propuesta

La técnica propuesta se sometió a una prueba que no hace parte de los objetivos específicos trazados en el desarrollo del presente trabajo. Sin embargo es importante por cuanto refleja el alcance de la técnica propuesta no ya con muestras sino con pinturas al óleo sobre lienzo. Para tal efecto en lugar de posicionar el arreglo de muestras en el plano de referencia se ubicó allí la pintura ya referida. Cinco son los puntos de interés seleccionados, etiquetados y mostrados en la figura 66.

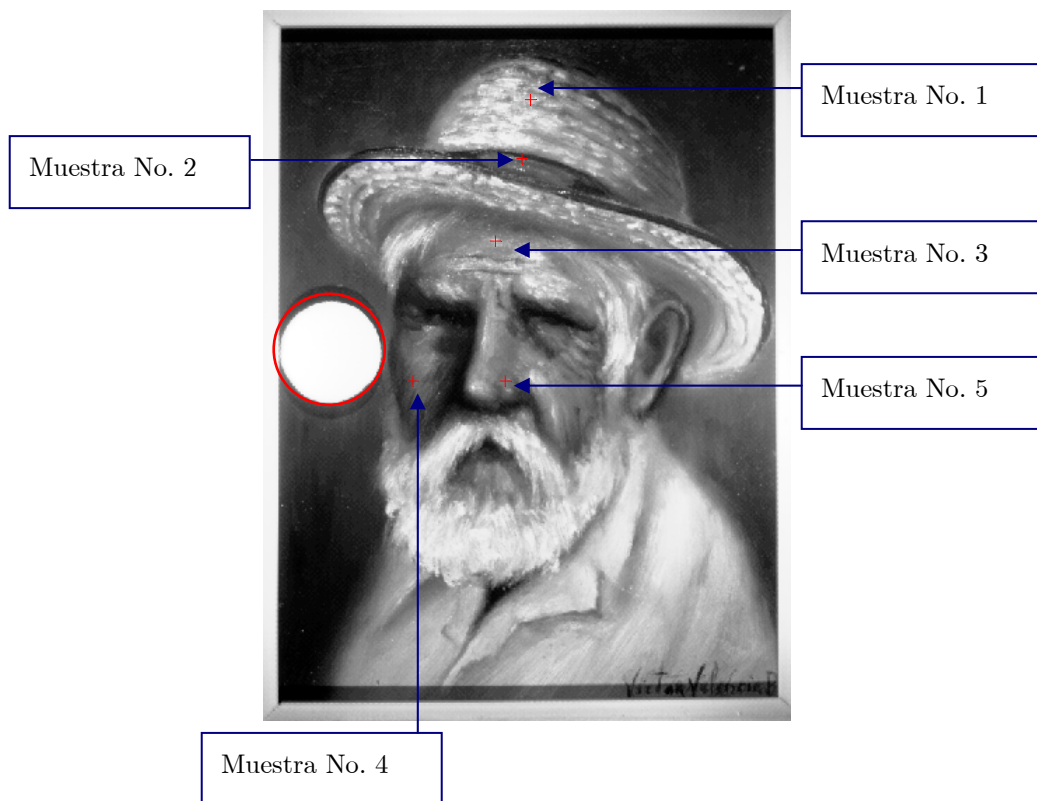


Figura 66 Muestras de interés de una obra del maestro Victor Valencia. La longitud de onda del filtro interferencial con el cual fue observada y registrada la imagen es de 532 nm . El círculo en color rojo muestra una de las caras de la pastilla de sulfato de bario.

Cada punto en realidad corresponde a la porción de cuadro que puede contener un pixel de la cámara, por lo que en realidad se hizo el seguimiento

de los cinco píxeles seleccionados en cada una de las imágenes multispectrales adquiridas.

Es importante recordar la ausencia de un espectro de referencia en esta etapa del trabajo dado que no resulta fácil obtenerlo recurriendo a la instrumentación convencional. Desde luego dicho espectro permite no solo evaluar el desempeño de la técnica propuesta a este nivel, sino que permite reconstruir con la mayor fidelidad cromática la pintura en cuestión. Por lo tanto la metrología óptica de la mano con la espectroscopía aplicada constantemente desarrolla y ensaya diversas técnicas matemáticas que permitan la reconstrucción del espectro de reflectancia el cual presumiblemente será tan parecido al obtenido por la instrumentación convencional.

Para la reconstrucción de los espectros de reflectancia de las muestras de interés, la arquitectura de la RNA seleccionada es la 3-90-1 con una semilla de 301.

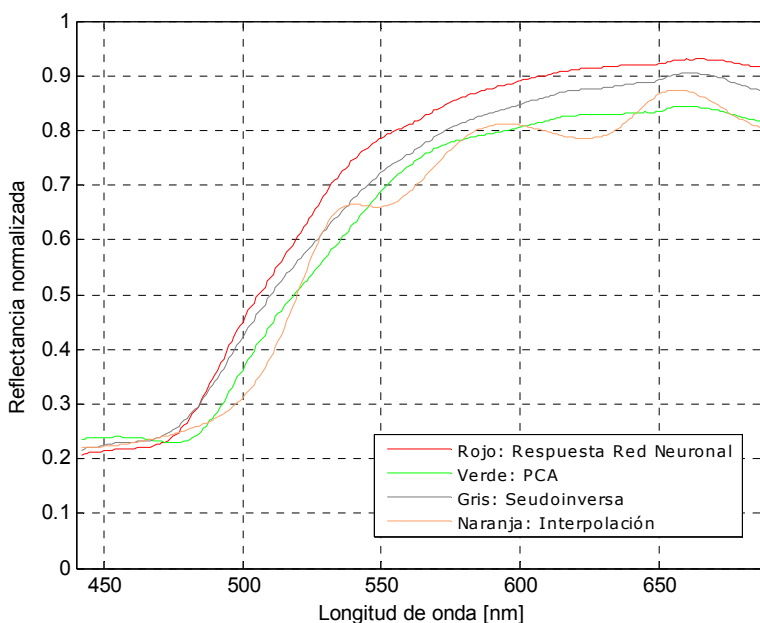


Figura 67 Muestras No. 1.

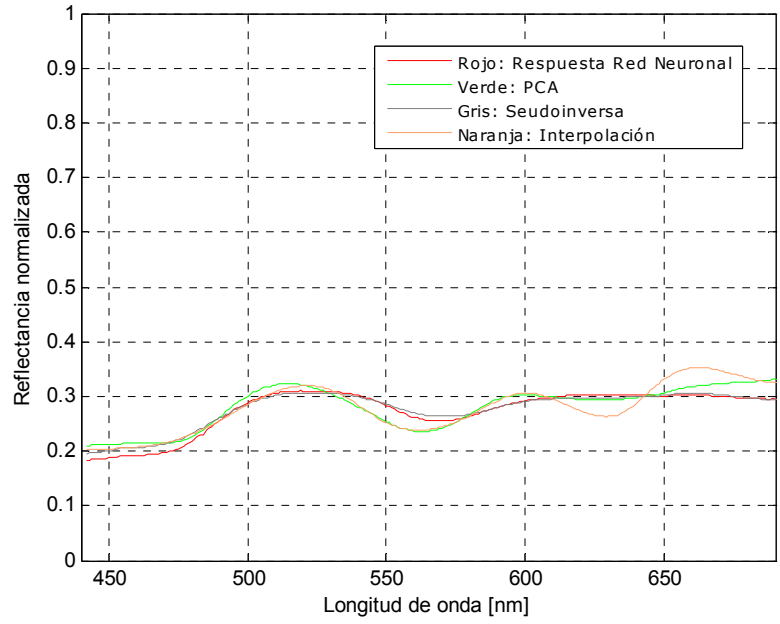


Figura 68 Muestra No. 2.

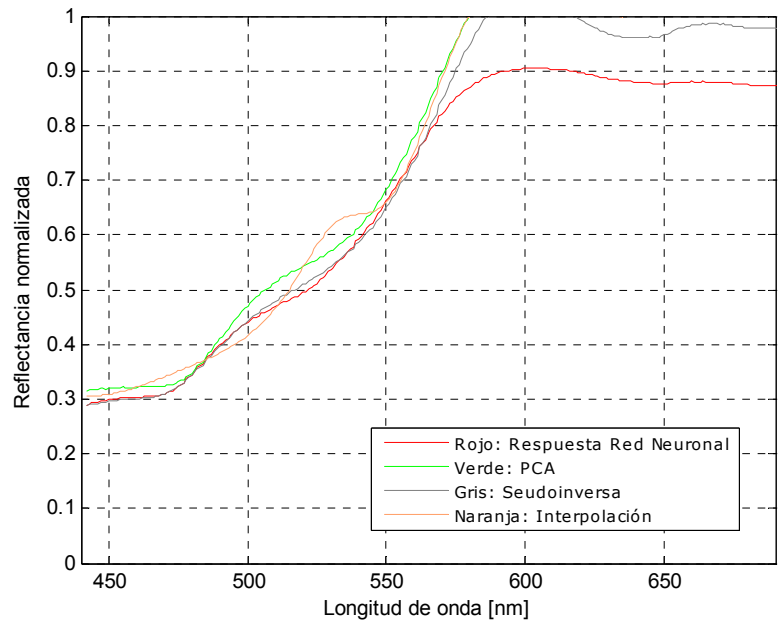


Figura 69 Muestra No. 3.

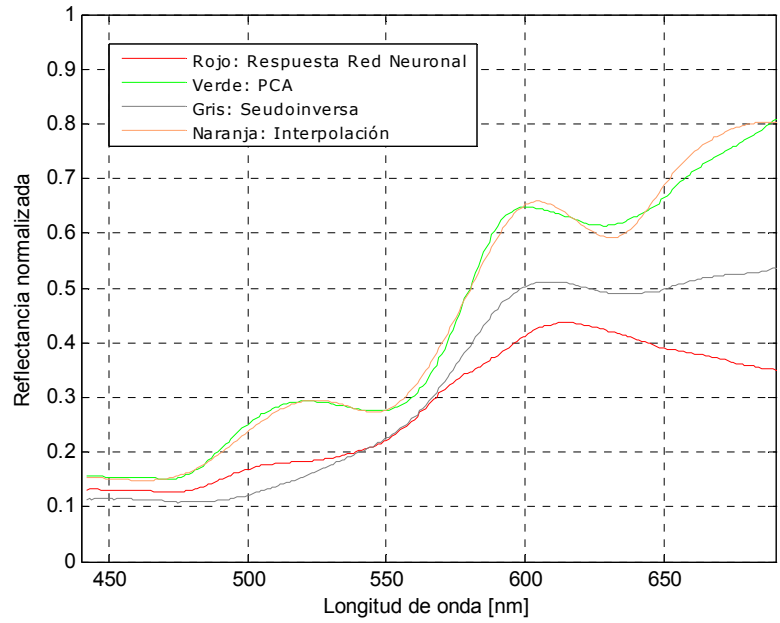


Figura 70 Muestra No. 4.

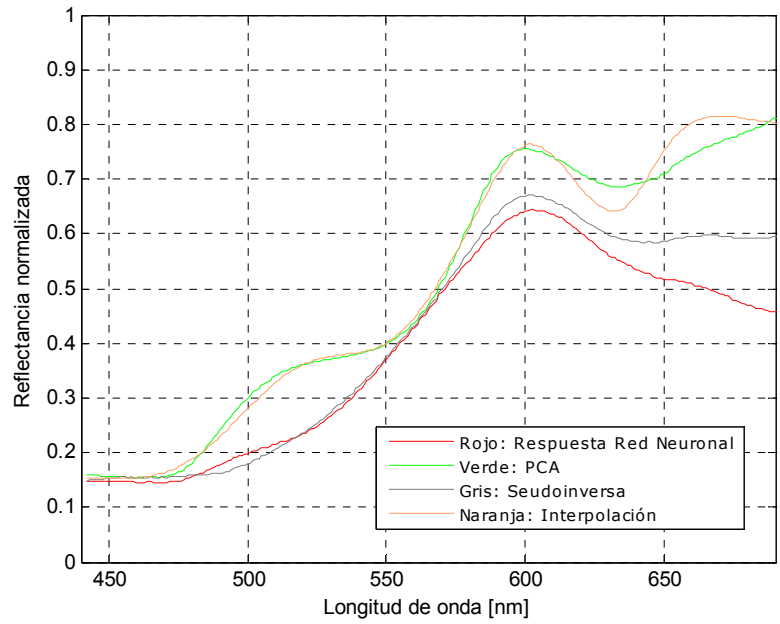


Figura 71 Muestra No. 5.

La reconstrucción numérica de los cinco puntos de interés mediante la técnica numérica optimizada, se puede apreciar en las figuras 72, 73, 74, 75 y 76.

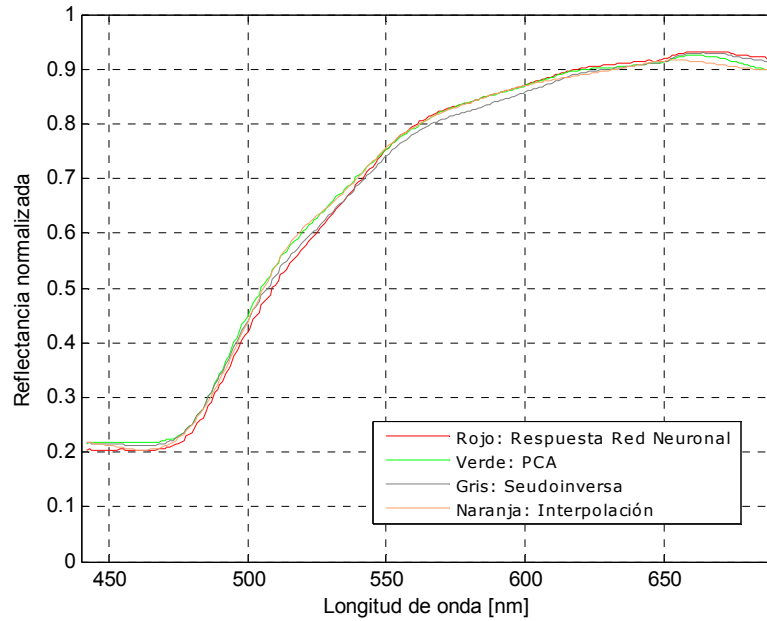


Figura 72 Reconstrucción de la muestra No. 1 mediante la técnica optimizada.

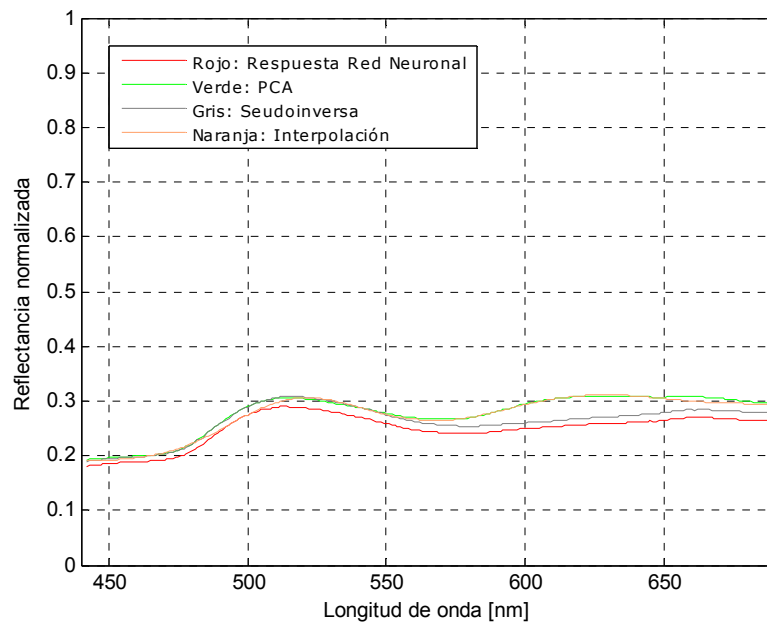


Figura 73 Reconstrucción de la muestra No. 2 mediante la técnica optimizada.

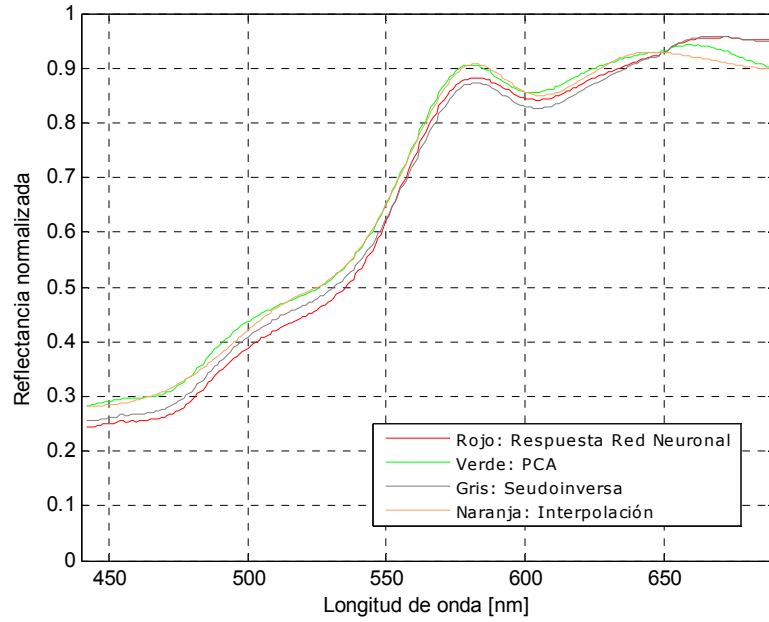


Figura 74 Reconstrucción de la muestra No. 3 mediante la técnica optimizada.

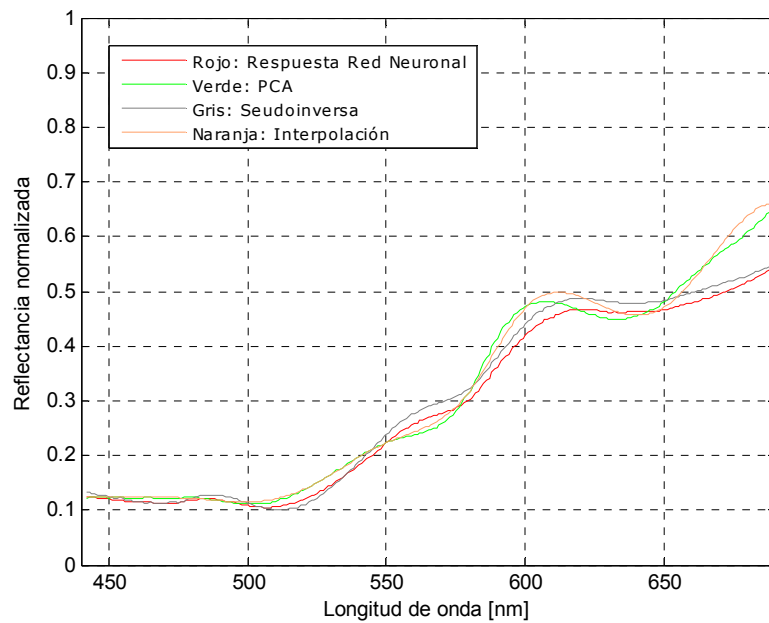


Figura 75 Reconstrucción de la muestra No. 4 mediante la técnica optimizada.

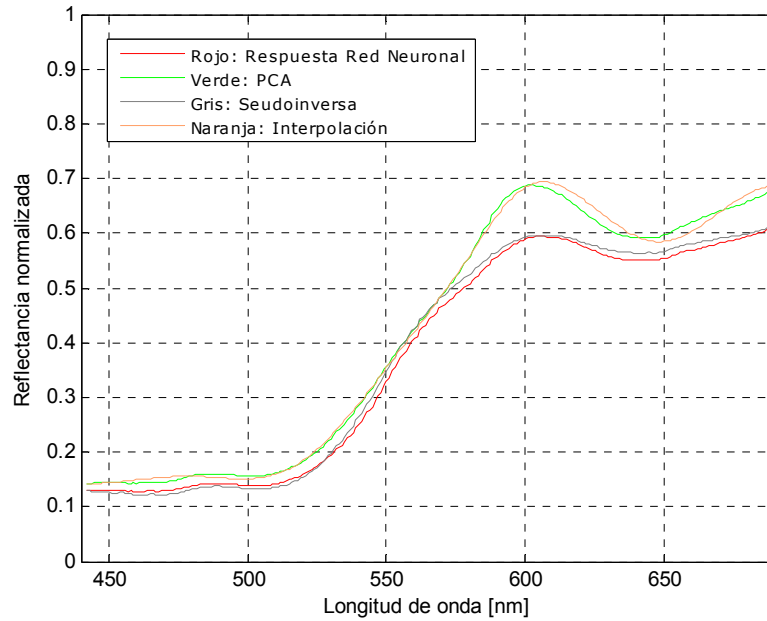


Figura 76 Reconstrucción de la muestra No. 5 mediante la técnica optimizada.

Al efectuar la comparación visual entre las figuras 67 y 72, 68 y 73, 69 y 74, 70 y 75, 71 y 76, es notorio el alto grado de desempeño de la técnica numérica optimizada dado que la técnica optimizada permite obtener perfiles con un alto grado de similitud y coincidencia.

8. Conclusiones.

Se diseñó y construyó un montaje experimental que en esencia permite realizar un muestreo cromático de las muestras de pinturas al óleo sobre lienzo.

Es posible realizar las adquisiciones multiespectrales sin considerar el tema de la textura de la superficie de interés. No obstante en futuros trabajos se podría además de la textura considerar el (los) estado (s) de polarización que tales superficies podrían conferir a la luz incidente.

En la literatura científica sobre aspectos que tienen que ver con el diseño y entrenamiento de redes neuronales artificiales, no existen reglas fijas o pautas que permitan elegir y configurar una arquitectura. No obstante el procedimiento seguido para elegir, configurar y entrenar la RNA aunque no es el único, garantiza buenos resultados.

La evaluación del desempeño de la técnica propuesta sugiere la posibilidad de contar por lo menos con una herramienta de procesamiento de datos no lineal que complemente las técnicas convencionales de procesamiento lineal.

Resulta interesante la estrecha relación que puede existir entre la técnica de la pseudo-inversa (técnica de procesamiento lineal) y la técnica propuesta, dado que los perfiles de los espectros de reflectancia reconstruidos por cada una de ellas en no pocas ocasiones presentaban alta similitud y coincidencia.

Se mostró que es posible realizar la reconstrucción numérica de curvas de reflectancia espectral mediante el entrenamiento de una red neuronal *feed-forward backpropagation* a partir de la información proporcionada por tres

técnicas lineales: análisis en componentes principales, pseudo-inversa e interpolación.

Con el presente trabajo, se consolidó un paquete de estrategias para la calibración y alineación de los equipos y dispositivos ópticos empleados. De la misma manera se elaboró y se recopiló un conjunto de paquetes computacionales que facilitaron el análisis y el tratamiento de las señales involucradas en la adquisición multiespectral.

Bibliografía

- [1] *International Commission on illumination. Road transport lighting for developing countries*, p. 6 - 8, Austria 2007. (CIE 180:2007).
- [2] W. Stanley Taft, James W. Mayer. *The Science of Paintings*, ed Springer, p. 52, 56 - 57. EUA 2000.
- [3] Eugene Hecht. **Optica**, Ed Addison Wesley, p. 119, 134 - 137, Madrid 2000.
- [4] *NCS*, láminas 2 y 23, Suecia 1989 (NORMA SUECA SS 01 91 02).
- [5] Germain Chartier. *Introduction to Optics*, Ed Springer, p. 52, EUA 2005.
- [6] Vivianne C. Smith and Joel Pokorny. *The Science of Color*. Ed Elsevier, p. 104, UK 2003.
- [7] Peter Bamfield. *Chromic Phenomena The Technological Applications of Colour Chemistry*, Royal Society of Chemistry, p. 76 - 78, UK 2001.
- [8] Dudley Creagh y David Bradley. *Physical techniques in the study of art, archaeology and cultural heritage*. Ed Elsevier, p. 203 - 204, UK 2007.

- [9] José Manuel Cabrera, Fernando Jesús López y Fernando Agulló López. **Optica electromagnética** Vol. I: Fundamentos, Ed Addison Wesley, p. 7, España 1998.
- [10] Roy S. Berns y Francisco H. Imai. *The use of multi-channel visible spectrum imaging for pigment identification*, 13 Triennial Meeting Rio de Janeiro Preprints, ICOM committee for conservation, 2002.
- [11] Gaurav Sharma. *Digital Color Imaging Handbook*, CRC press LLC, p. 97. EUA 2003.
- [12] Shoji Tominaga. *In Living Color*, spie's oemagazine, p. 24 - 26, (2003).
- [13] A. Ribes. *Multispectral analysis and spectral reflectance reconstruction of art paintings*, Ph. D dissertation, École Nationale Supérieure des Télécommunications, Francia 2003.
- [14] Meritxell Vilaseca, Jaume Pujol y Montserrat Arjona. *Spectral-reflectance reconstruction in the near-infrared region by use of conventional charge-coupled-device camera measurements*, Applied Optics, Vol. 42, No. 10, p. 1788 - 1797, (2003).
- [15] Carlos Osorio, Luis Valdivieso, Nestor Arias y Jáder Guerrero. *Numerical Reconstruction of Spectral Reflectance Curves for Multispectral Imaging, Combining Different Techniques and a Neural Network*, XIII simposio de tratamiento de señales, imágenes y visión artificial, STSIVA, Colombia 2008.

- [16] C.A. Osorio-Gómez, E. Mejía-Ospino y J.E Guerrero-Bermúdez. *Spectral reflectance curves for multispectral imaging, combining different techniques and a neural network*, Revista Mexicana de Física, **55** (2) p. 120 - 124, (2009).
- [17] eo[®] Edmund Optics, *Optics and optical instruments catalog*, p.100 - 101, EUA 2009.
- [18] Naftaly Menn, *Practical Optics*, Ed Elsevier, p. 186 - 187, EUA 2004.
- [19] John H. Mathews y Kurtis D. Fink. *Métodos Numéricos con Matlab*, Ed Prentice Hall, p. 304 - 309, España 1999.
- [20] Hideaki Haneishi et al. *System design for accurately estimating the spectral reflectance of art paintings*, Applied Optics, Vol. 39, No. 35, p. 6621 - 6632, (2000).
- [21] Stanley I. Grossman. *Algebra lineal*, Ed. Mc Graw-Hill, p. 343 - 353, México 2008.
- [22] Gene H. Golub y Charles F. Van Loan. *Matrix Computations*, Ed The Johns Hopkins University Press, p. 243, EUA 1989.
- [23] Xiandou Zhang y Haisong Xu. *Reconstructing spectral reflectance by dividing spectral space and extending the principal components in principal component analysis*, JOSA, Vol. 25, No. 2, p. 371 - 378, (2008).
- [24] Jon Yngve Hardeberg, *Acquisition and reproduction of colour images: colorimetric and multispectral approaches*, Ph. D

dissertation, École Nationale Supérieure des Télécommunications, Francia 1999.

- [25] Yu Hen Hu y Jenq-Neng Hwang. ***Handbook of Neural Network Signal Processing***, Ed CRC Press LLC, p. 13, EUA (2002).

- [26] José R. Hilerá y Víctor J. Martínez. **Redes Neuronales Artificiales Fundamentos, modelos y aplicaciones**, Ed ADDISON-WESLEY IBEROAMERICANA, p. 49 - 145, EUA 1995.

- [27] James A. Freeman y David M. Skapura. **Neural Networks Algorithms, Applications, and Programming Techniques**, Ed Addison-Wesley Publishing Company Inc., p. 104 - 105, EUA 1991.

- [28] Howard Demuth, Mark Beale y Martin Hagan. ***Neural Network Toolbox User's Guide: for use with MATLAB***, Versión 4, The Math Works Inc, p. 158, (2005).

- [29] Nikola K. Kasabov. ***Foundations of Neural Networks, Fuzzy System and Knowledge Engineering***, Ed The MIT Press, p. 277 - 282, EUA 1996.

- [30] Hui-Liang Sheng, John H. Xin y Si-Jie Shao. ***Improved reflectance reconstruction for multispectral imaging by combining different techniques***, Optics Express, Vol. 15, No. 9, (2007).

- [31] Hans G. Völz. ***Industrial Color Testing Fundamentals and Techniques***, Ed WILEY-VCH, p. 18, Alemania 2001.

- [32] Rafael C. Gonzalez y Richard E. Woods. *Digital Image Processing*, Ed Prentice Hall, p. 56 - 703, EUA 2002.
- [33] Rastislav Lukac y Konstantinos N. Plataniotis. *Color Image Processing Methods and Applications*, Ed CRC Press Taylor & Francis Group, p. 363 - 389, EUA 2007.
- [34] Jaime Enrique Meneses Fonseca. **Análisis de sistemas de franjas en tiempo real con aplicaciones a la interferometría y la topología de formas y estructuras**. Trabajo de grado, Universidad Industrial de Santander, Colombia 1993.
- [35] José Manuel Cabrera, Fernando Jesús López y Fernando Agulló López. **Optica electromagnética** Vol. II: Fundamentos, Ed Addison Wesley, p. 240, España 1998.
- [36] Javier Romero, Antonio García-Beltrán y Javier Hernández-Andrés. *Linear bases for representation of natural and artificial illuminants*, JOSA, Vol. 14, No. 5, (1997).

Anexo 1: lámina No. 23 de la colección *NCS*

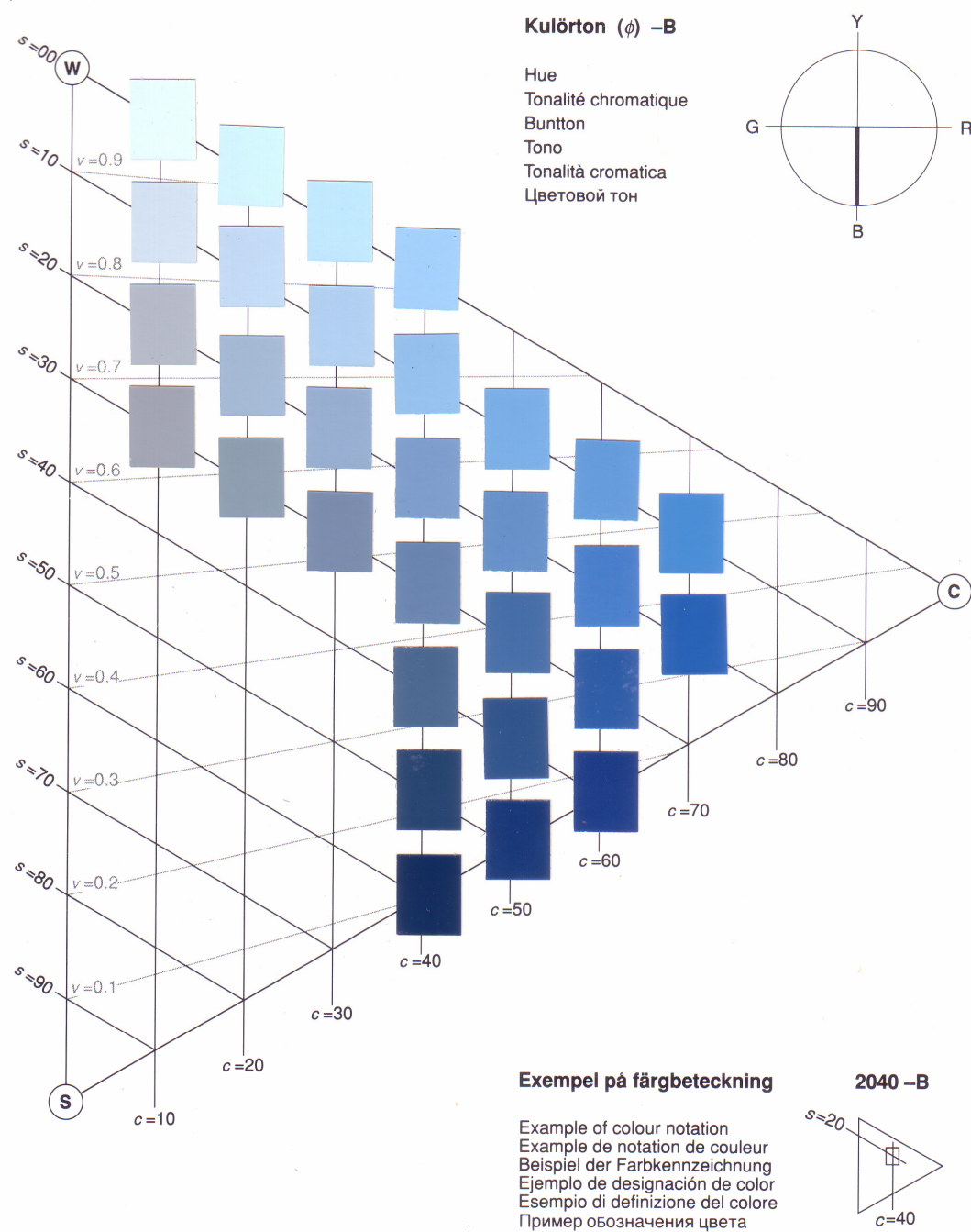


Figura A1 - 1 Lámina No. 23 de la colección *NCS*.

Anexo 2: lámina No. 2 de la colección *NCS*

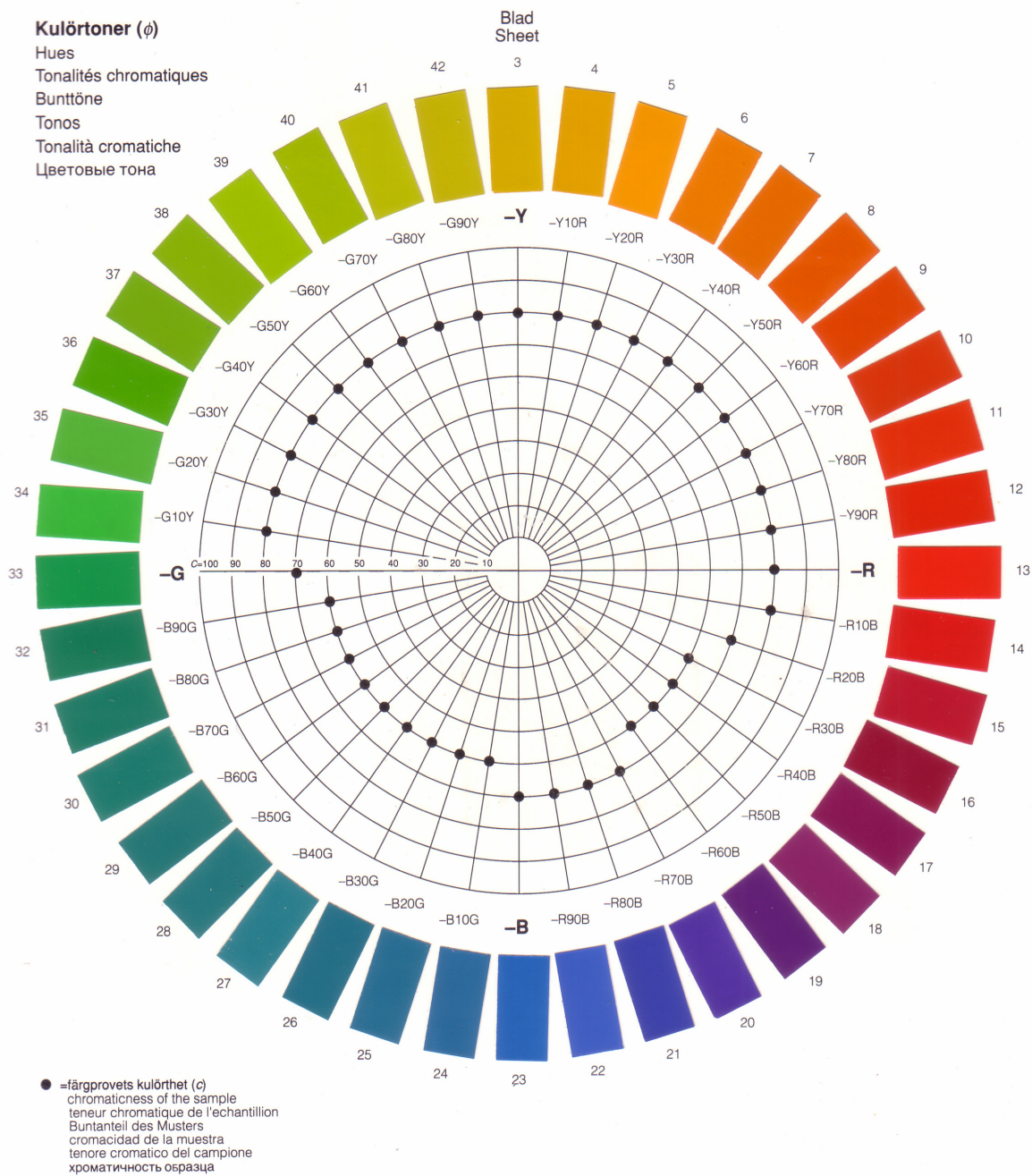


Figura A2 – 1 Lámina No. 2 de la colección *NCS*.

Anexo 3: resolución del espectrómetro

El espectro de emisión de un apuntador láser centrado en la longitud de onda 670 nm con un ancho de banda a la altura media de 10 nm que aparece en la figura A3 - 1, fue obtenido en el Laboratorio de Espectroscopía Atómica y Molecular (LEAM) de la UIS con el espectrómetro *Jarrell-Ash* en un curso de espectroscopía del láser dirigido por el Dr. Enrique Mejía Ospino. Para la adquisición del espectro básicamente se empleó una rejilla de difracción cuya dispersión en el orden de difracción es de $2\text{ \AA}/\text{mm}$ y un sensor *CCD* de 1024 píxeles arreglados a lo largo de una línea.

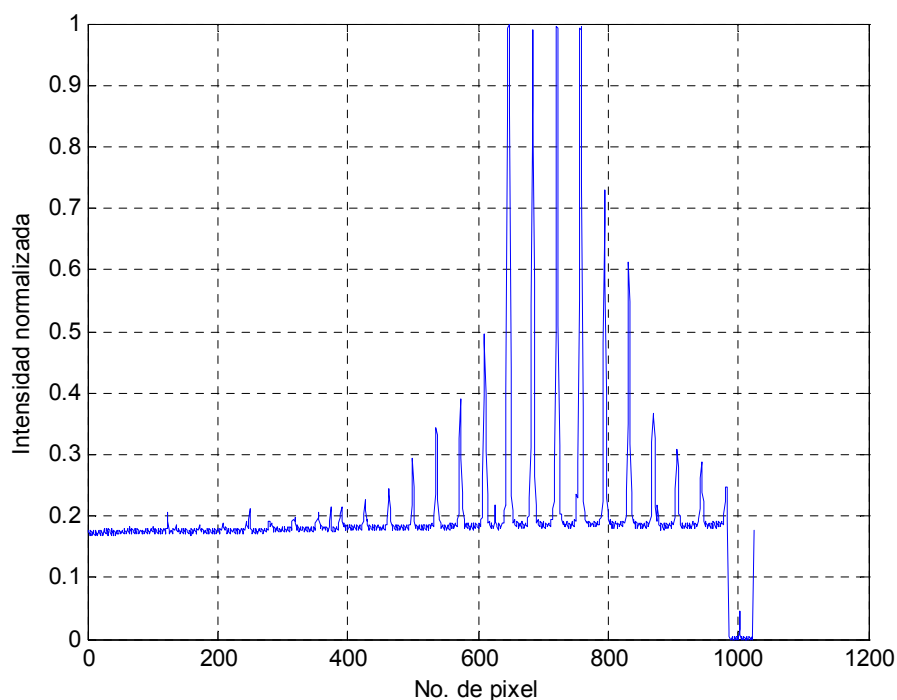


Figura A3 – 1 Espectro de emisión de un apuntador láser.

El espectrómetro *Jarrell-Ash* permite registrar los modos de vibración de dicho apuntador láser los cuales son visibles dentro de una ventana espectral de aproximadamente 4 nm .

Anexo 4: catálogo de óleos de la empresa Marie's

Marie's® es una empresa asiática que elabora pigmentos al aceite – concretamente óleos para pintar sobre lienzo –. Se eligió un producto que viene en una presentación de 14 unidades, cada unidad debidamente etiquetada tal y como se reseña en la tabla que aparece a continuación. Se conserva el nombre que originalmente le asignó la empresa al pigmento para que los lectores puedan referirse a él tal como es aceptado internacionalmente.

Nombre del pigmento	Número correspondiente del pigmento
<i>Lelom yellow</i>	215
<i>Orange yellow</i>	301
<i>Scarlet</i>	302
<i>Vermilion</i>	324
<i>Ultramarine</i>	443
<i>Phthalocyanine blue</i>	450
<i>Emerald green</i>	559
<i>Viridian</i>	560
<i>Raw sienna</i>	601
<i>Yellow ochre</i>	676
<i>Burnt sienna</i>	684
<i>Burnt umber</i>	687
<i>Zinc titanium white</i>	106
<i>Black</i>	793

Tabla A4 – 1 Catálogo de óleos ofrecidos por Marie's.

Anexo 5: muestras de óleos objeto de estudio

Las muestras que se emplearon para el desarrollo del presente trabajo se reseñan en tabla A5 – 1. Cabe anotar que por practicidad cada muestra tiene un número correspondiente que va del 2 al 158. En el caso de la muestra 684 – 794 se interpreta como la contribución o mezcla homogénea del pigmento 684 y del pigmento 794 (véase el anexo 4) en partes iguales. 215 – 324 – 560 es una muestra conformada por la mezcla de tres pigmentos siguiendo la proporción 1 : 1 : 1. Si la muestra es el resultado de la mezcla de cuatro pigmentos como por ejemplo 443(2) – 450(2) – 106(4) – 559(2), entiéndase como la contribución de los pigmentos 443, 450 106 y 559 siguiendo la proporción 2 : 2 : 4 : 2. De igual manera se procede en los demás casos.

Número de la muestra	Pigmentos presentes en la muestra
2	443 – 450
3	324 – 450
4	301 – 793
5	450 – 601
6	450 – 560
7	443 – 450
8	443 – 601
9	443 – 684
10	443 – 687
11	443 – 560
12	450 – 684
13	450 – 687
14	560 – 793

15	324 – 793
16	450 – 793
17	793
18	443 – 793
19	559 – 793
20	302 – 450
21	793(1) – 106(1)
22	215 – 793
23	302 – 793
24	301 – 450
25	560 – 684
26	560 – 687
27	215 – 324 – 560
28	324 – 560
29	324 – 559
30	560
31	450 – 676
32	443 – 559
33	550 – 601
34	301 – 443
35	215 – 443 – 684
36	301 – 560
37	215 – 443
38	215 – 443 – 560
39	559 – 560
40	215 – 560
41	215 – 443 – 687
42	215 – 443 – 601
43	215 – 301 – 560

44	559 – 687
45	559 – 684
46	215 – 559 – 687
47	215 – 443 – 559
48	560 – 676
49	215 – 301 – 443
50	443 – 676
51	215 – 301 – 559
52	215 – 443 – 676
53	301 – 559
54	215 – 559 – 676
55	215 – 559 – 684
56	559 – 676
57	559 – 601
58	215 – 559 – 601
59	215 – 559
60	559
61	559 – 106
62	559(1) – 106(3)
63	215 – 450
64	450 – 559
65	450
66	443
67	450 – 106
68	450(2) – 106(4)
69	443(2) – 450(2) – 106(4) – 559(2)
70	443 – 106
71	443(2) – 106(4)
72	560(1) – 106(3)

73	302 – 560
74	687
75	215 – 302 – 443
76	324 – 443
77	302 – 443
78	302 – 559
79	684 – 687
80	601 – 687
81	215 – 324 – 443
82	215 – 302 – 559
83	215 – 301 – 687
84	215 – 684 – 687
85	301 – 687
86	601 – 684
87	215 – 687
88	215 – 601 – 687
89	676 – 687
90	687 – 106
91	687(1) – 106(3)
92	676 – 106
93	601
94	601 – 676
95	676 – 684
96	301 – 676
97	215 – 684
98	215 – 601 – 684
99	215 – 676 – 684
100	215 – 676 – 687
101	215 – 601

102	215 – 676
103	215 – 601 – 676
104	676
105	215 – 301 – 676
106	601(1) – 106(3)
107	676(1) – 106(3)
108	601 – 106
109	215
110	215 – 106
111	215(1) – 106(3)
112	106
113	302 – 106
114	684 – 106
115	684(1) – 106(3)
116	302(1) – 106(3)
117	324(1) – 106(3)
118	301(1) – 106(3)
119	215 – 302 – 687
120	302 – 687
121	215 – 324 – 687
122	684
123	324 – 687
124	302 – 601
125	302 – 684
126	324 – 684
127	302
128	215 – 302 – 684
129	324 – 601
130	302 – 324

131	324
132	215 – 302 – 324
133	301 – 302
134	301 – 302 – 324
135	215 – 302
136	215 – 302 – 601
137	215 – 301 – 302
138	301 – 302 – 601
139	215 – 324
140	215 – 324 – 684
141	301 – 324
142	215 – 324 – 601
143	302 – 676
144	324 – 676
145	215 – 302 – 676
146	215 – 324 – 676
147	301 – 684
148	215 – 301 – 684
149	301 – 601
150	301
151	215 – 301
152	215 – 301 – 601
153	301 – 106
154	324 – 106
155	215 – 301 – 324
156	560 – 106
157	684 – 793
158	215 – 324 – 559

Tabla A5 – 1 Muestras de óleos objeto de estudio.

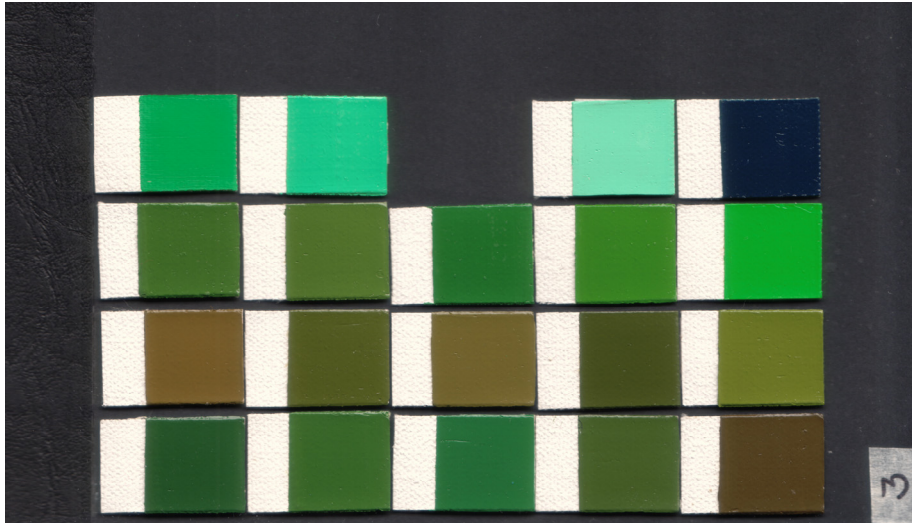


Figura A6 – 3 Arreglo de muestras al óleo sobre lienzo. Arreglo No. 3.

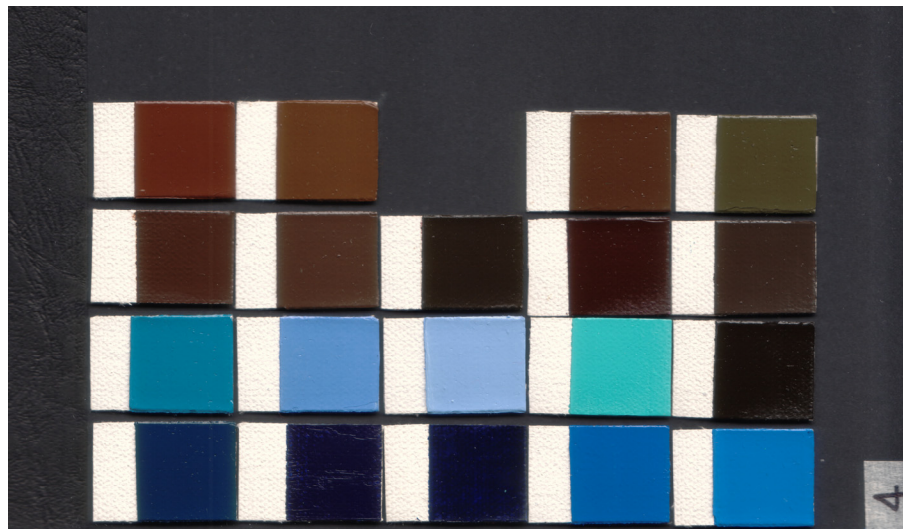


Figura A6 – 4 Arreglo de muestras al óleo sobre lienzo. Arreglo No. 4.

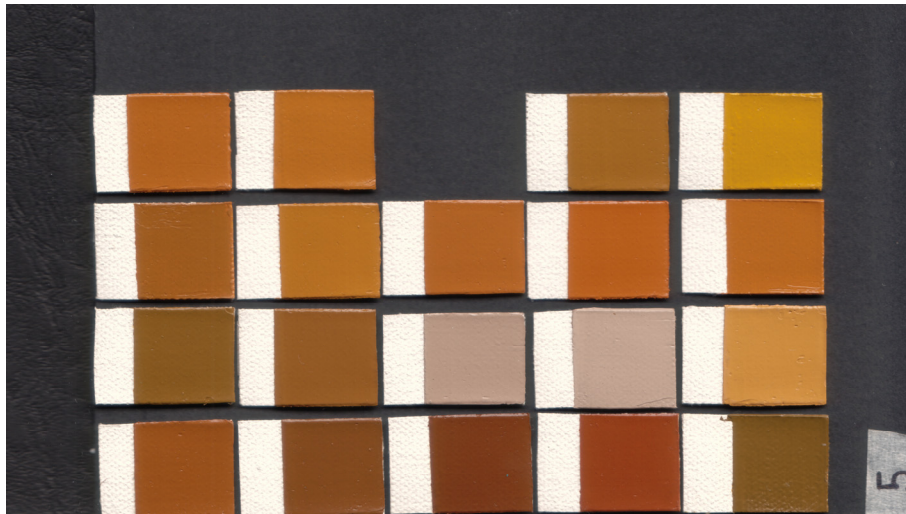


Figura A6 – 5 Arreglo de muestras al óleo sobre lienzo. Arreglo No. 5.

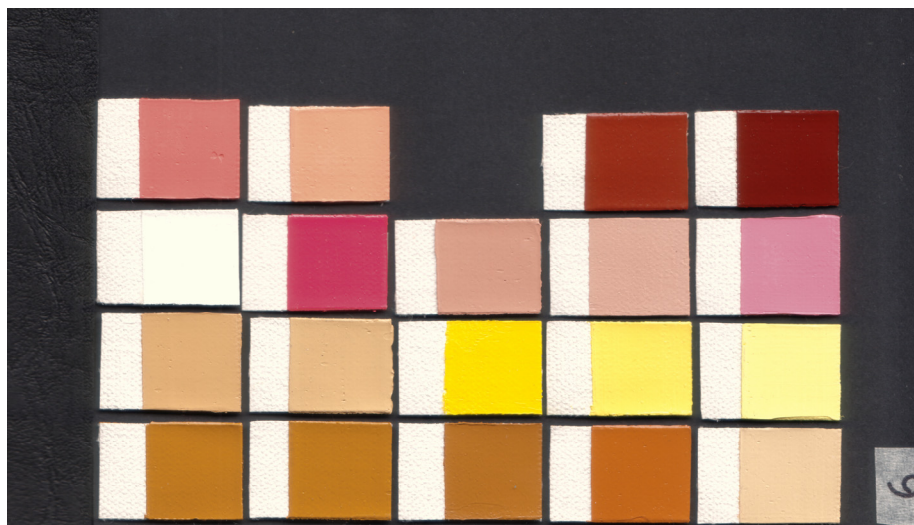


Figura A6 – 6 Arreglo de muestras al óleo sobre lienzo. Arreglo No. 6.

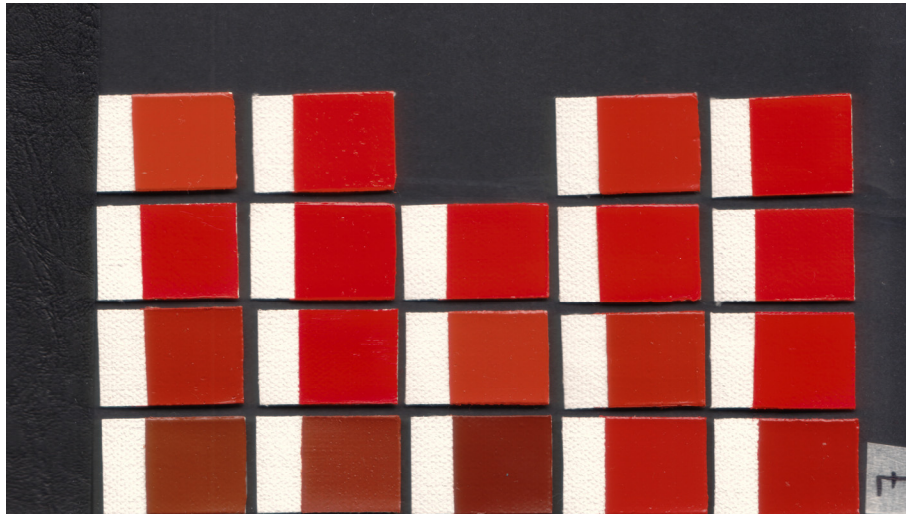


Figura A6 – 7 Arreglo de muestras al óleo sobre lienzo. Arreglo No. 7.

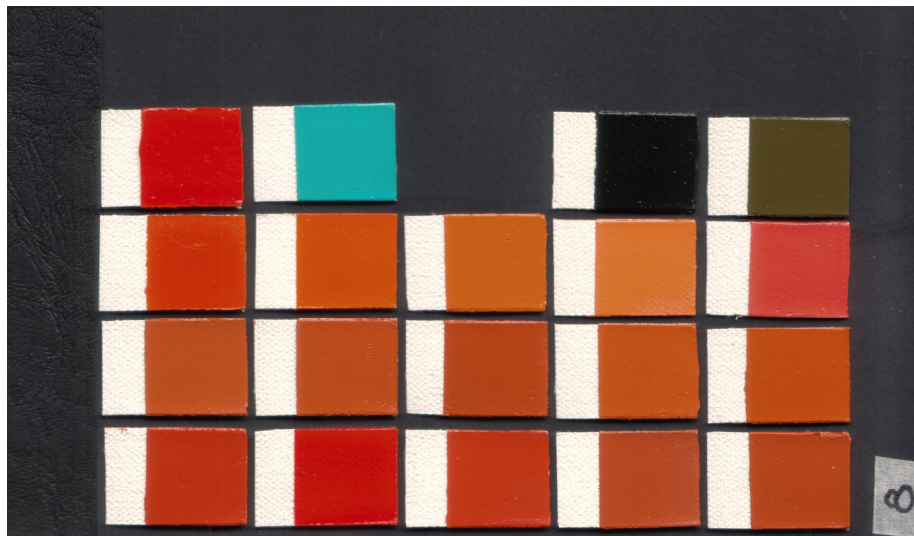


Figura A6 – 8 Arreglo de muestras al óleo sobre lienzo. Arreglo No. 8.

Anexo 7: respuesta lineal de la *CCD*

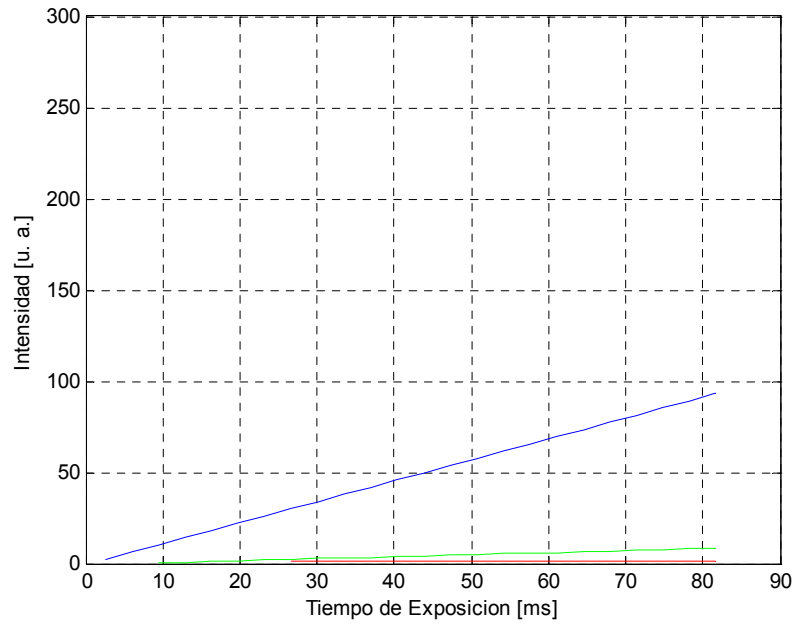


Tabla A7 – 1 Respuesta lineal de la *CCD* para el canal efectivo *RGB* – 442.

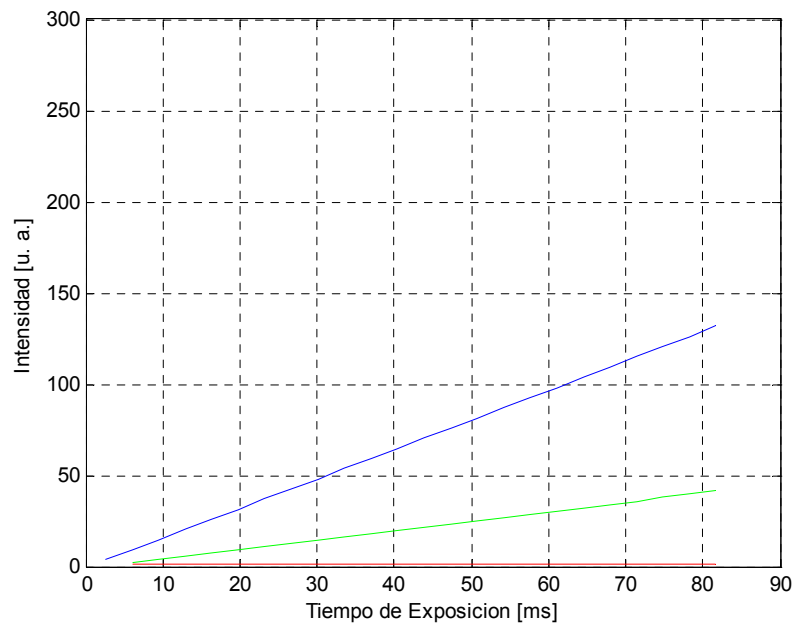


Tabla A7 – 2 Respuesta lineal de la *CCD* para el canal efectivo *RGB* – 480.

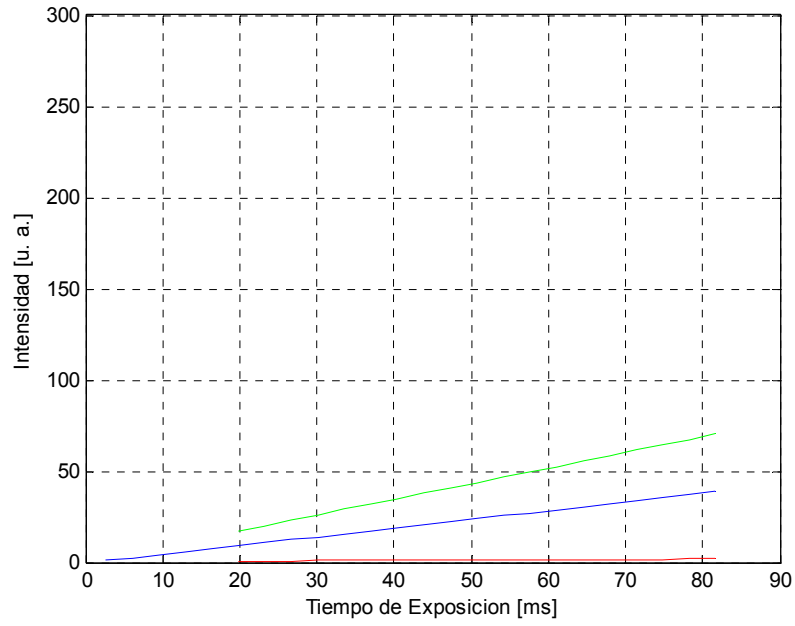


Tabla A7 – 3 Respuesta lineal de la *CCD* para el canal efectivo *RGB* – 515.

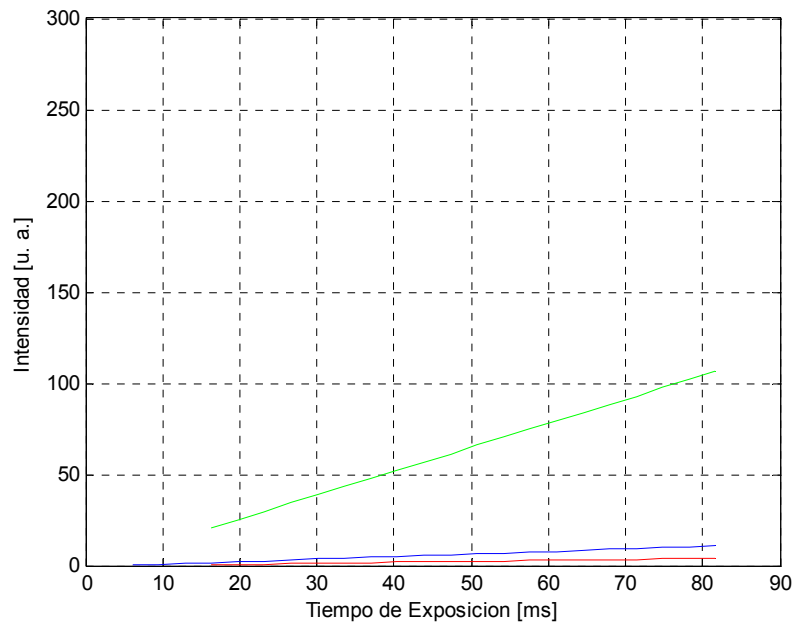


Tabla A7 – 4 Respuesta lineal de la *CCD* para el canal efectivo *RGB* – 532.

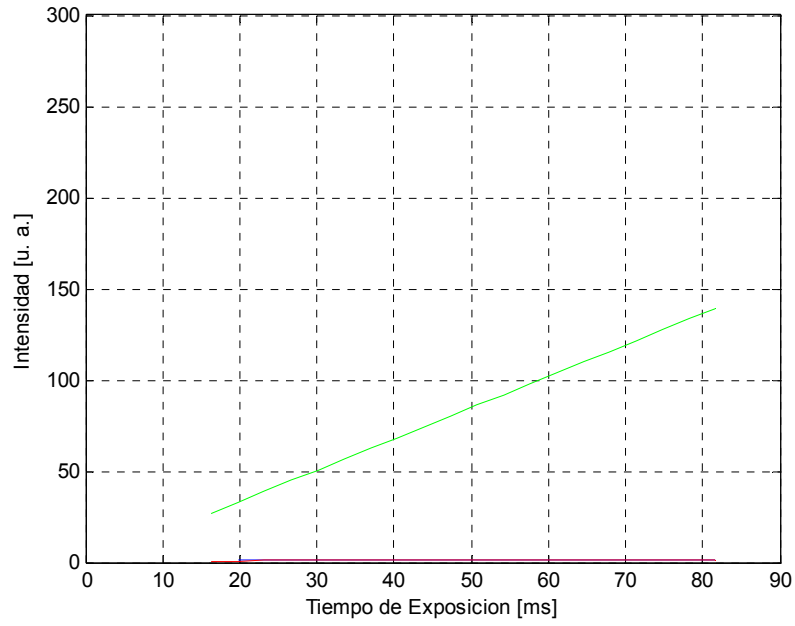


Tabla A7 – 5 Respuesta lineal de la *CCD* para el canal efectivo *RGB – 550*.

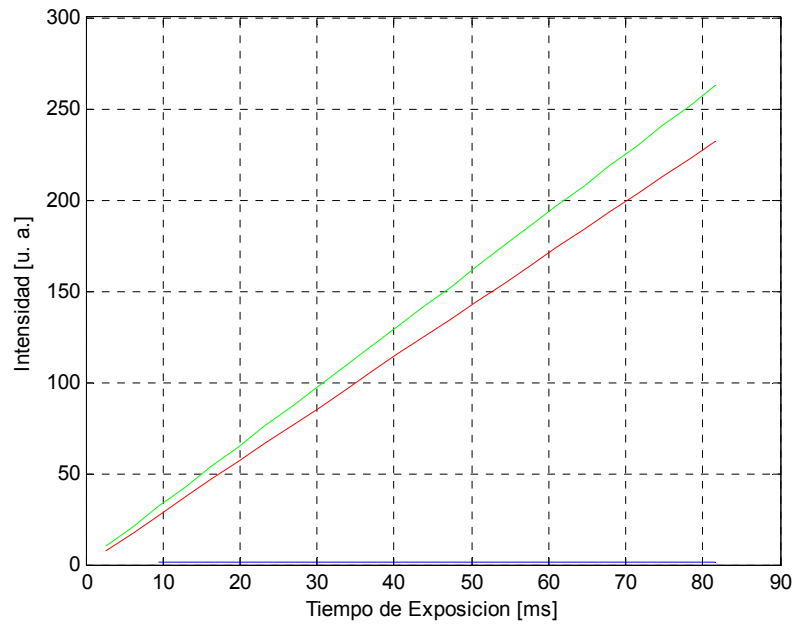


Tabla A7 – 6 Respuesta lineal de la *CCD* para el canal efectivo *RGB – 580*.

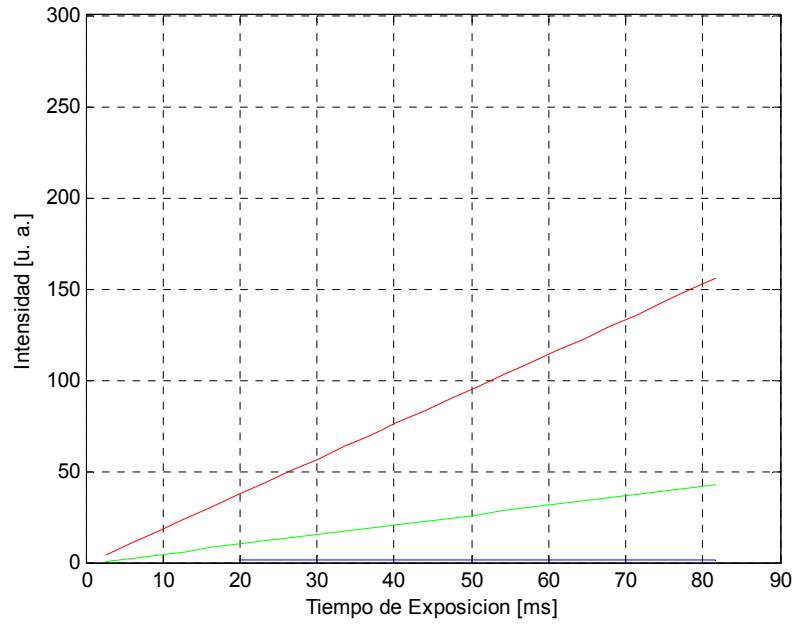


Tabla A7 – 7 Respuesta lineal de la *CCD* para el canal efectivo *RGB – 600*.

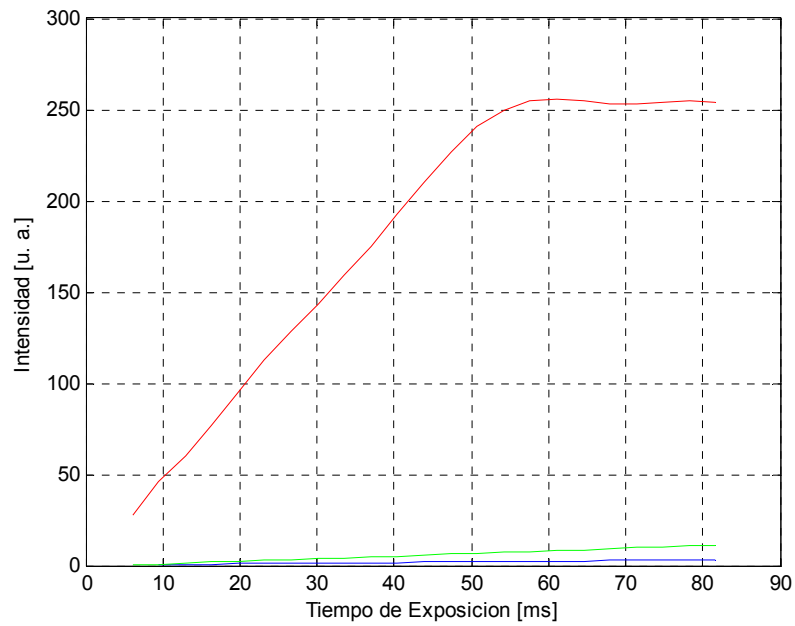


Tabla A7 – 8 Respuesta lineal de la *CCD* para el canal efectivo *RGB – 636*.

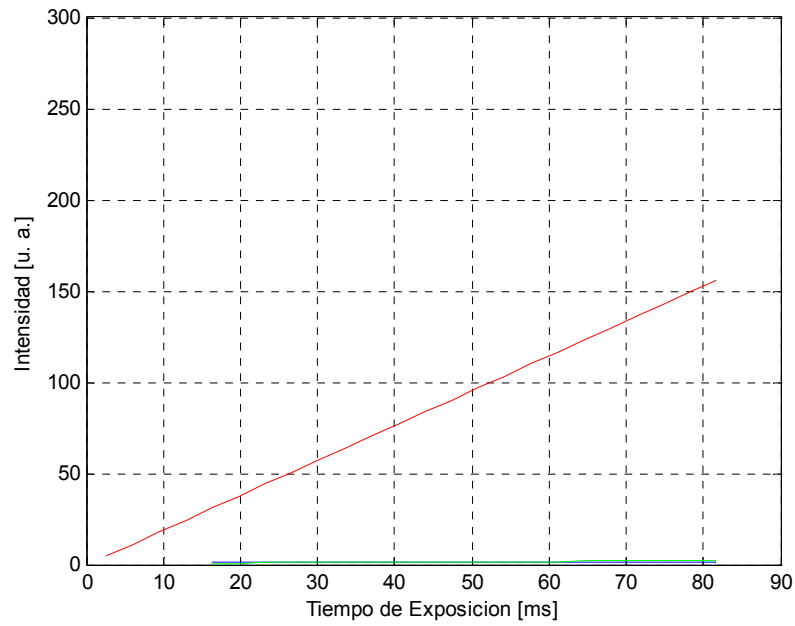


Tabla A7 – 9 Respuesta lineal de la *CCD* para el canal efectivo *RGB – 650*.

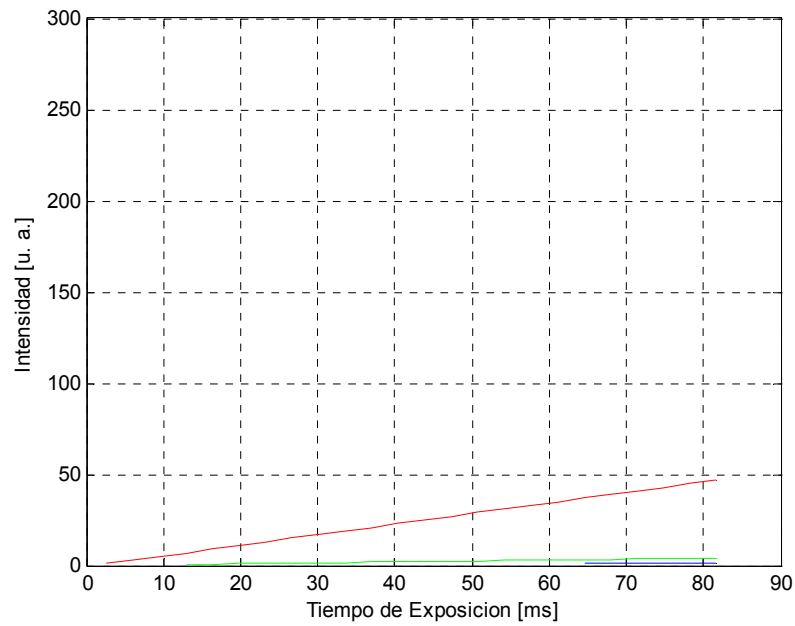


Tabla A7 – 10 Respuesta lineal de la *CCD* para el canal efectivo *RGB – 690*.

Anexo 8: características técnicas del sensor *CCD*

Feature	Specification
Image device	ICX415AQ (diag. 8 mm; type 1/2) progressive scan SONY IT CCD
Effective picture elements	782 (H) x 582 (V)
Lens mount	C-Mount: 17.526 mm (in air), Ø 25.4 mm (32 tpi), mechanical flange back to filter distance: 9.5 mm (see Figure 35: Guppy C-Mount dimensions (new CS-/C-Mounting) on page 98) CS-Mount: 12.526 mm (in air), Ø 25.4 mm (32 tpi), mechanical flange back distance: 8 mm (see Figure 37: Guppy CS-Mount dimensions (new CS-/C-Mounting) on page 100)
Picture sizes	640 x 480 pixels (Format_0) 780 x 582 pixels (Format_7 Mode_0)
Cell size	8.3 µm x 8.3 µm
ADC	12 bit
Color modes	Raw8
Data path	8 bit
Frame rates	3.75 fps; 7.5 fps; 15 fps; 30 fps; 60 fps variable frame rates in Format_7 up to 49.4 fps
Gain control	Manual: 0-24 dB (0.035 dB/step); Auto gain (select. AOI)
Shutter speed	20 ... 67.108.864 µs (~67s); auto shutter (select. AOI)
External trigger shutter	Trigger_Mode_0, Trigger_Mode_1, Advanced feature: Trigger_Mode_15 (bulk); trigger delay
Look-up table	One, user programmable (10 bit → 8 bit); gamma (0.5)
Smart functions	AGC (auto gain control), AEC (auto exposure control), AWB (auto white balance), LUT (look-up table) one configurable input, three configurable outputs, RS-232 port (serial port, IIDC V1.31)
Transfer rate	100 Mbit/s, 200 Mbit/s, 400 Mbit/s
Digital interface	IEEE 1394a IIDC V1.3, single port
Power requirements	DC 8 V - 36 V via IEEE 1394 cable or 8-pin HIROSE
Power consumption	Less than 2 watt (@ 12 V DC)
Dimensions	48.2 mm x 30 mm x 30 mm (L x W x H); w/o tripod and lens
Mass	50 g (without lens)

Tabla A8 – 1 Especificaciones técnicas de la cámara Guppy F-046C.

Feature	Specification
Operating temperature	+ 5 °C ... + 50 °C housing temperature (without condensation)
Storage temperature	- 10 °C ... + 60 °C ambient temperature (without condensation)
Regulations	EN 55022, EN61000, EN55024, FCC Class B, CE, DIN ISO 9022-3, RoHS (2002/95/EC)
Options (old)	<ul style="list-style-type: none"> • Board level OEM version • Protection glass • AVT FirePackage (SDK and Viewer, 100% control the bus) • AVT Direct FirePackage (SDK and Viewer, compatible to DirectX and WDM) • AVT Fire4Linux (SDK and Viewer, compatible to RedHat and Suse Distributions)
Options (new)	<ul style="list-style-type: none"> • Board level OEM version • C/CS-Mount: protection glass available as CS-Mount adapter. • AVT FirePackage (SDK and Viewer, 100% control the bus) • AVT Direct FirePackage (SDK and Viewer, compatible to DirectX and WDM) • AVT Fire4Linux (SDK and Viewer, compatible to RedHat and Suse Distributions)

Tabla A8 – 1 Especificaciones técnicas de la cámara Guppy F-046C.

Anexo 9: blanco de referencia

En la adquisición de las imágenes multispectrales, el blanco de referencia permite establecer una comparación de los niveles de gris de la una región de interés de la muestra con respecto a una región de interés del blanco de referencia. Dicha comparación se lleva a cabo mediante la expresión A9 - (1). El resultado es una cantidad numérica que se encuentra entre 0 y 1.

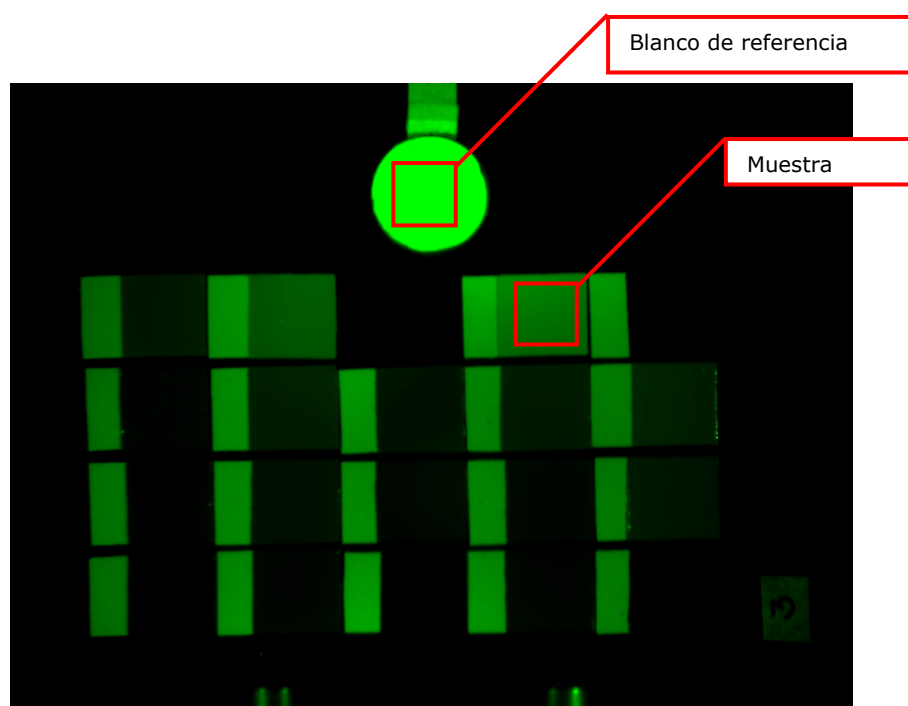


Figura A9 – 1 Región de interés tanto de la muestra como del blanco de referencia. El canal seleccionado es el de 550 *nm*.

$$C_k = \frac{I_{muestra} - I_{osc}}{I_{blanco} - I_{osc}} \quad (1)$$

En la expresión (1), I_{osc} es el nivel de gris de la escena cuando se adquiere la imagen con el sensor completamente oculto, $I_{muestra}$ es el nivel de gris de la región de interés asociada a la muestra y I_{blanco} es el nivel de gris de la región de interés asociada al blanco de referencia.

Anexo 10: esfera integradora

En la adquisición de los espectros de referencia, una imagen de la esfera integradora usada se puede apreciar en la figura A10 – 1. La esfera integradora cuenta con el iluminante y el sistema óptico necesarios para iluminar la muestra de interés y el correspondiente direccionamiento de la luz reflejada por la muestra. El direccionamiento se efectúa a través de una fibra óptica la cual lleva la señal hasta un espectrómetro.



Figura A10 – 1 Esfera integradora *ISP REF*.

El montaje experimental que se aprecia en la figura A10 – 2, proporciona una idea a cerca de la disposición de la esfera integradora, la fibra y el espectrómetro. Es importante anotar que el espectrómetro no cuenta con un sistema que permita visualizar los espectros de interés, por lo que es necesario conectarlo a un computador para efectuar la digitalización y visualización de la señal correspondiente.

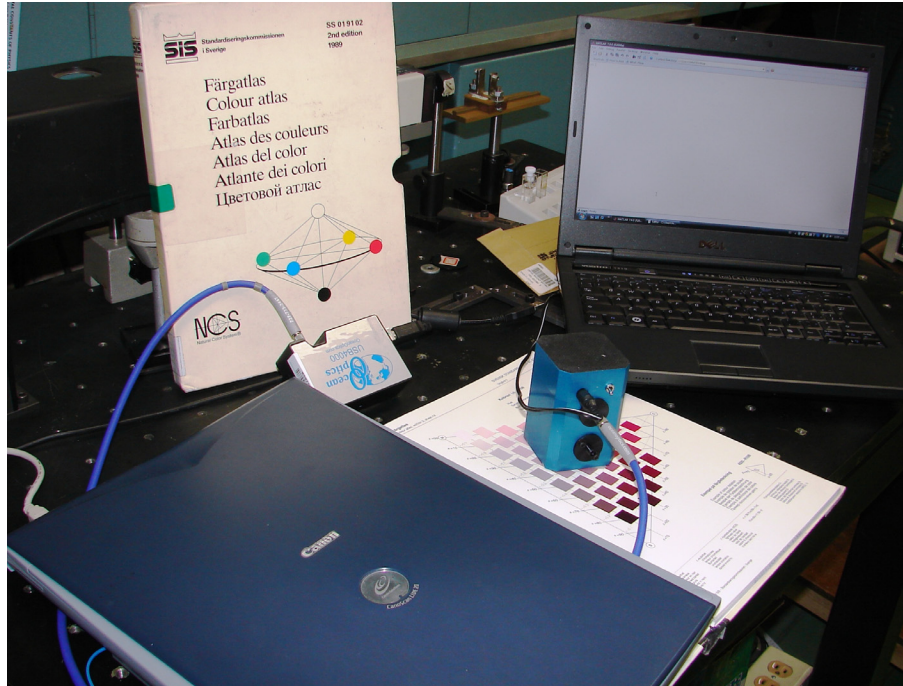


Figura A10 – 2 Montaje experimental con la esfera integradora *ISP REF*.

El montaje experimental que se aprecia en la figura A10 – 2 corresponde a un trabajo de otra índole llevado a cabo por el Dr. Jáder Guerrero. Sin embargo es similar al implementado en el presente trabajo de investigación.

Anexo 11: calibración de la respuesta del sistema

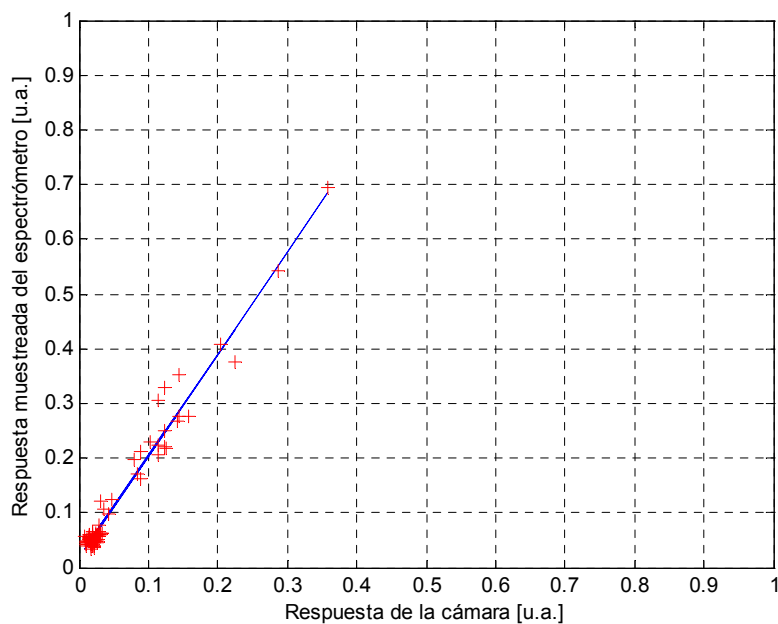


Tabla A11 – 1 Calibración de la respuesta del sistema para el canal 442 nm.

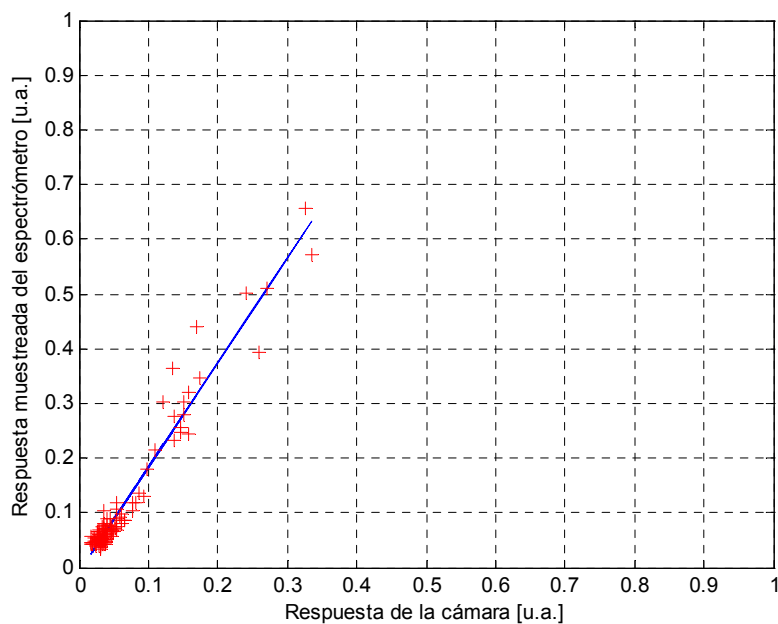


Tabla A11 – 2 Calibración de la respuesta del sistema para el canal 480 nm.

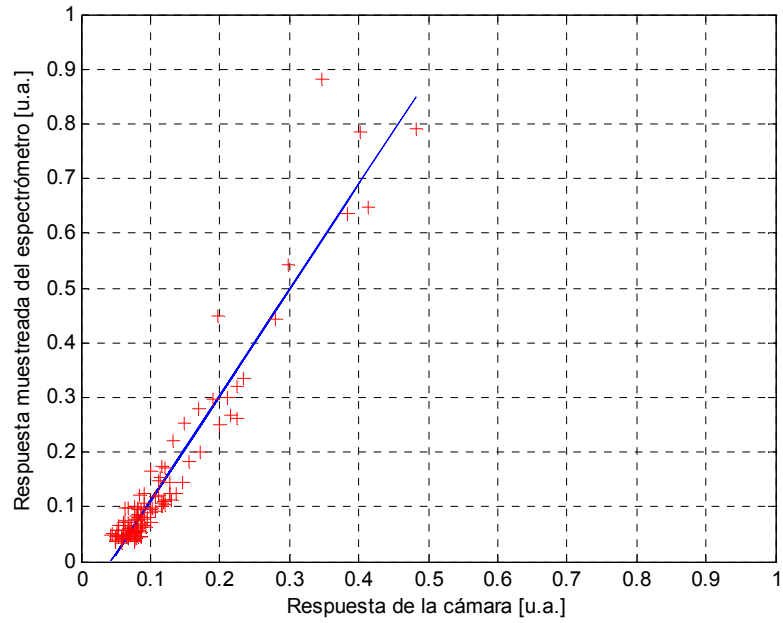


Tabla A11 – 2 Calibración de la respuesta del sistema para el canal 515 nm .

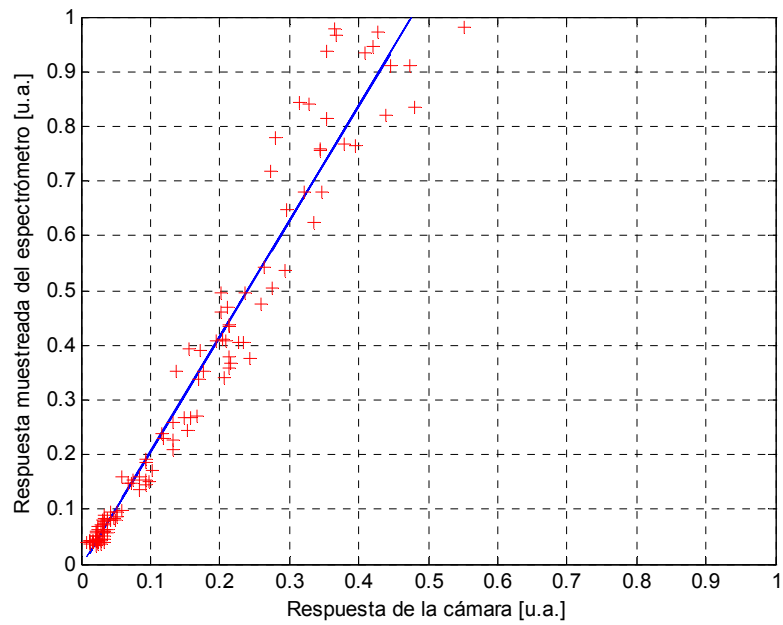


Tabla A11 – 4 Calibración de la respuesta del sistema para el canal 532 nm .

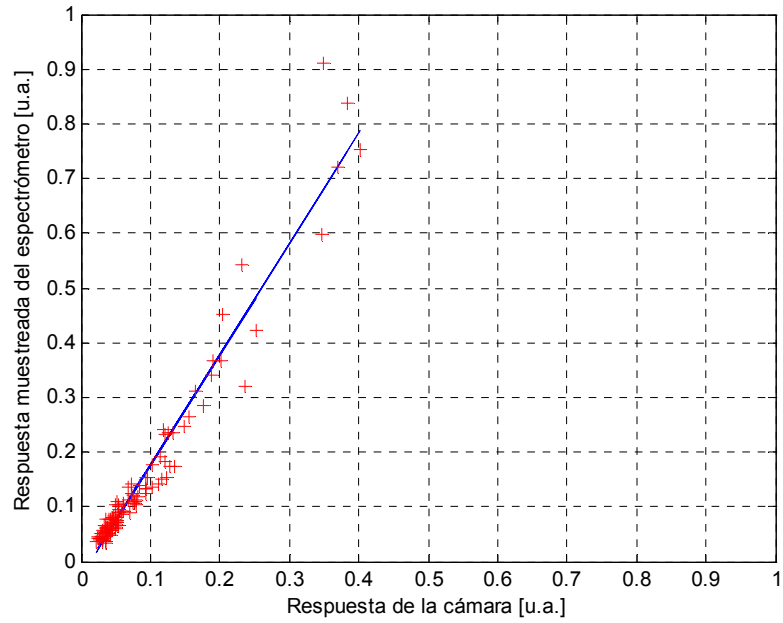


Tabla A11 – 5 Calibración de la respuesta del sistema para el canal 550 nm .

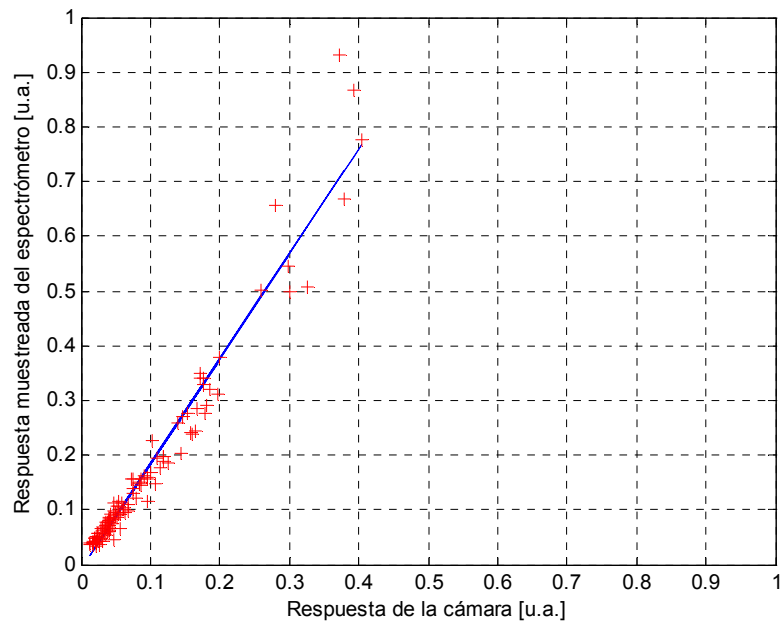


Tabla A11 – 6 Calibración de la respuesta del sistema para el canal 580 nm .

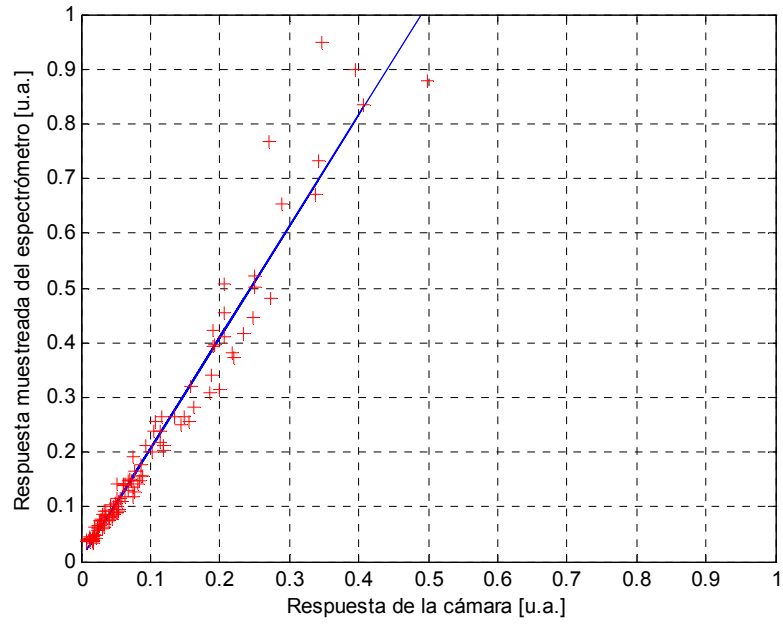


Tabla A11 – 7 Calibración de la respuesta del sistema para el canal 600 nm .

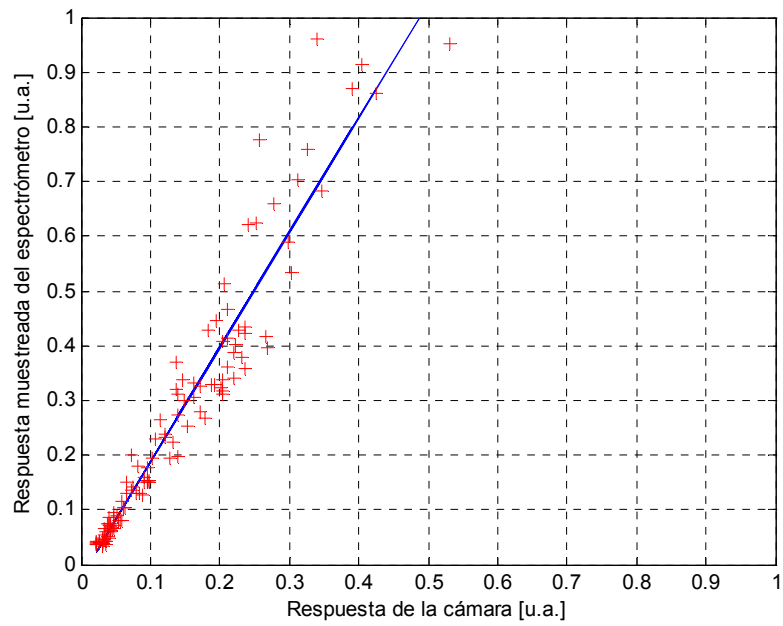


Tabla A11 – 8 Calibración de la respuesta del sistema para el canal 636 nm .

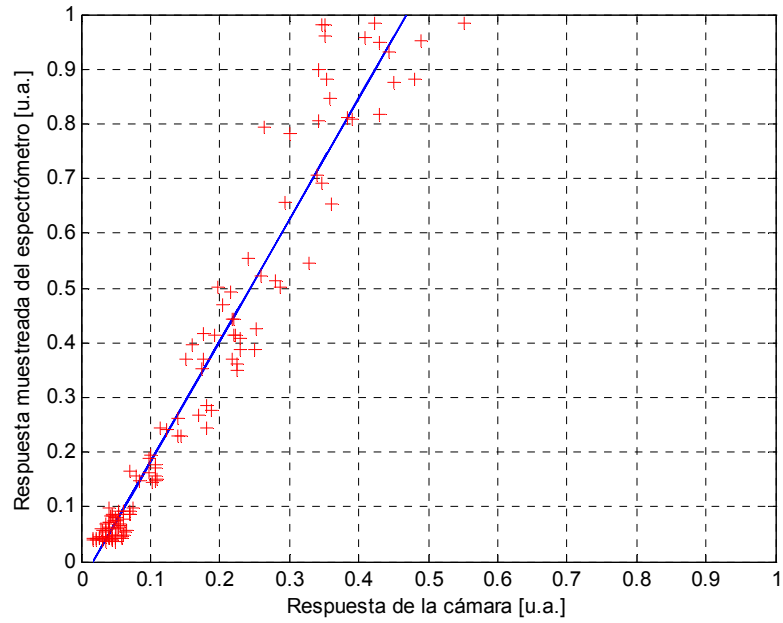


Tabla A11 – 9 Calibración de la respuesta del sistema para el canal 650 *nm*.

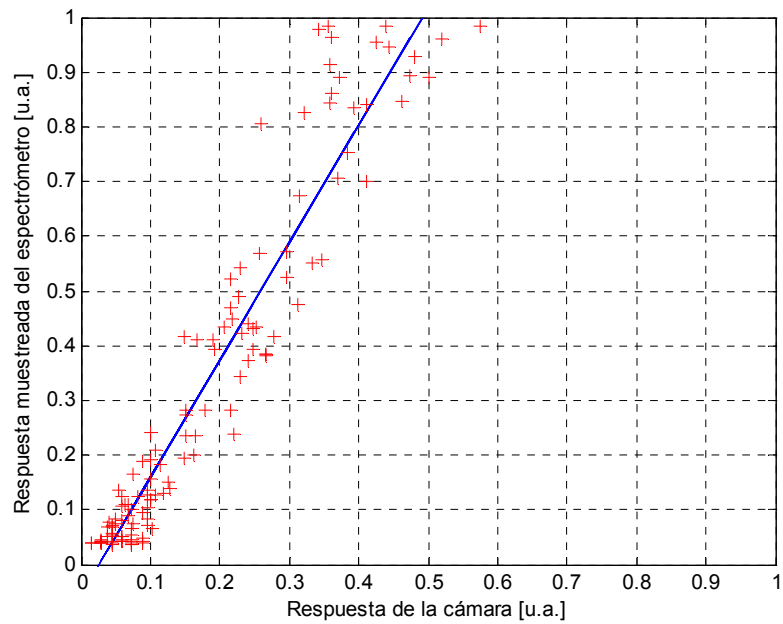


Tabla A11 – 10 Calibración de la respuesta del sistema para el canal 690 *nm*.

Anexo 12: comparación numérica de los errores cometidos por cada método según la arquitectura 3-20-1

Muestra	PCA			Pseudo-inversa			Interpolación			Método propuesto		
	MSE	ABE	GFC	MSE	ABE	GFC	MSE	ABE	GFC	MSE	ABE	GFC
31	0.0003	0.0140	0.9739	0.0001	0.0091	0.9874	0.0003	0.0148	0.9731	0.0000	0.0045	0.9958
33	0.0009	0.0217	0.9621	0.0001	0.0088	0.9831	0.0012	0.0242	0.9465	0.0002	0.0112	0.9840
65	0.0001	0.0088	0.9838	0.0006	0.0221	0.9835	0.0001	0.0083	0.9839	0.0003	0.0175	0.9928
66	0.0003	0.0141	0.9802	0.0002	0.0106	0.9606	0.0004	0.0157	0.9731	0.0002	0.0130	0.9963
73	0.0003	0.0153	0.9306	0.0002	0.0109	0.9877	0.0004	0.0150	0.9228	0.0001	0.0071	0.9930
76	0.0012	0.0255	0.9546	0.0002	0.0111	0.9711	0.0015	0.0271	0.9454	0.0003	0.0119	0.9835
79	0.0002	0.0106	0.9948	0.0000	0.0057	0.9967	0.0002	0.0112	0.9954	0.0001	0.0082	0.9944
80	0.0009	0.0286	0.9984	0.0006	0.0232	0.9990	0.0010	0.0286	0.9970	0.0003	0.0176	0.9988
157	0.0013	0.0203	0.8881	0.0006	0.0232	0.8040	0.0015	0.0211	0.8798	0.0003	0.0124	0.9681
70	0.0003	0.0149	0.9988	0.0004	0.0184	0.9980	0.0005	0.0197	0.9977	0.0004	0.0167	0.9980
68	0.0057	0.0609	0.9936	0.0034	0.0372	0.9957	0.0058	0.0623	0.9935	0.0040	0.0445	0.9971
156	0.0044	0.0605	0.9737	0.0044	0.0628	0.9921	0.0045	0.0605	0.9921	0.0032	0.0520	0.9933
40	0.0007	0.0234	0.9908	0.0004	0.0168	0.9843	0.0007	0.0239	0.9902	0.0003	0.0115	0.9935
46	0.0001	0.0095	0.9974	0.0002	0.0134	0.9909	0.0001	0.0090	0.9971	0.0001	0.0078	0.9960
53	0.0003	0.0132	0.9892	0.0007	0.0209	0.9864	0.0003	0.0125	0.9907	0.0003	0.0140	0.9936
54	0.0006	0.0214	0.9949	0.0005	0.0165	0.9939	0.0006	0.0221	0.9950	0.0008	0.0230	0.9934
59	0.0019	0.0357	0.9986	0.0015	0.0264	0.9910	0.0021	0.0356	0.9973	0.0015	0.0259	0.9937
60	0.0010	0.0241	0.9966	0.0007	0.0221	0.9934	0.0018	0.0318	0.9915	0.0005	0.0159	0.9964

63	0.0002	0.0117	0.9661	0.0004	0.0174	0.9281	0.0002	0.0124	0.9647	0.0000	0.0035	0.9977
64	0.0004	0.0155	0.9414	0.0003	0.0147	0.9574	0.0005	0.0186	0.9349	0.0001	0.0068	0.9947
105	0.0002	0.0105	0.9992	0.0002	0.0099	0.9993	0.0004	0.0150	0.9985	0.0001	0.0090	0.9994
143	0.0001	0.0096	0.9991	0.0001	0.0085	0.9997	0.0002	0.0112	0.9990	0.0002	0.0132	0.9997
145	0.0004	0.0133	0.9990	0.0002	0.0115	0.9990	0.0005	0.0161	0.9985	0.0000	0.0052	0.9999
146	0.0021	0.0368	0.9996	0.0002	0.0113	0.9989	0.0022	0.0367	0.9996	0.0004	0.0144	0.9989
149	0.0048	0.0599	0.9982	0.0031	0.0485	0.9996	0.0051	0.0618	0.9981	0.0029	0.0460	0.9997
127	0.0015	0.0273	0.9981	0.0055	0.0588	0.9986	0.0011	0.0244	0.9981	0.0054	0.0531	0.9973
151	0.0045	0.0566	0.9995	0.0019	0.0373	0.9994	0.0042	0.0537	0.9995	0.0011	0.0219	0.9992
152	0.0045	0.0549	0.9996	0.0011	0.0283	0.9981	0.0048	0.0553	0.9991	0.0001	0.0089	0.9996
155	0.0043	0.0430	0.9991	0.0015	0.0329	0.9990	0.0052	0.0463	0.9989	0.0001	0.0065	0.9999

Figura A12 - 1 Comparación de los errores cometidos por cada método en la reconstrucción de los espectros de reflectancia según las métricas *MSE*, *ABE* y *GFC*.

Anexo 13: comparación numérica de los errores cometidos por cada método según la arquitectura 3-90-1

Muestra	PCA			Pseudo-inversa			Interpolación			Método propuesto		
	MSE	ABE	GFC	MSE	ABE	GFC	MSE	ABE	GFC	MSE	ABE	GFC
31	0.0003	0.0140	0.9739	0.0001	0.0091	0.9874	0.0003	0.0148	0.9731	0.0000	0.0046	0.9956
33	0.0009	0.0217	0.9621	0.0001	0.0088	0.9831	0.0012	0.0242	0.9465	0.0002	0.0124	0.9842
65	0.0001	0.0088	0.9838	0.0006	0.0221	0.9835	0.0001	0.0083	0.9839	0.0004	0.0183	0.9922
66	0.0003	0.0141	0.9802	0.0002	0.0106	0.9606	0.0004	0.0157	0.9731	0.0002	0.0149	0.9968
73	0.0003	0.0153	0.9306	0.0002	0.0109	0.9877	0.0004	0.0150	0.9228	0.0001	0.0078	0.9917
76	0.0012	0.0255	0.9546	0.0002	0.0111	0.9711	0.0015	0.0271	0.9454	0.0003	0.0130	0.9834
79	0.0002	0.0106	0.9948	0.0000	0.0057	0.9967	0.0002	0.0112	0.9954	0.0001	0.0058	0.9960
80	0.0009	0.0286	0.9984	0.0006	0.0232	0.9990	0.0010	0.0286	0.9970	0.0005	0.0222	0.9991
157	0.0013	0.0203	0.8881	0.0006	0.0232	0.8040	0.0015	0.0211	0.8798	0.0003	0.0127	0.9712
70	0.0003	0.0149	0.9988	0.0004	0.0184	0.9980	0.0005	0.0197	0.9977	0.0004	0.0162	0.9981
68	0.0057	0.0609	0.9936	0.0034	0.0372	0.9957	0.0058	0.0623	0.9935	0.0035	0.0423	0.9971
156	0.0044	0.0605	0.9737	0.0044	0.0628	0.9921	0.0045	0.0605	0.9921	0.0033	0.0537	0.9944
40	0.0007	0.0234	0.9908	0.0004	0.0168	0.9843	0.0007	0.0239	0.9902	0.0004	0.0120	0.9918
46	0.0001	0.0095	0.9974	0.0002	0.0134	0.9909	0.0001	0.0090	0.9971	0.0001	0.0076	0.9963
53	0.0003	0.0132	0.9892	0.0007	0.0209	0.9864	0.0003	0.0125	0.9907	0.0003	0.0131	0.9924
54	0.0006	0.0214	0.9949	0.0005	0.0165	0.9939	0.0006	0.0221	0.9950	0.0006	0.0207	0.9963
59	0.0019	0.0357	0.9986	0.0015	0.0264	0.9910	0.0021	0.0356	0.9973	0.0014	0.0245	0.9928
60	0.0010	0.0241	0.9966	0.0007	0.0221	0.9934	0.0018	0.0318	0.9915	0.0004	0.0142	0.9966

63	0.0002	0.0117	0.9661	0.0004	0.0174	0.9281	0.0002	0.0124	0.9647	0.0000	0.0043	0.9948
64	0.0004	0.0155	0.9414	0.0003	0.0147	0.9574	0.0005	0.0186	0.9349	0.0001	0.0074	0.9902
105	0.0002	0.0105	0.9992	0.0002	0.0099	0.9993	0.0004	0.0150	0.9985	0.0001	0.0097	0.9994
143	0.0001	0.0096	0.9991	0.0001	0.0085	0.9997	0.0002	0.0112	0.9990	0.0001	0.0094	0.9998
145	0.0004	0.0133	0.9990	0.0002	0.0115	0.9990	0.0005	0.0161	0.9985	0.0000	0.0040	0.9998
146	0.0021	0.0368	0.9996	0.0002	0.0113	0.9989	0.0022	0.0367	0.9996	0.0006	0.0152	0.9986
149	0.0048	0.0599	0.9982	0.0031	0.0485	0.9996	0.0051	0.0618	0.9981	0.0024	0.0423	0.9998
127	0.0015	0.0273	0.9981	0.0055	0.0588	0.9986	0.0011	0.0244	0.9981	0.0063	0.0589	0.9979
151	0.0045	0.0566	0.9995	0.0019	0.0373	0.9994	0.0042	0.0537	0.9995	0.0010	0.0220	0.9987
152	0.0045	0.0549	0.9996	0.0011	0.0283	0.9981	0.0048	0.0553	0.9991	0.0002	0.0106	0.9996
155	0.0043	0.0430	0.9991	0.0015	0.0329	0.9990	0.0052	0.0463	0.9989	0.0001	0.0073	0.9998

Figura A13 - 1 Comparación de los errores cometidos por cada método en la reconstrucción de los espectros de reflectancia según las métricas *MSE*, *ABE* y *GFC*.

Anexo 14: espectros reconstruidos considerando la arquitectura 3-90-1

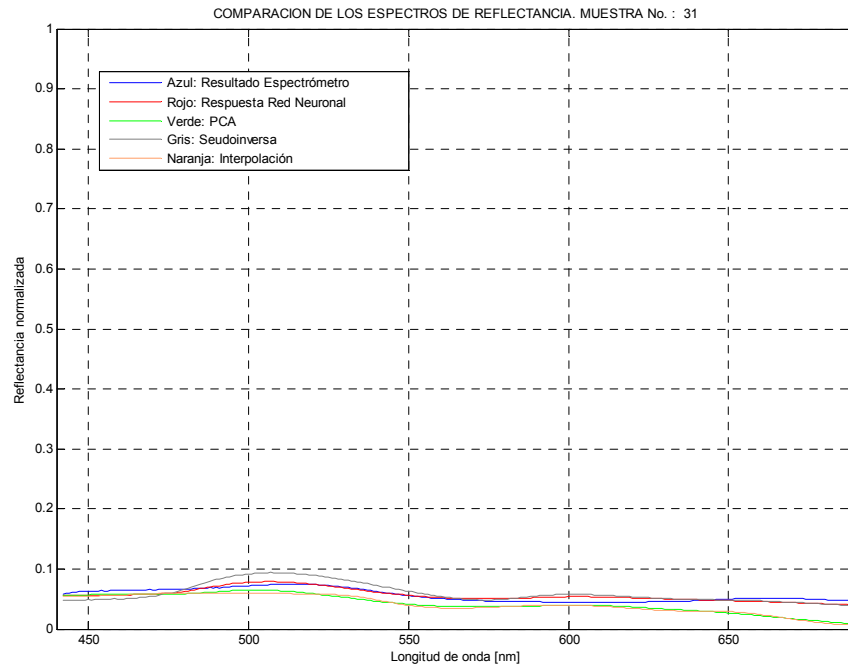


Figura A14 – 1 Reconstrucción del espectro de reflectancia de la muestra 31 por diversas técnicas.

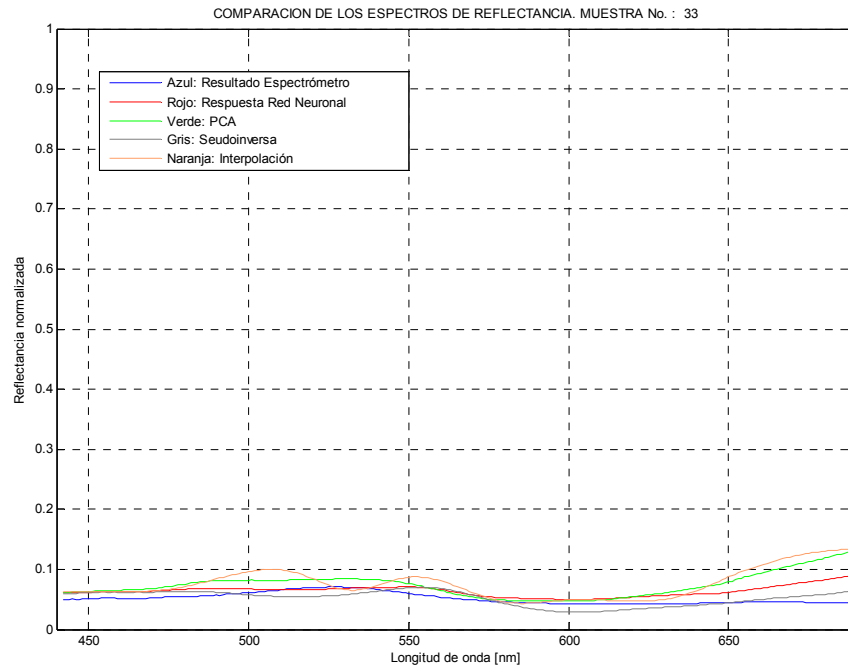


Figura A14 – 2 Reconstrucción del espectro de reflectancia de la muestra 33 por diversas técnicas.

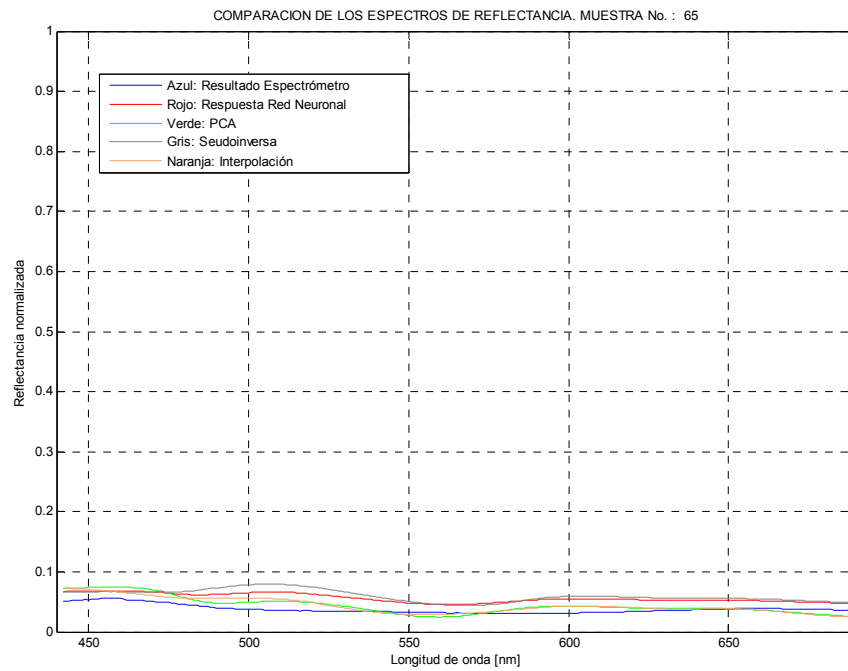


Figura A14 – 3 Reconstrucción del espectro de reflectancia de la muestra 65 por diversas técnicas.

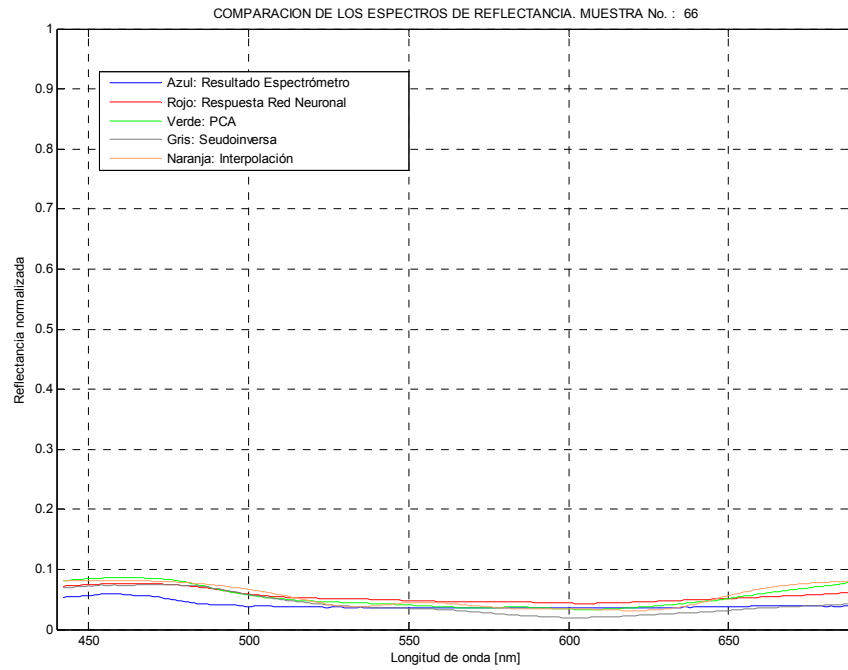


Figura A14 – 4 Reconstrucción del espectro de reflectancia de la muestra 66 por diversas técnicas.

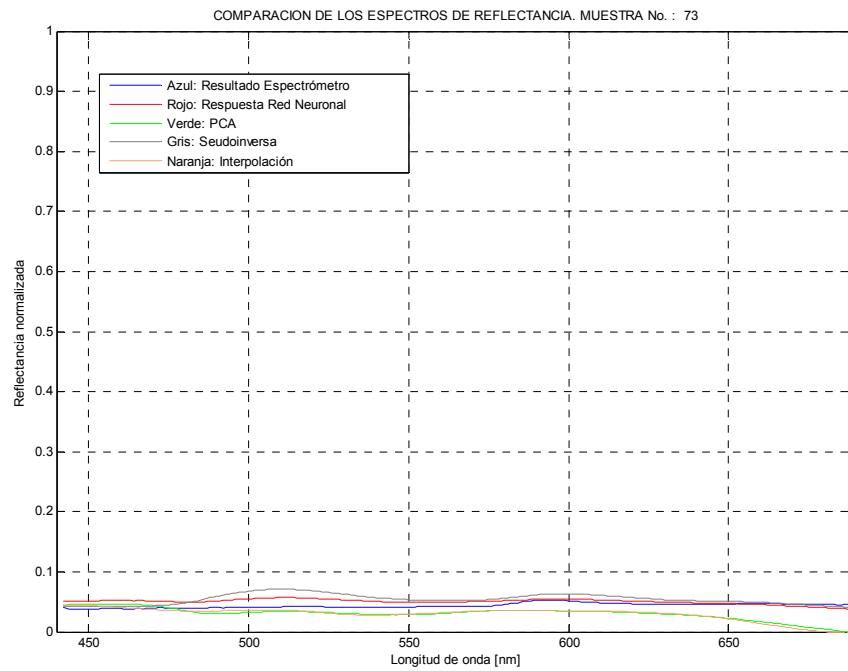


Figura A14 – 5 Reconstrucción del espectro de reflectancia de la muestra 73 por diversas técnicas.

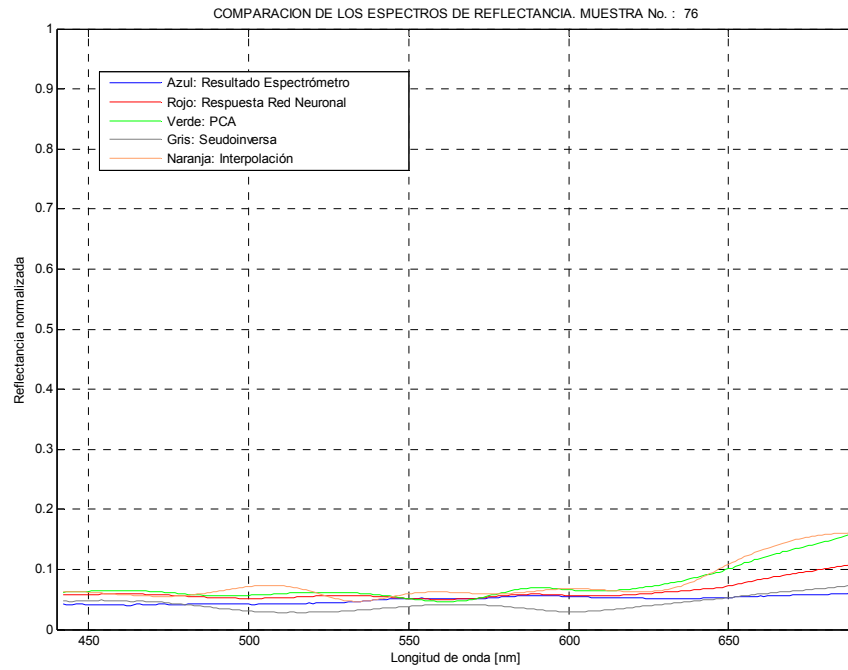


Figura A14 – 6 Reconstrucción del espectro de reflectancia de la muestra 76 por diversas técnicas.

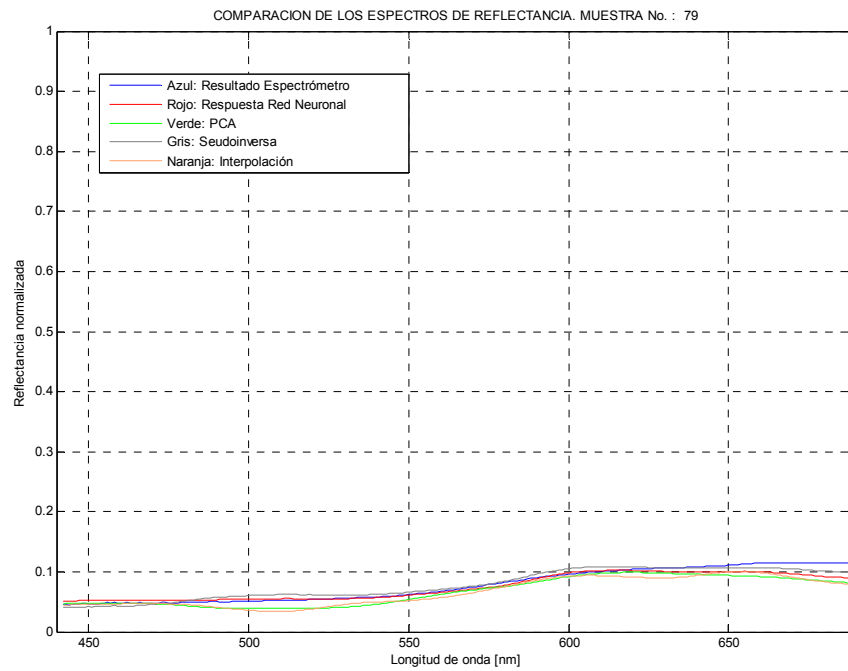


Figura A14 – 7 Reconstrucción del espectro de reflectancia de la muestra 79 por diversas técnicas.

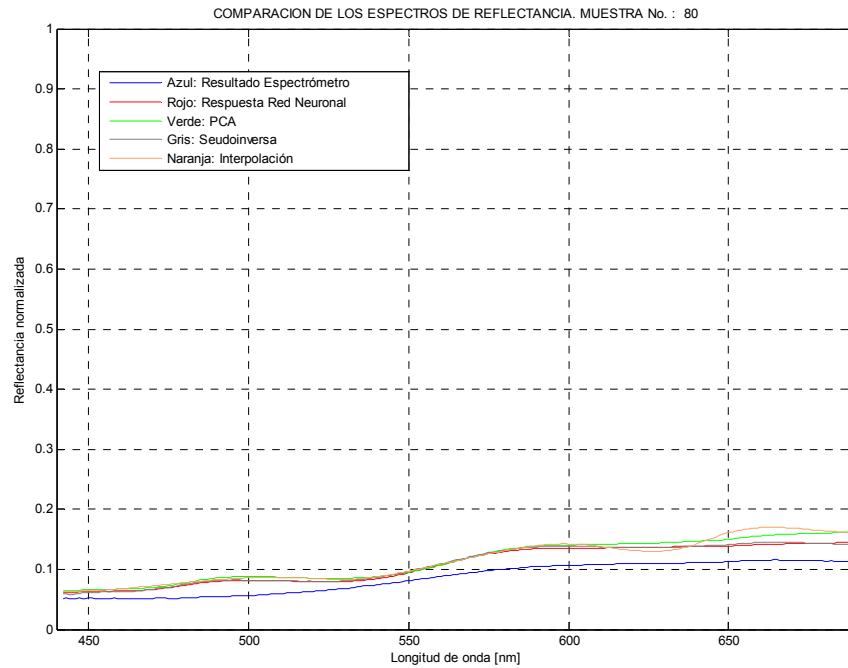


Figura A14 – 8 Reconstrucción del espectro de reflectancia de la muestra 80 por diversas técnicas.

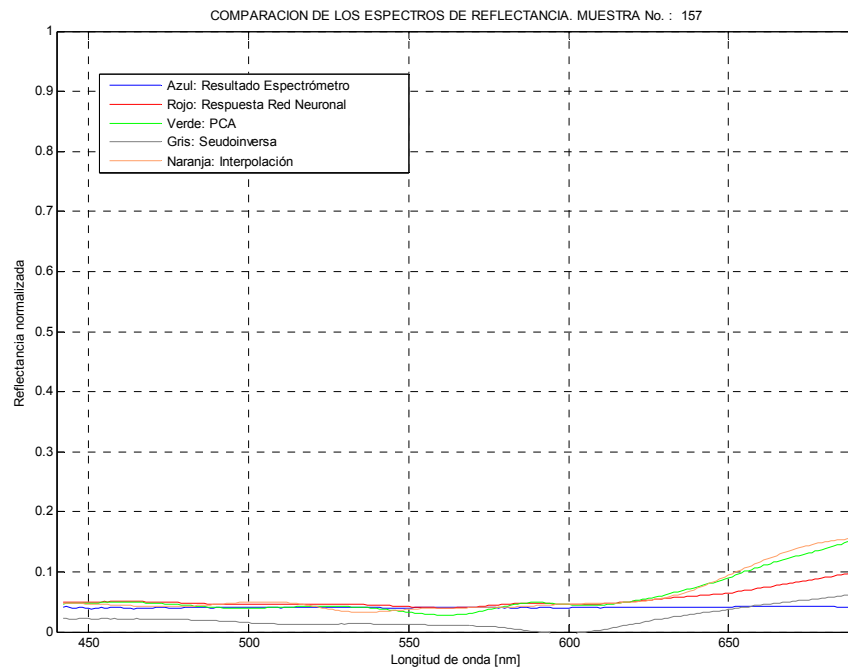


Figura A14 – 9 Reconstrucción del espectro de reflectancia de la muestra 157 por diversas técnicas.

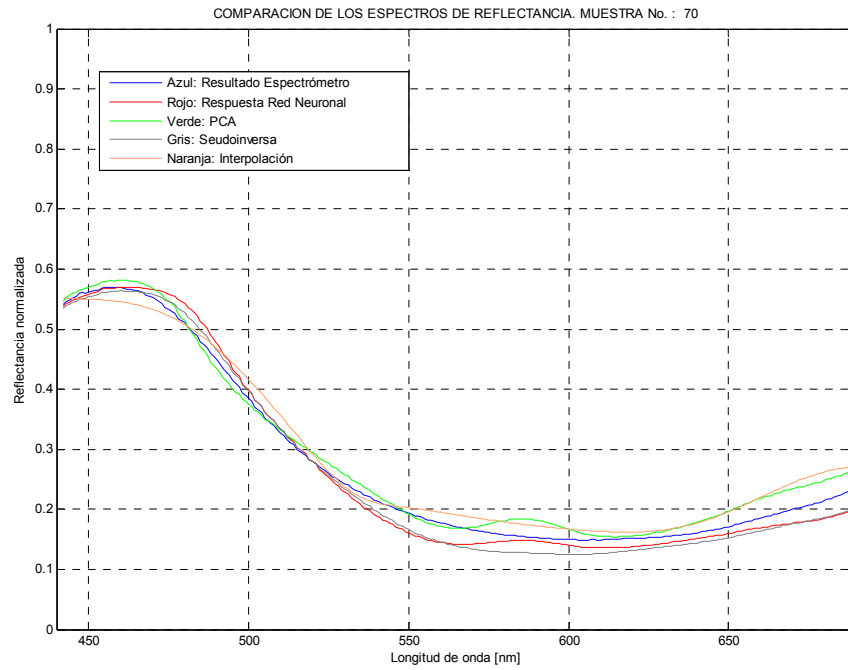


Figura A14 – 10 Reconstrucción del espectro de reflectancia de la muestra 70 por diversas técnicas.

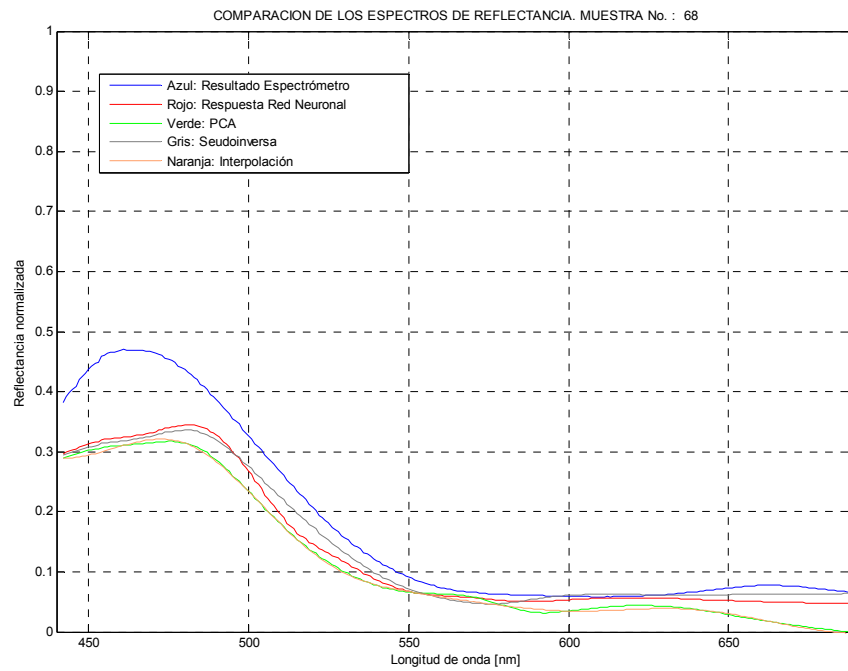


Figura A14 – 11 Reconstrucción del espectro de reflectancia de la muestra 68 por diversas técnicas.

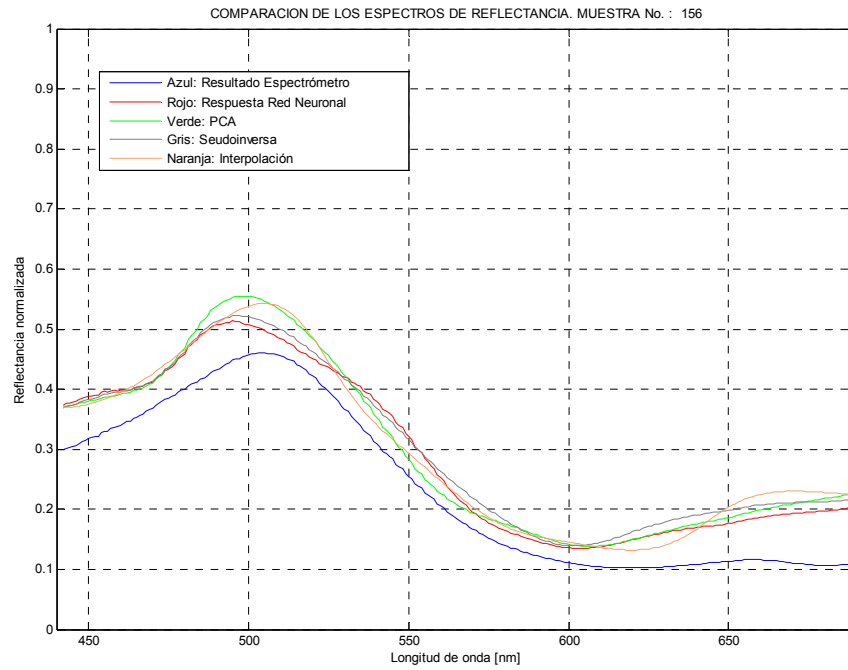


Figura A14 – 12 Reconstrucción del espectro de reflectancia de la muestra 156 por diversas técnicas.

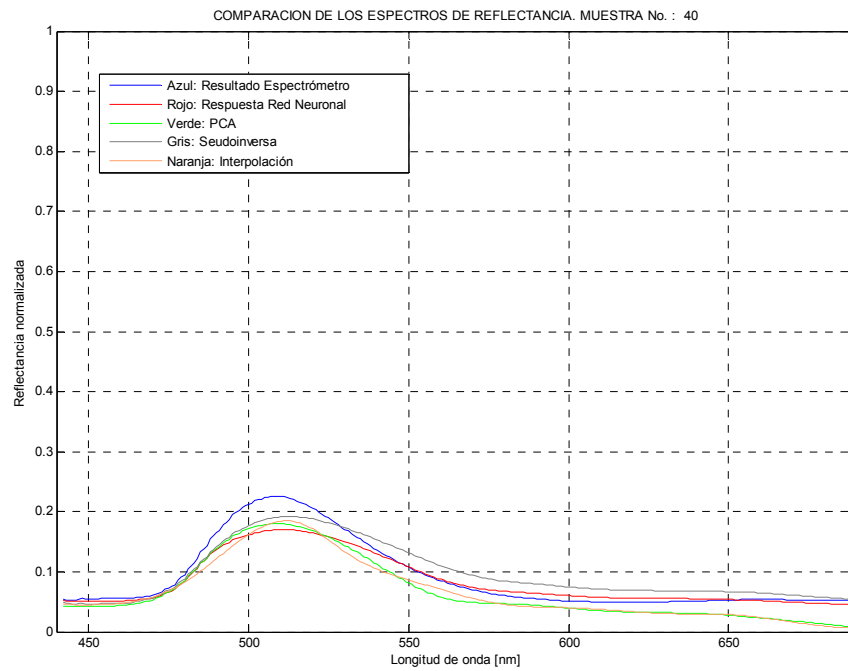


Figura A14 – 13 Reconstrucción del espectro de reflectancia de la muestra 40 por diversas técnicas.

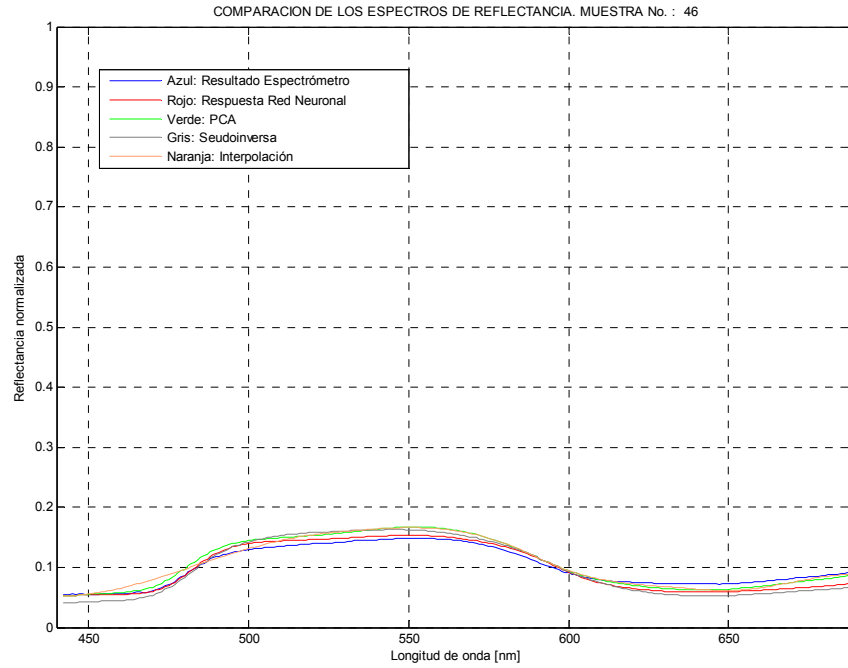


Figura A14 – 14 Reconstrucción del espectro de reflectancia de la muestra 46 por diversas técnicas.

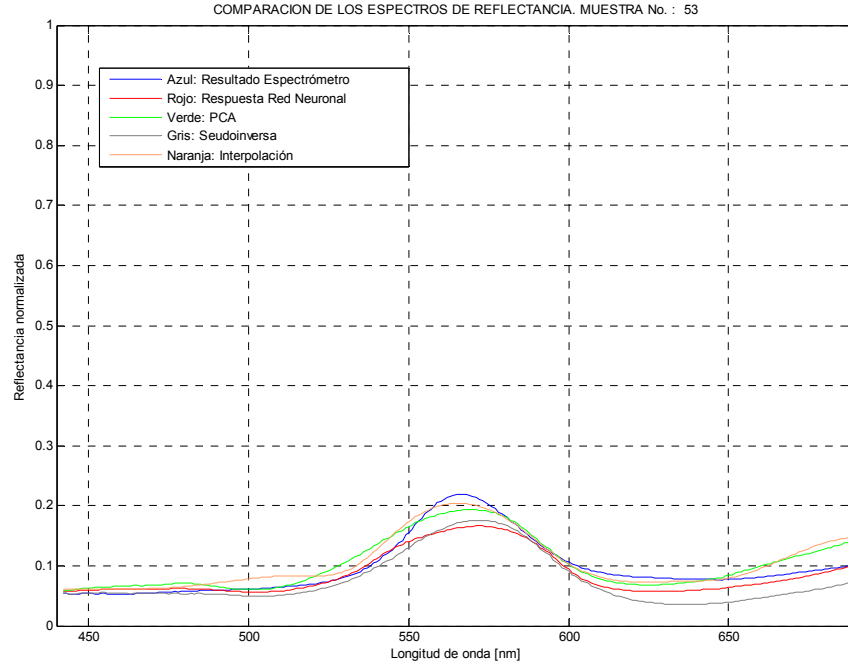


Figura A14 – 15 Reconstrucción del espectro de reflectancia de la muestra 53 por diversas técnicas.

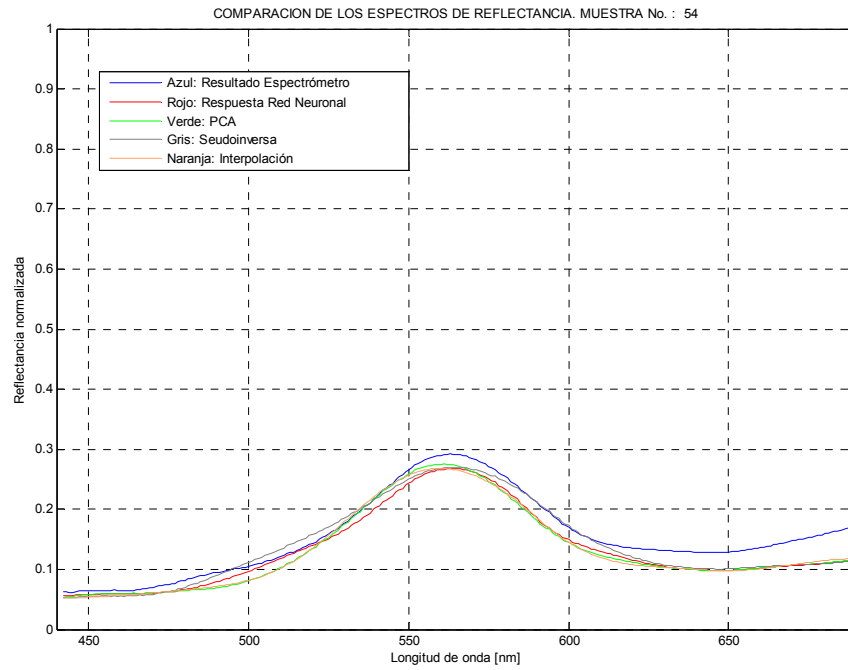


Figura A14 – 16 Reconstrucción del espectro de reflectancia de la muestra 54 por diversas técnicas.

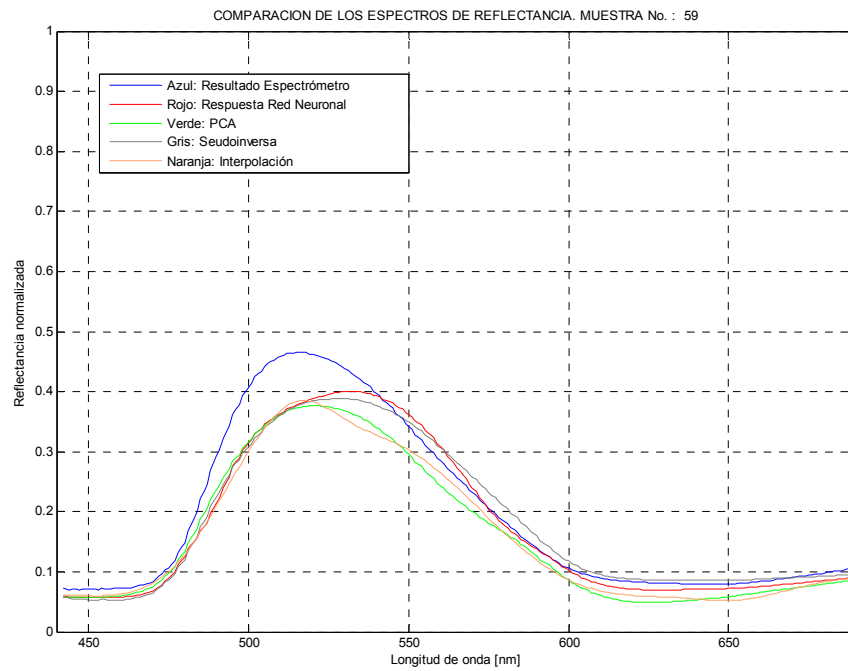


Figura A14 – 17 Reconstrucción del espectro de reflectancia de la muestra 59 por diversas técnicas.

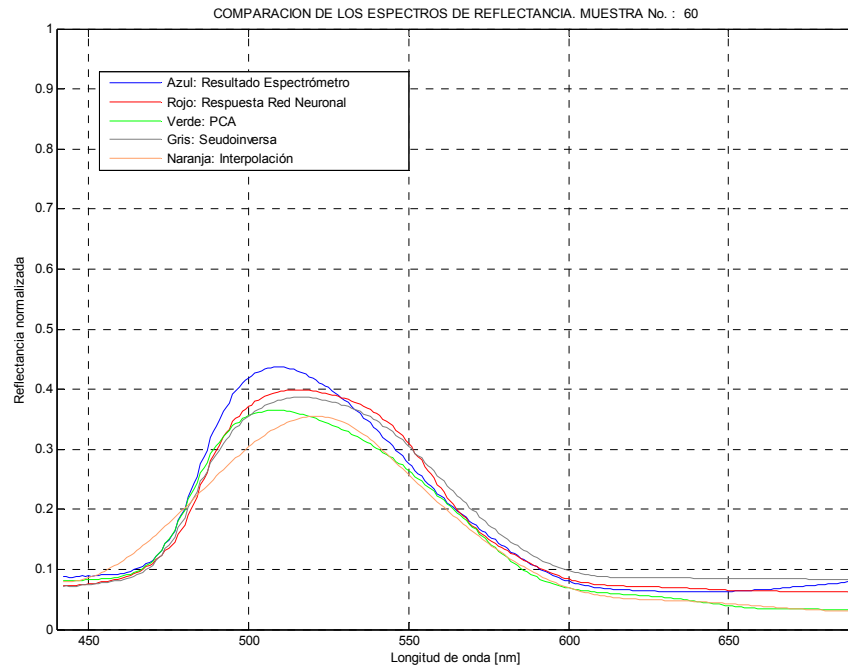


Figura A14 – 18 Reconstrucción del espectro de reflectancia de la muestra 60 por diversas técnicas.

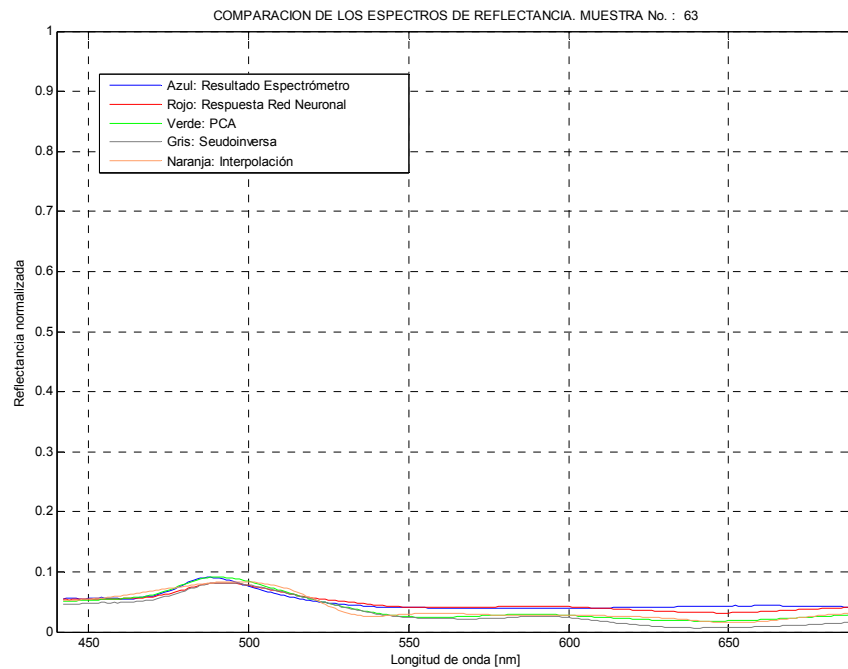


Figura A14 – 19 Reconstrucción del espectro de reflectancia de la muestra 63 por diversas técnicas.

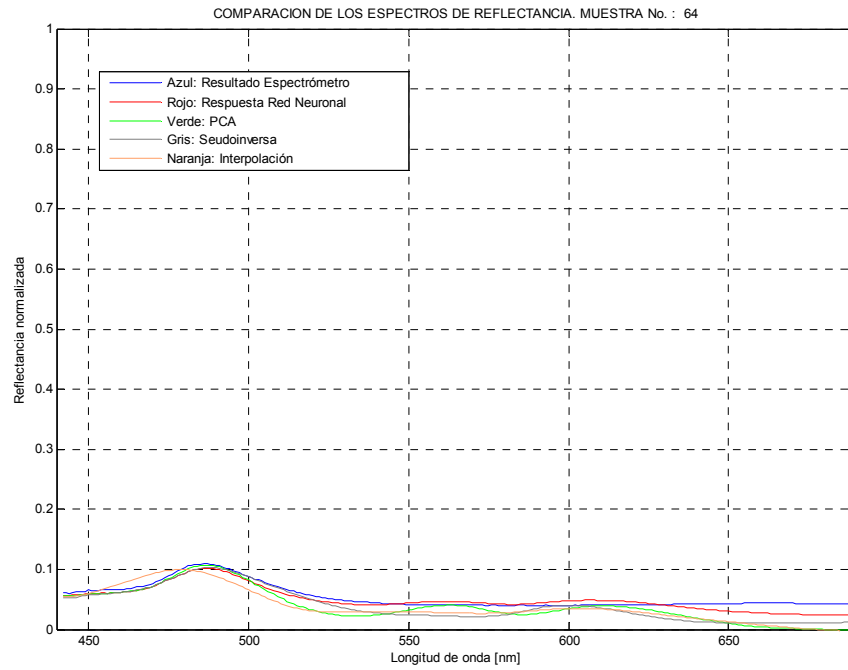


Figura A14 – 20 Reconstrucción del espectro de reflectancia de la muestra 64 por diversas técnicas.

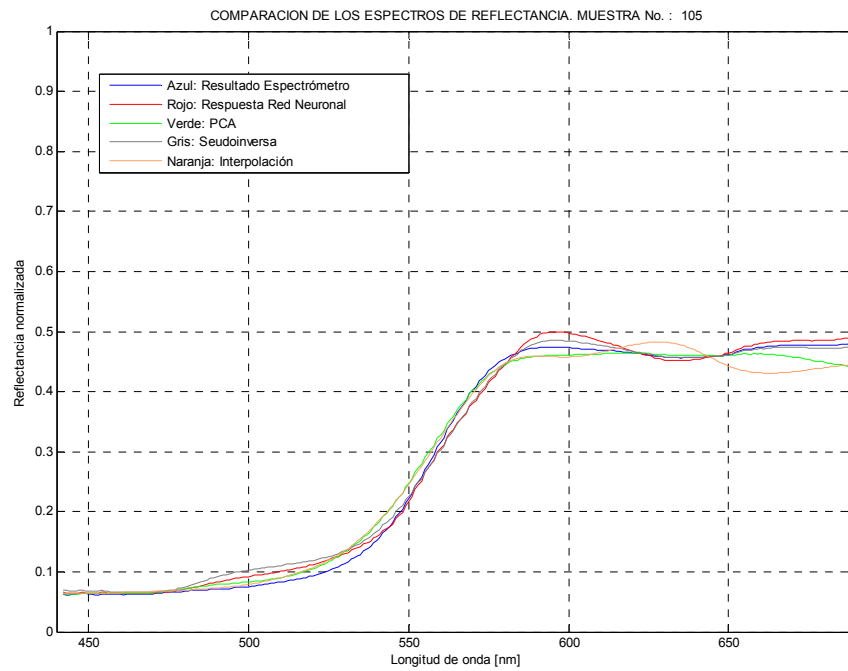


Figura A14 – 21 Reconstrucción del espectro de reflectancia de la muestra 105 por diversas técnicas.

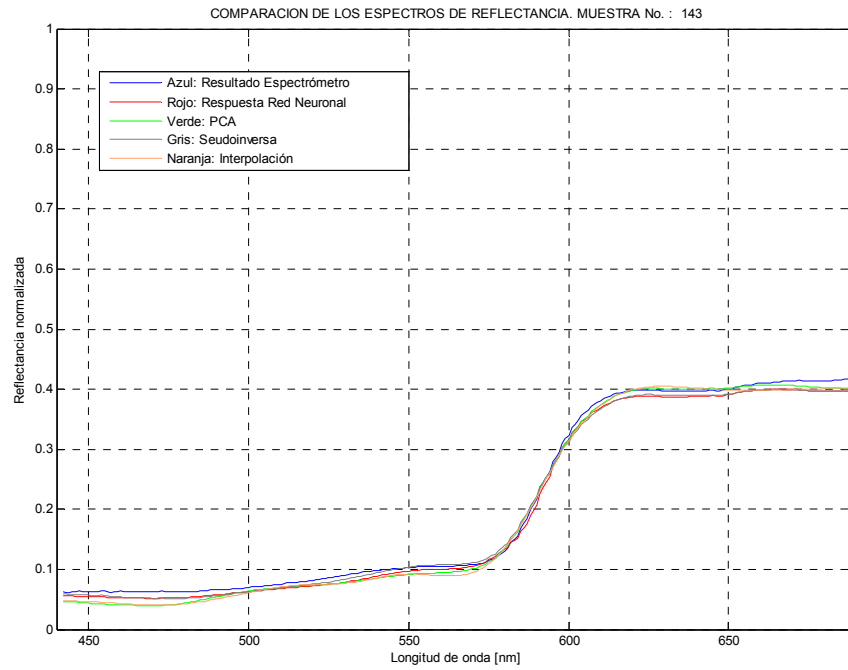


Figura A14 – 22 Reconstrucción del espectro de reflectancia de la muestra 143 por diversas técnicas.

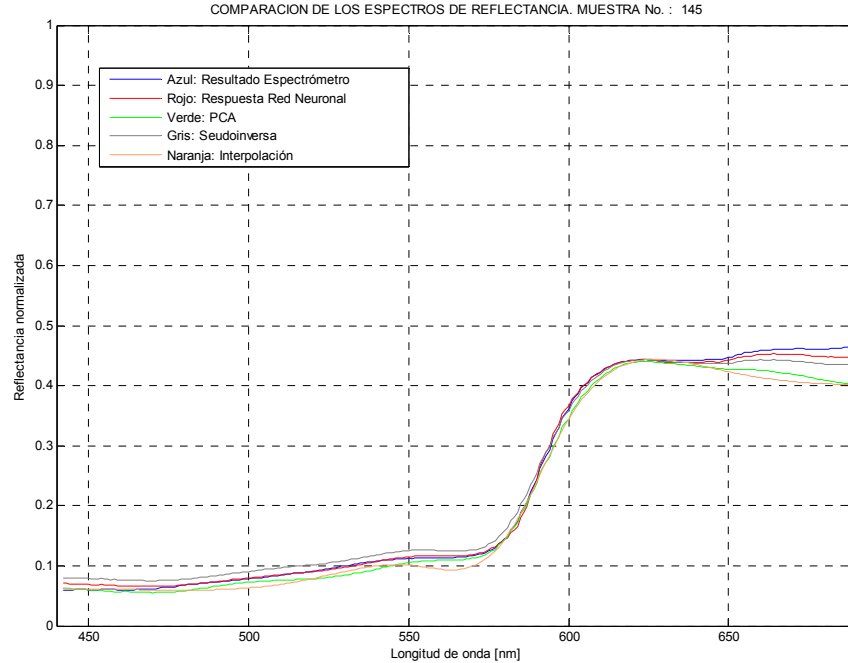


Figura A14 – 23 Reconstrucción del espectro de reflectancia de la muestra 145 por diversas técnicas.

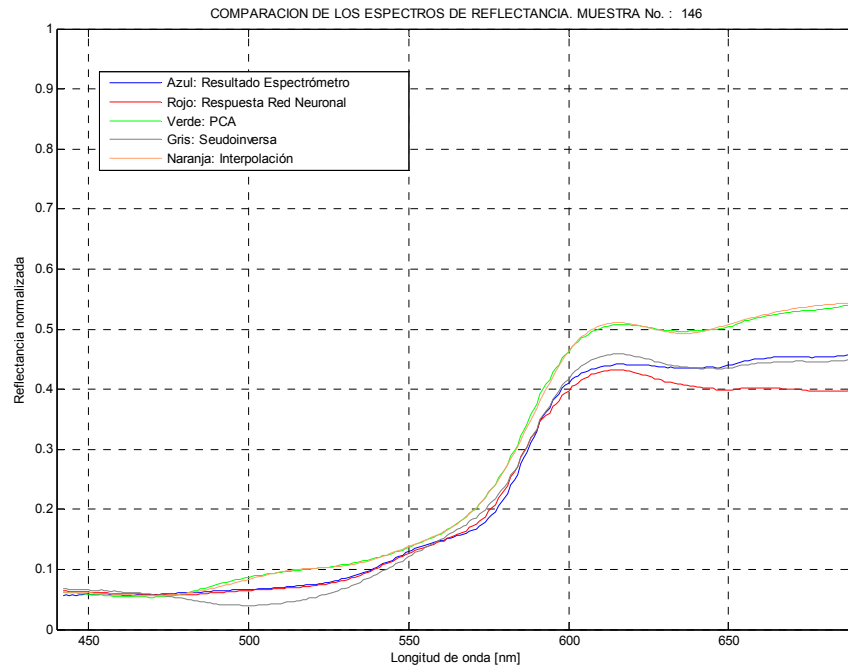


Figura A14 – 24 Reconstrucción del espectro de reflectancia de la muestra 146 por diversas técnicas.

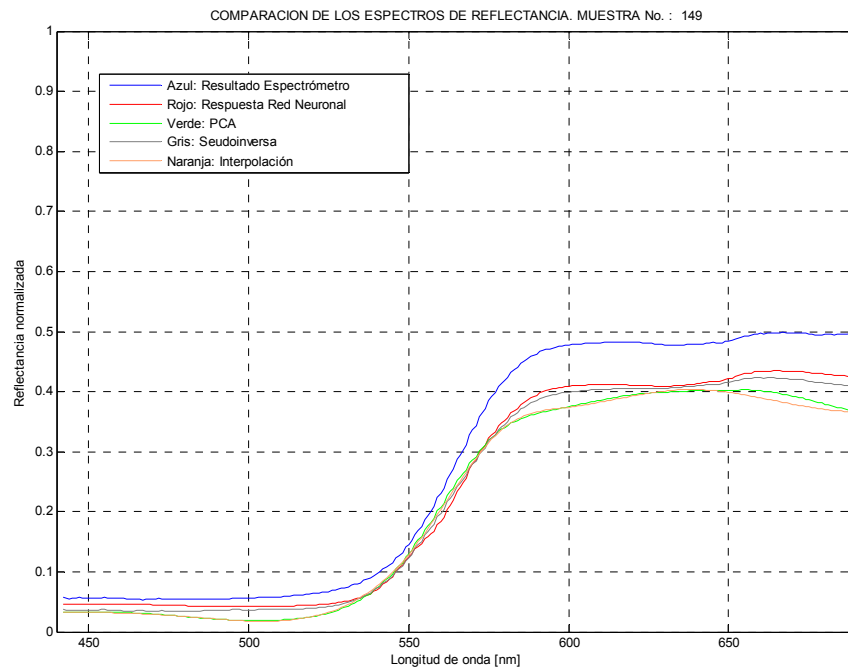


Figura A14 – 25 Reconstrucción del espectro de reflectancia de la muestra 149 por diversas técnicas.

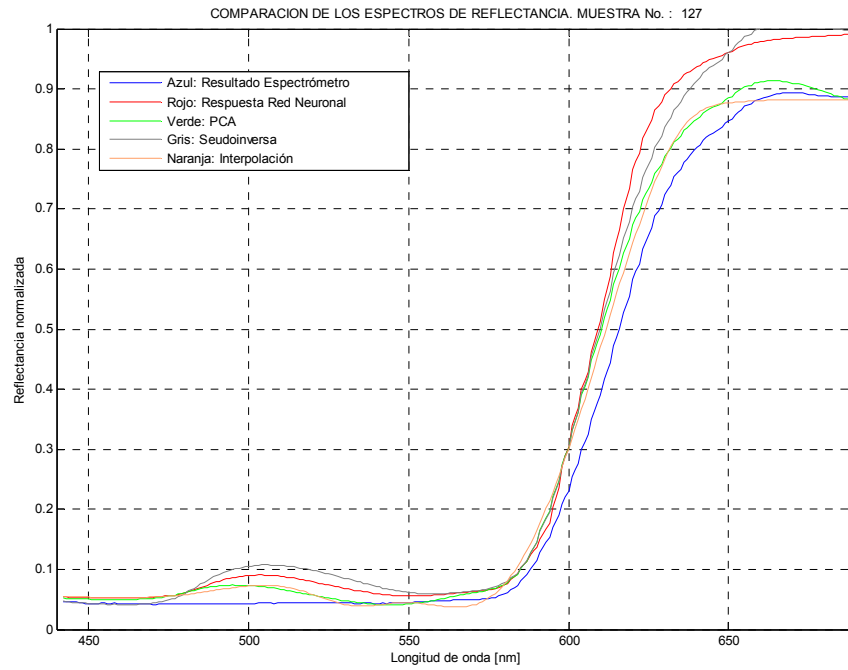


Figura A14 – 26 Reconstrucción del espectro de reflectancia de la muestra 127 por diversas técnicas.

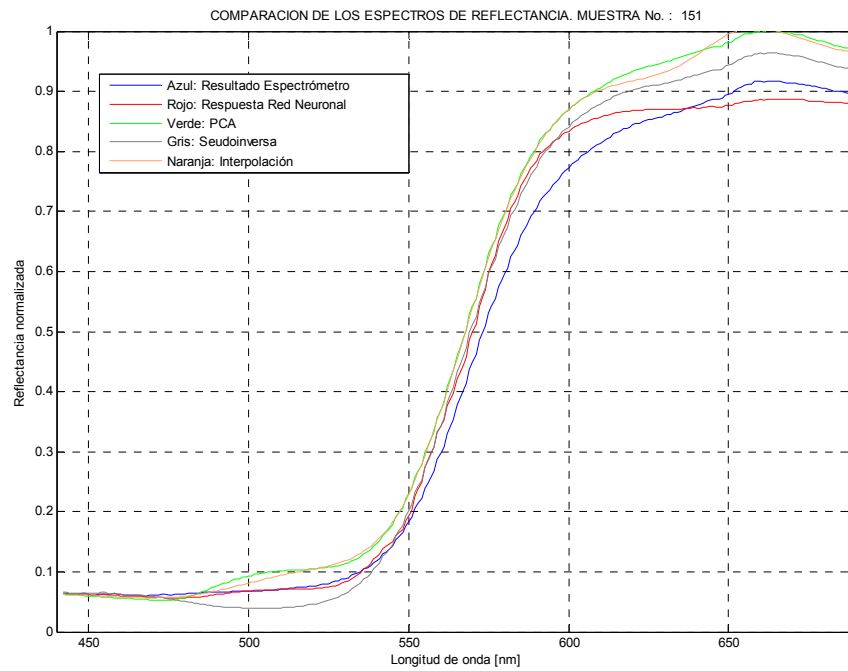


Figura A14 – 27 Reconstrucción del espectro de reflectancia de la muestra 151 por diversas técnicas.

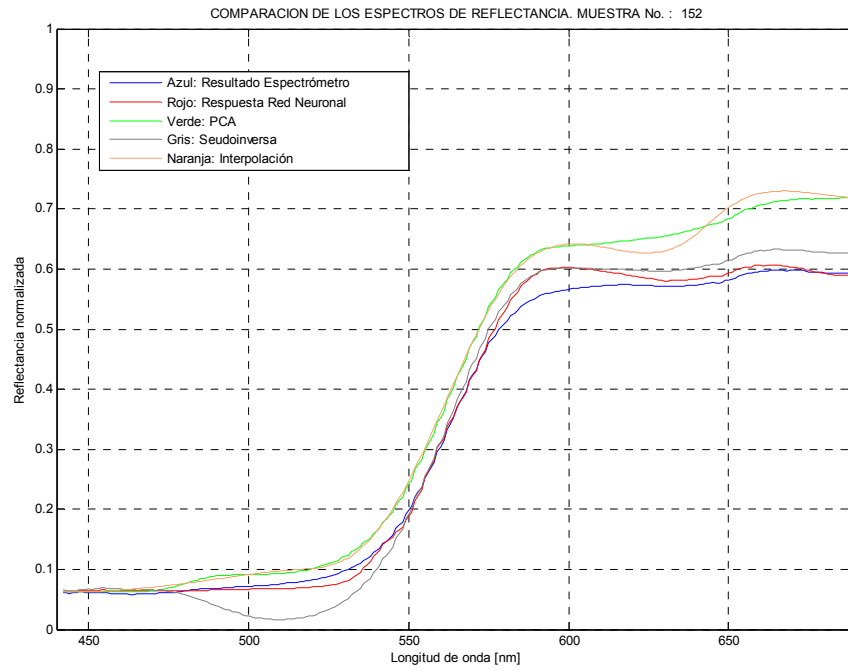


Figura A14 – 28 Reconstrucción del espectro de reflectancia de la muestra 152 por diversas técnicas.

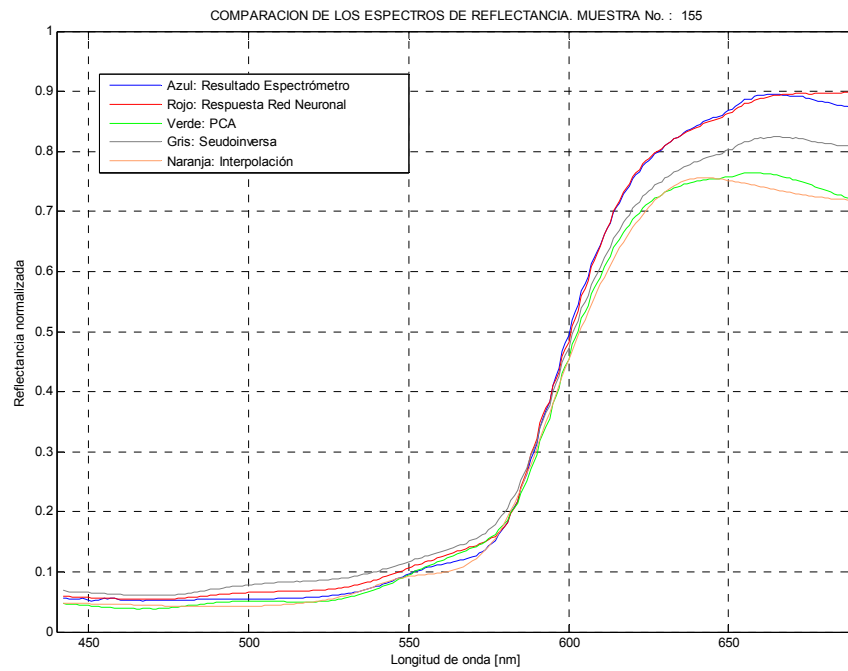


Figura A14 – 29 Reconstrucción del espectro de reflectancia de la muestra 155 por diversas técnicas.