



INSTITUTO POLITÉCNICO NACIONAL
ESCUELA SUPERIOR DE CÓMPUTO

ESCOM

Trabajo Terminal

“Clasificador de señales espectrales astronómicas”
2014 – A022

Presentan

González Aquino Nelly Andrea

Torres Patino Juan Carlos

Zapata Saavedra Leonides

Directores

Dr. Jesús Yaljá Montiel Pérez

Dra. Raquel Díaz Hernández

Junio 2015





**INSTITUTO POLITÉCNICO NACIONAL
ESCUELA SUPERIOR DE CÓMPUTO
SUBDIRECCIÓN ACADÉMICA**



No. de TT: 2014-A022

Junio 2015

Documento Técnico

“CLASIFICADOR DE SEÑALES ESPECTRALES ASTRONÓMICAS”

Presentan:

Nelly Andrea González Aquino¹

Juan Carlos Torres Patiño²

Leonides Zapata Saavedra³

Resumen

En este reporte se presenta la documentación técnica del Trabajo Terminal 2014-A022 titulado “Clasificador de señales espectrales astronómicas”, cuyo objetivo es efectuar la clasificación de cuerpos celestes conocidos como estrellas presentes en placas astronómicas espectrales tomadas con la Cámara Schmdit del Instituto Nacional de Astrofísica, Óptica y Electrónica (INAOE) en alguna de las 7 clases correspondientes a la clasificación Harvard (O, B, A, F, G, K, M) de manera automática mediante el procesamiento digital de imágenes y señales que permiten la obtención de características inherentes a cada espectro y una posterior clasificación gracias la implementación de una red neuronal artificial.

Palabras clave

Análisis de Imágenes, Inteligencia Artificial, Procesamiento de Señales, Redes Neuronales, Visión por Computadora.

Directores

Dr. Jesús Yaljá Montiel Pérez
Director interno

Dra. Raquel Díaz Hernández
Directora externa – INAOE

¹ nellygzza@gmail.com

² j.carlos.torres@me.com

³ lzapataaavedra@gmail.com



ESCUELA SUPERIOR DE CÓMPUTO
SUBDIRECCIÓN ACADÉMICA
DEPARTAMENTO DE FORMACIÓN INTEGRAL E
INSTITUCIONAL
COMISIÓN ACADÉMICA DE TRABAJO TERMINAL



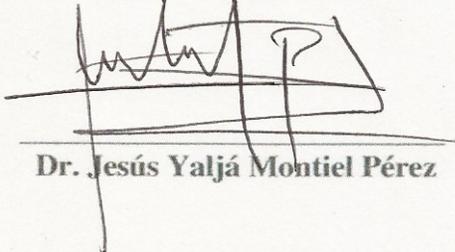
México, D.F. a 6 de julio de 2015

DR. FLAVIO ARTURO SÁNCHEZ GARFIAS
PRESIDENTE DE LA COMISIÓN ACADÉMICA
DE TRABAJO TERMINAL
P R E S E N T E

Por medio del presente, se informa que los alumnos que integran el **TRABAJO TERMINAL: 2014-A022**, titulado “**Clasificador de señales espectrales astronómicas**” concluyeron satisfactoriamente su trabajo.

Los discos (DVDs) fueron revisados ampliamente por su (s) servidor (a/es/as) y corregidos, cubriendo el alcance y el objetivo planteados en el protocolo original y de acuerdo a los requisitos establecidos por la Comisión que Usted preside.

ATENTAMENTE



Dr. Jesús Yaljá Montiel Pérez

ATENTAMENTE



Dra. Raquel Díaz Hernández

ADVERTENCIA

“Este documento contiene información desarrollada por la Escuela Superior de Cómputo del Instituto Politécnico Nacional, a partir de datos y documentos con derecho de propiedad y por lo tanto, su uso quedará restringido a las aplicaciones que explícitamente se convengan.”

La aplicación no convenida exime a la escuela su responsabilidad técnica y da lugar a las consecuencias legales que para tal efecto se determinen.

Información adicional sobre este reporte técnico podrá obtenerse en:

La Subdirección Académica de la Escuela Superior de Cómputo del Instituto Politécnico Nacional, situada en Av. Juan de Dios Bátiz s/n Teléfono: 57296000, extensión 52000.

AGRADECIMIENTOS

Primeramente quiero agradecer a Dios, por permitirme llegar a este momento de mi vida y darme la inteligencia y fortaleza necesaria para poder culminar este proyecto.

A mis padres Nélica y Porfirio, ya que gracias a todo su esfuerzo, amor, cariño, apoyo y comprensión al igual que con su ejemplo, me impulsaron a ser cada día mejor y lograr cuanto me proponga.

A mi hermana Karina, cuyo consejo me impulsó a intentarlo en ESCOM, quien siempre me ha brindado su apoyo en cada etapa de mi vida, nunca dudó en darme su más sincero punto de vista y es la mejor tester que un ingeniero en sistemas puede pedir.

A mi hermano Andrés, cuyo ingenio siempre he admirado y cuya valentía y emprendimiento me inspiraron a seguir sus pasos y estudiar fuera de casa.

A mi novio Alberto Medina, cuyo amor y apoyo estuvieron presentes en todo momento y siempre me dio los ánimos necesarios.

A mis amigos y compañeros de equipo, Carlos y Leonides, quienes me enseñaron lo gratificante que puede llegar a ser el trabajo en equipo tanto en el ámbito personal como académico a lo largo de estos 4 años.

A mis amigas Cristina y Daniela, quienes me apoyaron de manera incondicional y muchas veces me hicieron volver a creer en mí y en mantener el ánimo ante las dificultades que se presentaron.

A mis directores de trabajo terminal, el Dr. Yaljá Montiel y la Dra. Raquel Díaz ya que sus consejos y asesoramiento a lo largo de este proyecto fueron piedra angular del mismo.

Nelly Andrea González Aquino

Agradezco,

A mis padres, quienes no escatimaron ningún esfuerzo por más difícil que fuese, para poder estudiar y completar esta etapa de mi vida. Por nunca haberme dejado sin apoyo y con preocupaciones que pudieran dificultar mi desarrollo académico y profesional.

A mi hermano Luis Alberto, por haberme apoyado en cada proyecto nuevo que me surgía, por más descabellado que fuera, y sobre todo por haberme escuchado cuando necesitaba que alguien me diera un nuevo punto de vista para mis ideas.

A mi tía Hilda, por haberme apoyado y ofrecido su ayuda en todo momento, sin dudar lo difícil que fuese, por esos días en los que necesitaba una mano extra para poder realizar mi trabajo.

A mi abuela Eva, quién a pesar de todo siempre ha estado presente, preocupada y al tanto de mi desarrollo profesional.

A mi amigo Giovanni Gordillo, por haber estado para mí en esos días difíciles, en los cuales, a pesar de las dudas me instigó a seguir adelante, y quién hasta hoy en día no deja que renuncie a mis sueños y proyectos, sin importar que tan difíciles sean.

A Armando Ramírez, por haberme dado su apoyo incondicional y quién me dio fuerza y valentía para enfrentar los retos académicos, profesionales y personales que se fueron presentando día con día.

A mis compañeros y amigos, Nelly, Leo y Daniel, quienes no solamente me enseñaron a cómo trabajar mejor en equipo, si no a lo que en verdad significa la amistad, lo que significa tener una segunda familia, quienes me apoyaron en todo sin dudar, dentro y fuera de la escuela.

A mi asesor, Dr. Jesús Yaljá Montiel Pérez, quién me brindó la posibilidad de trabajar y desarrollarme académicamente en el Departamento de Posgrado de la escuela, y a su vez, sirvió cómo mi guía y finalmente me dio el respaldo de elaborar este trabajo.

A mi asesora, Dra. Raquel Díaz Hernández, quién me permitió vivir la vida de un investigador durante mi estancia en Puebla, y que nunca me negó su ayuda y apoyo para la elaboración de este trabajo, y siempre estuvo al pendiente del mismo.

Al Dr. Leopoldo Altamirano Robles, quién me abrió las puertas del INAOE para realizar mi estancia de verano, siempre me brindó su apoyo y me hizo sentir parte de su equipo, ahí me di cuenta de lo que quería hacer toda mi vida, dedicarme a la computación y la investigación.

A mi profesor de matemáticas de la preparatoria, el profesor Humberto Melo González, quién me motivó desde entonces para estudiar computación y sirvió cómo mi guía para llegar a la licenciatura.

Juan Carlos Torres Patiño

ÍNDICE

INTRODUCCIÓN	17
PRÓLOGO	18
Planteamiento del problema.....	18
Propuesta de solución	19
Objetivos.....	20
Objetivo general	20
Objetivos específicos.....	20
CAPÍTULO 1. ANTECEDENTES	21
1.1 Ondas electromagnéticas y espectros.....	21
1.1.1 Espectros estelares.....	24
1.1.2 Líneas características.....	25
1.1.2.1 Líneas de hidrógeno.....	25
1.2 Cámara Schmidt.....	26
1.3 Placas astronómicas	27
1.3.1 Obtención de la placa.....	27
CAPÍTULO 2. ANÁLISIS Y DISEÑO.....	29
2.1 Formatos para el almacenamiento de imágenes.....	29
2.2 Pre-procesamiento de imágenes.....	29
2.2.1 Conversión a escala de grises.....	30
2.2.2 Mejoramiento de contraste: Estiramiento de histograma	34
2.3 Procesamiento de imágenes	37
2.3.1 Umbralización	38
2.3.2 Connected components labeling.....	43
2.4 Procesamiento de señales.....	49
2.4.1 Transformadas	49
2.4.1.1 Transformada de Fourier	49
2.4.1.2 Transformada Wavelet	50
2.5 Redes neuronales	71
2.5.1 Arquitectura de las redes neuronales.....	72
2.5.1.1 Feed-forward	72
a) Recurrentes.....	73

Red de Elman y Jordan.....	73
b) Modulares.....	73
2.5.2 Entrenamiento de redes neuronales.....	74
a) Neuroevolución.....	74
b) Backpropagation.....	75
2.5.3 Selección del modelo de redes neuronales.....	75
2.6 Requerimientos.....	75
2.6.1 Requerimientos funcionales.....	75
2.6.2 Requerimientos no funcionales.....	76
2.7 Análisis de riesgos.....	76
2.7.1 Criterios de evaluación de riesgos.....	76
2.7.1.1 Probabilidad del riesgo.....	76
2.7.2 Descripción de los tipos de riesgos.....	77
2.7.2.1 Riesgos Organizacionales.....	77
2.7.2.1 Riesgos Tecnológicos.....	77
2.7.3 Identificación y clasificación de riesgos.....	77
2.7.4 Evaluación de los riesgos.....	78
2.7.4.1 Plan de contingencia.....	78
2.8 Diagramas.....	79
2.8.1 Diagramas de nivel.....	80
2.8.2 Diagrama de clases.....	83
2.8.3 Diagrama de secuencia.....	85
2.8.4 Diagrama de casos de uso.....	86
2.8.4.1 Descripción de los casos de uso.....	87
2.9 Interfaces gráficas de usuario.....	91
2.10 Detalles del equipo.....	93
CAPÍTULO 3. IMPLEMENTACIÓN Y PRUEBAS.....	95
3.1 Implementación general del sistema.....	95
3.2 Interfaz gráfica de usuario.....	95
3.2.1 C. U: Seleccionar archivo de imagen.....	96
3.2.2 C.U: Ingresar coordenadas de localización.....	97
3.2.3 C.U: Validación de llenado de campos.....	97

3.2.4 C.U: Validación de los datos ingresados al sistema.....	97
3.2.4.1 Características de la ascensión recta.....	98
3.2.4.2 Características de la declinación.....	98
3.2.5 C.U: Despliegue de mensaje de error.....	99
3.3 Pre-procesamiento de imágenes.....	101
3.3.1 Escala de grises.....	102
3.3.2 Mejoramiento de contraste.....	106
3.2 Procesamiento de imágenes.....	107
3.2.1 Umbralización.....	108
3.2.2 Connected Component Labeling.....	109
3.2.3 Selectivo de regiones.....	112
3.2.4 Centro de objetos.....	113
3.2.5 Elección de corte de objetos.....	115
3.2.6 Corte de objetos.....	115
3.2.7 Rotación de objetos.....	116
3.3 Calibración de la señal.....	117
3.3 Líneas de absorción.....	117
3.3.2 Diseño del molde y puntos de referencia.....	118
3.3.3 Búsqueda de los puntos de referencia.....	118
3.3.4 Extracción de la señal.....	120
3.4 Procesamiento de señales.....	122
3.4.1 Obtención de la señal.....	123
3.4.2 Transformada Wavelet.....	124
3.4.2.1 Eliminación de coeficientes y reconstrucción.....	125
3.4.3 Filtrado de señal.....	127
3.4.4 Desviación estándar.....	128
3.4.4.1 Truncamiento de valores.....	129
3.6 Clasificación a través de redes neuronales entrenadas por NEAT.....	130
3.7 Diseño de pruebas.....	133
3.8 Resultados de la clasificación.....	134
CONCLUSIONES.....	136
TRABAJO A FUTURO.....	136

5.1 Repositorio en línea	136
5.2 Extensión a posibles objetos de clasificación	136
5.3 Pruebas con técnicas distintas de procesamiento de señales	136
5.4 Optimización de las etapas de pre-procesamiento y procesamiento de imágenes.....	136
5.5 Obtención de intensidad del brillo de la estrella como una subclasificación	137
5.6 Implementación de la clasificación por técnicas de estado del arte como Deep Learning	137
5.7 Incremento de efectividad en la clasificación del sistema	137
GLOSARIO	138
REFERENCIAS	140
APÉNDICE 1:DISTRIBUCIÓN DE ESPECTROS EN LAS PLACAS ASTRONÓMICAS ESPECTRALES DIGITALIZADAS PROPORCIONADAS POR EL INAOE.....	143
APÉNDICE 2:ESPECTROS TOTALES PREVIOS AL PROCESAMIENTO Y ENTRENAMIENTO	145
APÉNDICE 2:ESPECTROS OBTENIDOS DESPUÉS DE LA CALIBRACIÓN Y LISTAS PARA ENTRENAMIENTO	145

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Cámara Schmidt del Instituto Nacional de Astrofísica, Óptica y Electrónica (INAOE).	18
Figura 2. Ejemplos de placas astronómicas.....	18
Figura 3. Diagrama de una onda electromagnética.	21
Figura 4. Rango del espectro magnético, enfatizando el espectro de luz visible.	22
Figura 5. Comparación de espectros de absorción y emisión de diferentes elementos.....	23
Figura 6. Diferencia entre líneas de absorción y emisión.....	24
Figura 7. Colección de espectros. A la izquierda sus clasificación, a la derecha su nombre. [7] .	25
Figura 8. Estructura de una cámara Schmidt.....	27
Figura 9. Placa astronómica espectral AC4906.....	30
a) Anotaciones, marco y marcas de cinta adherida. b) Fallas debido a la exposición de la placa fotográfica. Figura 10. Problemáticas en placas astronómicas.	30
Figura 11.Histograma RGB correspondiente a la placa astronómica espectral AC4906.....	31
Figura 12.Ampliación del histograma correspondiente a la placa astronómica espectral AC4906.	32
Figura 13. Placa AC4906 en escala de grises.....	33
Figura 14. Placa AC4906 con mejoramiento de contraste mediante ecualización.....	35
Figura 15. Placa AC4906 con mejoramiento de contraste mediante estiramiento de histograma.	36
Figura 16. Placa AC4906 umbralizada mediante el algoritmo de entropía máxima.....	38
Figura 17. Placa AC4906 umbralizada mediante el algoritmo de Otsu.	39
Figura 18. Placa AC4906 umbralizada mediante el algoritmo de Yen.	40

Figura 19. Segmentos ampliados de la placa AC4906 umbralizada	41
Figura 20. Resultados del algoritmo de etiquetado.	43
Figura 21. Segmento de la placa AC4906, en la cual se aplico el método de conteo de etiquetas.	45
Figura 22. Pruebas de rotación.	48
Figura 23. Transformada Wavelet aplicada a una imagen. a) Imagen original, b) Transformación en sus distintos niveles.	50
Figura 24. Ejemplos de funciones aplicables a Wavelet.	51
Figura 25. Comparación en las discontinuidades entre Fourier y Wavelet.	51
Figura 26. Espectro estelar extraído de una placa del INAOE.	52
Figura 27. Colección de espectros y su clasificación. La letra indica el tipo de estrella.	53
Figura 28. Espectros superpuestos de 7 tipos de estrella. Eje 'x' se tiene la posición relativo a la imagen. Eje 'y' la intensidad de gris.	54
Figura 29. Espectros de tipo O. Eje 'x' se tiene la posición relativo a la imagen. Eje 'y' la intensidad de gris.	55
Figura 30. Espectros de tipo B. Eje 'x' se tiene la posición relativo a la imagen. Eje 'y' la intensidad de gris.	56
Figura 31. Espectros de tipo A. Eje 'x' se tiene la posición relativo a la imagen. Eje 'y' la intensidad de gris.	57
Figura 32. Espectros de tipo F. Eje 'x' se tiene la posición relativo a la imagen. Eje 'y' la intensidad de gris.	58
Figura 33. Espectros de tipo G. Eje 'x' se tiene la posición relativo a la imagen. Eje 'y' la intensidad de gris.	59
Figura 34. Espectros de tipo K. Eje 'x' se tiene la posición relativo a la imagen. Eje 'y' la intensidad de gris.	60
Figura 35. Espectros de tipo M. Eje 'x' se tiene la posición relativo a la imagen. Eje 'y' la intensidad de gris.	61
Figura 36. Dos espectros recortados y alineados manualmente haciendo notar la diferencia de longitud y tamaño en los pixeles.	63
Figura 37. Señales extraídas de los espectros anteriores, nótese que los picos marcados no coinciden. Eje 'x' se tiene la posición relativo a la imagen. Eje 'y' la intensidad de gris.	65
Figura 38. Señales interpoladas para mantenerlas al mismo tamaño. Eje 'x' se tiene la posición relativo a la imagen. Eje 'y' la intensidad de gris.	66
Figura 39. Señales recortadas manualmente. Los puntos de las líneas de absorción se encuentran marcados en rojo con su respectivo nombre. Eje 'x' se tiene la posición relativo a la imagen. Eje 'y' la intensidad de gris.	67
Figura 40. Señales recortadas manualmente. Los puntos de las líneas de absorción se encuentran marcados en rojo con su respectivo nombre. Eje 'x' se tiene la posición relativo a la imagen. Eje 'y' la intensidad de gris.	68
Figura 41. Ejemplo del proceso para obtener la señal final, ejemplo tomado de [21].	70
Figura 42. Red Neuronal de tipo Feed-forward.	72
Figura 43. Red Neuronal de tipo Modular.	74
Figura 44. Matriz Probabilidad-Impacto.	77

Figura 45. Propuesta de diseño de interfaz. Pantalla de inicio.	91
Figura 46. Propuesta de diseño de interfaz. Pantalla de información para un único espectro.	92
Figura 47. Propuesta de diseño de interfaz. Pantalla de obtención de resultados.	92
Figura 48. Interfaz gráfica final de usuario para el sistema clasificador de señales espectrales astronómicas.	96
Figura 49. Ventana del administrador de archivos que permite al usuario visualizar solamente imágenes TIFF.	97
Figura 50. Mensaje de error al no determinar la ascensión recta.	99
Figura 51. Mensaje de error al no determinar la declinación.	100
Figura 52. Mensaje de error al no seleccionar un archivo.	100
Figura 53. Mensaje de error al no respetar el formato destinado a la declinación.	101
Figura 54. Placa astronómica espectral digitalizada AC1623.	102
Figura 55. Histograma de la placa astronómica espectral AC1623.	105
Figura 56. Placa astronómica espectral AC1623 con mejoramiento de contraste.	107
Figura 57. Placa astronómica espectral AC1623 umbralizada.	109
Figura 58. Placa AC1623 y región de interés para la demostración del algoritmo.	111
Figura 59. Imagen resultante al aplicar el algoritmo Connected Components Labeling.	112
Figura 60. Región utilizada para la implementación del algoritmo selectivo de regiones.	113
Figura 61. Región seleccionada donde se encuentran los centros de los candidatos.	114
Figura 62. Se muestra un ejemplo de un espectro cuyo centro se encuentra en (X,Y) y cuya coordenada para el inicio del corte se encuentra en (X-300, Y-300).	115
Figura 63. Imágenes de tamaño 600 x 600 pixeles. Contienen espectros teniendo como referencia el centro de un espectro individual.	116
Figura 64. Imágenes rotadas con respecto al centro de los espectros.	117
Figura 65. Imágenes de los espectros rotadas y recortadas para tener una dimensión de 60 x 400 pixeles.	117
Figura 66 Modelo del molde para la calibración. El centro se encuentra marcado en rojo, las líneas de absorción se definen en los recuadros negros como una ventana.	118
Figura 67. Espectro con bordes sin información marcados en rojo.	119
Figura 68. Señal de un espectro calibrada con sus 3 líneas de absorción de referencia detectadas.	119
Figura 69. Señal del espectro después de haber sido calibrada.	120
Figura 70. Imagen de salida del procesamiento de imágenes que se detectó como un posible espectro, realmente es una anotación en la placa.	120
Figura 71. Espectro con líneas bien definidas que no pudo calibrarse debido al ruido presente.	121
Figura 72. Tres espectros que se ingresaron al método de calibración como prueba.	121
Figura 73. Resultado de la calibración en tres espectros diferentes, la línea vertical marca las líneas de absorción que se usaron como referencia.	122
Figura 74. Señal obtenida de una estrella de tipo B por el método de promedio de columnas.	124
Figura 75. Descomposición de la señal a través de la transformada Wavelet usando db7 en niveles 2,5 y 8.	126
Figura 76. Resultado de la eliminación de coeficientes para la transformada Wavelet.	127
Figura 77. Resultado de la eliminación de la señal de frecuencias bajas de la original.	128

Figura 78. Resultado del procesamiento de señales, se aprecia una señal limpia y con picos notorios.....	130
--	-----

ÍNDICE DE ECUACIONES

Ecuación 1. Estiramiento de contraste o histograma.....	36
Ecuación 2. Área de la región de interés.....	47
Ecuación 3. Coordenadas (x,y) del centro de gravedad.....	47
Ecuación 4. Transformada de Fourier respecto al espacio, k es la frecuencia espacial.....	49
Ecuación 5. Ecuación de la transformada Wavelet.....	52
Ecuación 6. Representación general de la arquitectura feed-forward.....	72
Ecuación 7. Método del promedio de columnas.....	124
Ecuación 8. Eliminación de coeficientes para la transformada Wavelet.....	126
Ecuación 9. Sustracción de la señal en frecuencia baja a la original.....	127
Ecuación 10. Cálculo de la desviación estándar usada.....	128
Ecuación 11. Valor de umbral para el truncamiento de la señal.....	129
Ecuación 12. Función de aptitud usada para el entrenamiento por Neuroevolución.....	134

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Clasificación estelar por su temperatura, con su color descriptivo. [6].....	24
Tabla 2. Series de líneas de hidrógeno y su longitud de onda.....	26
Tabla 3. Componentes ópticas de la cámara Schmidt del observatorio de Tonanzintla.....	27
Tabla 4. Características analizadas por la Universidad de Coruña. [22].....	62
Tabla 5. Desglose de los niveles de probabilidad de posibles eventos a acaecer.....	76
Tabla 6. Desglose de los niveles de impacto correspondientes a los niveles de probabilidad.....	77
Tabla 7. Identificación y clasificación de riesgos.....	77
Tabla 8. Desglose de los riesgos en cuanto a probabilidad, impacto y prioridad.....	78
Tabla 9. Plan de contingencia.....	79
Tabla 10. Descripción del caso de uso: Seleccionar archivo de imagen.....	87
Tabla 11. Descripción del caso de uso: Ingresar coordenadas de locación.....	87
Tabla 12. Descripción del caso de uso: Validación del llenado de los campos.....	88
Tabla 13. Descripción del caso de uso: Validación de los datos ingresados al sistema.....	88
Tabla 14. Descripción del caso de uso: Despliegue de mensaje de error.....	89
Tabla 15. Descripción del caso de uso: Disminución de ruido en la imagen digitalizada.....	89
Tabla 16. Descripción del caso de uso: Segmentación de la placa astronómica digitalizada.....	89
Tabla 17. Descripción del caso de uso: Extracción de características.....	89
Tabla 18. Descripción del caso de uso: Clasificación del espectro mediante la red neuronal.....	90
Tabla 19. Descripción del caso de uso: Visualizar información de la placa.....	90
Tabla 20. Descripción del caso de uso: Visualización de coordenadas del espectro.....	90
Tabla 21. Descripción del caso de uso: Ampliación del espectro.....	91
Tabla 22. Descripción del caso de uso: Exportar dato.....	91
Tabla 23. Características de los equipos.....	93

Tabla 24. Métodos implementados para la escala de grises	104
Tabla 25. Descripción de los algoritmos empleados para el procesamiento de imágenes	108
Tabla 26. Matriz de confusión de la prueba 1.	135
Tabla 27. Matriz de confusión de la prueba 2.	135
Tabla 28. Matriz de confusión de la prueba 3.	135

ÍNDICE DE DIAGRAMAS

Diagrama 1. Diagrama a bloques del sistema clasificador de señales espectrales astronómicas..	19
Diagrama 2. Diagrama de flujo del proceso de conversión a escala de grises	34
Diagrama 3. Diagrama de flujo del proceso de mejoramiento de contraste	37
Diagrama 4. Diagrama de flujo del proceso de umbralización: Yen.	42
Diagrama 5. Diagrama de flujo del proceso de labeling	44
Diagrama 6. Diagrama de flujo del proceso de labeling	46
Diagrama 7. Diagrama de flujo del proceso de obtención de señal desde la imagen.....	64
Diagrama 8. Diagrama de flujo del proceso de calibración del espectro para segmentar.	69
Diagrama 9. Diagrama de flujo del proceso de extracción de características usando la transformada Wavelet.	71
Diagrama 10. Diagrama de flujo de datos del sistema clasificador de señales espectrales astronómicas. Nivel 0.....	80
Diagrama 11. Diagrama de flujo de datos del sistema clasificador de señales espectrales astronómicas. Nivel 1.....	81
Diagrama 12. Diagrama de flujo de datos del sistema clasificador de señales espectrales astronómicas. Nivel 2.....	82
Diagrama 13. Diagrama de clases del sistema clasificador de señales astronómicas espectrales.	84
Diagrama 14. Diagrama de secuencia del sistema clasificador de señales astronómicas espectrales.	85
Diagrama 15. Diagrama de casos de uso con sus puntos de extensión.	86

INTRODUCCIÓN

El presente escrito tiene como propósito la documentación de las etapas de: análisis, diseño, implementación y pruebas del “*Clasificador de señales espectrales astronómicas*” con número de registro 2014-A022 para las materias de Trabajo Terminal I y Trabajo Terminal II del plan curricular de la carrera Ingeniería en Sistemas Computacionales de la Escuela Superior de Cómputo del Instituto Politécnico Nacional en el periodo correspondiente a Agosto 2014 – Junio 2015. Cabe mencionar que este trabajo es interdisciplinario debido a que se implementaron técnicas correspondientes a las áreas de Análisis de imágenes, Visión por computadora, Análisis y procesamiento de señales e Inteligencia Artificial.

Mediante el prólogo de este documento, se aborda la problemática existente en el Instituto Nacional de Astrofísica, Óptica y Electrónica (INAOE).

En el primer capítulo se plantea el marco teórico haciendo mención de los métodos empleados en problemas de índole similar, propios a cada uno de los apartados: clasificación espectral, tipos de formatos para el almacenamiento de las imágenes, métodos destinados al pre-procesamiento y procesamiento de imágenes, métodos destinados al procesamiento de señales, tipos de entrenamiento para la red neuronal y las arquitecturas posibles para dicha red.

En el segundo capítulo se plantea el análisis correspondiente para esclarecer qué procedimientos fueron los más apropiados en el desarrollo de este proyecto mediante una correcta justificación así como también se establece el diseño del sistema. Por tanto, en esta etapa se efectúa el planteamiento de los requerimientos funcionales y no funcionales, se delimitan los objetivos tanto generales como específicos y se presentan los diagramas que nos permiten visualizar de manera gráfica cada uno de los procesos del sistema acompañados de una explicación clara y precisa.

El último capítulo se destina al fruto de todas las etapas anteriores que es la implementación y realización de pruebas tanto específicas como generales del sistema que nos permiten apreciar los resultados obtenidos.

Como desenlace de este documento, se plantean las conclusiones generales y debido a las características del proyecto, el trabajo a futuro que puede desencadenarse de este posteriormente.

PRÓLOGO

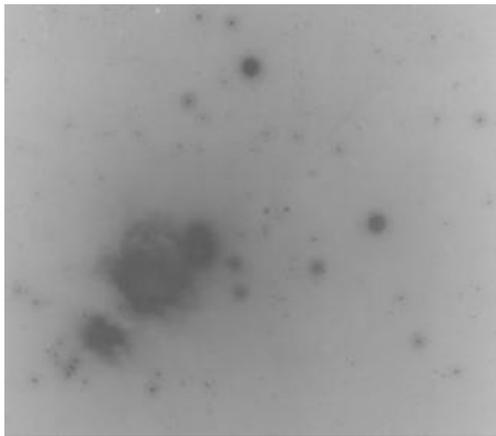
Planteamiento del problema

En la actualidad el Instituto Nacional de Astrofísica, Óptica y Electrónica (INAOE) cuenta con placas astronómicas tomadas con la cámara Schmidt mostrada en la Figura 1 desde el año de 1942. La mayoría de cuerpos celestes presentes en las mismas no han sido posible clasificar debido a que, en la actualidad, la manera en que se realiza esta acción es por medio de la observación y análisis de un astrofísico con conocimientos en la materia.

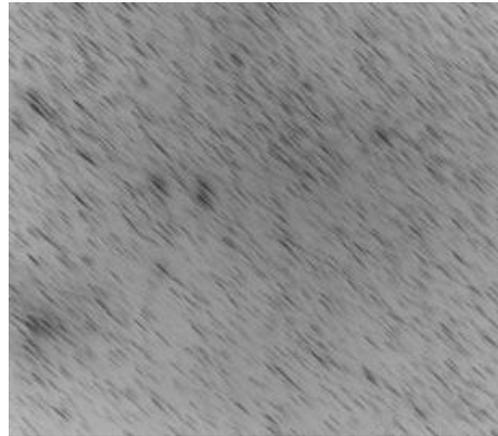


Figura 1. Cámara Schmidt del Instituto Nacional de Astrofísica, Óptica y Electrónica (INAOE).

Cabe destacar que actualmente se tienen 15,456 placas de las cuales 8432 son directas, 4484 espectrales como se puede apreciar en la Figura 2 y 2540 son espectrales de triple imagen (técnica propia del INAOE). [1]



a) Placa directa



b) Placa espectral

Figura 2. Ejemplos de placas astronómicas.

Propuesta de solución

Debido a los problemas que el actual método de clasificación implica, surge la tarea de encontrar un sistema capaz de clasificar estrellas y/o galaxias de manera eficaz y acertada. Es por esto que se propone desarrollar un sistema que permita la clasificación de cuerpos celestes conocidos como estrellas presentes en placas astronómicas espectrales de manera automática mediante el procesamiento digital.

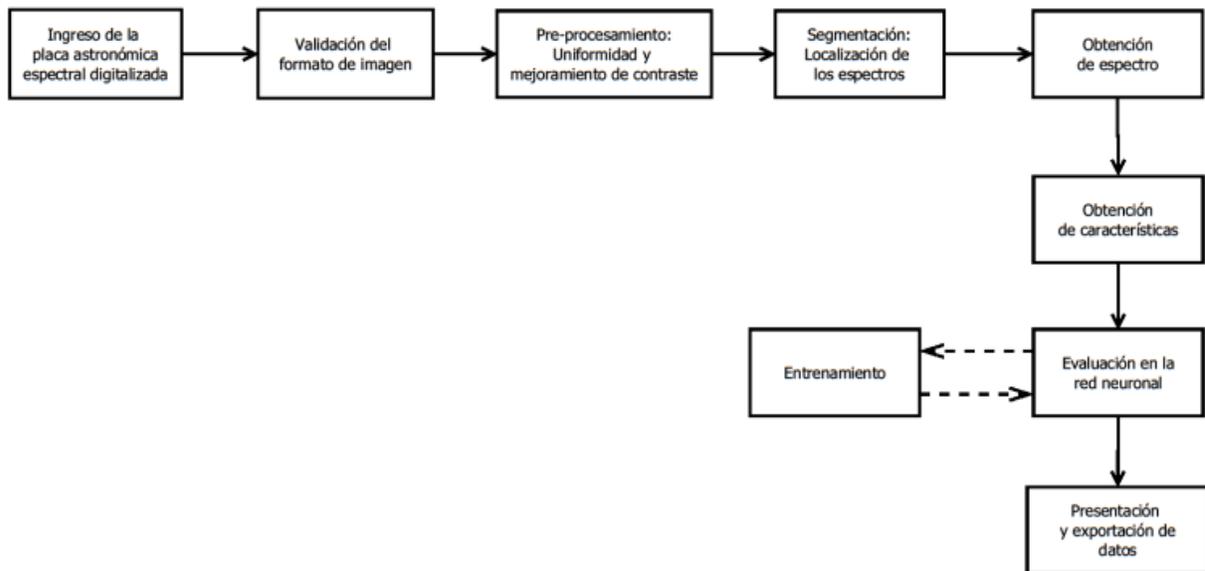


Diagrama 1. Diagrama a bloques del sistema clasificador de señales espectrales astronómicas

Como se puede apreciar en el Diagrama 1, el sistema tiene como entrada una imagen digitalizada procedente de una placa astronómica espectral mediante el protocolo de escaneo que efectúa el INAOE. Posteriormente, dicha imagen es tratada con métodos de pre-procesamiento y procesamiento correspondientes al área de *Análisis de imágenes* y *Visión por computadora* con la finalidad de obtener una **señal** característica que permita ser representada mediante un vector para efectuar la clasificación correspondiente mediante la red neuronal entregando así ésta, a la salida, el grupo al que corresponde cada estrella localizada en la placa astronómica espectral digitalizada que fungió como entrada del sistema de acuerdo a los 7 grupos existentes según la clasificación Harvard: O, B, A, F, G, K, M. [2]

Objetivos

Objetivo general

- Desarrollar un sistema que segmente y clasifique los cuerpos estelares encontrados en las placas astronómicas espectrales de la cámara Schmidt de la colección del Instituto Nacional de Astrofísica, Óptica y Electrónica.

Objetivos específicos

- Diseñar un método que posibilite el procesamiento de señales inherentes a cada **espectro**, al efectuar la extracción de características más importantes y significativas.
- Diseñar un proceso de **segmentación** mediante el empleo de algoritmos de procesamiento de imágenes para extraer los espectros estelares de la placa en cuestión.
- Obtener datos estadísticos sobre el procesamiento de las placas (Clasificación final, localización de cada espectro dentro de la placa y señal adquirida)
- Diseñar una red neuronal que pueda clasificar los espectros estelares en las 7 clases existentes de acuerdo a la clasificación Harvard.[2]

CAPÍTULO 1. ANTECEDENTES

El presente capítulo tiene como finalidad presentar el marco teórico correspondiente a cada uno de los temas abordados en el desarrollo del sistema con la finalidad de fundamentar teóricamente los métodos implementados en el mismo.

1.1 Ondas electromagnéticas y espectros

La **radiación** electromagnética combina ondas eléctricas y magnéticas. Estas ondas se propagan por el espacio sin necesidad de un medio físico, a la velocidad de la luz (300, 000 m/s). [3]

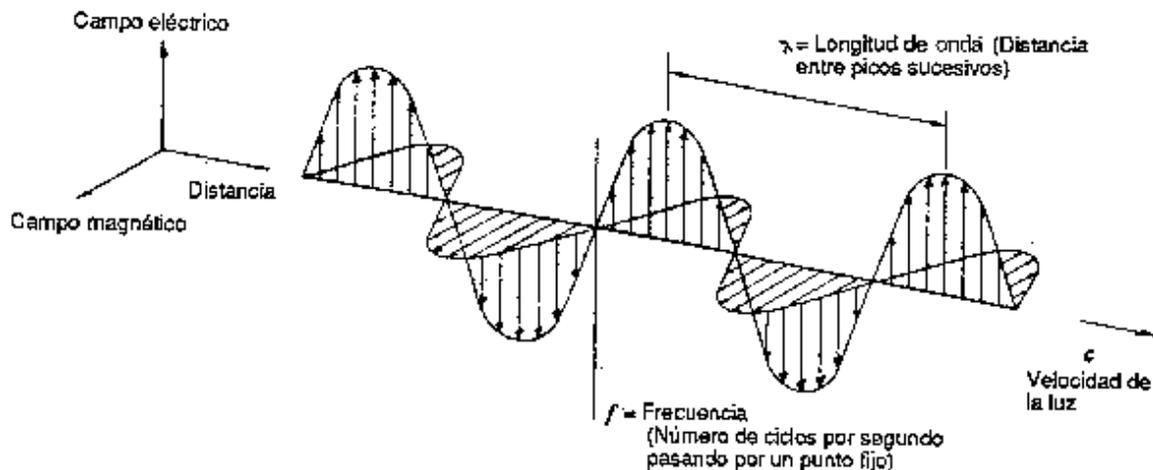


Figura 3. Diagrama de una onda electromagnética.

Estas ondas electromagnéticas, como se observa en la Figura 3, tienen propiedades inherentes de las ondas, tales como:

- Periodo: Tiempo que tarda una onda en dar una oscilación, o regresar al mismo punto.
- Frecuencia: Cantidad de oscilaciones o ciclos que tiene una onda por segundo.
- Longitud de onda: Distancia entre una oscilación o ciclo (cresta a cresta, por ejemplo).

La **longitud de onda** y la frecuencia se relacionan entre sí, dando lugar a los distintos tipos de radiación electromagnética que existen. Éstas abarcan un rango muy amplio, desde ondas de luz, hasta microondas y rayos cósmicos, todos estos en función de la longitud de onda como se puede apreciar en la Figura 4.

Con una longitud de onda menor se tiene una frecuencia mayor, y a una frecuencia menor, la longitud de onda aumenta. [4]

El espectro electromagnético es, esencialmente, la frecuencia de oscilación de las ondas electromagnéticas.

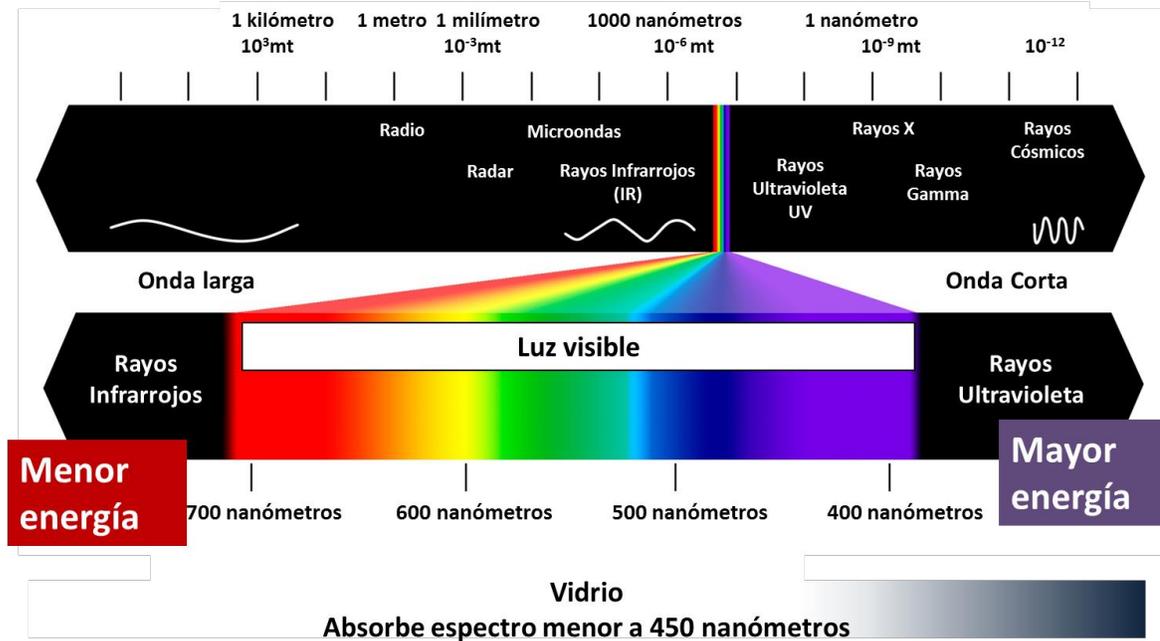


Figura 4. Rango del espectro magnético, enfatizando el espectro de luz visible.

La longitud de onda puede ser medida en distintas unidades, siendo la más usada la de metros y también los Angstroms. La equivalencia sería 1 nanómetro por cada 10 Angstroms.

En el caso del espectro de un objeto, a diferencia de un espectro electromagnético, se refiere a la absorción o emisión de ciertas ondas electromagnéticas en diferentes longitudes de onda. Este espectro es emitido por el salto de niveles de energía de los electrones de un átomo, lo cual brinda la capacidad de tener una identificación clara y única para cada elemento.

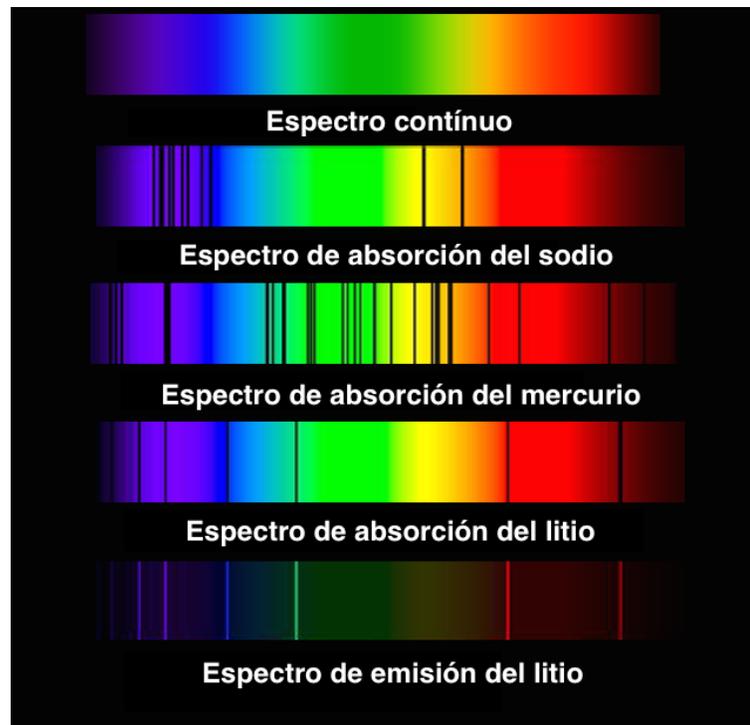


Figura 5. Comparación de espectros de absorción y emisión de diferentes elementos.

Un espectro de absorción denota un objeto cuya naturaleza es la absorción energía en ciertas longitudes de onda, mientras que un espectro de emisión es un objeto que de forma natural emite radiación electromagnética. Con las leyes de Kirchhoff sobre la radiación térmica, se sabe que un elemento tiene el mismo espectro de emisión o absorción, por lo tanto no importa si emite o absorbe radiación, siempre es el mismo. Como se observa en la Figura 5, un espectro de emisión muestra líneas visibles en las longitudes de onda características, mientras que un espectro de absorción muestra líneas oscuras en dichas regiones.

Las estrellas tienen un espectro de absorción debido a que el núcleo emite radiación y los gases que lo rodean absorben de acuerdo a sus elementos. Por lo tanto, el espectro de la estrella aparece como líneas oscuras en las longitudes de onda correspondientes como se puede apreciar en la Figura 6.

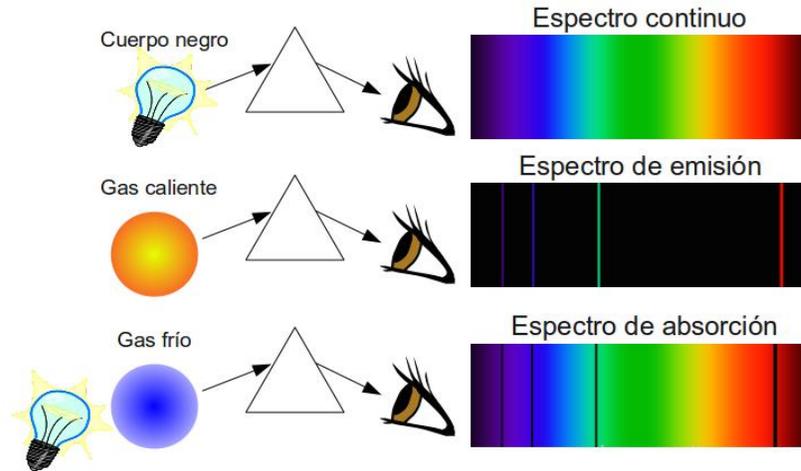


Figura 6. Diferencia entre líneas de absorción y emisión.

1.1.1 Espectros estelares

La espectrografía estelar surge a finales del siglo XIX e inicios del siglo XX. Edward Charles Pickering, profesor en la universidad de Harvard y director del observatorio de esa misma universidad, desarrolló los métodos de clasificación de estrellas basados en su temperatura, conocida como la clasificación Harvard. [5]

La clasificación Harvard divide a las estrellas en 7 clases, como se muestra en la Tabla 1, dependiendo de su temperatura (O, B, A, F, G, K, M) siendo el tipo O la de más alta temperatura y la M la de más baja temperatura. A su vez, estos tipos se dividen en otra sub-categoría de acuerdo a su luminosidad, la cual no está contemplada dentro de este proyecto. [6]

Clase	Temperatura	Color	Líneas de hidrógeno
O	Mayor a 30,000 °K	Azul	Débiles
B	10,000-30,000 °K	Azul blanquecino	Medio
A	7,500-10,000 °K	Azul blanquecino	Fuertes
F	6,000-7,500 °K	Blanco	Medio
G	5,200-6,000 °K	Amarillo blanquecino	Débiles
K	3,700-5,200 °K	Naranja pálido	Muy débiles
M	2,400-3,700 °K	Naranja rojizo	Muy débiles

Tabla 1. Clasificación estelar por su temperatura, con su color descriptivo. [6]

La fotografía y espectrografía astronómica tuvo un gran avance en el observatorio de Harvard. Estas fotografías se hacían mediante la exposición de una película con una emulsión sensible a la luz, tal como en las fotografías analógicas. Edward Charles Pickering descubrió que al pasar la luz proveniente de los cuerpos estelares a través de un prisma, esta se descompone dando lugar al espectro de luz. Dichos componentes se fijan en la placa, dando lugar a placas directas (donde se pueden observar estrellas y galaxias) y placas espectrográficas (donde se observan los espectros).[5]

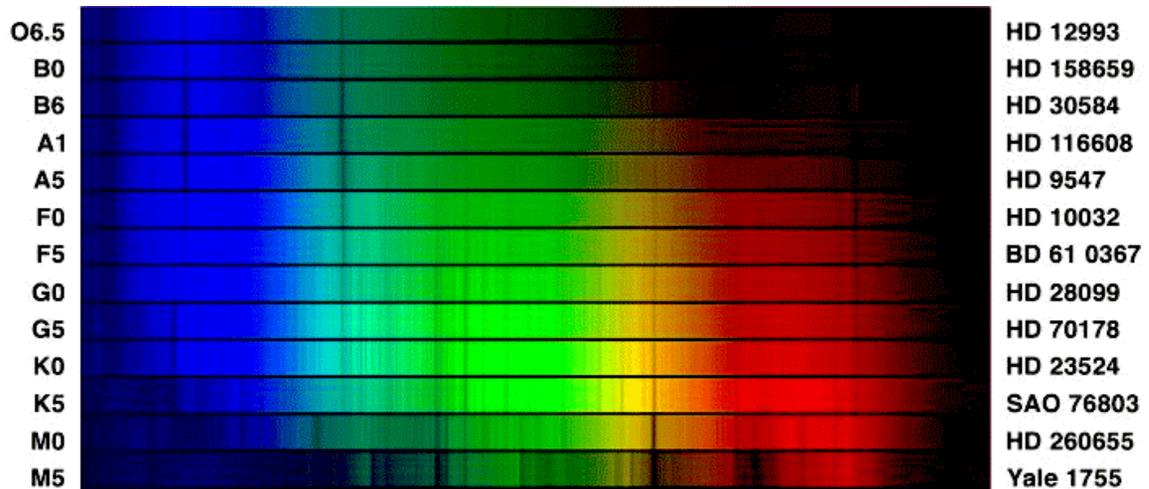


Figura 7. Colección de espectros. A la izquierda sus clasificación, a la derecha su nombre. [7]

En la Figura 7 podemos ver las diferencias entre las líneas de absorción de hidrógeno para cada una de las clases diferentes. En el lado izquierdo se tiene la clasificación estelar, siendo la letra el tipo de estrella que nos interesa y el número muestra la intensidad. Del lado derecho se tiene el nombre dado a la estrella de donde se obtuvo el espectro. Se pueden apreciar que no todas las líneas aparecen con la misma intensidad para todas las clases, esto da como resultado la clasificación.

La longitud de onda que se tiene en las placas del INAOE van desde los 3400 a los 5500 Å (Angstroms), por lo tanto no se pueden cubrir todas las líneas de absorción.

1.1.2 Líneas características

Una de las líneas características más prominentes en los espectros estelares son las **líneas de hidrógeno** que a simple vista son muy notorias. [7]

1.1.2.1 Líneas de hidrógeno

Las líneas de hidrógeno de un espectro se forman cuando un electrón viaja de un nivel atómico a otro, emitiendo una señal electromagnética. Cada salto de nivel emite una longitud de onda distinta.

Existen 6 tipos de líneas de hidrógeno:

Serie	Rango de longitud de onda(nm)	Rango
Lyman	91.2 - 122	Rango ultravioleta.
Balmer	365 - 656.3	Dentro del rango de la luz visible.
Paschen o Bohr	820 - 1875	Rango infrarrojo.
Brackett	1458 - 4050	Microondas.
Pfund	2280 - 7460	Microondas.
Humphrey	3280 - 12400	Microondas.

Tabla 2. Series de líneas de hidrógeno y su longitud de onda.

Las placas espectroscópicas del INAOE tienen un rango de longitud de onda de 340 - 550 nm, por lo tanto, las líneas de Balmer son una elección natural para la clasificación y análisis de las imágenes espectrales como se puede apreciar en la Tabla 2.

1.2 Cámara Schmidt

Una cámara Schmidt es un telescopio que combina elementos reflectores (catóptricos) y refractores (dióptricos), por lo que tiene como elementos ópticos lentes y espejos. El sistema óptico de una cámara Schmidt, apreciada en la Figura 8, es similar al de una cámara fotográfica cuya relación focal es muy corta. Esta corta relación focal le permite tener un gran campo de visión. Fue inventado en 1932 por Bernhard Schmidt, del Observatorio de Hamburgo en Bergedorf, Alemania.[1]

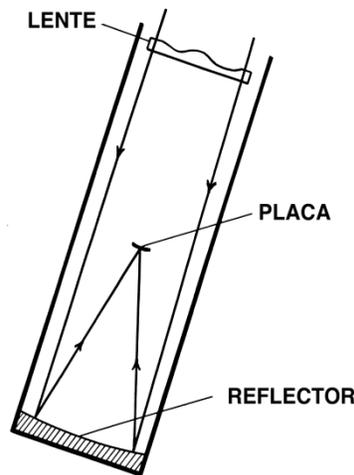


Figura 8. Estructura de una cámara Schmidt.

Componente óptica	Magnitud
Espejo	76.20 cm
Placa correctora	66.04 cm
Prisma objetivo	69.85 cm

Tabla 3. Componentes ópticas de la cámara Schmidt del observatorio de Tonantzintla.

Un elemento muy importante en los estudios astronómicos de placas es el prisma objetivo, el cual cumple la función de dispersar la luz en función de la longitud de onda. El prisma se utilizó para tomar las placas espectrales y realizar estudios de espectrofotometría y se puede apreciar como componente óptico de la cámara Schmidt en la Tabla 3.

1.3 Placas astronómicas

En general, una placa astronómica es una placa de vidrio. Para el caso de la Cámara Schmidt de Tonantzintla, el tamaño de la placa es de 20 por 20 centímetros y se obtiene un campo de visión de aproximadamente 25 grados cuadrados y una escala de 95 segundos de arco por mm. [1]

1.3.1 Obtención de la placa

La placa debe cuidarse como una película fotográfica, es decir, no ser expuesta a la luz. Primeramente se enfoca la cámara Schmidt al objetivo deseado, posteriormente se expone la placa a la luz, terminado este proceso, se vuelve a proteger la placa para no dañar o exponer la información a un deterioro. En el caso de las placas espectrográficas, la luz proveniente de la estrella es dirigida a través del prisma objetivo que se encarga de separar las distintas ondas de luz. Finalmente, la placa es revelada en un cuarto oscuro.

Para la digitalización, se coloca la placa en un escáner y se procede a crear la imagen digital con una dimensión de 12,000 por 12,000 **pixeles** en promedio (varía de acuerdo a algunos cambios en la placa inherentes a las variaciones del vidrio).

Con esto se presentan las bases del proyecto a desarrollar, incluyendo las características de los entes a clasificar, así como la problemática a resolver. En los capítulos siguientes se dispone a desarrollar la propuesta de solución, tomando como base un análisis y diseño para posteriormente efectuar la implementación y pruebas correspondientes.

CAPÍTULO 2. ANÁLISIS Y DISEÑO

En el capítulo anterior se expusieron las bases de la problemática a resolver. Se sabe que las placas contienen espectros de estrellas, estos espectros se identifican por sus componentes y sus líneas de hidrógeno. Por consiguiente, la propuesta de solución se puede dividir en 3 etapas principales: una etapa de procesamiento de imagen que incluya la detección y segmentación de la placa en los espectros que contiene; una segunda etapa que procese la señal para su mejora y extraer las características importantes de ésta y finalmente, la etapa de clasificación que permite determinar un tipo de estrella dentro de los 7 posibles, en la cual se implementa una red neuronal por las características que nos permiten modelar un problema de clasificación a través del entrenamiento basado en la presentación de ejemplos.

En este capítulo se exponen las herramientas existentes para realizar estos procesos y se habla de los algoritmos que se aplicaron en dichas tareas. Posteriormente, se toca el tema de requerimientos y riesgos del sistema para concluir con el diseño general del mismo a través de los diferentes diagramas UML que lo puedan describir en su totalidad.

2.1 Formatos para el almacenamiento de imágenes

El formato de archivo de imágenes etiquetadas (Tagged Image File Format, TIFF por sus siglas en inglés) fue el utilizado en este trabajo terminal debido a las siguientes características:

- La casi nula pérdida de calidad de la imagen lo hace ideal para tratar las placas astronómicas espectrales debido a que se requiere el mayor detalle posible para el reconocimiento de los espectros.
- La pérdida de datos que sucede al momento de abrir, guardar o modificar un archivo de imagen se ve disminuida gracias a la profundidad en la que se almacenan los datos.[8]
- Es el formato predeterminado en el que se encuentra digitalizada la placa.

2.2 Pre-procesamiento de imágenes

El objetivo del pre-procesamiento de imágenes radica en obtener, a partir de una imagen origen, otra cuyo resultado sea más adecuado para una aplicación específica, mejorando ciertas características de la misma que posibilite efectuar operaciones del procesado sobre ella.[9]

A manera de ejemplificación, en la placa astronómica espectral AC4906 mostrada en la Figura 9 se aplican técnicas correspondientes a la etapa de pre-procesamiento de imágenes empleando herramientas como son: Matlab [10], la aplicación Fiji [11], que hace uso de ImageJ, el cual es un programa de procesado de imágenes de código abierto y otros algoritmos de procesamiento de imágenes. Cabe destacar que en esta placa encontramos diversas problemáticas como son un marco de color distinto al fondo de la placa, fallas debido a la exposición de la placa que pueden ser causadas por un desperfecto en la **emulsión** o por la intensidad del espectro, marcas de cinta adhesiva en la parte superior y anotaciones dentro de la misma mostradas en la Figura 10.

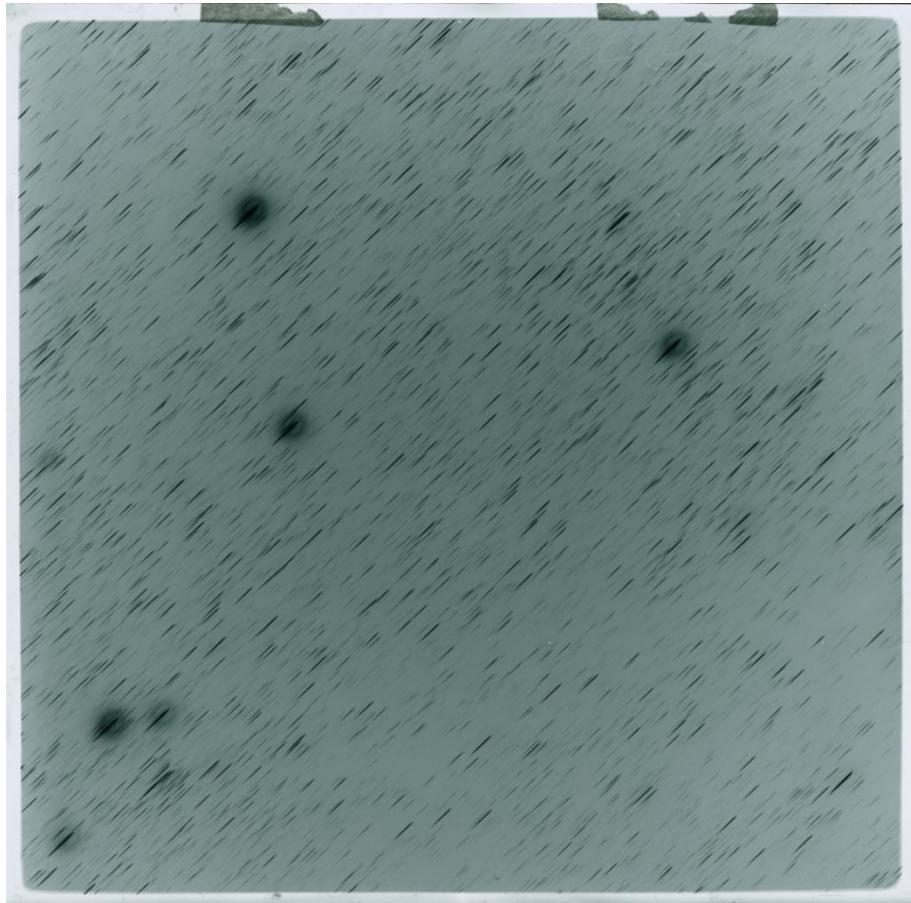
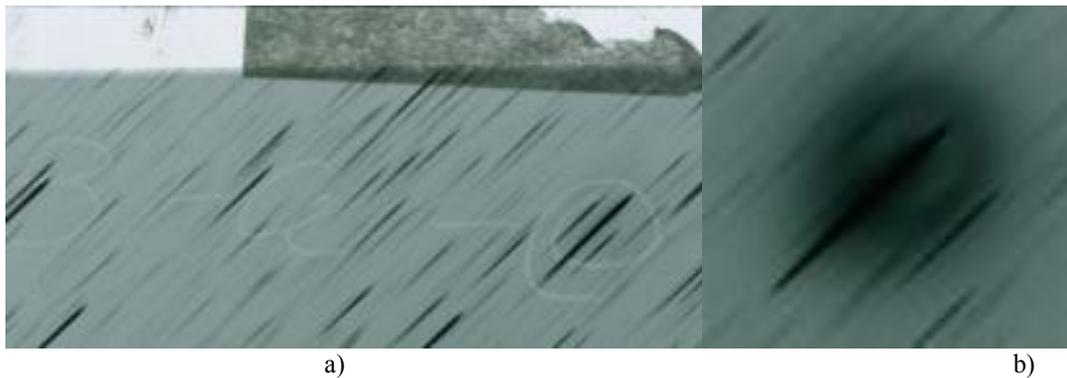


Figura 9. Placa astronómica espectral AC4906



a) Anotaciones, marco y marcas de cinta adherida. b) Fallas debido a la exposición de la placa fotográfica.
Figura 10. Problemáticas en placas astronómicas.

2.2.1 Conversión a escala de grises

Como primer método destinado al pre-procesamiento de imágenes, las placas digitalizadas se convierten a formato de **escala de grises** para facilitar su transformación a imágenes binarias debido a que los métodos posteriores destinados a esta etapa del sistema son más efectivos en imágenes con altos niveles de contraste. [10]

De igual manera, cabe destacar que dentro del repositorio de imágenes que se tratan en este trabajo terminal, se encuentran algunas en modelo de color rojo, verde y azul (Red, Green, Blue, RGB por sus siglas en inglés) y otras en formato de escala de grises. Por consiguiente, las primeras deben de ser procesadas previamente mediante una conversión para así poder estandarizar la muestra de imágenes y lograr que todas reciban un tratamiento igualitario.

En la Figura 11 se puede apreciar el **histograma** para cada uno de los colores primarios en el modelo **RGB**. Por otra parte, la Figura 12 nos permite apreciar mediante una ampliación del mismo que no existe un distanciamiento considerable entre los valores de cada una de las capas de color haciendo notar con esto que una unificación de colores no desencadenaría en una pérdida notable de información.

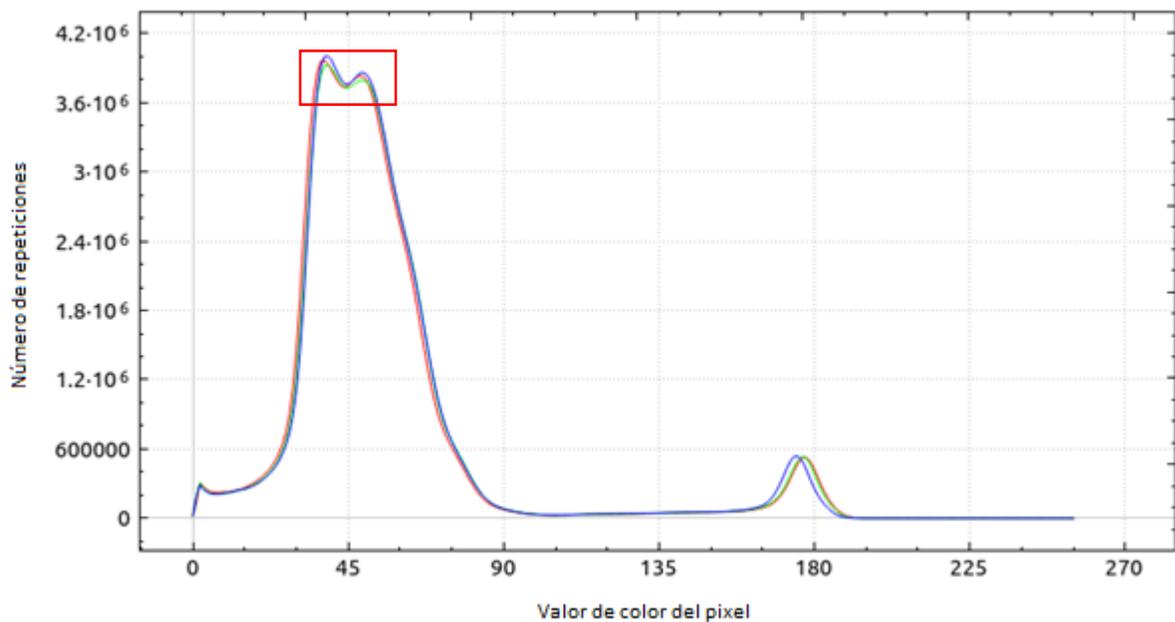


Figura 11. Histograma RGB correspondiente a la placa astronómica espectral AC4906.

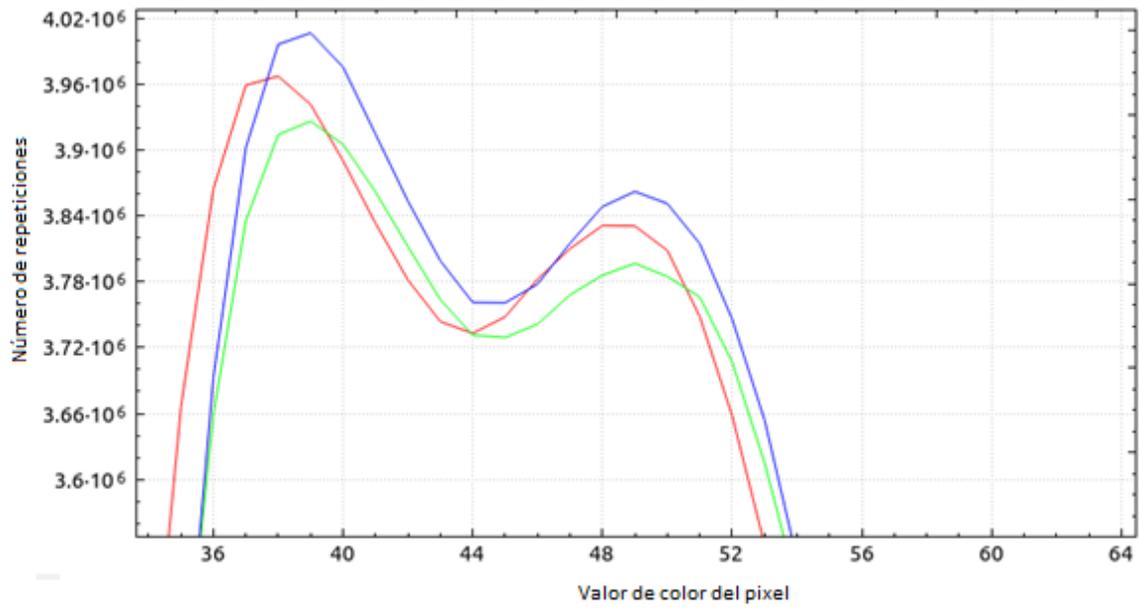


Figura 12 Ampliación del histograma correspondiente a la placa astronómica espectral AC4906.

Por consiguiente, la Figura 13 muestra la placa astronómica espectral en escala de grises mediante la función *rgb2gray* de Matlab.[10]

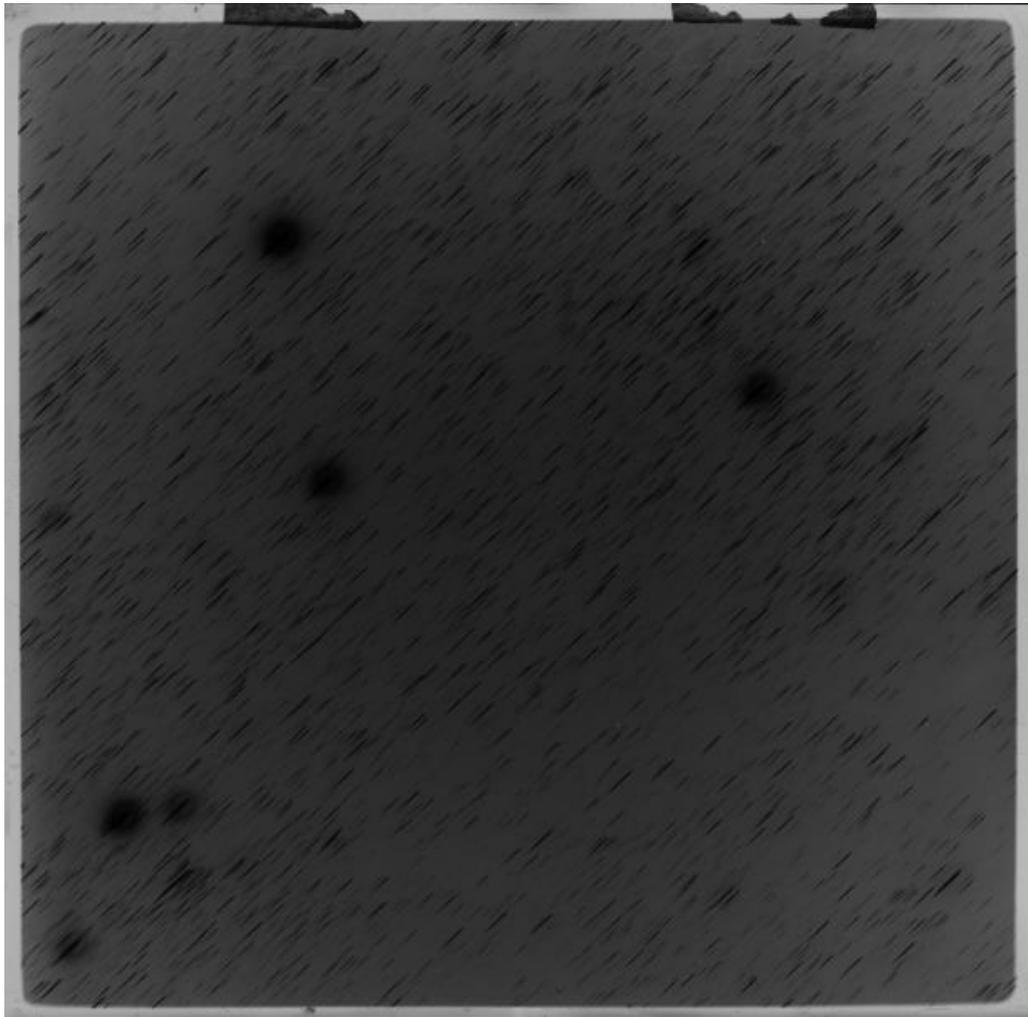


Figura 13. Placa AC4906 en escala de grises.

El algoritmo que se ha diseñado para este proceso de conversión a escala de grises puede verse en el Diagrama 2. Se observa la condición para detectar si es una imagen RGB, escala de grises u otro formato no válido ya que dependiendo de esto se ejecutan distintas acciones.

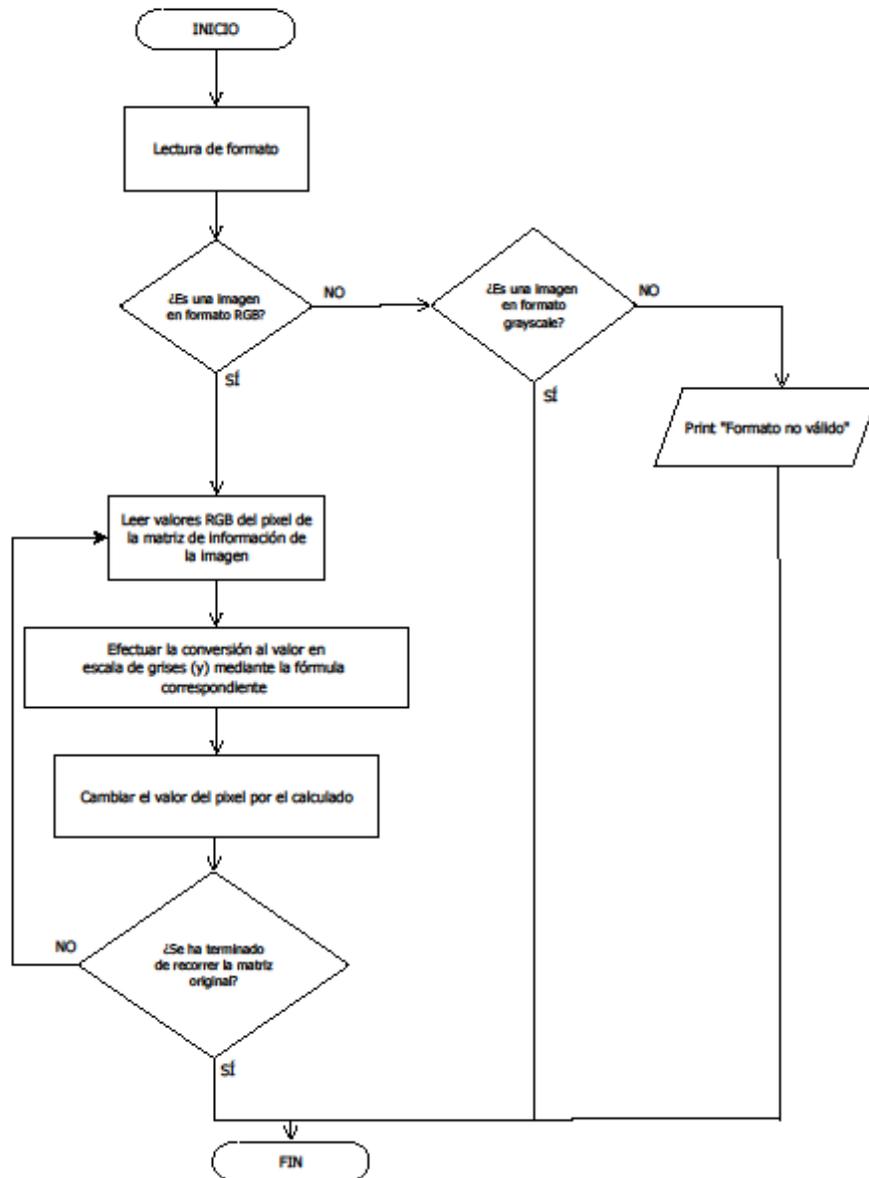


Diagrama 2. Diagrama de flujo del proceso de conversión a escala de grises

2.2.2 Mejoramiento de contraste: Estiramiento de histograma

La finalidad que buscamos al implementar la etapa de pre-procesamiento de imágenes en nuestro sistema es aminorar el **ruido** presente en la placa astronómica espectral, por consiguiente, emplearemos una técnica de mejoramiento de contraste basados en el histograma para mejorar el resultado en procedimientos posteriores como es el caso de la umbralización.[12]

Para efectuar dicho realce y lograr una mejor distribución basados en el **rango dinámico** entero de posibles valores se destacan 3 procesos: Ecuilización, Especificación y Realce local.[9]

Haciendo uso de la aplicación Fiji[11], sustentamos en este trabajo terminal el uso del algoritmo de realce local mediante el estiramiento de histograma ya que si bien la ecuilización presenta la ventaja de ser un método automático, cuando las imágenes originales exhiben un rango mayor de luminosidad representado mediante un histograma disperso, el resultado final se ve afectado, como

permite apreciar la Figura 14 en la cual se hace presente un centralizado negro que de dejarse así, necesita más recursos de procesamiento para efectuar la identificación de los espectros localizados en esa región. Por otra parte, la especificación presenta mejores resultados, pero debido a que se trata de un método basado en prueba y error teniendo que especificar la salida deseada del histograma [10], no persigue los fines de automatización que buscamos lograr en este proyecto. Debido a esto, como técnica para el mejoramiento de contraste, decidimos optar por el estiramiento de histograma el cual se encuentra ejemplificado en la Figura 15 ya que presenta una mejor distribución en el resultado final que facilita su tratamiento en la etapa anterior.

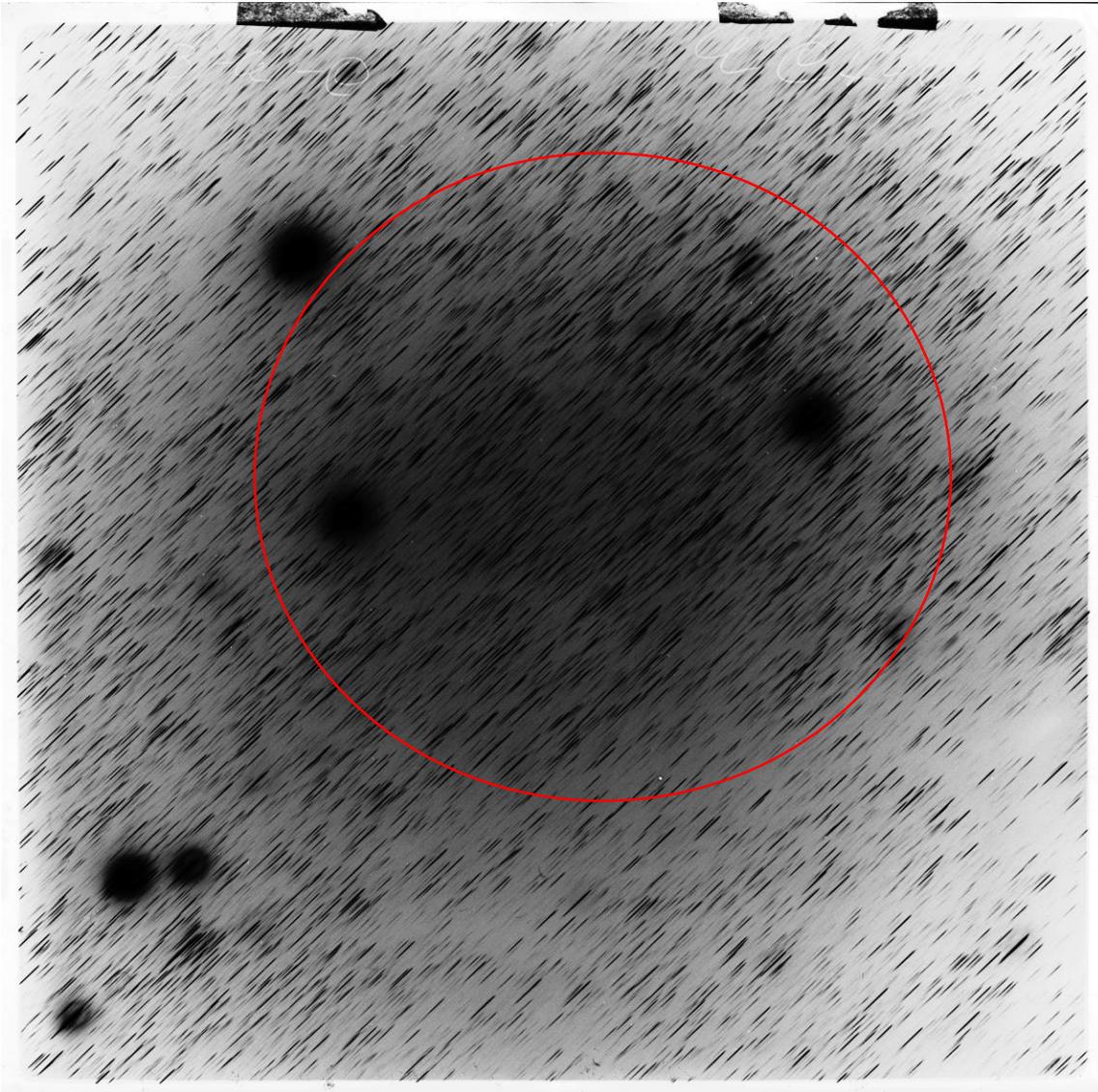


Figura 14. Placa AC4906 con mejoramiento de contraste mediante ecualización.

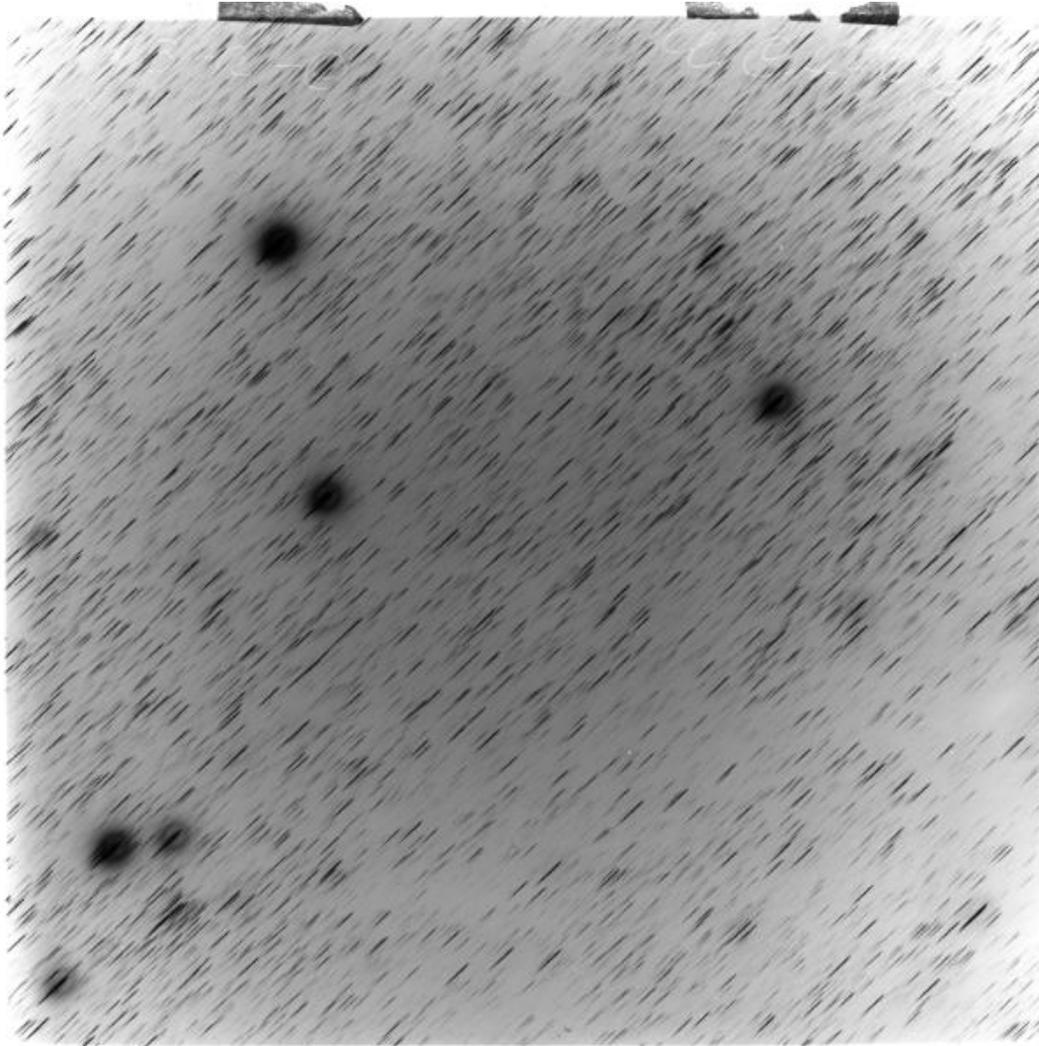


Figura 15. Placa AC4906 con mejoramiento de contraste mediante estiramiento de histograma.

El estiramiento de contraste o estiramiento de histograma se define en la Ecuación 1: [9]

$$y = (Max - Min) \frac{x - a}{b - a} + Min$$

Ecuación 1. Estiramiento de contraste o histograma

Donde:

y el valor de gris de la imagen resultante.

x el valor de gris de la imagen original.

a valor mínimo de nivel de gris de la imagen original.

b valor máximo de nivel de gris de la imagen original.

Max el valor máximo de nivel de gris que se desea en y .

Min el valor mínimo de nivel de gris que se desea en y .

Este proceso se describe en el Diagrama 3 y se implementa a las placas astronómicas espectrales digitalizadas cuyos resultados son analizados en el capítulo siguiente.

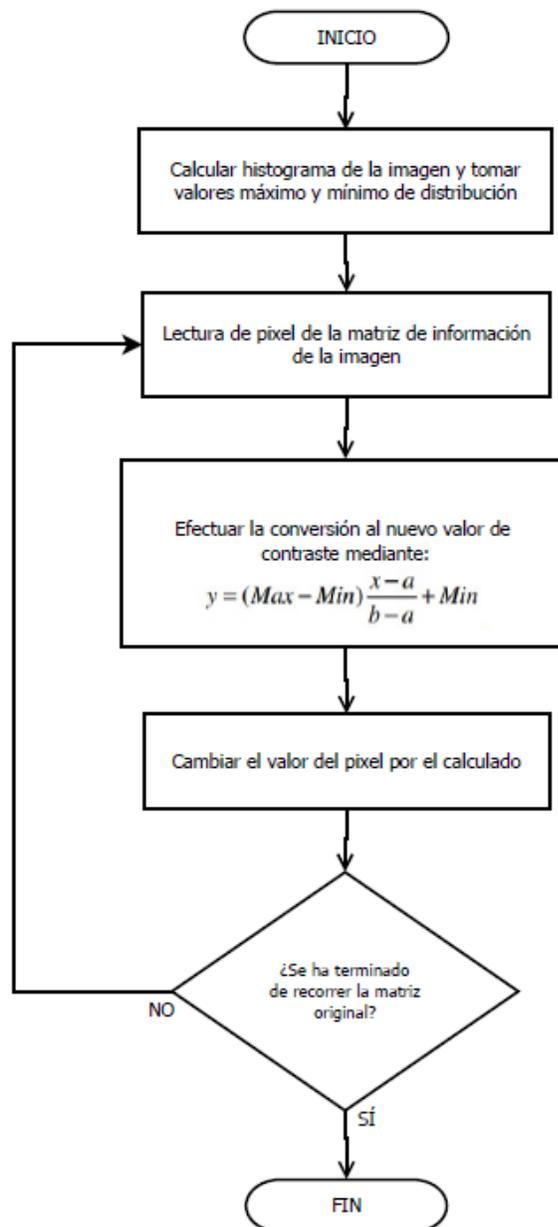


Diagrama 3. Diagrama de flujo del proceso de mejoramiento de contraste.

2.3 Procesamiento de imágenes

La etapa correspondiente al procesamiento de imágenes comienza siendo efectuada por los procesos de segmentación. Para la segmentación de las placas astronómicas proporcionadas por el INAOE, se obtuvieron características de las placas y si bien, existen variaciones, se distinguieron las suficientes para poder elegir el algoritmo con el cual se pudiera efectuar este proceso de la mejor manera. Incursionaremos en la unión de dos técnicas: una basada en pixeles de donde se distingue

la umbralización y aquella basada en regiones conocida como etiquetado de regiones conectadas (Connected Component Labeling[13], CCL por sus siglas en inglés).

2.3.1 Umbralización

Esta técnica consiste en hacer decisiones basadas en la intensidad de valor del píxel con la finalidad de separar los objetos presentes en la imagen del fondo. Se rige por el principio de que si dicha intensidad excede un valor previamente calculado es tomada como objeto y de otra manera se descarta, es decir, se considera como fondo. Si bien esta técnica es eficiente para la mayoría de los problemas, en nuestro caso, se pierde información relevante del espectro, esto debido a que no se tiene una homogeneidad en los niveles de colores debido a la difuminación de los espectros en la placa.

Se efectuaron diversos métodos de umbralización con ayuda de la aplicación Fiji, en las figuras: Figura 16, Figura 17 y Figura18 se muestran los resultados de haber aplicado los algoritmos de umbralización de entropía máxima[14], Otsu [15] y Yen [16] respectivamente.

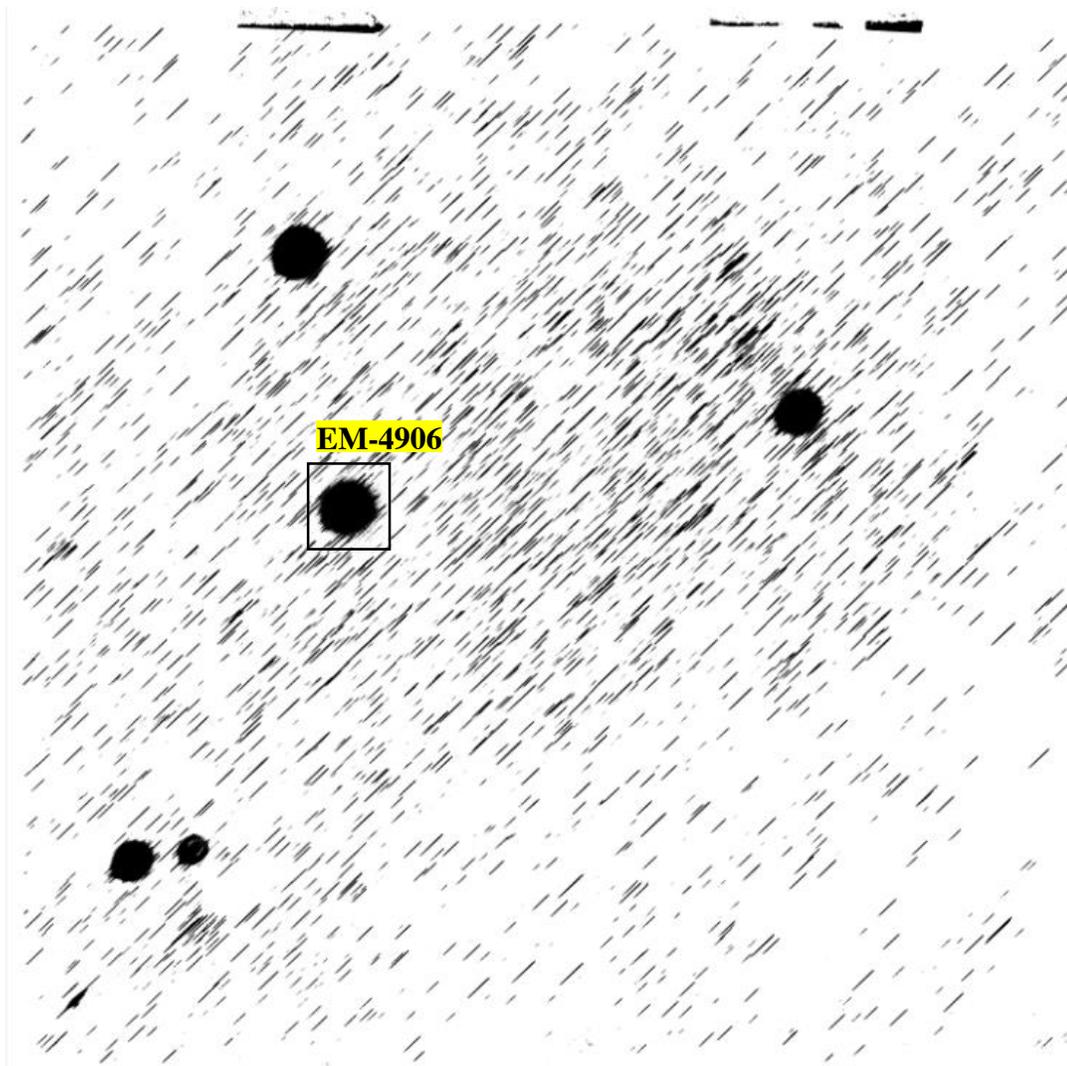


Figura 16. Placa AC4906 umbralizada mediante el algoritmo de entropía máxima.

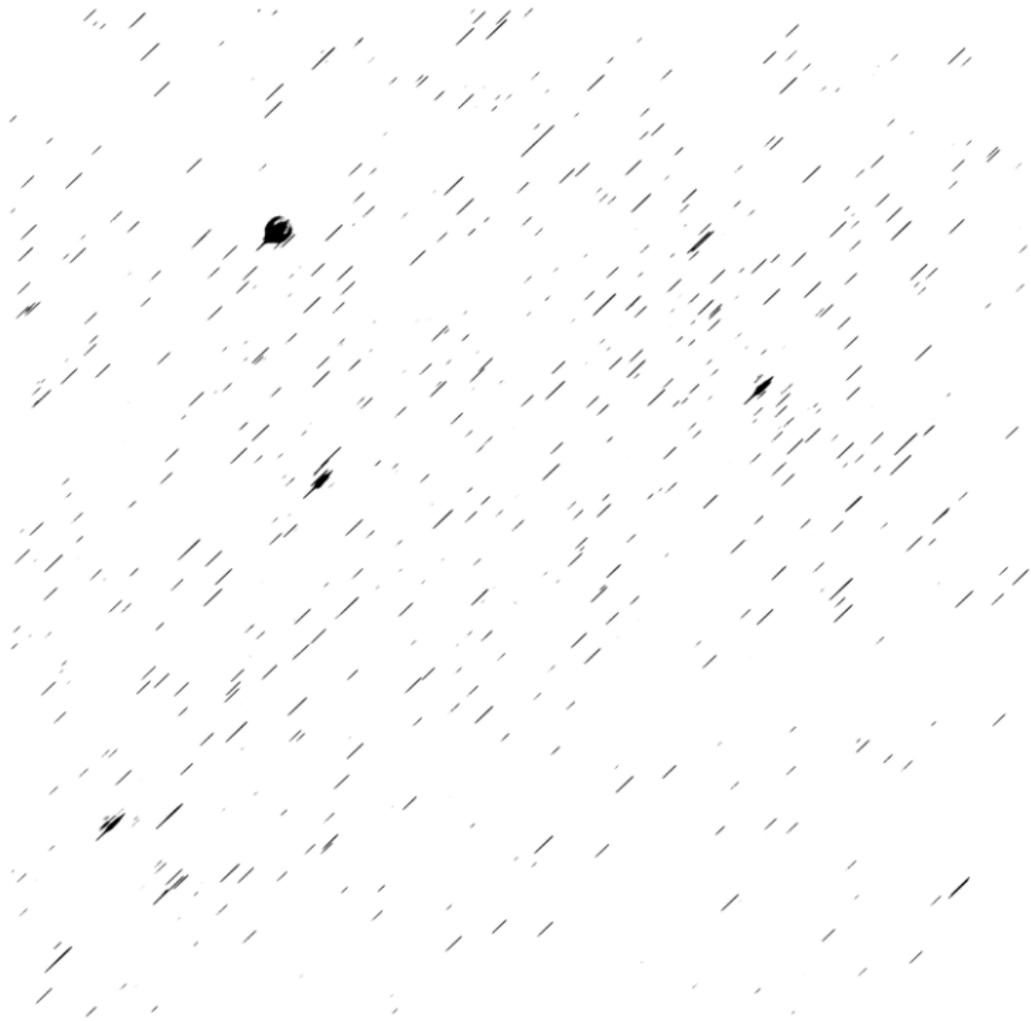


Figura 17. Placa AC4906 umbralizada mediante el algoritmo de Otsu.

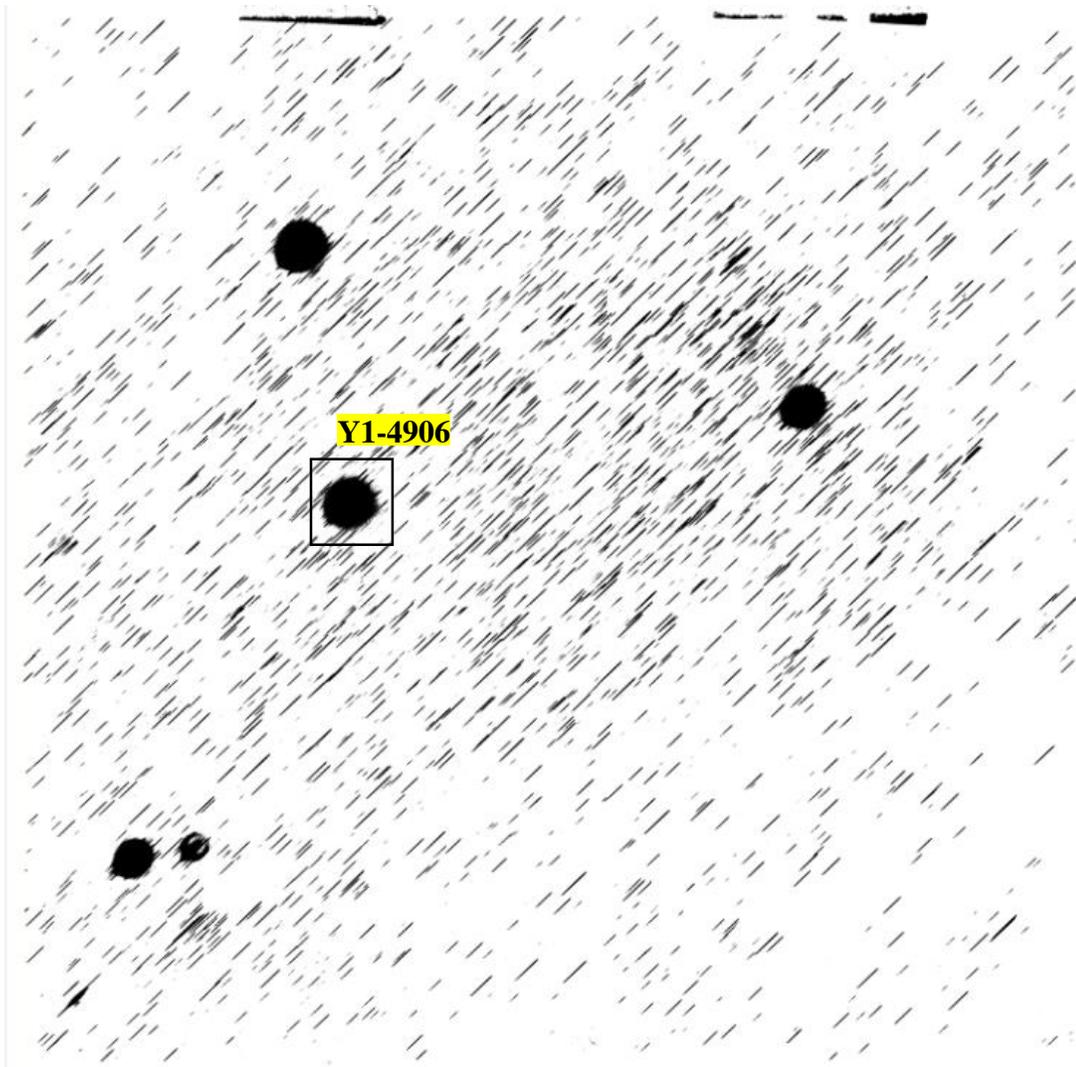
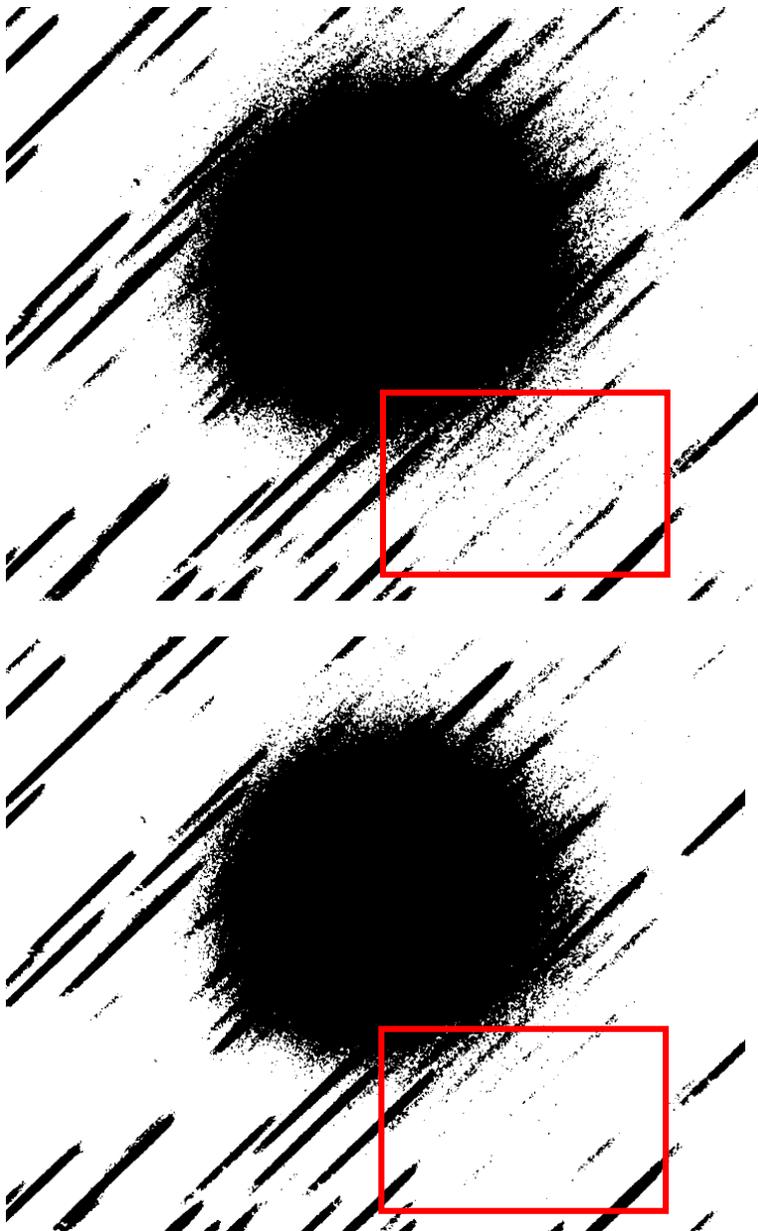


Figura 18. Placa AC4906 umbralizada mediante el algoritmo de Yen.

En la Figura 17 se aprecia que el algoritmo de Otsu resulta ser un método demasiado abrasivo por los valores que presentan los píxeles en la imagen antes de la umbralización, esto debido a que se calcula en relación a la dispersión de los valores o **varianza**. Por consiguiente, esto resulta en una gran pérdida de información.

Por otro lado, en la Figura 16 se observa el resultado obtenido gracias a la herramienta para el algoritmo de Yen y en la Figura 18 el resultado correspondiente a la entropía máxima.

En la Figura 19 se vislumbra un acercamiento de éstos dos últimos resultados para analizar mediante un contraste cuál sería el adecuado para la etapa de implementación.



a) Ampliación del segmento EM-4906 (Algoritmo de umbralizado: entropía máxima)

b) Ampliación del segmento Y1-4906 (Algoritmo de umbralizado: Yen)

Figura 19. Segmentos ampliados de la placa AC4906 umbralizada

En la Figura 19a, se aprecia cómo el algoritmo de entropía máxima presenta resultados negativos como: incremento del diámetro de la falla o establecer más píxeles en coloración negra como los delimitados en el rectángulo, que pueden interpretarse como objetos a estudiar en el peor de los casos. En consecuencia, el algoritmo de Yen mostrado en la Figura 19b es un mejor candidato entre estas opciones al generar una menor cantidad de ruido en esta etapa, aunque cabe destacar que en la etapa de implementación se esclarece con mayor severidad la veracidad de esta aseveración. En el Diagrama 4 se presenta el algoritmo de Yen[16] cuyo objetivo radica en encontrar un valor de umbralización que permita efectuar la correcta segmentación de la imagen

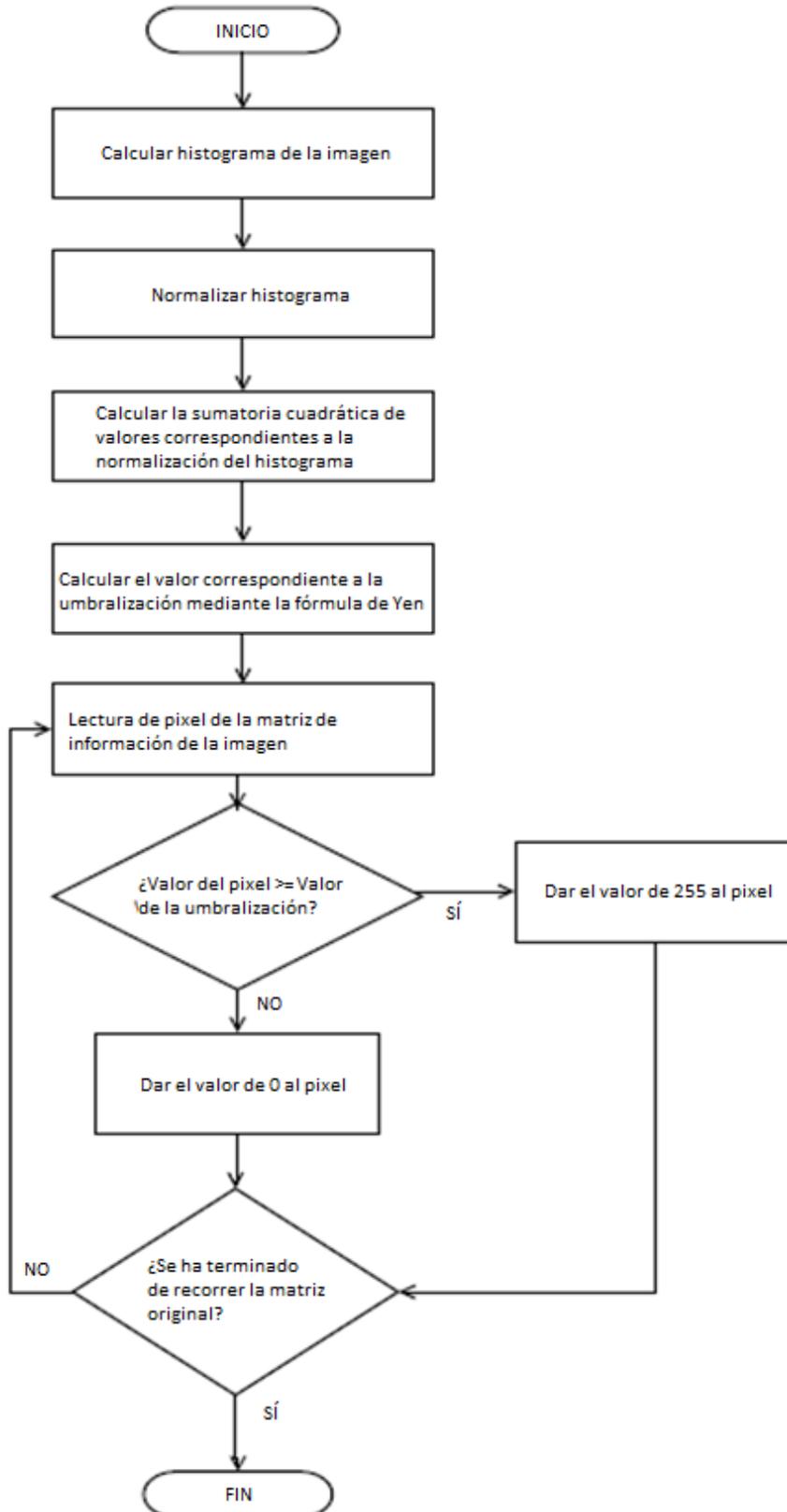


Diagrama 4. Diagrama de flujo del proceso de umbralización: Yen.

2.3.2 Connected components labeling

En la Figura 20, se muestran los resultados del algoritmo CCL[13], distinguiendo eficazmente los tres espectros. La importancia de dicho algoritmo radica en que permite identificar el número de objetos presentados en la placa astronómica espectral digitalizada y su ubicación. En el Diagrama 5, se visualiza el diagrama de flujo correspondiente a dicho algoritmo.

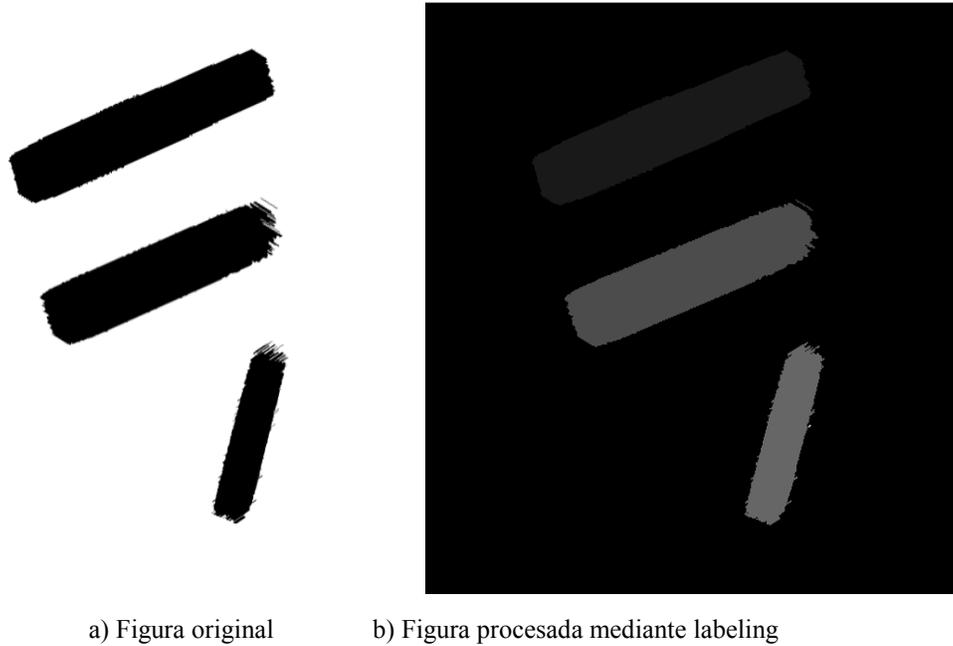


Figura 20. Resultados del algoritmo de etiquetado.

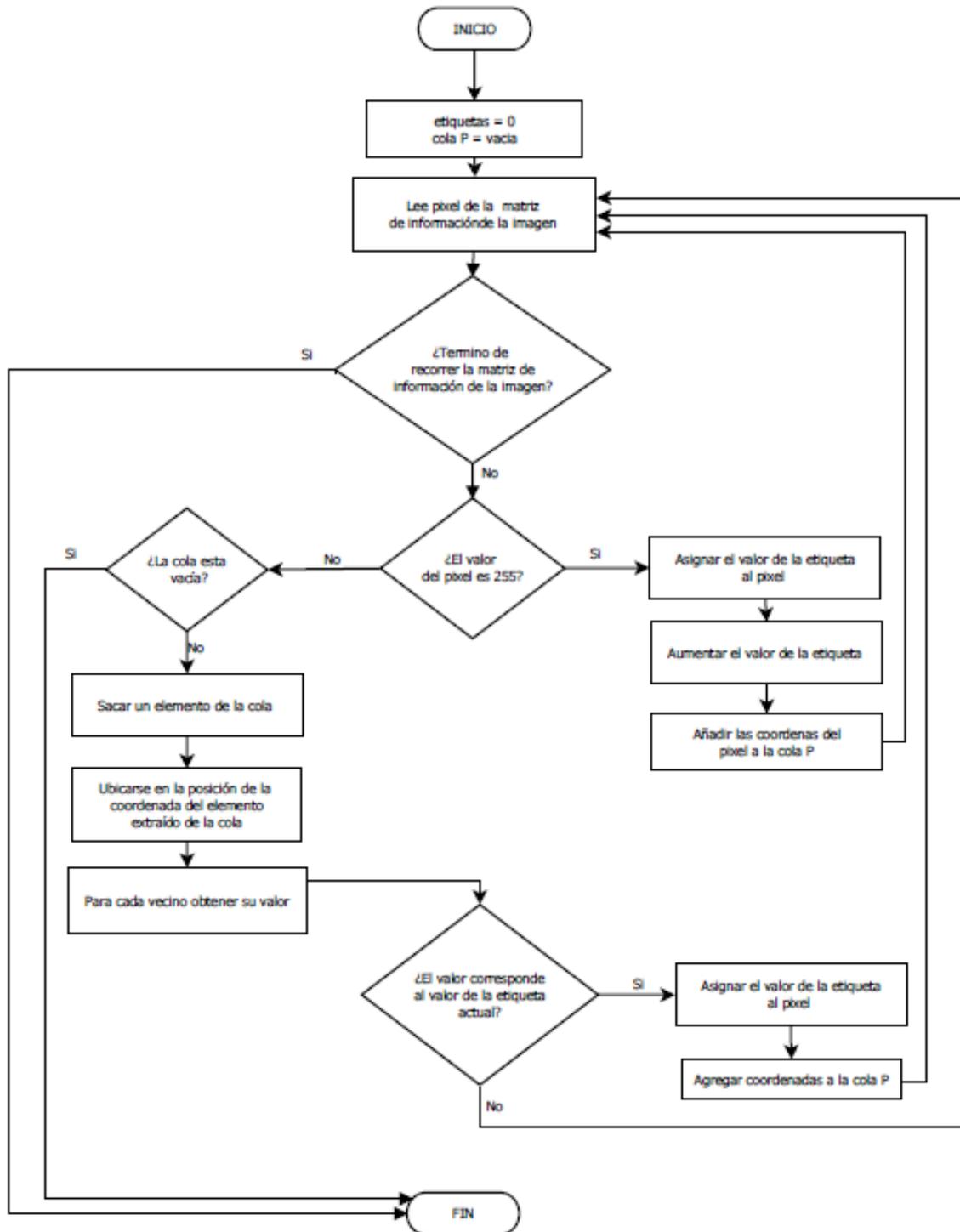


Diagrama 5. Diagrama de flujo del proceso de labeling

Una vez realizada esta técnica, se continúa presentando ruido indeseado que genera un resultado negativo en la clasificación espectral. Para erradicar este ruido, se hizo uso del número de **etiquetas** pertenecientes a cada imagen, es decir, si el número de etiquetas llamado "2", sólo se presenta 1,000 veces, mientras que las demás etiquetas se encuentran en la media de 10,000 veces, esta

etiqueta se encuentra representando un objeto pequeño que no es considerado útil. Entonces, este método consistió en obtener cuántas veces se repetía una etiqueta determinada con valores en el rango de 1 al número de objetos presentes en la placa. En esta etapa se tomó en cuenta el rango de 1 - 255 debido a que es el rango que podemos visualizar en la escala de grises, pero cabe destacar que el usuario no tiene la necesidad de ver la imagen en esta etapa del proceso permitiendo un rango más amplio.

Contando con un molde con medida estándar de 300 píxeles de alto por 50 píxeles de ancho su área es de 15,000 píxeles. Éste dato fungió como indicador para definir si el objeto etiquetado es o no un espectro, es decir, si el área del objeto supera los 10,000 píxeles y no es mayor a 20,000, se consideró que es un espectro, de otro modo, fue eliminado.

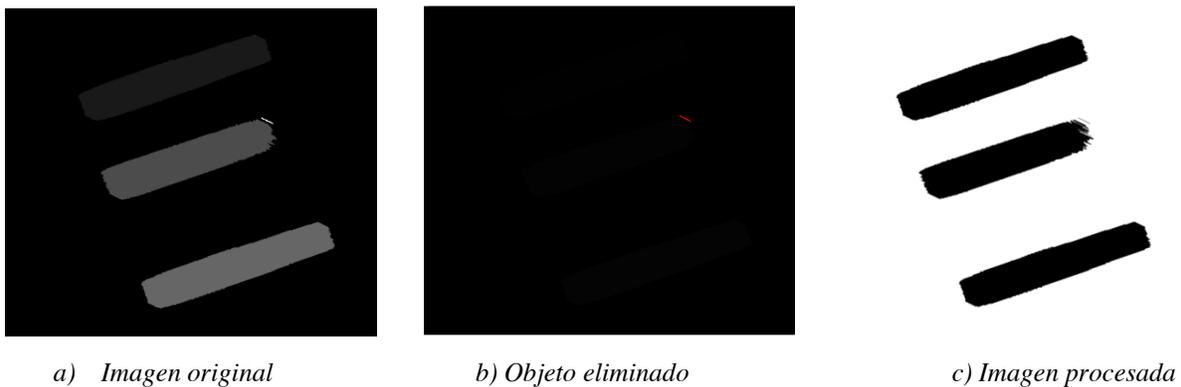


Figura 21. Segmento de la placa AC4906, en la cual se aplico el método de conteo de etiquetas.

Como se visualiza en la Figura 21, los elementos pequeños fueron eliminados. En este caso, con fines demostrativos, se indicó con color rojo el objeto localizado con dichas características, para fines prácticos a estos se les asigno el mismo valor que el fondo.

En el Diagrama 6, se muestra este proceso de selección de regiones.

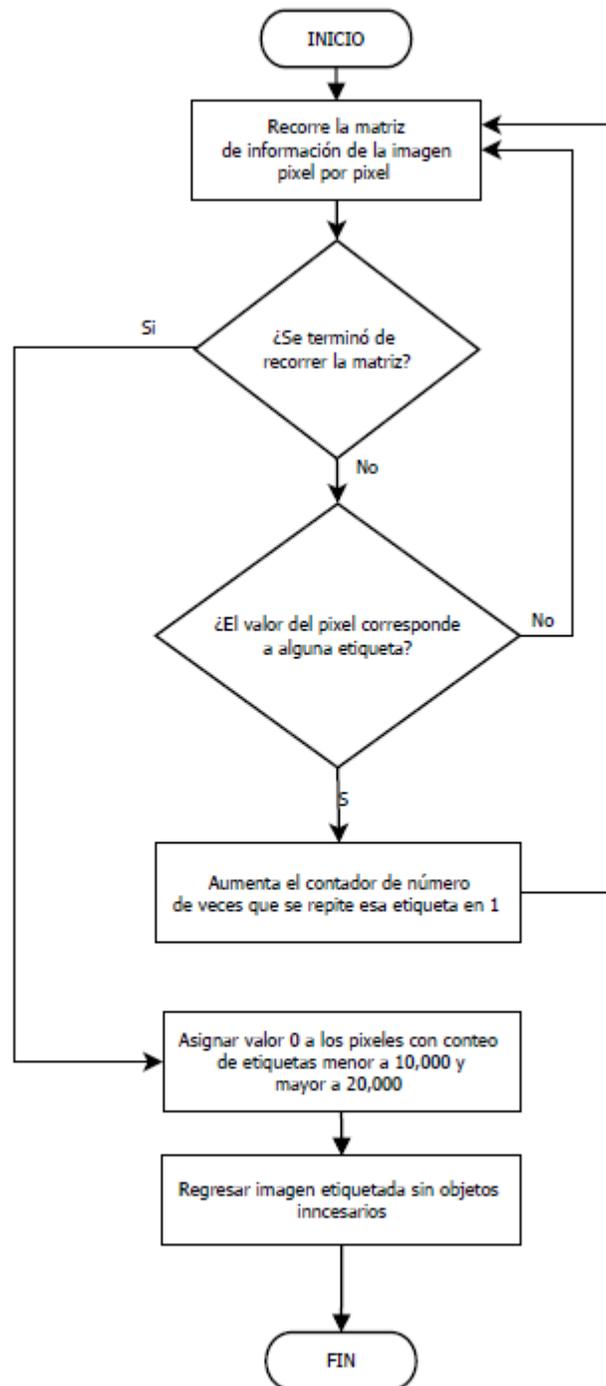


Diagrama 6. Diagrama de flujo del proceso de labeling

Hasta este punto la placa astronómica se ha sometido a varios procesos permitiendo denotar el número de espectros estelares dentro de la misma, pero ha llegado a la fase en la cual se debe encontrar la ubicación de cada uno de ellos. Para ello se hizo uso de un proceso llamado **Centro de masa o Centro de gravedad**, este término acude por definición al punto céntrico de un área.

Basado en esto, nos apoyamos de esta técnica para identificar en dónde se encuentra el centro aproximado de cada uno de los espectros obtenidos, con esto se facilitó la extracción y **calibración** de los espectros que se ocuparon en la siguiente etapa.

La posición de un objeto en la imagen normalmente se calcula determinando la posición del centro de gravedad de los píxeles que integran el objeto, en los que estos se consideran de masa unitaria. El centro de gravedad es poco sensible al ruido y resulta muy útil en la prehensión de objetos. El proceso de ubicar el centro de gravedad de los espectros encontrados consistió en seguir la Ecuación 2 y la Ecuación 3:

$$\text{Área} = \sum_{x=1}^{\text{filas}} \sum_{y=1}^{\text{columnas}} B(x, y)$$

Ecuación 2. Área de la región de interés.

$$X_g = \frac{\sum_{x=1}^{\text{filas}} \sum_{y=1}^{\text{columnas}} x \cdot B(x, y)}{\text{Área}}$$

$$Y_g = \frac{\sum_{x=1}^{\text{filas}} \sum_{y=1}^{\text{columnas}} y \cdot B(x, y)}{\text{Área}}$$

Ecuación 3. Coordenadas (x,y) del centro de gravedad.

Donde:

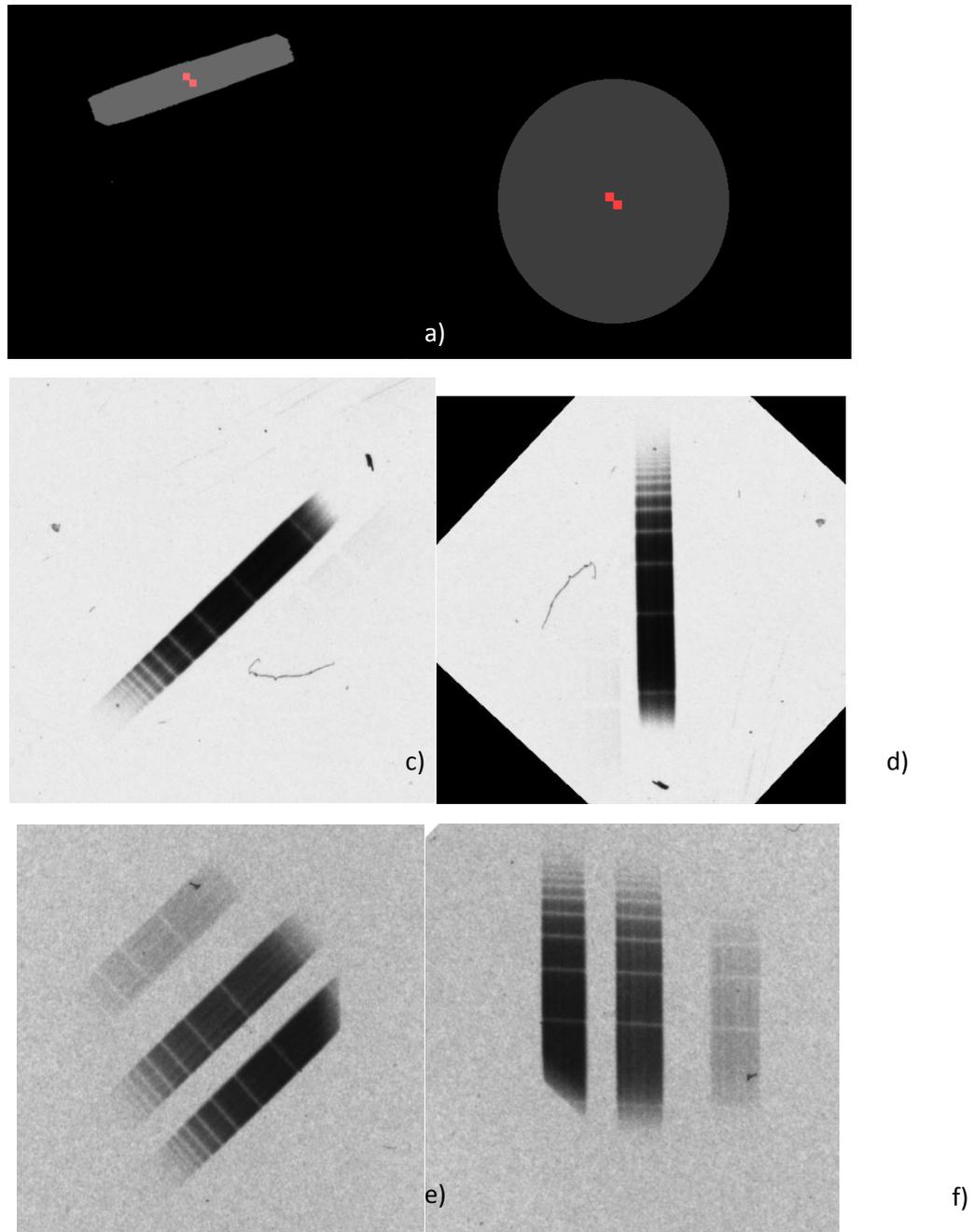
X_g corresponde a la coordenada en el eje X del plano en dos dimensiones del centro de gravedad.
 Y_g corresponde a la coordenada en el eje Y del plano en dos dimensiones del centro de gravedad.
 $B(x,y)$ es la imagen binaria.

X es el valor de la componente X de la imagen.

Y es el valor de la componente Y de la imagen.

Área es el tamaño total de la región de interés.

Conocer el centro del espectro como se muestra en la Figura 22a y 22b fue de vital importancia para poder efectuar su extracción ya que permitió saber su ubicación, aunque cabe destacar que al no contar con la inclinación a la que se encuentran orientados los espectros, éstos pasaron por otra etapa de procesamiento. Para ello se realizaron pruebas manuales que ayudaron a determinar el valor del ángulo adecuado para efectuar una correcta orientación de los moldes.



- a) Espectro recortado manualmente y superpuesta la imagen donde se ubica el centro de gravedad del objeto. b) Circunferencia de prueba en la cual se busca encontrar el centro de gravedad utilizando el algoritmo propuesto, superpuesta la imagen donde se ubica el punto de gravedad. c) y e) espectro original d) y f) espectro rotado 134° .

Figura 22. Pruebas de rotación.

Como se aprecia en la Figura 22d y 22f, se rotaron los espectros a 134 grados con un equivalente en radianes de 2.33 logrando el objetivo, ya que al conocer estos datos se espera facilitar el proceso de calibración de los espectros para obtener su señal característica.

2.4 Procesamiento de señales

2.4.1 Transformadas

Al ser un trabajo basado en señales unidimensionales, se pensó en basarse en las transformadas matemáticas que existen.

Una transformada es un mapeo de un espacio V a un espacio W . Estas transformadas permiten analizar ciertas señales o entes en otros espacios más aptos para eso. Tomemos el caso de una señal de audio que se toma del motor de un avión, por sí mismo el ruido no nos dice mucho, sin embargo si aplicamos una transformada de Fourier, podemos obtener los valores de frecuencia de cada una de sus componentes, si se conoce la frecuencia que genera cada una de las partes del motor, se podría en teoría, obtener un estimado de que parte está generando algún problema o ruido no deseado.

2.4.1.1 Transformada de Fourier

En la Ecuación 4, se expresa la transformada de Fourier que generalmente hace una transformación de un espacio en tiempo a uno de frecuencia. Por lo tanto, sirve para poder obtener las frecuencias involucradas para generar la señal resultante. También es posible transformar medida de espacio a frecuencia.

En ondas periódicas, la transformada de Fourier obtiene los coeficientes complejos, llamados coeficientes de Fourier. Son el espectro de frecuencia de la señal en cuestión. Este es el concepto básico de la compresión de audio, ya que de tener una señal con una gran dimensionalidad o muestras, se puede obtener únicamente la composición espectral en frecuencia, reduciendo el tamaño. Posteriormente se le aplica una transformada inversa y el método de la sumatoria de Poisson para obtener la señal original. [17][18]

$$F\{f(x)\} = \int_{-\infty}^{\infty} f(x)e^{-ikt} dx$$

Ecuación 4. Transformada de Fourier respecto al espacio, k es la frecuencia espacial.

Algunas de las aplicaciones típicas para la Transformada de Fourier:

- Compresión de señales de audio (MP3)
- Mejoramiento de imagen
- Filtros (imágenes en dos dimensiones)
- Extracción de características (Previo análisis)

2.4.1.2 Transformada Wavelet

La transformada Wavelet se encarga de analizar una función en términos tanto de frecuencia como de escala. A diferencia de la transformada de Fourier, esta transformada tiene ventajas al analizar señales con discontinuidades y picos abruptos en ella. También tiene la propiedad de poder mostrar las frecuencias que componen a la señal, pero agrega la propiedad temporal. En la Figura 23, se observa la señal a diferentes escalas y se aprecian más características.[19]

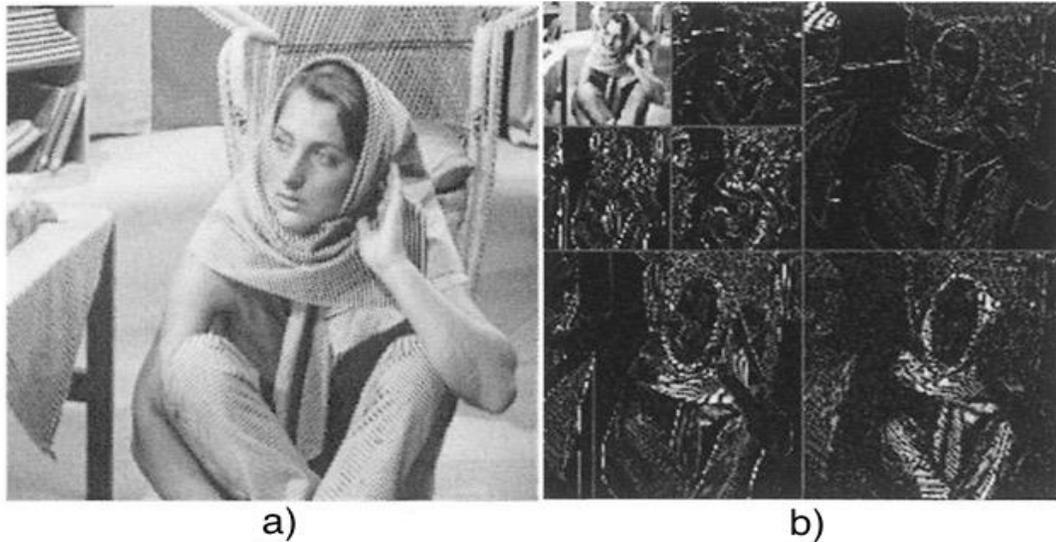


Figura 23. Transformada Wavelet aplicada a una imagen. a) Imagen original, b) Transformación en sus distintos niveles.

A diferencia de Fourier, donde la señal se descompone en funciones seno y coseno a diferentes frecuencias, la transformada Wavelet permite un número prácticamente ilimitado de funciones, donde puede variar escala y localización temporal, permitiendo obtener características más refinadas. En la Figura 24, se muestran ejemplos de funciones aplicables para la transformada Wavelet.

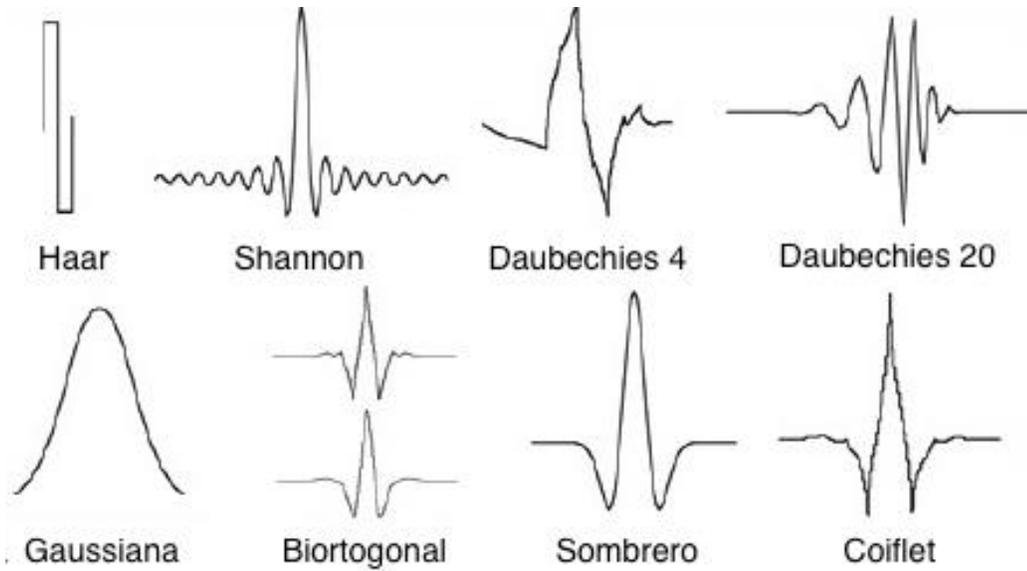


Figura 24. Ejemplos de funciones aplicables a Wavelet.

La transformada Wavelet permite mostrar discontinuidades y también cambios abruptos en la señal, esta se aplicó a las señales espectrales, debido a que las líneas de absorción se aprecian como puntos mínimos que cambian de forma considerable como se aprecia en la Figura 25.

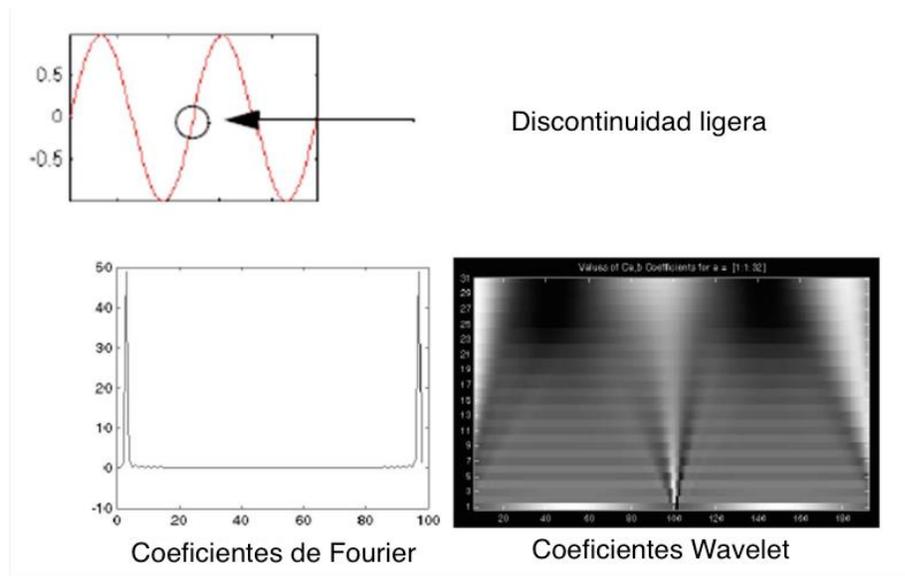


Figura 25. Comparación en las discontinuidades entre Fourier y Wavelet.

Entonces, la transformada Wavelet se define como se muestra en la Ecuación 5:

$$X_w(a, b) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \varphi^* \left(\frac{t - b}{a} \right) dt$$

Ecuación 5. Ecuación de la transformada Wavelet.

Donde:

a es la escala del término o wavelet en cuestión,

b es el desplazamiento en el tiempo de la función o señal.

Entonces la señal original se puede ver como la integral (la suma de todas las señales Wavelet) de cada Wavelet desplazada y dilatada. Se puede observar que el trabajo de la transformada es obtener las escalas y momentos en los que una onda Wavelet se presenta en la señal deseada. [20]

En la Figura 26, podemos observar un espectro extraído de una de las placas del INAOE, las líneas blancas son las llamadas líneas de absorción o de Balmer.



Figura 26. Espectro estelar extraído de una placa del INAOE.

En la Figura 27, se muestra un compilado de los 7 tipos de estrella (O, B, A, F, G, K y M) y sus espectros. El tipo A y B presentan líneas más pronunciadas, aproximadamente en el primer tercio de los espectros. Mientras que los tipos F, G, K y M tienen un pico bastante pronunciado en el segundo tercio. El tipo O, se nota menos pronunciado. Con estas características en mente se diseñó el procesamiento de señal y la red neuronal.

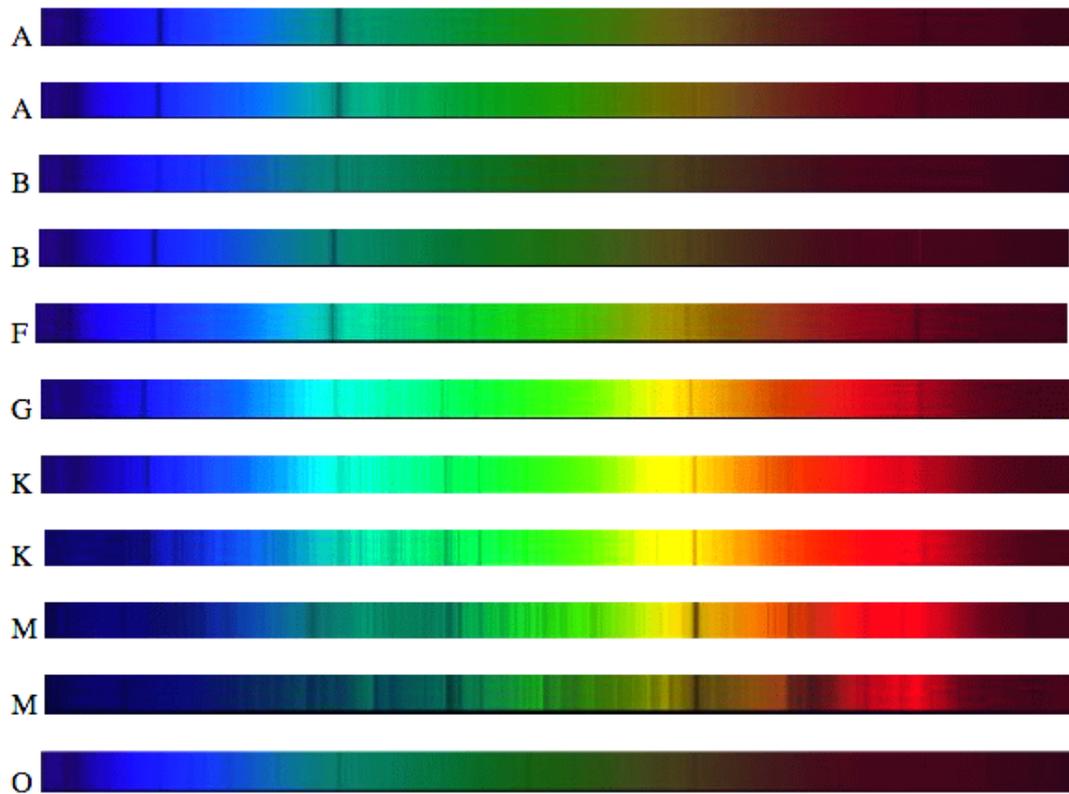


Figura 27. Colección de espectros y su clasificación. La letra indica el tipo de estrella.

En la Figura 27, se observa una colección de espectros de tipo O, B, A, F, G, K y M, cada uno es distinto, y se puede diferenciar, ya sea por su forma, los picos que presenta y la profundidad de estos. Sin embargo, los espectros en la Figura 28 provienen de una base de datos ya existente. Esta contiene espectros de estrellas ya conocidas y clasificadas. De igual forma, se encuentran calibrados, esto significa que todos los espectros miden lo mismo en cuestión de píxeles, y cada píxel corresponde a un intervalo específico de la longitud de onda medida de Angstroms. Los espectros obtenidos de las placas del INAOE no han tenido este tratamiento, por lo tanto existen espectros a diferentes longitudes, las cuales no siempre coinciden.

En el caso de tener espectros calibrados como en la Figura 28 se pueden observar características que diferencian unos tipos de estrellas de otros. En la Figura 29, Figura 30, Figura 31, Figura 32, Figura 33, Figura 34 y Figura 35 podemos observar una agrupación de tipos de estrellas obtenidos de la base de datos en línea del Observatorio Astronómico de Estrasburgo. [21]

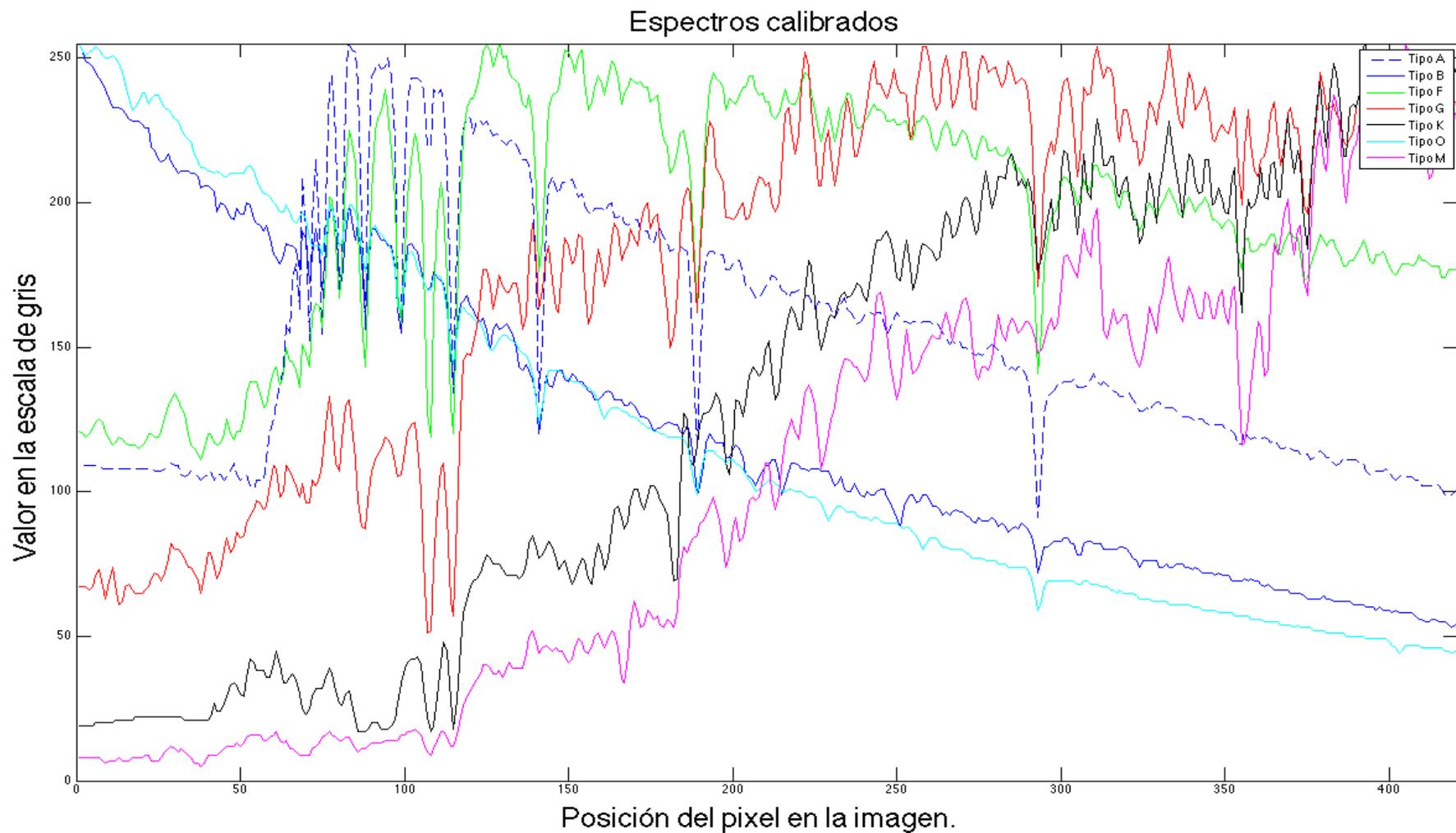


Figura 28. Espectros superpuestos de 7 tipos de estrella. Eje 'x' se tiene la posición relativo a la imagen. Eje 'y' la intensidad de gris.

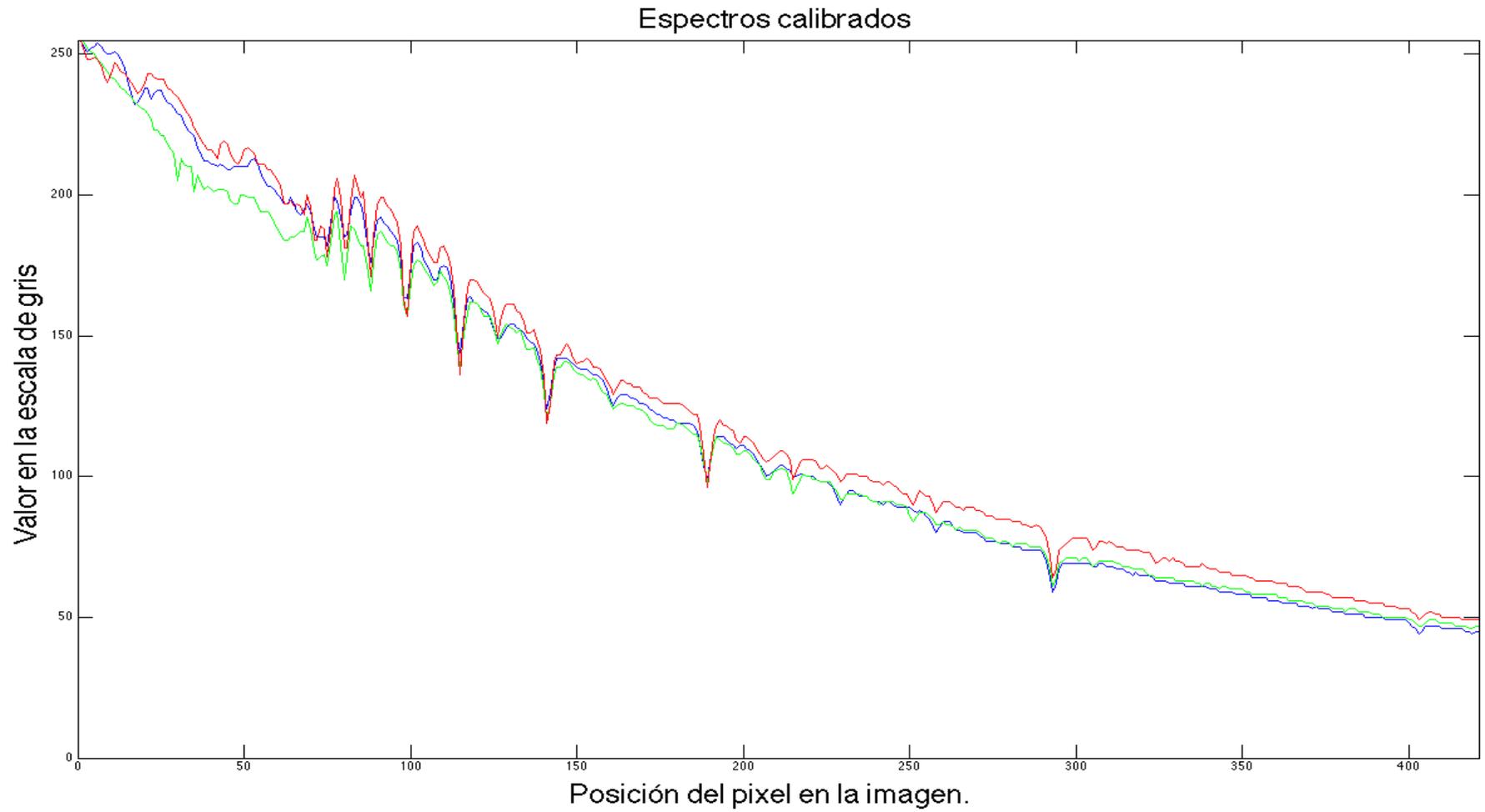


Figura 29. Espectros de tipo O. Eje 'x' se tiene la posición relativo a la imagen. Eje 'y' la intensidad de gris.

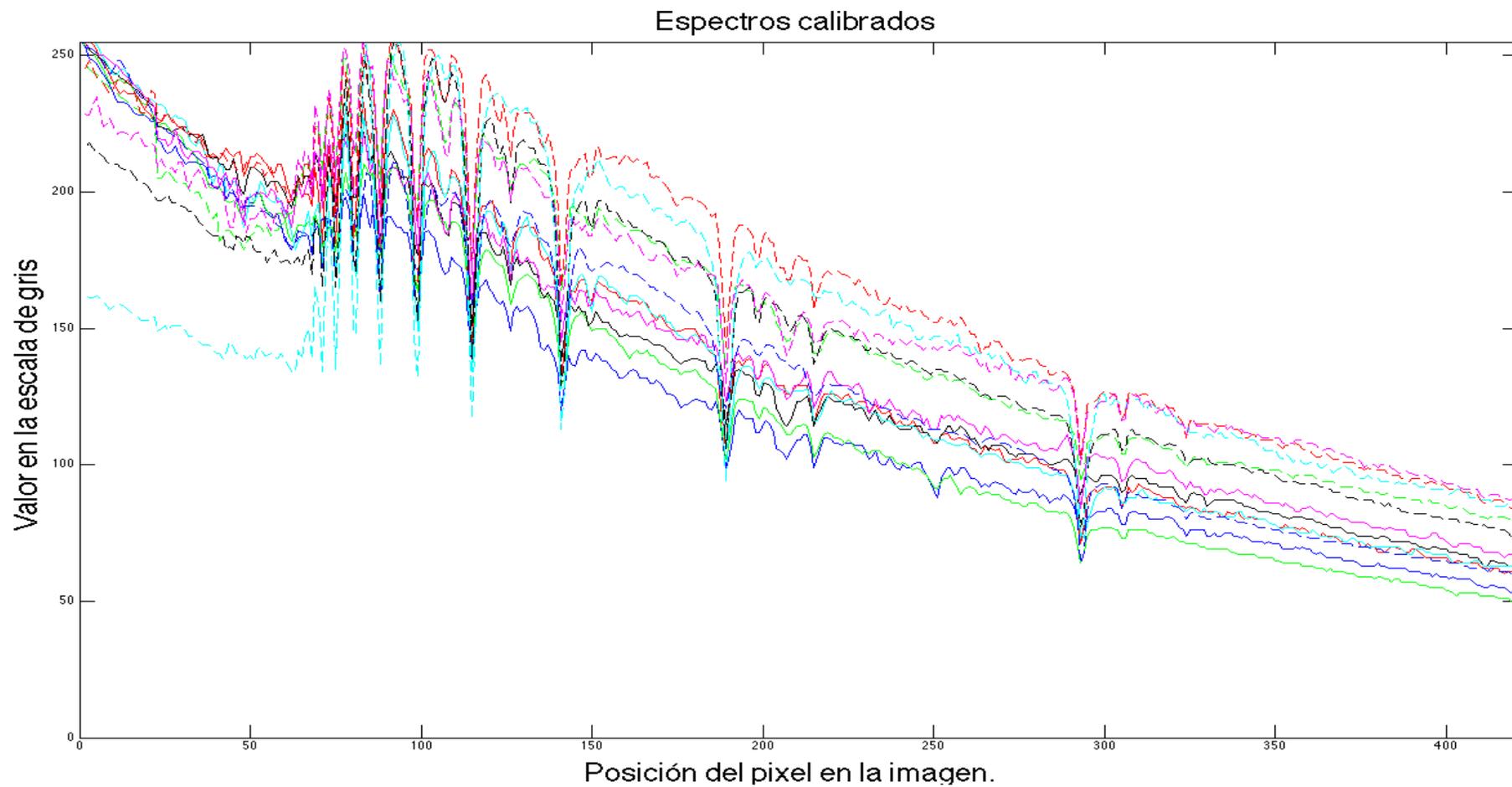


Figura 30. Espectros de tipo B. Eje 'x' se tiene la posición relativo a la imagen. Eje 'y' la intensidad de gris

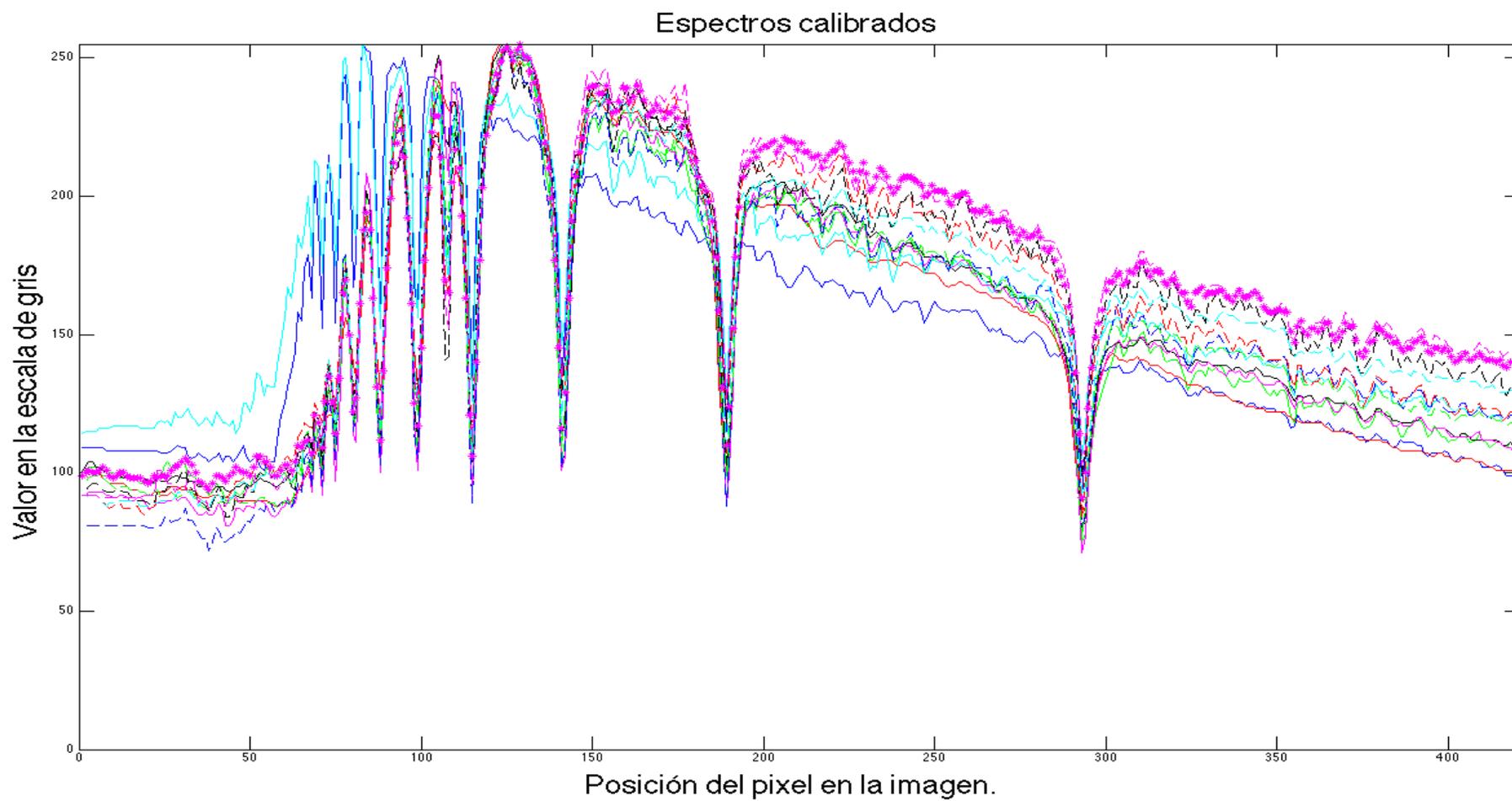


Figura 31. Espectros de tipo A. Eje 'x' se tiene la posición relativo a la imagen. Eje 'y' la intensidad de gris.

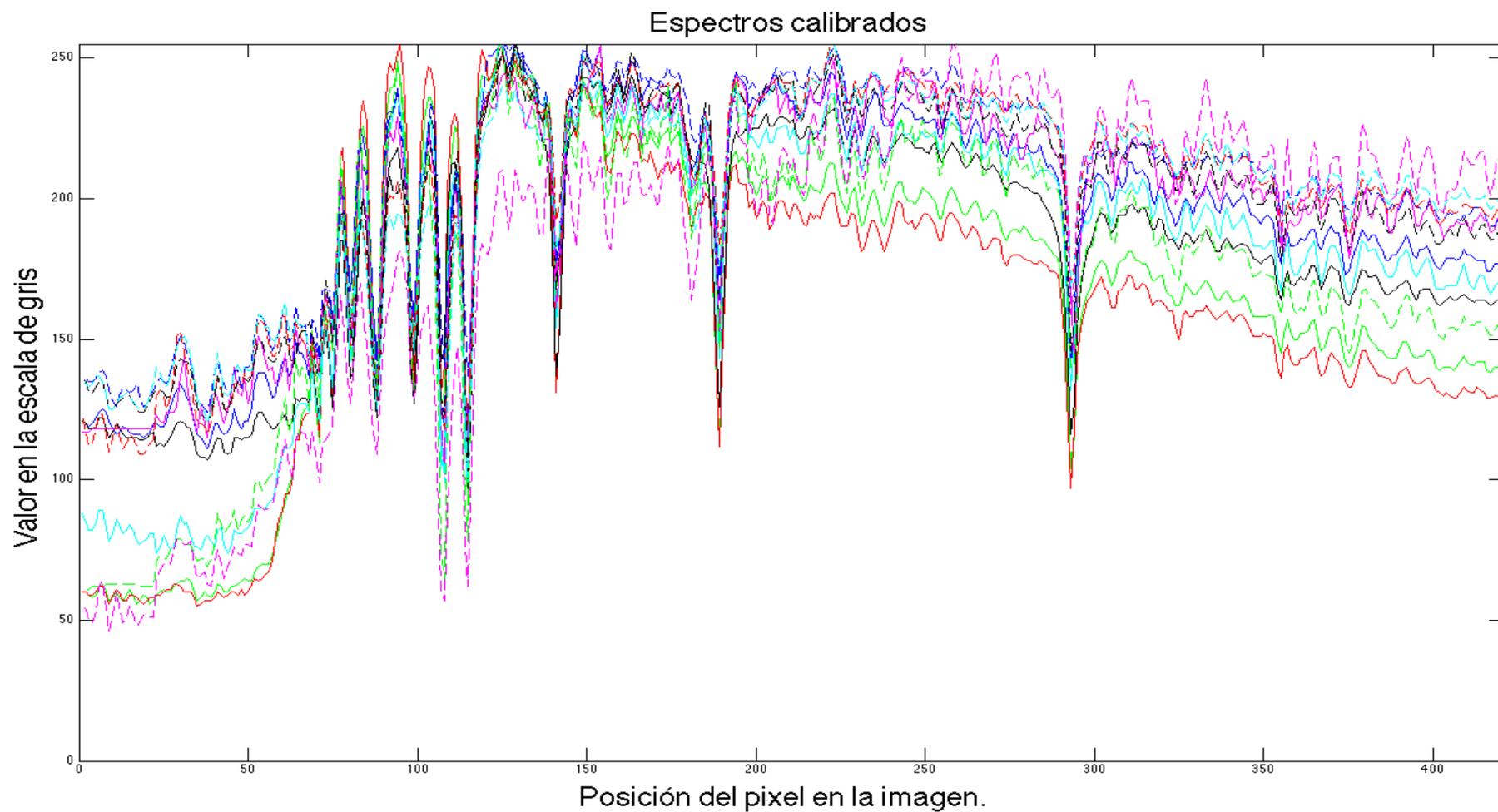


Figura 32. Espectros de tipo F. Eje 'x' se tiene la posición relativo a la imagen. Eje 'y' la intensidad de gris.

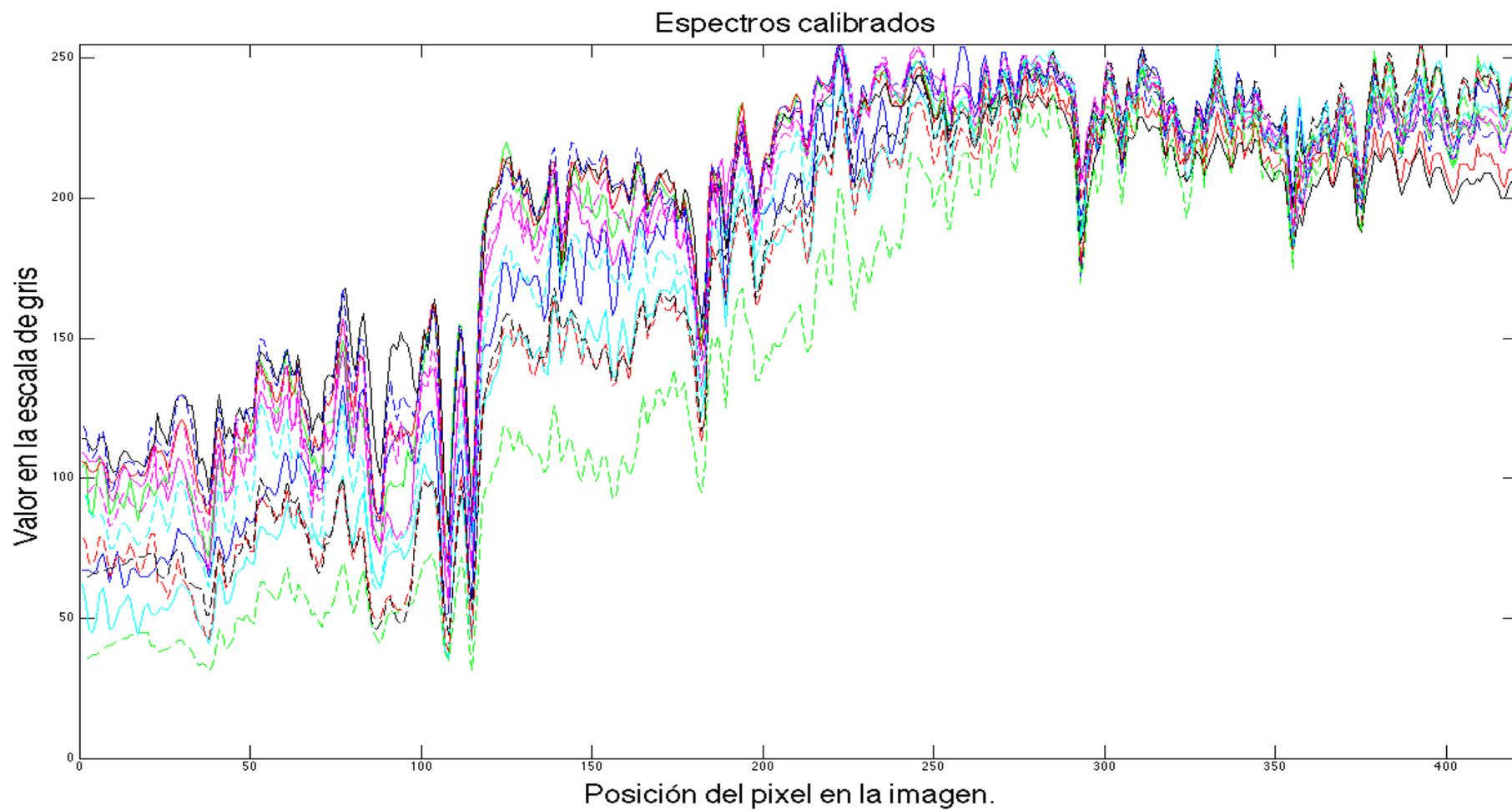


Figura 33. Espectros de tipo G. Eje 'x' se tiene la posición relativo a la imagen. Eje 'y' la intensidad de gris.

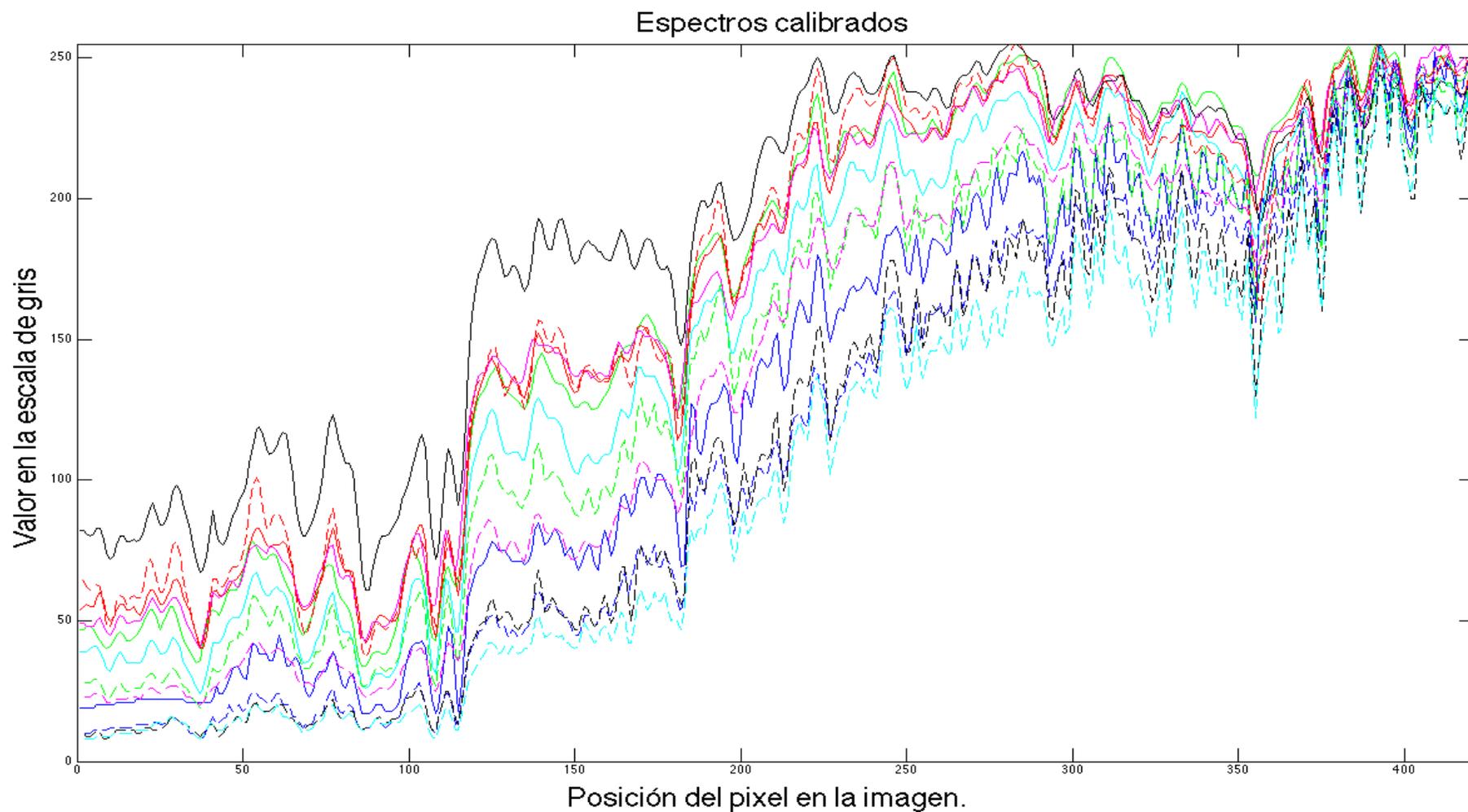


Figura 34. Espectros de tipo K. Eje 'x' se tiene la posición relativo a la imagen. Eje 'y' la intensidad de gris.

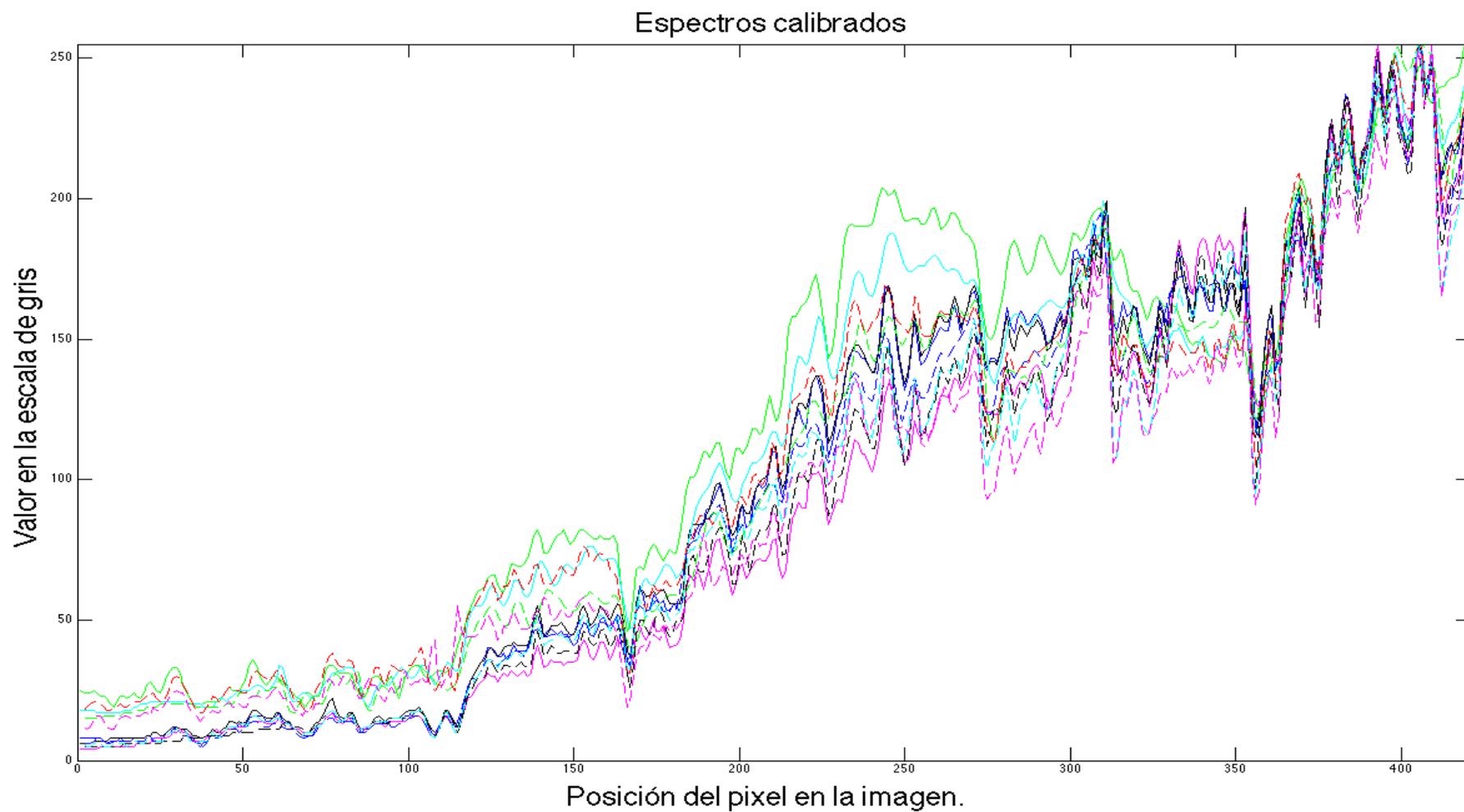


Figura 35. Espectros de tipo M. Eje 'x' se tiene la posición relativo a la imagen. Eje 'y' la intensidad de gris.

Se observan similitudes dentro de estos tipos, y también las diferencias respecto a cada uno. En trabajos realizados en la Universidad de Coruña [22] se establecen puntos de referencia, de dónde se extrajeron datos e información que fueron procesados por la red neuronal. En la Tabla 4, se presentan los datos que ellos analizan teniendo un total de 25 características inherentes de la señal.

Parámetro	Descripción
Banda 1	$5005 \pm 055 \text{ \AA}$
Banda 2	$6225 \pm 150 \text{ \AA}$
Banda 3	$4435 \pm 070 \text{ \AA}$
Banda 4	$5622 \pm 180 \text{ \AA}$
Banda 5	$5940 \pm 135 \text{ \AA}$
Banda 6	$6245 \pm 040 \text{ \AA}$
Banda 7	$6262 \pm 130 \text{ \AA}$
Banda 8	$6745 \pm 100 \text{ \AA}$
Banda 9	$7100 \pm 050 \text{ \AA}$
Línea de Calcio II (K)	3933 \AA
Línea de Calcio II (H)	3968 \AA
Línea CH	4300 \AA
Línea H I gama	4340 \AA
Línea H I delta	4102 \AA
Línea He I	4026 \AA
Línea He II	4471 \AA
Línea H I beta	4861 \AA
Línea H I alfa	6563 \AA
Bandas principales	Suma de bandas 1 – 2
Bandas secundarias	Suma de bandas 3 – 9
Razón K-H	Ca II K / Ca II H
Razón CH-H I gama	CH / H I gama
Razón H I delta – He I	H I delta / He I
Razón H I delta – He II	H I delta / He II
Energía	Integral de flujo de la señal

Tabla 4. Características analizadas por la Universidad de Coruña. [22]

En el caso de los espectros de las placas del INAOE, estos van de los 3400 a los 5500 Å aproximadamente, por lo cual no fue posible analizar las 9 bandas ni la acumulación, mostrada en la Tabla 4, de éstas. Esto es debido a la sensibilidad de la emulsión de la placa, estos factores difieren de los trabajos realizados previamente [22]. Por lo cual fue necesario un análisis del caso específico del INAOE.

En la Figura 36, se muestra las imágenes obtenidas en base al proceso de segmentación y procesamiento de imagen, aunque se observa que en los extremos se difuminan algunas partes y se llegan a confundir con el fondo de la placa, esto produce variaciones en la identificación de los espectros. Se utilizó una etapa de calibración y ajuste, para que todos los espectros extraídos tengan la misma longitud (píxeles de la imagen), y las líneas de absorción se encuentren en la misma localización.

De forma manual, el procedimiento para segmentación y extracción de un espectro de la placa es el siguiente:

- i. Localizar espectro a segmentar.
- ii. Localizar los puntos donde el espectro se difumina (bordes del espectro).
- iii. Rotar el espectro para que quede en forma horizontal o vertical.
- iv. Crear un molde o máscara rectangular con el tamaño aproximado dado por los puntos de difuminación.
- v. Obtener señal (Se promedian los píxeles por columnas, si el espectro está en forma horizontal)

La localización del espectro se llevó a cabo en el procesamiento de imágenes y el recorte de los espectros se realizó en el proceso de calibración. Algunos espectros no tuvieron un punto claro de inicio o de fin, lo que dio lugar a variaciones en el tamaño y localización de las líneas de absorción.



Figura 36. Dos espectros recortados y alineados manualmente haciendo notar la diferencia de longitud y tamaño en los píxeles.

Una vez recortado el espectro se aplicó un proceso para obtener una señal unidimensional, esto se logró orientando la imagen de forma horizontal y haciendo un promedio de los valores de las columnas, siendo este promedio el valor de la señal en la ubicación dada, en el Diagrama 7 se describe este proceso.

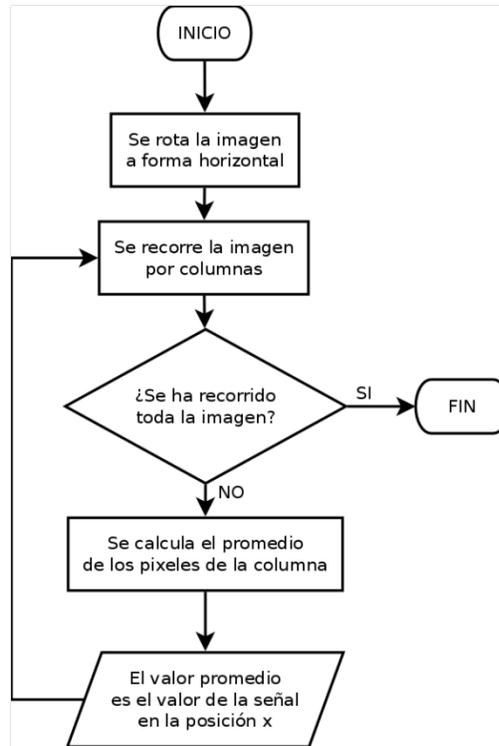


Diagrama 7. Diagrama de flujo del proceso de obtención de señal desde la imagen.

En la Figura 37, se muestran las señales obtenidas una vez aplicado el proceso de extracción de la señal.

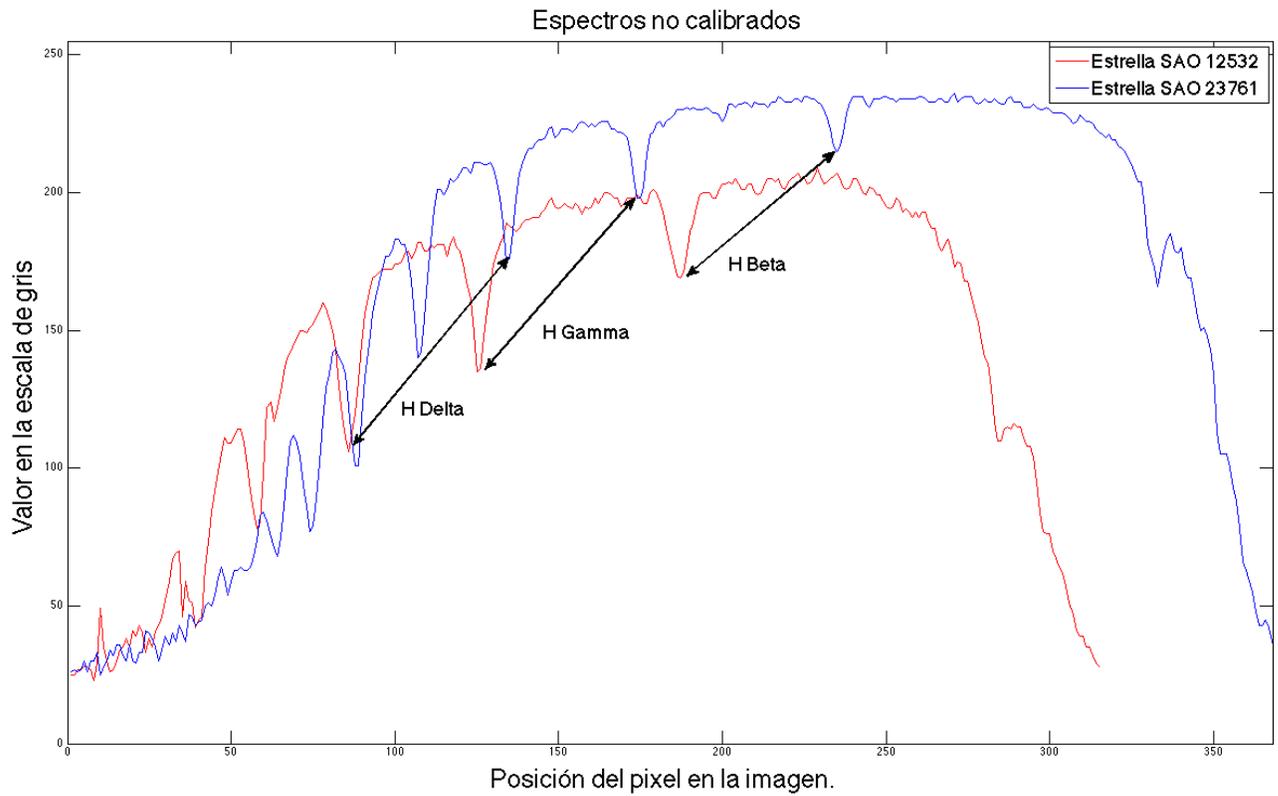


Figura 37. Señales extraídas de los espectros anteriores, nótese que los picos marcados no coinciden. Eje 'x' se tiene la posición relativo a la imagen. Eje 'y' la intensidad de gris.

Al no coincidir los picos, no se puede aplicar la extracción de características, ya que se perdería información vital para la clasificación, o existiría un problema al tener diferente tamaño entre espectro y espectro.

El siguiente paso lógico que se realizó, fue una interpolación para llevar ambos espectros al mismo tamaño, sin embargo como se observa en la Figura 38, estas variaciones no se encontraban directamente ligadas a una diferencia de tamaño, también existieron pérdidas y aumentos de información, por lo tanto la interpolación no fue efectiva.

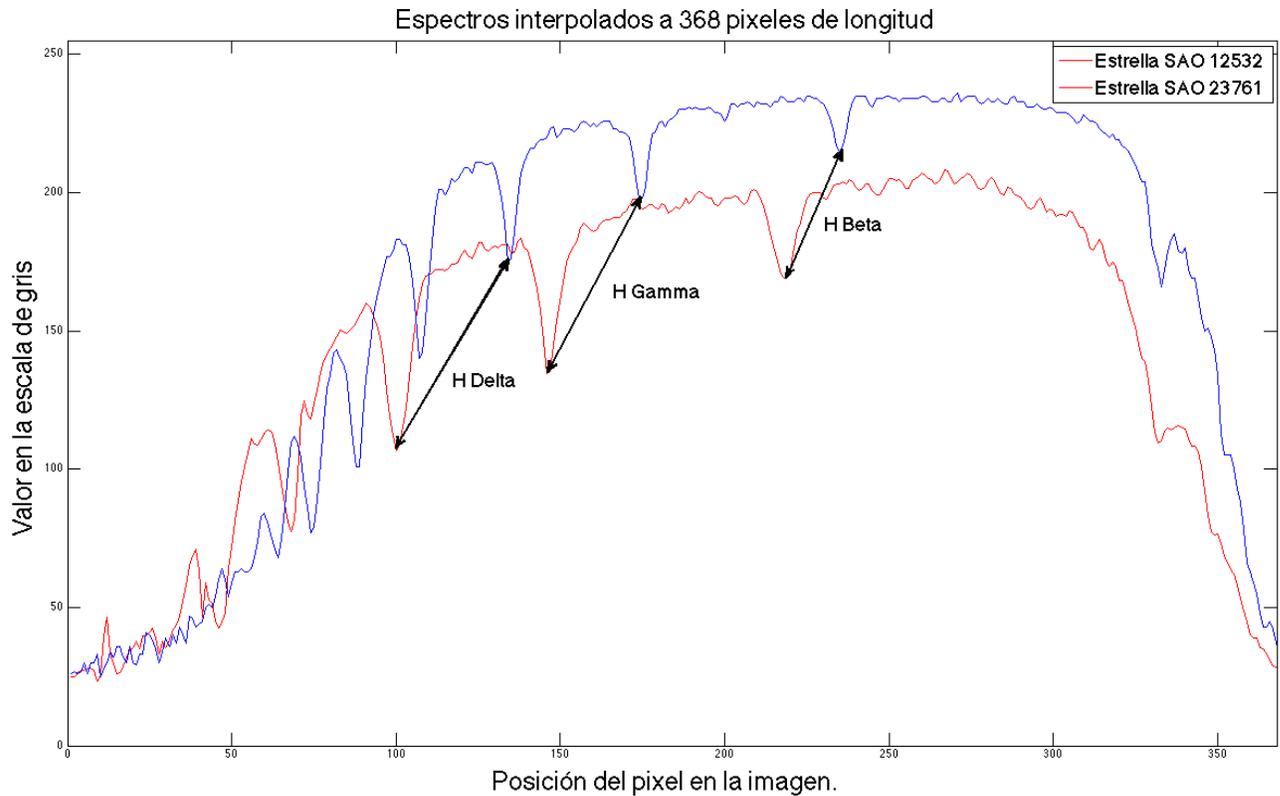


Figura 38. Señales interpoladas para mantenerlas al mismo tamaño. Eje 'x' se tiene la posición relativo a la imagen. Eje 'y' la intensidad de gris.

Como se observa en la Figura 38, la interpolación no es efectiva, las líneas de absorción no coinciden, ya que el problema inherente no es de variaciones en el tamaño, si no de pérdida de información en los bordes.

Al hacer el análisis de las líneas de absorción de los espectros obtenidos de las placas, se hace un estimado de la longitud promedio y la localización de sus líneas de absorción como referencia para el molde. Debido a que en promedio la longitud de los espectros es de 300 píxeles con un ancho de 50 píxeles el molde se define con esas medidas. Esta primera prueba se hace de forma manual y se trata de alinear las líneas de absorción en los mismos puntos del molde. A continuación se presentan los resultados.

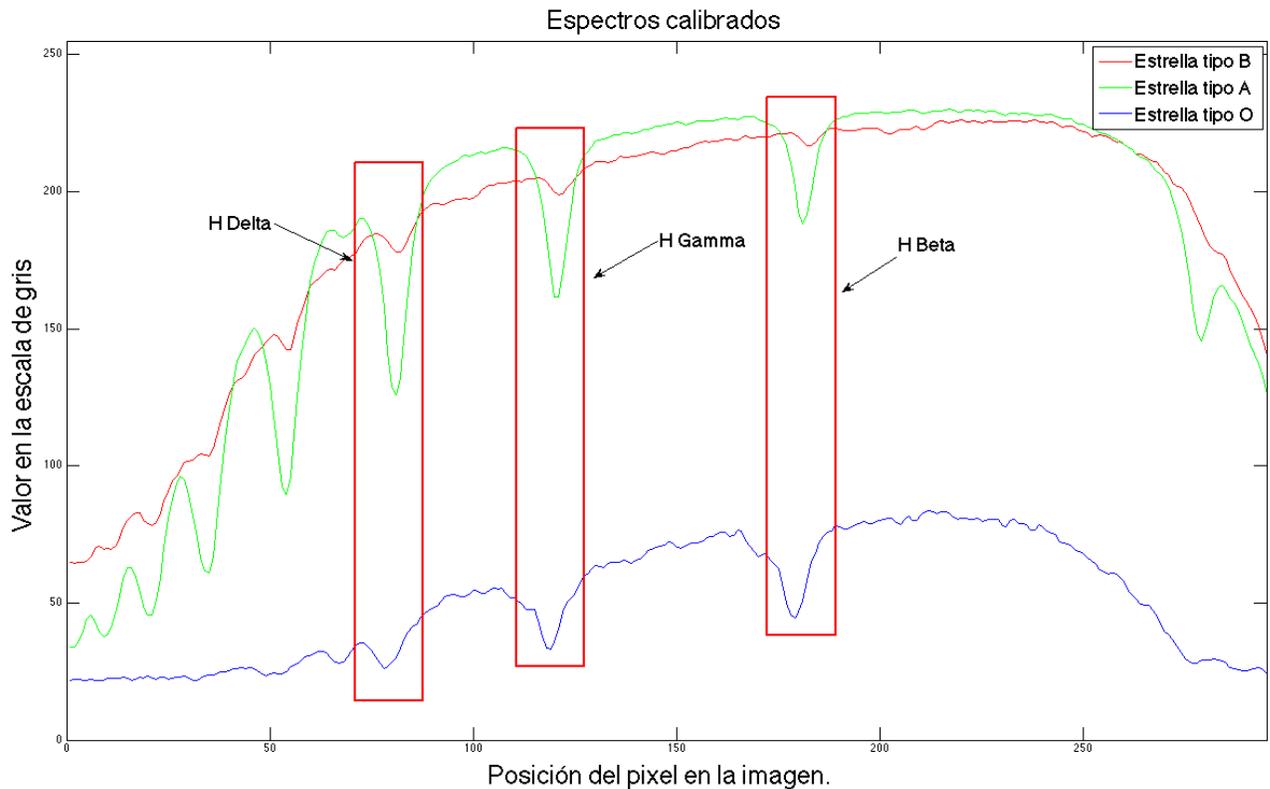


Figura 39. Señales recortadas manualmente. Los puntos de las líneas de absorción se encuentran marcados en rojo con su respectivo nombre. Eje 'x' se tiene la posición relativo a la imagen. Eje 'y' la intensidad de gris.

Se observa en la gráfica de la Figura 39, al aplicar el método de molde a un tamaño estándar y alineado a las líneas de absorción, se ve que los espectros se comportan de la misma forma, facilitando esto al desarrollo de los procesos de tratamiento de la señal para posteriormente alimentar la red neuronal para su entrenamiento.

En la Figura 40, se tiene una señal proveniente de otra placa, se puede ver que el patrón se repite, e incluso aparecen las líneas de absorción en la misma posición, por lo tanto los espectros se comportan de la misma forma, dando la ventaja de utilizar un método general para la calibración y extracción.

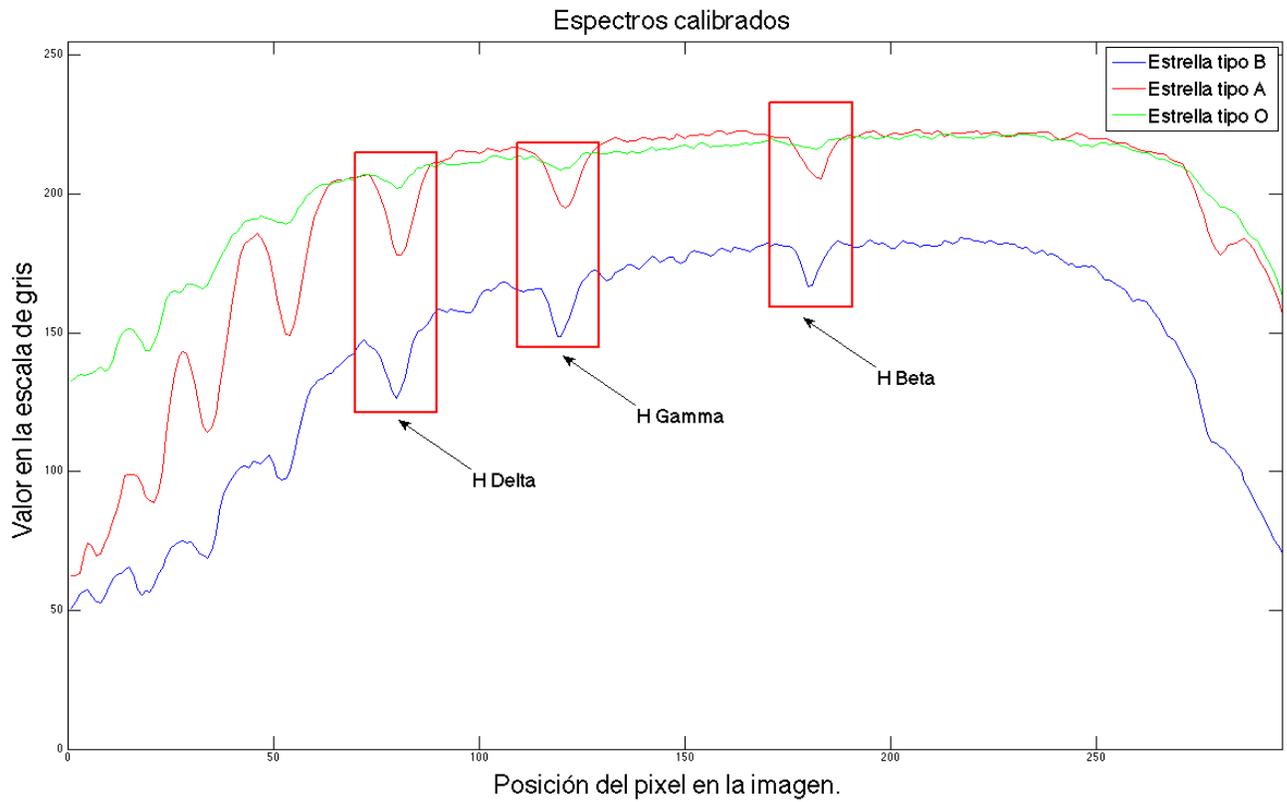


Figura 40. Señales recortadas manualmente. Los puntos de las líneas de absorción se encuentran marcados en rojo con su respectivo nombre. Eje 'x' se tiene la posición relativo a la imagen. Eje 'y' la intensidad de gris.

Este proceso de calibración está fundamentado en el molde, mismo que puede verse de forma detallada en el Diagrama 8. Su diseño fue de forma iterativa basado en la máscara, situando las rejillas en las líneas de absorción.

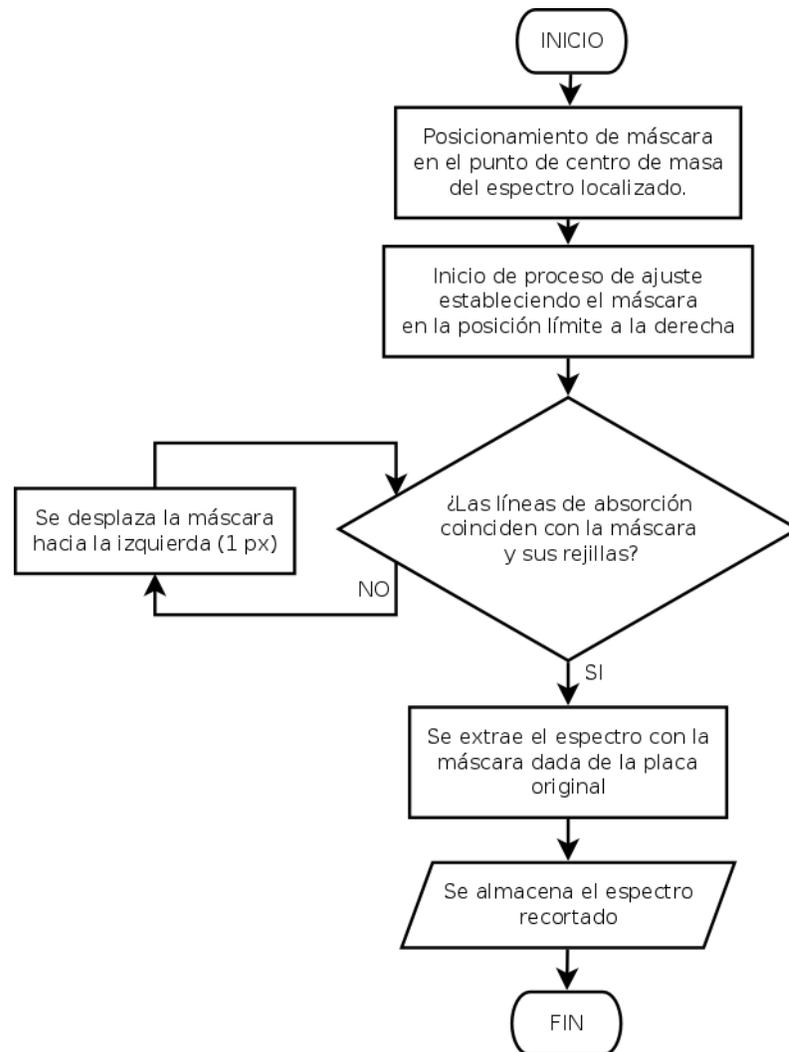


Diagrama 8. Diagrama de flujo del proceso de calibración del espectro para segmentar.

Posterior a este proceso, se aplica un método existente que permita tener una señal más limpia, estandarizada y lista para la extracción de características, como se observa en la Figura 41 [23], esta extracción se hace aplicando la transformada Wavelet, debido a los antecedentes del trabajo de la Universidad de Coruña; también por la característica de translación en el espacio de las ondas Wavelet, mientras que la transformada de Fourier hace un barrido general y completo de la señal, la transformada Wavelet puede extraer características en distintos niveles y respuestas de frecuencia (frecuencias bajas y altas).

El proceso de la señal consta de las siguientes partes:

1. Eliminación de ruido.
2. Aplicación de la transformada Wavelet para la extracción de un espectro continuo (Filtro pasa bajas).
3. Reconstrucción de la señal a través de los coeficientes de la transformada.

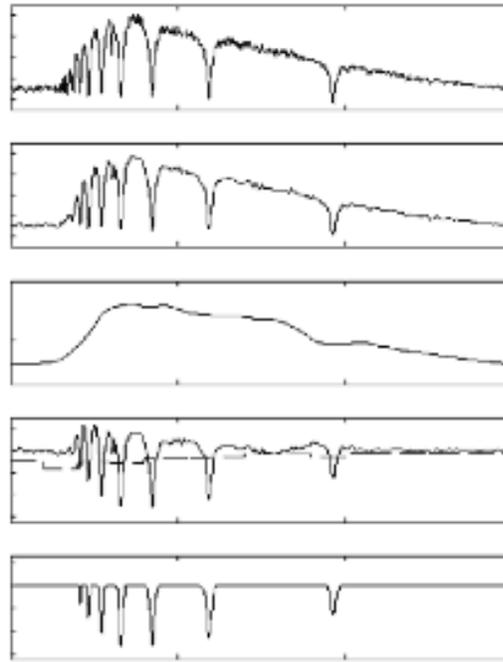


Figura 41. Ejemplo del proceso para obtener la señal final, ejemplo tomado de [21].

Con este proceso final se tiene la señal lista para el entrenamiento y la clasificación.

El Diagrama 9 muestra de forma resumida el proceso diseñado de extracción de características a partir de la transformada Wavelet.

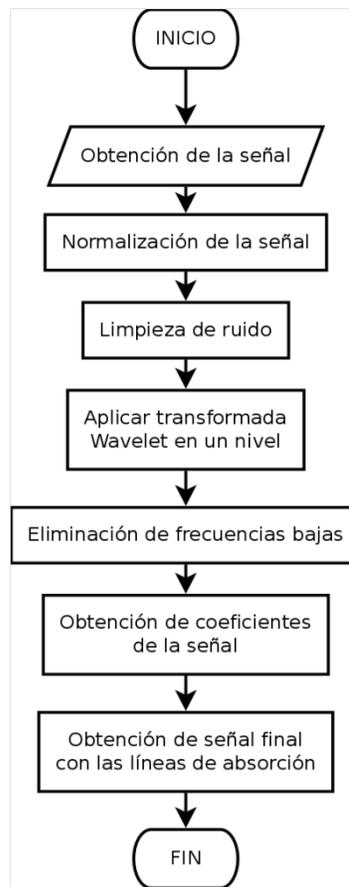


Diagrama 9. Diagrama de flujo del proceso de extracción de características usando la transformada Wavelet.

2.5 Redes neuronales

Las redes neuronales artificiales son un modelo de procesamiento de datos que se basa en el funcionamiento del cerebro. Este modelo imita las conexiones y pulsos eléctricos que intervienen en los procesos neuronales. [24]

Visto desde la perspectiva de las ciencias computacionales, es un modelo distribuido de procesamiento, donde una unidad de procesamiento es una neurona artificial, la cual es el equivalente a una neurona biológica. Estas neuronas se conectan entre sí para llevar a cabo una comunicación y distribución de los datos.

Las aplicaciones de estas redes son variadas, algunas de ellas son: diagnóstico de fallas y enfermedades, reconocimiento de patrones y de voz, minería de datos, composición musical, procesamiento de imágenes, predicción del clima, control y automatización, clasificación, planeación, entre otras.

2.5.1 Arquitectura de las redes neuronales

Una neurona por sí sola no puede lograr un procesamiento (clasificación, decisión, etc.) muy profundo por sí misma. En el caso del perceptrón lineal, únicamente se puede lograr una división en dos categorías, para más dimensiones y divisiones se necesita de una serie de capas de neuronas.[24]

2.5.1.1 Feed-forward

Son una serie de neuronas formadas en capas que se pueden observar en la Figura 42. Por lo regular se tiene la capa de entrada, la capa oculta y la capa de salida. En la mayoría de los casos se tiene una única capa oculta, pero existen casos donde puede haber más. Estudios han demostrado que una única capa puede aproximar la mayoría de las funciones para la clasificación de patrones.

Estas capas se componen de neuronas simples y lineales, tienen una entrada con un peso dado, una unidad de procesamiento (función de activación) y finalmente la salida que se propaga a las entradas de la siguiente capa. [24]

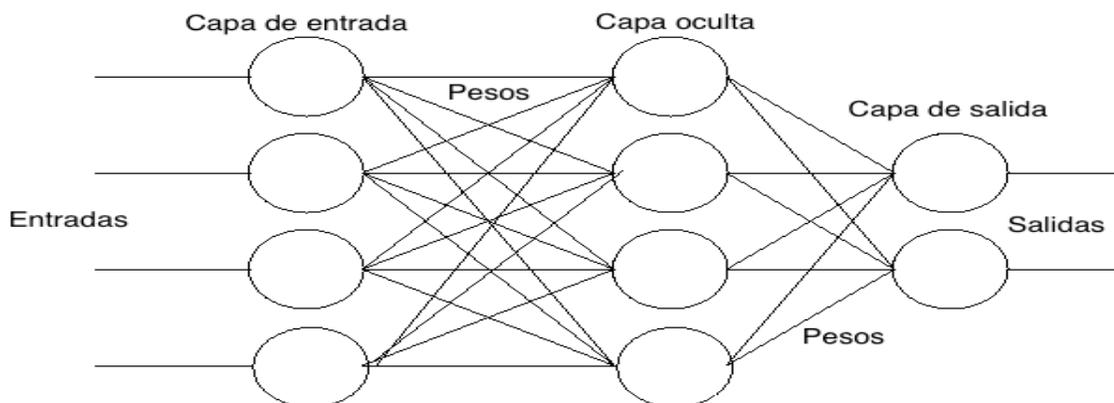


Figura 42. Red Neuronal de tipo Feed-forward.

En forma matemática se puede definir el valor de salida como lo muestra la Ecuación 6:

$$f_{ok} \left(\sum_{j=1}^{J+1} w_{kj} f_{yj} \left(\sum_{i=1}^{I+1} v_{ji} z_i \right) \right)$$

Ecuación 6. Representación general de la arquitectura feed-forward.

Donde:

ok = el valor de salida

w = Peso

v = Peso

f = Funciones de activación

z = Valor de entradas.

a) Recurrentes

Este tipo de redes neuronales se distinguen por las retroalimentaciones que se presentan en algunas neuronas, por lo general la salida se retroalimenta a las entradas de la red neuronal. Esta conexión permite tener un comportamiento dinámico temporal, donde pueden tener una memoria a corto plazo que pueda describir y clasificar eventos a través del tiempo (video o audio). [25]

Red de Elman y Jordan

Una red de Elman, es una red de tres capas donde existen neuronas en la capa oculta llamadas "unidades de contexto" las cuales retroalimentan las salidas de las neuronas en la capa oculta. Esta retroalimentación permite que la red conserve un estado anterior al actual, con esto pudiendo dar paso a una predicción del siguiente estado. Esta característica hace a esta arquitectura única a comparación de la multicapa tradicional.

En una red de Jordan, se tiene una arquitectura similar, sin embargo en lugar de retroalimentarse desde las unidades ocultas se retroalimenta por la capa de salida. Estas arquitecturas son conocidas como "redes neuronales recurrentes simples".

Una arquitectura similar son las "redes de estado de eco", las cuáles presentan una arquitectura similar a Elman y Jordan, pero la capa oculta no está conectada completamente, dando lugar a configuraciones distintas. Estas redes son buenas para la reproducción de señales variantes en el tiempo. [26]

b) Modulares

Funcionan bajo el principio de tener varias redes neuronales trabajando sobre una región distinta y una red final tomando la decisión. Existen dos tipos básicos:

- Asociativas
- Comité de máquinas

Subsana los problemas de complejidad en redes muy grandes, y disminuye la posibilidad de interferencia dentro de la misma. Entonces, se tiene una distribución del problema, en el cual distintas redes neuronales (inclusive de distintas arquitecturas) atacan partes del problema, o clasificación de la señal, y al final se tiene una etapa dónde se llega a una decisión final gracias a la decisión de cada red neuronal presente, se observa un ejemplo en la Figura 43.

Una ventaja clara es el entrenamiento, ya que se pueden dividir en redes de menor complejidad, esta se pueden entrenar de forma más rápida y sencilla, la red neuronal que toma la decisión final puede ser una simple red multicapa o inclusive un perceptrón para tomar una decisión con base al resultado de las demás. [27]

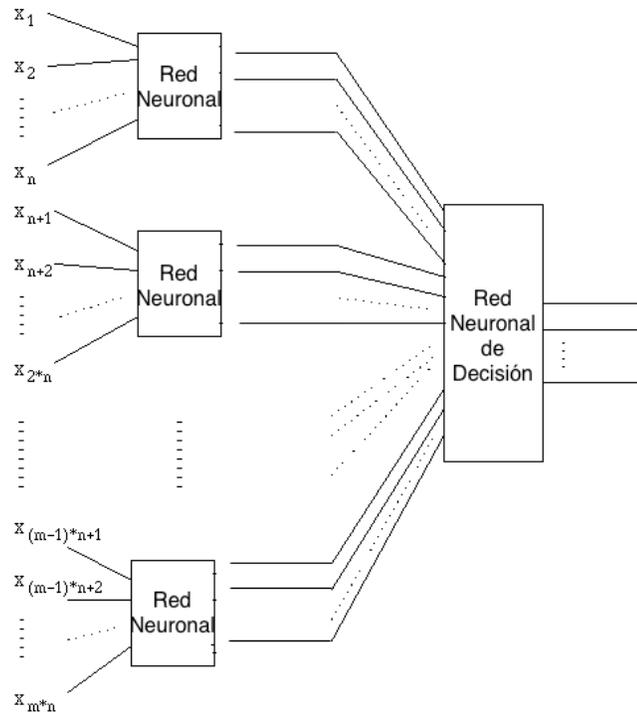


Figura 43. Red Neuronal de tipo Modular.

Una arquitectura candidata a ser usada es la recurrente, lamentablemente los métodos de entrenamiento son complejos y usan más recursos que los algoritmos de entrenamiento para las redes de tipo Feed-forward. Sin embargo, éstas últimas presentan el problema de incertidumbre en cuanto a la arquitectura (cantidad de neuronas y sus conexiones), pero como veremos a continuación, existen tipos de entrenamientos que permiten modificar la arquitectura en tiempo de entrenamiento.

2.5.2 Entrenamiento de redes neuronales

Entre los métodos más destacados de entrenamiento para las redes neuronales y que presentan adecuación al problema que se plantea en este trabajo terminal se encuentran: [28]

a) Neuroevolución

La **neuroevolución** consiste en utilizar algoritmos genéticos para hacer evolucionar una población de redes neuronales. El algoritmo genético toma una población de redes neuronales y genera una nueva mejor o igual que la anterior, a partir de la recombinación, mediante el uso de operadores genéticos de cruce y mutación, de las redes neuronales de la población anterior.

Al utilizar un algoritmo genético para evolucionar una población, se está realizando una búsqueda en el espacio de los comportamientos, con la intención de encontrar un comportamiento óptimo.[29]

b) Backpropagation

Es un algoritmo de aprendizaje supervisado que se usa para entrenar redes de neuronales artificiales. El algoritmo emplea un ciclo propagación de dos fases. Una vez que se ha aplicado un patrón a la entrada de la red como estímulo, este se propaga desde la primera capa a través de las capas superiores de la red, hasta generar una salida. La señal de salida se compara con la salida deseada y se calcula una señal de error para cada una de las salidas. Las salidas de error se propagan hacia atrás, partiendo de la capa de salida, hacia todas las neuronas de la capa oculta que contribuyen directamente a la salida. Sin embargo las neuronas de la capa oculta solo reciben una fracción de la señal total del error, basándose aproximadamente en la contribución relativa que haya aportado cada neurona a la salida original. Este proceso se repite, capa por capa, hasta que todas las neuronas de la red hayan recibido una señal de error que describa su contribución relativa al error total. [30]

2.5.3 Selección del modelo de redes neuronales

El uso de una red neuronal en el presente trabajo terminal tiene como finalidad efectuar una correcta clasificación de cada espectro estelar en alguna de las 7 clases que abordamos de acuerdo a la clasificación Harvard. Por consiguiente, debido a que la topología o arquitectura así como los pesos de conexión son dos propiedades importantes que toda red neuronal debe poseer para efectuar un correcto desempeño, nos dispusimos a implementar un algoritmo neuroevolutivo denominado Neuroevolución de topologías incrementales (NeuroEvolution of Augmenting Topologies, NEAT por sus siglas en inglés).

Los algoritmos evolutivos pueden ser utilizados para mejorar de una manera satisfactoria la red neuronal en cuanto a su peso y arquitectura al mismo tiempo debido a que su utilidad radica principalmente en la solución de problemas con espacios de búsqueda extensos y no lineales, en donde otros métodos no son capaces de encontrar soluciones en un tiempo razonable.

NEAT es un ejemplo de este tipo de implementaciones y su fuerza reside en la habilidad de minimizar la dimensionalidad del espacio de búsqueda del peso al minimizar y acrecentar gradualmente la arquitectura de la red. Aunque comúnmente este algoritmo es aplicado a problemas con entrenamiento no supervisado, algunas de sus características lo hacen ideal para problemas con aprendizaje supervisado, como la evolución de la arquitectura (cantidad de capas, neuronas y conexiones).

Otro elemento importante es la relación directa existente entre el peso de cada neurona de la red y el error generado a la salida de la misma. Por consiguiente, como medida de ajuste y disminución de error se optó por el uso de un algoritmo de entrenamiento denominado Backpropagation. La habilidad del mismo radica en la capacidad de obtener pesos adecuados mediante el aprendizaje supervisado corrigiendo así, la ineficiencia que experimenta el algoritmo NEAT por sí sólo.[30][31]

2.6 Requerimientos

2.6.1 Requerimientos funcionales

- Selección del archivo digitalizado de la placa espectral astronómica.
- Validación del formato TIFF como archivo de lectura.
- Eliminación del ruido presente en la imagen digitalizada de la placa astronómica espectral.

- Segmentación de la imagen digitalizada con base a la ubicación de los espectros localizados.
- Graficación de cada uno de los espectros encontrados en la imagen digitalizada de la placa astronómica espectral.
- Obtención de características presentes en el espectro para efectuar su evaluación en la red neural.
- Clasificación de cada uno de los espectros en alguna de las 7 categorías existentes en la clasificación Harvard mediante la evaluación de sus características en la red neuronal
- Exportación de datos: nombre de la placa, coordenadas donde se localizan los espectros y categorías de acuerdo a la clasificación de Harvard en un archivo XML.

2.6.2 Requerimientos no funcionales

- Documentación.
- Diseño de interfaz.
- El sistema no permite el análisis simultáneo de diversas imágenes.
- El sistema no permite usuarios concurrentes.
- El sistema se ejecuta en cualquier sistema operativo que cuente con el lenguaje de programación utilizado para su desarrollo.

2.7 Análisis de riesgos

Mientras se llevó a cabo la realización de las etapas correspondientes a este trabajo terminal, se analizaron ambientes en lo que pueden surgir problemas de diferente índole, los cuales involucran a los integrantes del equipo y a recursos tecnológicos.

2.7.1 Criterios de evaluación de riesgos.

2.7.1.1 Probabilidad del riesgo

Se utilizan 4 niveles para evaluar la probabilidad de que un evento ocurra, éstos se aprecian en la Tabla 5.

Probabilidad	Nivel	Descripción
Muy alta	4	Muy probablemente ocurra el evento
Alta	3	Es probable que ocurra el evento
Media	2	Puede que ocurra el evento
Baja	1	Es demasiado improbable que ocurra el evento

Tabla 5. Desglose de los niveles de probabilidad de posibles eventos a acaecer.

Así mismo, cada valor tiene un impacto sobre el proyecto el cual se encuentra definido por la siguiente relación en la Tabla 6:

Impacto	Nivel	Descripción
Muy alto	4	Los objetivos principales del proyecto se ven considerablemente amenazados
Alto	3	Algunos de los objetivos no se llevan a cabo
Medio	2	Los objetivos se cumplen en forma no satisfactoria

Bajo	1	Los objetivos del proyecto no son perjudicados
-------------	---	--

Tabla 6. Desglose de los niveles de impacto correspondientes a los niveles de probabilidad.

De igual manera, se obtuvieron las variables para poder determinar la importancia de cada uno de los riesgos y así evitarlo o minimizar su impacto, para ello se tiene la matriz de Probabilidad-Impacto mostrada en la Figura 44.

		PROBABILIDAD			
		4	3	2	1
IMPACTO	4	Muy Alta	Alta	Alta	Alta
	3	Alta	Alta	Media	Media
	2	Media	Media	Media	Baja
	1	Baja	Baja	Baja	Baja

Figura 44. Matriz Probabilidad-Impacto.

2.7.2 Descripción de los tipos de riesgos

2.7.2.1 Riesgos Organizacionales

Son riesgos que involucran a los integrantes del equipo, ya sea por motivos personales, salud, etc. Además se incluyen riesgos en la forma de organización y ejecución durante el proyecto.

2.7.2.1 Riesgos Tecnológicos

Son aquellos que incluyen herramientas y métodos que se utilizan directamente y afectan el desarrollo de la aplicación.

2.7.3 Identificación y clasificación de riesgos

Se efectuó una clasificación de los tipos de riesgos que consideramos se pueden suscitar durante el desarrollo del proyecto, misma que es desglosada a continuación en la Tabla 7:

	Descripción	Categoría
1	Dificultad de comunicación entre los miembros del grupo de desarrollo del proyecto	Organizacional
2	Desconocimiento por parte de algún miembro del equipo de las herramientas a utilizar	Organizacional
3	Desintegración del equipo de trabajo	Organizacional
4	Cambio constante de requerimientos	Organizacional
5	La fecha de entrega está muy ajustada	Organizacional
6	Reducción del rendimiento de los integrantes	Organizacional
7	La tecnología no alcanza las expectativas	Tecnológico
8	Fallas en el hardware	Tecnológico
9	Fallas en componentes del software	Tecnológico
10	Baja eficacia de los componentes	Tecnológico

Tabla 7. Identificación y clasificación de riesgos.

2.7.4 Evaluación de los riesgos

En la Tabla 8 se muestran los riesgos evaluados de acuerdo a su probabilidad e impacto sobre el proyecto:

	Descripción	Probabilidad	Impacto	Prioridad
1	Dificultad de comunicación entre los miembros del grupo de desarrollo del proyecto	2	3	Alta
2	Desconocimiento por parte de algún miembro del equipo de las herramientas a utilizar	1	3	Media
3	Desintegración del equipo de trabajo	2	4	Alta
4	Adquisición de placas retardada	2	4	Alta
5	La fecha de entrega está muy ajustada	2	2	Media
6	Reducción del rendimiento de los integrantes	2	3	Media
7	La tecnología no alcanza las expectativas	3	3	Alta
8	Fallas en el hardware	2	2	Media
9	Fallas en componentes del software	2	2	Media
10	Baja eficacia de los componentes.	2	2	Media

Tabla 8. Desglose de los riesgos en cuanto a probabilidad, impacto y prioridad.

Como se puede observar en la Tabla 8, existen riesgos que se encuentran en prioridad alta, en los cuales debemos actuar de manera inmediata para solventarlos o erradicarlos. Por consiguiente, se desarrolló un plan de contingencia.

2.7.4.1 Plan de contingencia

En la Tabla 9 se muestra una medida para intentar solventar los riesgos o erradicarlos.

	Descripción	Medidas
1	Dificultad de comunicación entre los miembros del grupo de desarrollo del proyecto	- Evocar a junta para realizar ajustes y estar informados
2	Desconocimiento por parte de algún miembro del equipo de las herramientas a utilizar	- Brindar información y capacitación de las herramientas a utilizar
3	Desintegración del equipo de trabajo	- Redefinir el alcance del proyecto dependiendo el número de integrantes y repartir actividades
4	Adquisición de placas espectrales retardada	- Solicitar a tiempo las placas al INAOE - Enviar la solicitud en tiempo y forma y acudir a las juntas que se presenten
5	La fecha de entrega está muy ajustada	- Ajustar el cronograma de actividades

		- Proponer mayor avance entre cada Sprint
6	Reducción del rendimiento de los integrantes	- Motivar a cada uno de los integrantes - Trabajo colaborativo
7	La tecnología no alcanza las expectativas	- Buscar nuevas tecnologías que complementen a las que ya se tienen para complementarlas.
8	Fallas en el hardware	- Cambiar el hardware - Inspeccionar hardware a utilizar
9	Fallas en componentes del software	- Buscar componentes que erradiquen dichas fallas
10	Baja eficacia de los componentes.	- Buscar componentes que sustituyan o complementen la funcionalidad.

Tabla 9. Plan de contingencia.

2.8 Diagramas

En este apartado se procede a esclarecer los detalles de los procesos que se efectúan dentro del sistema.

2.8.1 Diagramas de nivel

En los Diagramas 11, 12 y 13 se observa con mayor detalle el flujo de datos y modularización del sistema en distintos niveles (Nivel 0 al Nivel 2). Estos indican el manejo de datos e información por cada módulo a desarrollarse.

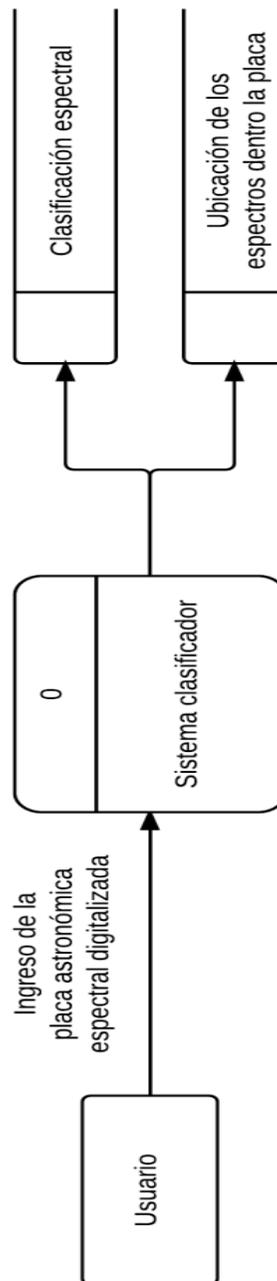


Diagrama 10. Diagrama de flujo de datos del sistema clasificador de señales espectrales astronómicas. Nivel 0.

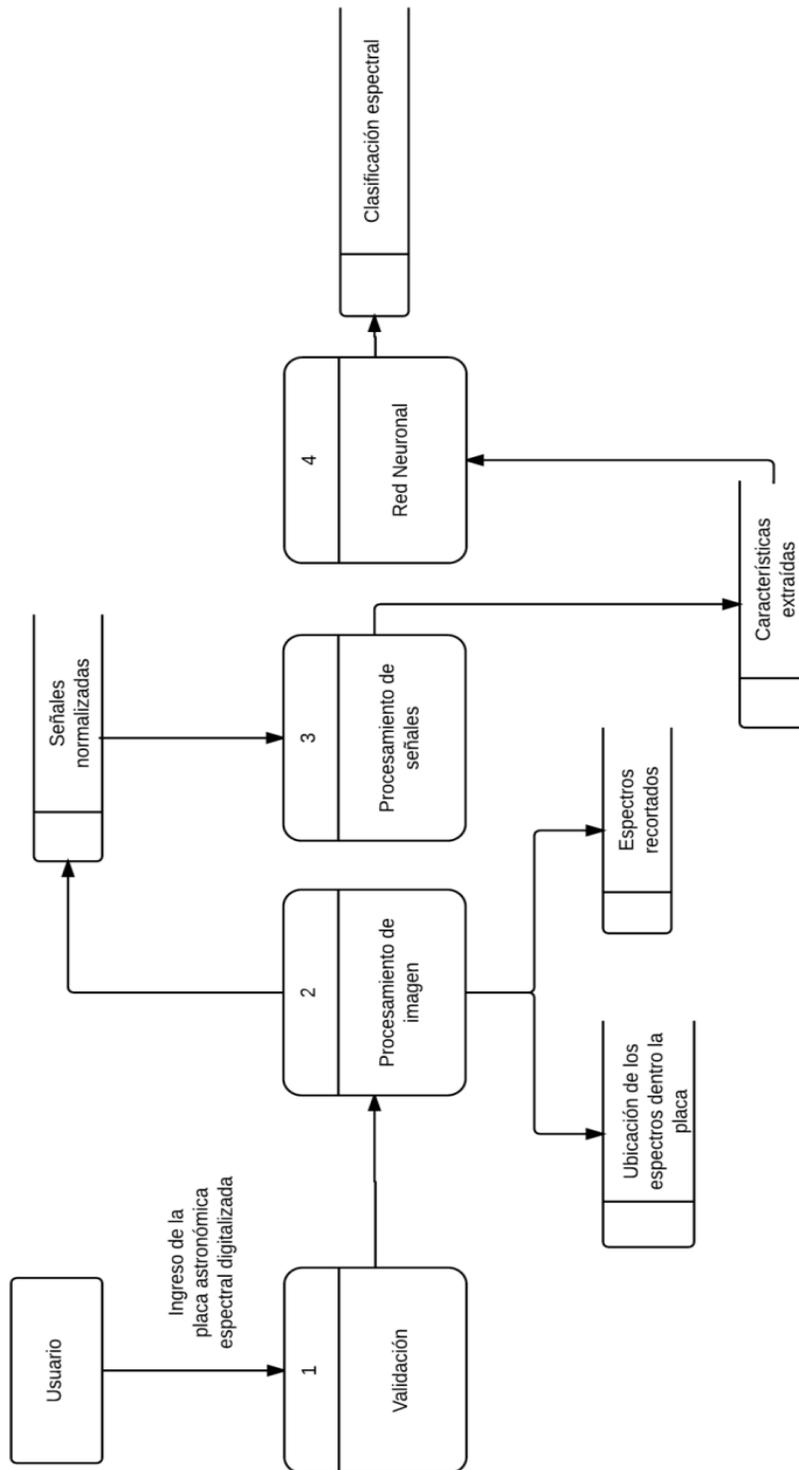


Diagrama 11. Diagrama de flujo de datos del sistema clasificador de señales espectrales astronómicas. Nivel 1.

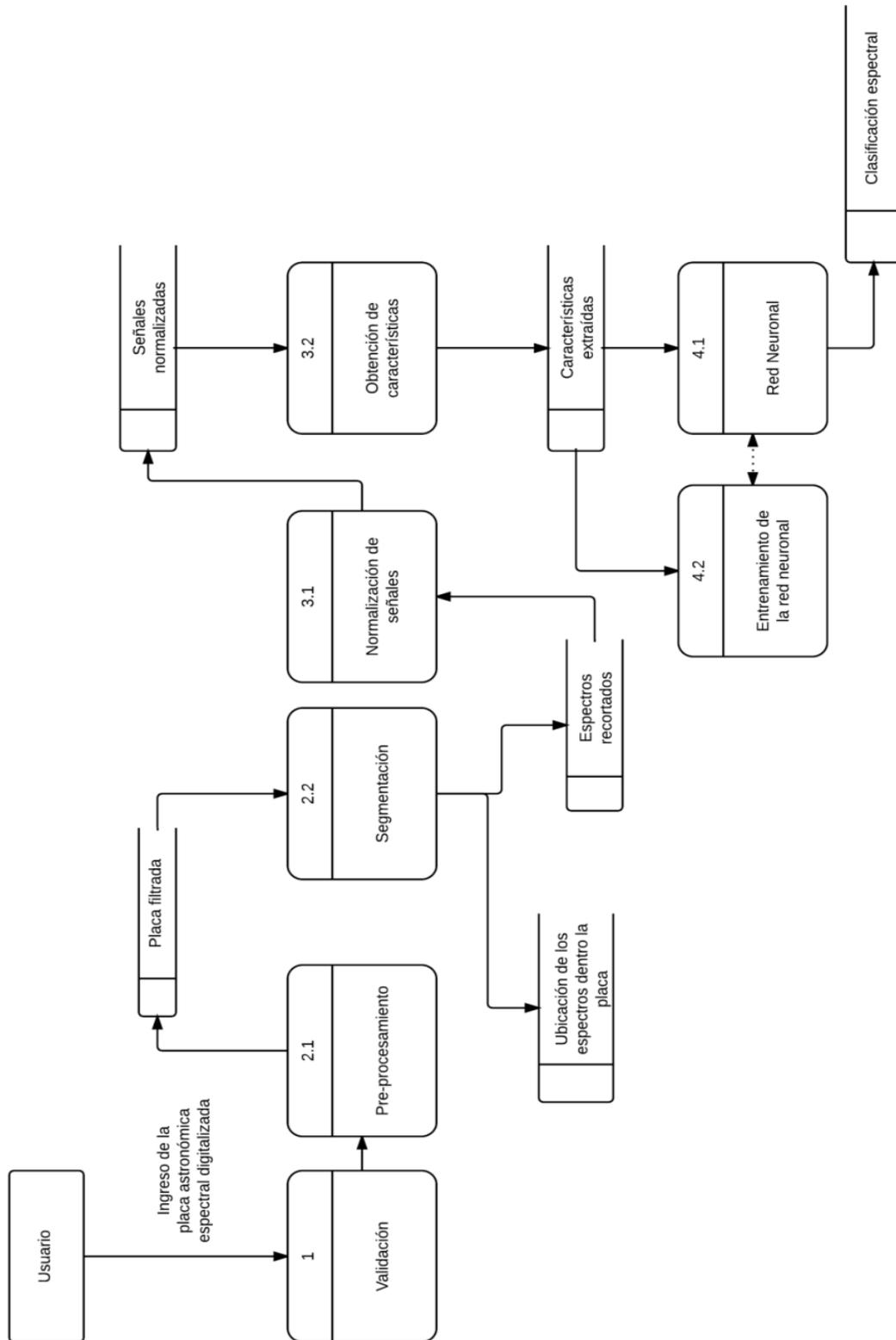


Diagrama 12. Diagrama de flujo de datos del sistema clasificador de señales espectrales astronómicas. Nivel 2.

2.8.2 Diagrama de clases

En el Diagrama 14 se observan las clases (entidades) que conforman al sistema en su totalidad. Se tienen dos paquetes o agrupaciones principales, las utilidades de imagen y las de señal, cada una de ellas tiene clases que se encargan del procesamiento y tratamiento de los espectros. También se muestran los paquetes externos o librerías que se hacen uso para realizar procesos ya existentes, tales como la aplicación de las transformadas, lectura de imágenes e interfaces gráficas.

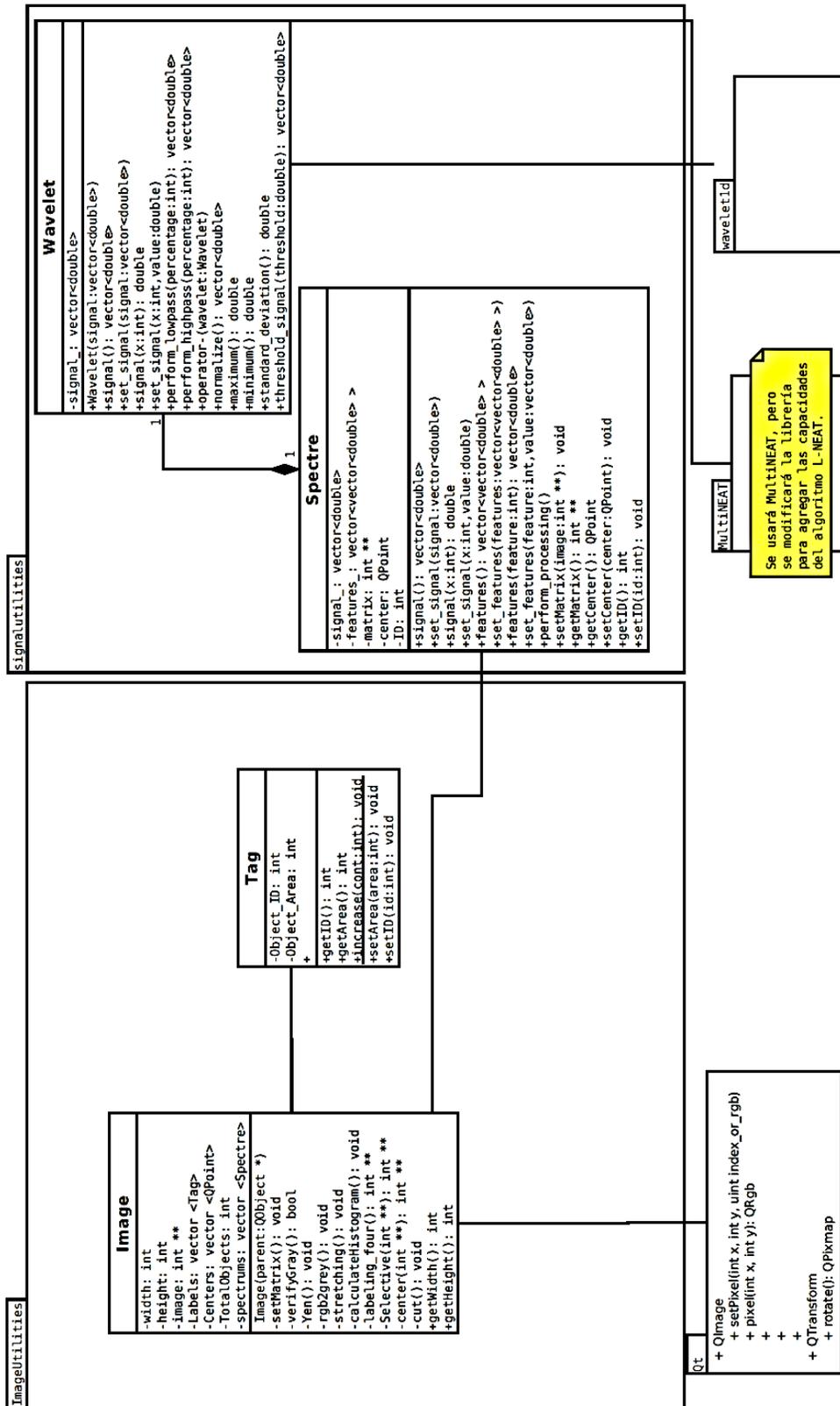


Diagrama 13. Diagrama de clases del sistema clasificador de señales astronómicas espectrales.

2.8.3 Diagrama de secuencia

En el Diagrama 15 se muestra la interacción entre las clases y los paquetes externos que conforman al sistema hasta el proceso de extracción de características.

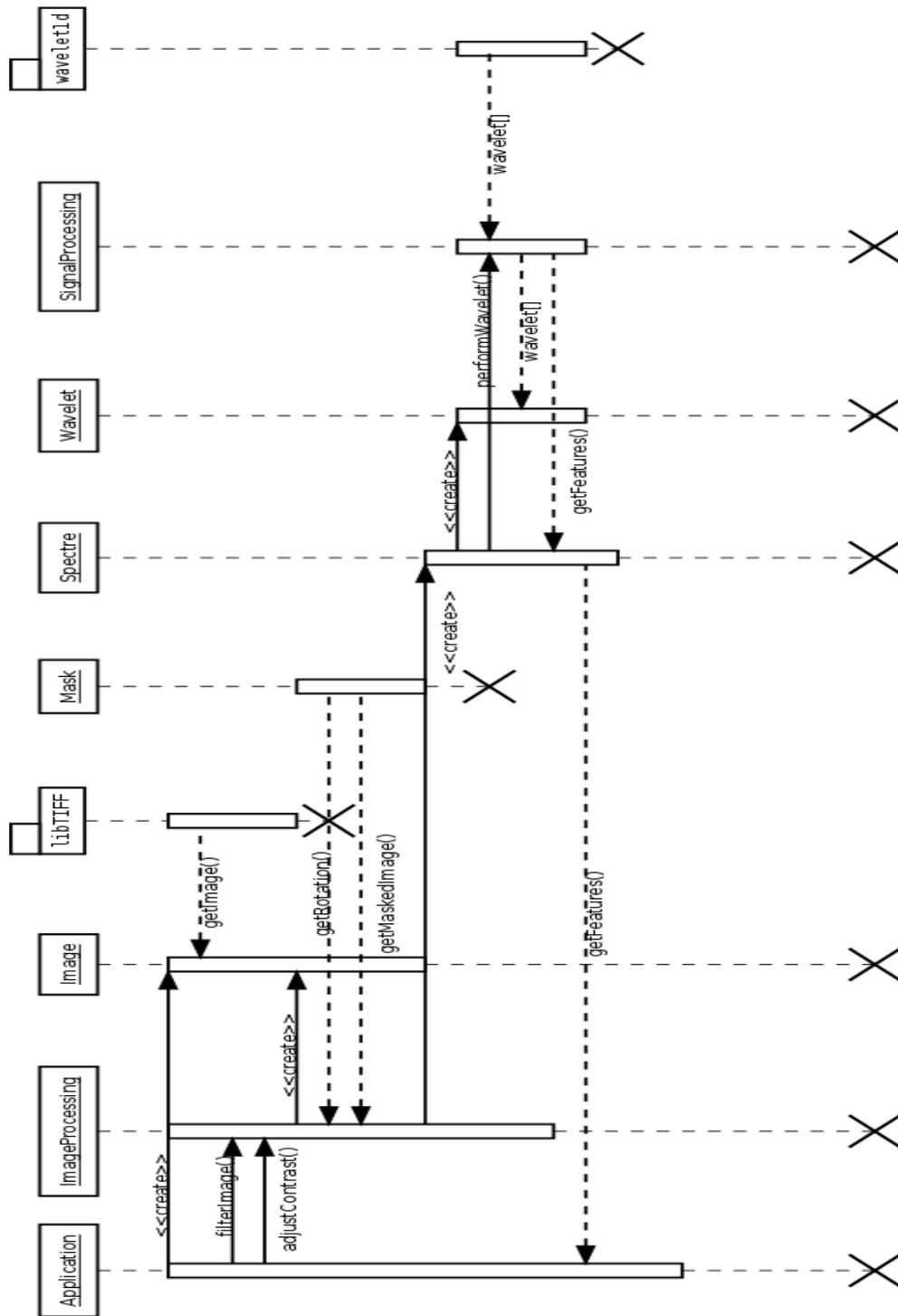


Diagrama 14. Diagrama de secuencia del sistema clasificador de señales astronómicas espectrales.

2.8.4 Diagrama de casos de uso

La interacción entre el usuario y el sistema se muestran en el Diagrama 16, así como sus posibles excepciones al momento de procesar la información en las distintas etapas que se elaboran. Posteriormente se hace una descripción detallada de cada uno.

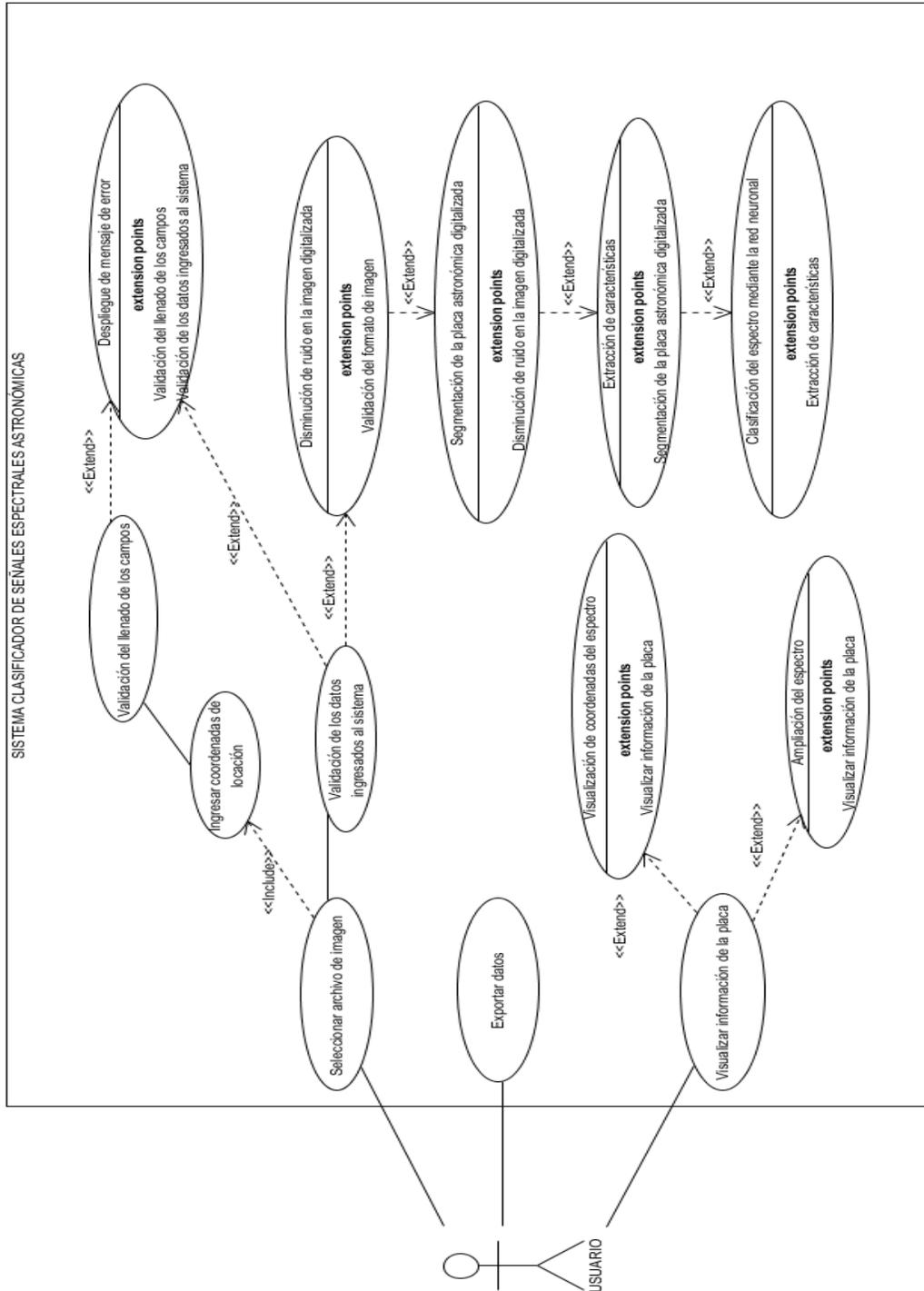


Diagrama 15. Diagrama de casos de uso con sus puntos de extensión.

2.8.4.1 Descripción de los casos de uso

C.U: Seleccionar archivo de imagen	
Objetivo	Elegir el archivo que el usuario desea analizar con el sistema clasificador de señales espectrales astronómicas.
Actor(es)	Usuario.
Flujo de mensajes	<ul style="list-style-type: none"> - El usuario presiona el botón “seleccionar archivo”. - Se abre una ventana de selector de archivos - El usuario selecciona un archivo y da click en “aceptar” o presiona “enter” - La ruta del archivo es copiada en el campo correspondiente de la interfaz
Flujo alternativo	-
Puntos de extensión	-

Tabla 10. Descripción del caso de uso: Seleccionar archivo de imagen

C.U: Ingresar coordenadas de locación	
Objetivo	El usuario debe llenar los campos correspondientes a la ascensión recta y a la declinación de la placa.
Actor(es)	Usuario.
Flujo de mensajes	- El usuario escribe los datos correspondientes a la ascensión recta y a la declinación de la placa en los campos de la interfaz destinados a ello
Flujo alternativo	-
Puntos de extensión	-

Tabla 11. Descripción del caso de uso: Ingresar coordenadas de locación

C.U: Validación del llenado de los campos	
Objetivo	Verificar que los campos de la interfaz no se encuentren vacíos.
Actor(es)	-
Flujo de mensajes	- En caso de que la validación no arroje un resultado positivo se despliega un mensaje de error.
Flujo alternativo	Trayectoria A: En caso de que los campos o alguno de ellos se encuentre vacío se envía un mensaje de error indicando el campo incorrecto. Trayectoria B: En caso de que los campos no se encuentren vacíos se procede a validar su tipo.
Puntos de extensión	-

Tabla 12. Descripción del caso de uso: Validación del llenado de los campos

C.U: Validación de los datos ingresados al sistema	
Objetivo	Verificar que los datos escritos en los campos: ascensión recta y declinación de la placa tienen el formato adecuado.
Actor(es)	-
Flujo de mensajes	- En caso de que la validación no arroje un resultado positivo se despliega un mensaje de error.
Flujo alternativo	Trayectoria A: En caso de que los datos introducidos tengan un formato distinto al aceptado por el sistema se despliega en la pantalla uno de los siguientes mensajes de error “Tipo de dato incorrecto en el campo ascensión recta” o “Tipo de dato incorrecto en el campo declinación” Trayectoria B: En caso de que los tipos de datos introducidos sean los correctos se procede a la disminución de ruido en la imagen.
Puntos de extensión	-

Tabla 13. Descripción del caso de uso: Validación de los datos ingresados al sistema

C.U: Despliegue de mensaje de error	
Objetivo	Informarle al usuario que los datos ingresados son incorrectos, o bien, la falta de los mismos.
Actor(es)	-
Flujo de mensajes	- Se envía un mensaje indicando el tipo de error presentado.
Flujo alternativo	-
Puntos de extensión	- Validación del llenado de los campos - Validación de los datos ingresados al sistema

Tabla 14. Descripción del caso de uso: Despliegue de mensaje de error

C.U: Disminución de ruido en la imagen digitalizada	
Objetivo	Efectuar métodos de pre-procesamiento de imágenes para aminorar el ruido existente en las mismas.
Actor(es)	-
Flujo de mensajes	-
Flujo alternativo	-
Puntos de extensión	Validación del formato de imagen

Tabla 15. Descripción del caso de uso: Disminución de ruido en la imagen digitalizada

C.U: Segmentación de la placa astronómica digitalizada	
Objetivo	Efectuar métodos propios del procesamiento de imágenes para localizar los espectros presentes en la imagen.
Actor(es)	-
Flujo de mensajes	-
Flujo alternativo	-
Puntos de extensión	Disminución de ruido en la imagen digitalizada

Tabla 16. Descripción del caso de uso: Segmentación de la placa astronómica digitalizada

C.U: Extracción de características	
Objetivo	Delimitar las características de la señal del espectro que sean útiles para el uso de la red neuronal.
Actor(es)	-
Flujo de mensajes	-
Flujo alternativo	-
Puntos de extensión	Segmentación de la placa astronómica digitalizada

Tabla 17. Descripción del caso de uso: Extracción de características

C.U: Clasificación del espectro mediante la red neuronal	
Objetivo	Encontrar la clase a la que pertenece el espectro estelar.
Actor(es)	-
Flujo de mensajes	-
Flujo alternativo	-
Puntos de extensión	Extracción de características

Tabla 18. Descripción del caso de uso: Clasificación del espectro mediante la red neuronal

C.U: Visualizar información de la placa	
Objetivo	El usuario puede observar la placa original con los espectros encontrados y un concentrado de las clasificaciones correspondientes en una tabla.
Actor(es)	Usuario
Flujo de mensajes	- Pop-up con el despliegue del espectro en caso de hacer click. - Recuadro al margen del cursor para mostrar el tipo y coordenadas del espectro.
Flujo alternativo	Trayectoria A: Al momento de pasar el cursor por el centro del espectro el usuario puede observar el tipo y las coordenadas en que éste se localiza. Trayectoria B: Al hacer click en el espectro el usuario puede visualizar la información específica de dicho espectro.
Puntos de extensión	-

Tabla 19. Descripción del caso de uso: Visualizar información de la placa

C.U: Visualización de coordenadas del espectro	
Objetivo	El usuario puede observar la placa original con los espectros encontrados y un concentrado de las clasificaciones correspondientes en una tabla.
Actor(es)	Usuario
Flujo de mensajes	- Recuadro al margen del cursor para mostrar el tipo y coordenadas del espectro.
Flujo alternativo	-
Puntos de extensión	Visualizar información de la placa

Tabla 20. Descripción del caso de uso: Visualización de coordenadas del espectro

C.U: Ampliación del espectro	
Objetivo	El usuario puede hacer zoom en la gráfica del espectro para poder ver mejor los detalles de la señal.
Actor(es)	Usuario
Flujo de mensajes	- Pop-up con el despliegue del espectro en caso de hacer click.
Flujo alternativo	-
Puntos de extensión	Visualizar información de la placa

Tabla 21. Descripción del caso de uso: Ampliación del espectro

C.U: Exportar datos	
Objetivo	El usuario puede generar un archivo de texto con los datos relevantes de la clasificación de la placa.
Actor(es)	Usuario
Flujo de mensajes	- El usuario hace click sobre la pestaña exportar datos del menú de la interfaz y se genera un archivo XML.
Flujo alternativo	-
Puntos de extensión	-

Tabla 22. Descripción del caso de uso: Exportar dato

2.9 Interfaces gráficas de usuario

En este apartado se procedió a diseñar las propuestas de interfaz de usuario, mismas que se pueden apreciar en las Figuras 45, 46 y 47. Éstas son preliminares y pueden surgir cambios en el momento de su implementación.

Figura 45. Propuesta de diseño de interfaz. Pantalla de inicio.

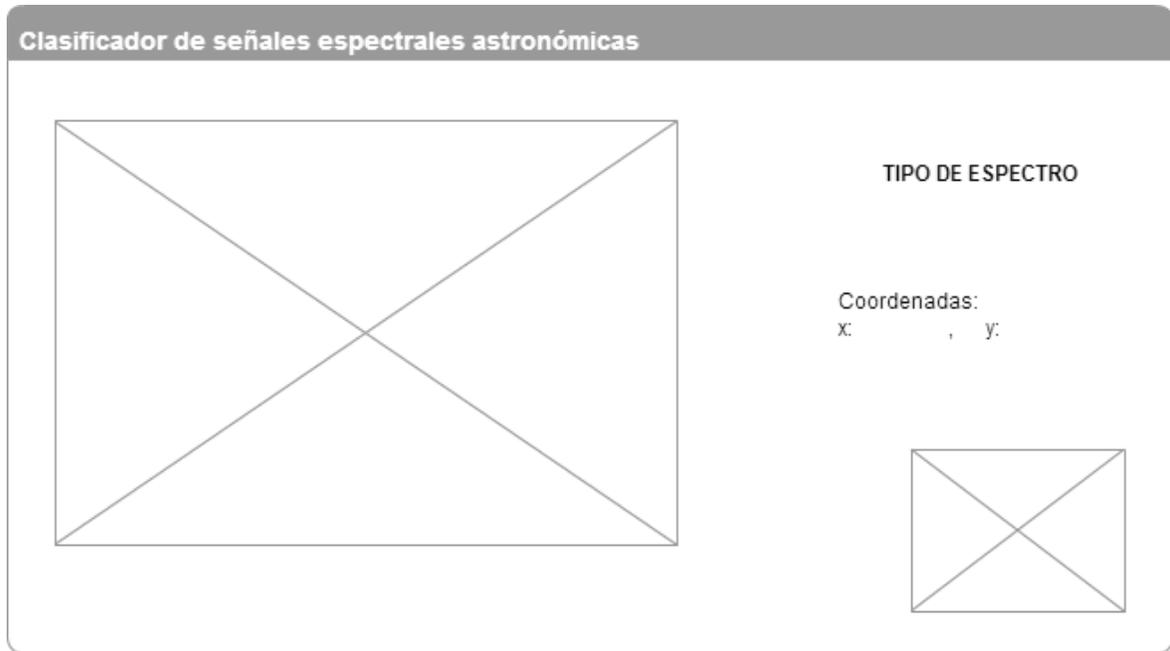


Figura 46. Propuesta de diseño de interfaz. Pantalla de información para un único espectro.



Figura 47. Propuesta de diseño de interfaz. Pantalla de obtención de resultados.

2.10 Detalles del equipo

En la Tabla 23 se pueden apreciar las características del equipo en el que se efectuaron estas pruebas y de manera adyacente, se encuentran las características del equipo en donde se implementa el sistema.

	Computadora de Pruebas	Computadora de implementación
Procesador	Core i7 2.2 GHz Quad-Core	Core i7 3.4 GHz Quad-Core
Memoria RAM	16 GB	32 GB
Disco Duro	1 TB	1 TB
Tarjeta Gráfica	nVIDIA 512 MB	Integrada Intel

Tabla 23. Características de los equipos.

CAPÍTULO 3. IMPLEMENTACIÓN Y PRUEBAS

La etapa de implementación se comienza a efectuar al finalizar el análisis y diseño del sistema, en ella se describe de forma general el desarrollo de la programación del clasificador de señales espectrales astronómicas mencionando el uso y configuración de cada una de las herramientas utilizadas. De igual manera, en este apartado se ejemplifican los métodos implementados mediante la presentación de pruebas del sistema.

3.1 Implementación general del sistema

El clasificador de señales espectrales astronómicas está desarrollado en el lenguaje de programación C++ debido a la característica de implementación del paradigma orientado a objetos que presenta y a que es más eficiente en cuanto a memoria y velocidad contrastando con otros lenguajes de programación como Java.

La finalidad perseguida al implementar el entorno de desarrollo *Qt creator* fue para el desarrollo de entornos gráficos que fueran amigables con el usuario. De igual manera, permite la ejecución en diversos sistemas operativos y plataformas de hardware con muy pocos o nada de cambios en el código base. Hace uso de C++ y permite el mejor manejo de las imágenes digitalizadas de las placas astronómicas espectrales mediante la implementación de clases nativas.

3.2 Interfaz gráfica de usuario

En la Figura 48 se muestra la interfaz gráfica de usuario principal, la cual se encuentra ligada a diversos casos de uso. Debido a esto, cada caso de uso se presenta con su descripción conexas y posteriormente se explica cómo se estableció su funcionamiento práctico para poder efectuar las pruebas correspondientes.



Clasificador de señales espectrales astronómicas

INGRESAR COORDENADAS:

Ascensión recta:

Declinación:

Seleccionar archivo

Aceptar

ESCOM

INAOE

SISTEMA CLASIFICADOR DE SEÑALES ESPECTRALES ASTRONÓMICAS

Figura 48. Interfaz gráfica final de usuario para el sistema clasificador de señales espectrales astronómicas.

3.2.1 C. U: Seleccionar archivo de imagen

En la tabla 10 se describe el caso de uso correspondiente a la selección del archivo de imagen. En este caso, al presionar el botón “Seleccionar Archivo” el usuario puede disponer de un administrador de archivos que le permite elegir la imagen que desea.

Debido a que el sistema solamente acepta imágenes en formato de almacenamiento “TIFF”, se decidió condicionar los archivos que el usuario pudiera escoger. Por consiguiente, el usuario solamente puede visualizar imágenes en el formato antes mencionado mientras navega por las carpetas de su equipo como se muestra en la Figura 49.

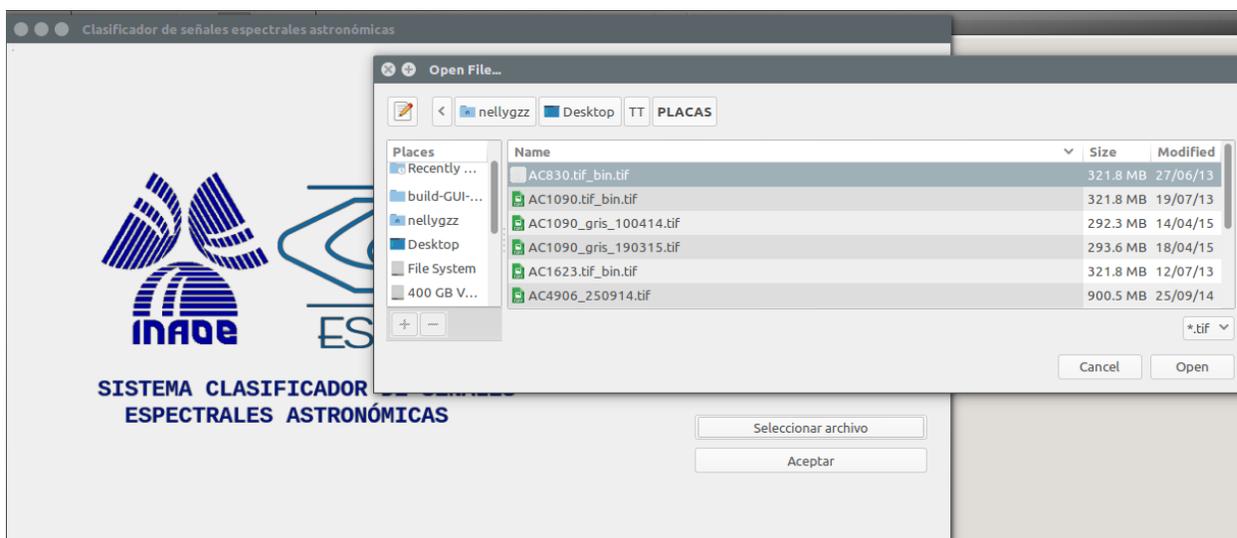


Figura 49. Ventana del administrador de archivos que permite al usuario visualizar solamente imágenes TIFF.

3.2.2 C.U: Ingresar coordenadas de localización

En la tabla 11 se describe el caso de uso correspondiente al ingreso de coordenadas de localización de la placa astronómica espectral. En este caso de uso, el usuario cuenta con dos campos que son posibles para su llenado: “Ascensión recta” y “Declinación” como se muestra en la Figura 48. Estos campos siguen principios específicos de validación que son descritos más adelante pero en este momento cabe destacar que este caso de uso tiene conexión directa con el usuario debido a que él determina los valores de este flujo de entrada de datos mediante el teclado.

3.2.3 C.U: Validación de llenado de campos

En la tabla 12 se puede visualizar la información referente al caso de uso “Validación de llenado de campos”. Este caso de uso toma acción cuando el usuario presiona el botón “Aceptar” debido a que en ese momento se efectúa una lectura de los campos “Ascensión recta”, “Declinación” y “Nombre del archivo” como se muestra en la Figura 48 para verificar que contienen datos y no han sido dejados vacíos.

3.2.4 C.U: Validación de los datos ingresados al sistema

En la tabla 13 se puede apreciar el caso de uso correspondiente a la validación de los datos ingresados al sistema. Para comenzar la explicación en cuanto a la implementación correspondiente a este caso de uso se describen las características que deben de presentar cada uno de estos campos.

3.2.4.1 Características de la ascensión recta

- Este campo presenta un formato dado en: horas, minutos y segundos.
- Las horas se representan con: h
- Los minutos se representan con: ‘
- Los segundos se representan con “
- El límite para las horas va de 0 a 24
- El límite para los minutos va de 0 a 60
- El límite para los segundos va de 0 a 60
- Las horas no pueden ser fraccionarias
- Los formatos fraccionarios se destinan a los minutos y a los segundos
- Solamente se manejan valores fraccionarios para los segundos en caso de contar ya con horas y minutos
- En caso de contar solamente con horas y minutos los minutos pueden fraccionarse

Un formato válido para la ascensión recta sería: 01h 33' 50.904"

3.2.4.2 Características de la declinación

- Este campo presenta un formato dado en: grados, minutos y segundos.
- Los grados se representan con: °
- Los minutos se representan con: ‘
- Los segundos se representan con “
- El límite para los grados va de 0 a 90
- El límite para los minutos va de 0 a 60
- El límite para los segundos va de 0 a 60
- Los grados pueden ser positivos o negativos
- Solamente se manejan valores fraccionarios para los segundos en caso de contar ya con horas y minutos
- En caso de contar solamente con grados y minutos los minutos pueden fraccionarse

Un formato válido para la declinación sería: +30° 39' 35.79"

Este caso de uso toma acción desde que el usuario establece el flujo de datos de entrada mediante el teclado debido a que se determinó un formato de validación mediante una expresión regular para cada uno de los campos implementada mediante la clase *QRegExp* del entorno de desarrollo *Qt Creator*. Debido a esto, no se le permite al usuario escribir caracteres inválidos, es decir, cualquiera que no se encuentre contenido dentro de la expresión y como lo determina la misma.

Posteriormente, una vez que el usuario presiona el botón “Aceptar” se vuelve a efectuar un chequeo para cada uno de los campos mediante la comparación con la expresión regular correspondiente para verificar que no hubo cambios en los mismos entre el instante en el que se escribieron hasta que se presionó el botón.

3.2.5 C.U: Despliegue de mensaje de error

En la tabla 14 se describe el caso de uso correspondiente al despliegue de los diversos mensajes de error. Con la finalidad de que el usuario pueda visualizar específicamente dónde se encuentra su error se efectuó una verificación para cada uno de los campos con los que se cuenta en la interfaz gráfica de usuario.

La validación de los campos se da en el momento en que el usuario presiona el botón “Aceptar” y posteriormente, una vez localizado un error, se envía un mensaje al usuario para que pueda corregirlo.

En la Figura 50 se muestra el mensaje de error correspondiente al momento de que el usuario decide proceder sin haber llenado ninguno de los campos debido a que el primero en ser verificado es el correspondiente a la ascensión recta.

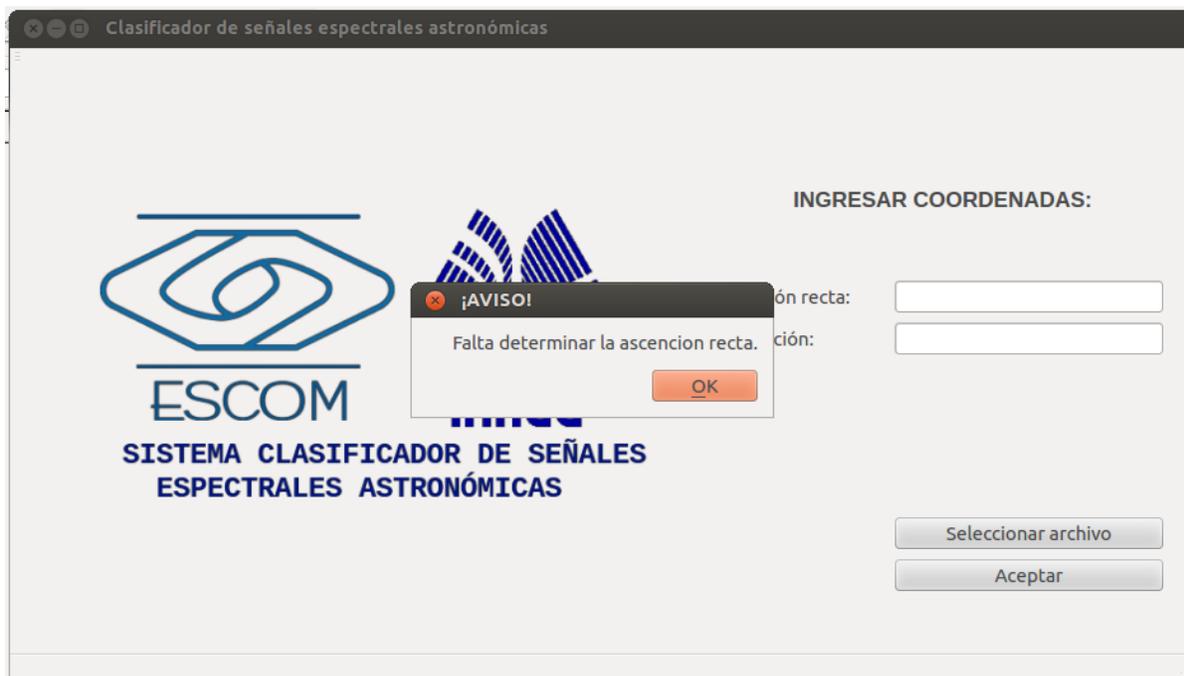


Figura 50. Mensaje de error al no determinar la ascensión recta.

En la Figura 51, subsecuentemente, se puede visualizar el mensaje desplegado en caso de que el usuario no hubiera ingresado el valor correspondiente a la declinación.

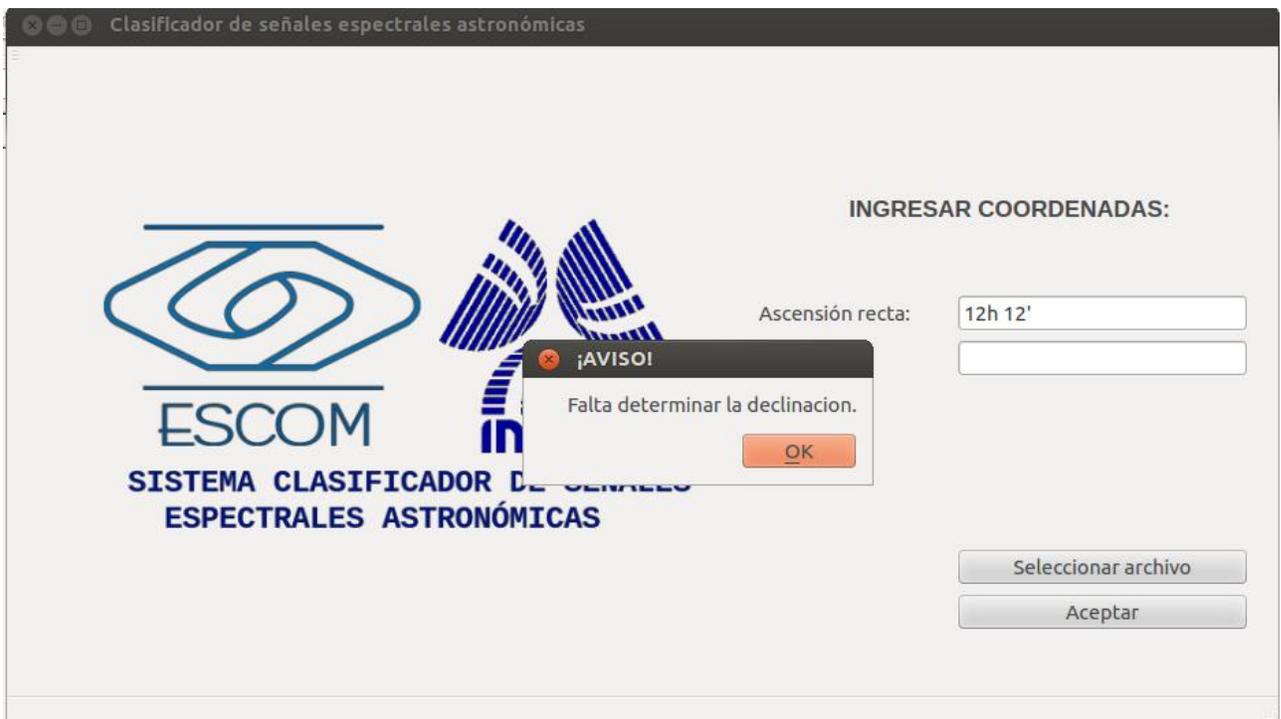


Figura 51. Mensaje de error al no determinar la declinación.

En la Figura 52 se visualiza el mensaje de error en caso de que el usuario no seleccione una imagen.

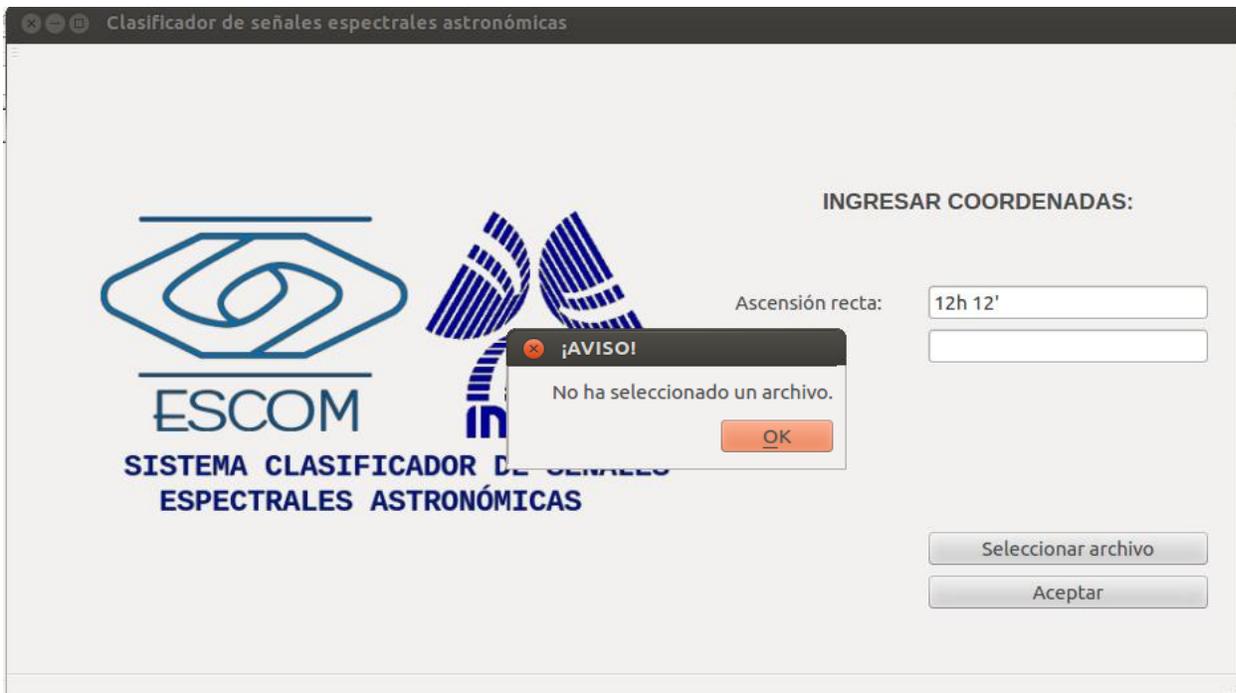


Figura 52. Mensaje de error al no seleccionar un archivo

En la Figura 53 se muestra la ejemplificación del último escenario. Se modificó el formato destinado a la declinación una vez que los campos ya habían sido escritos, pero debido a que al presionar el botón “Aceptar” se efectúa una nueva validación para evitar este tipo de incidentes, el sistema nos informó del error en el ingreso de los mismos.

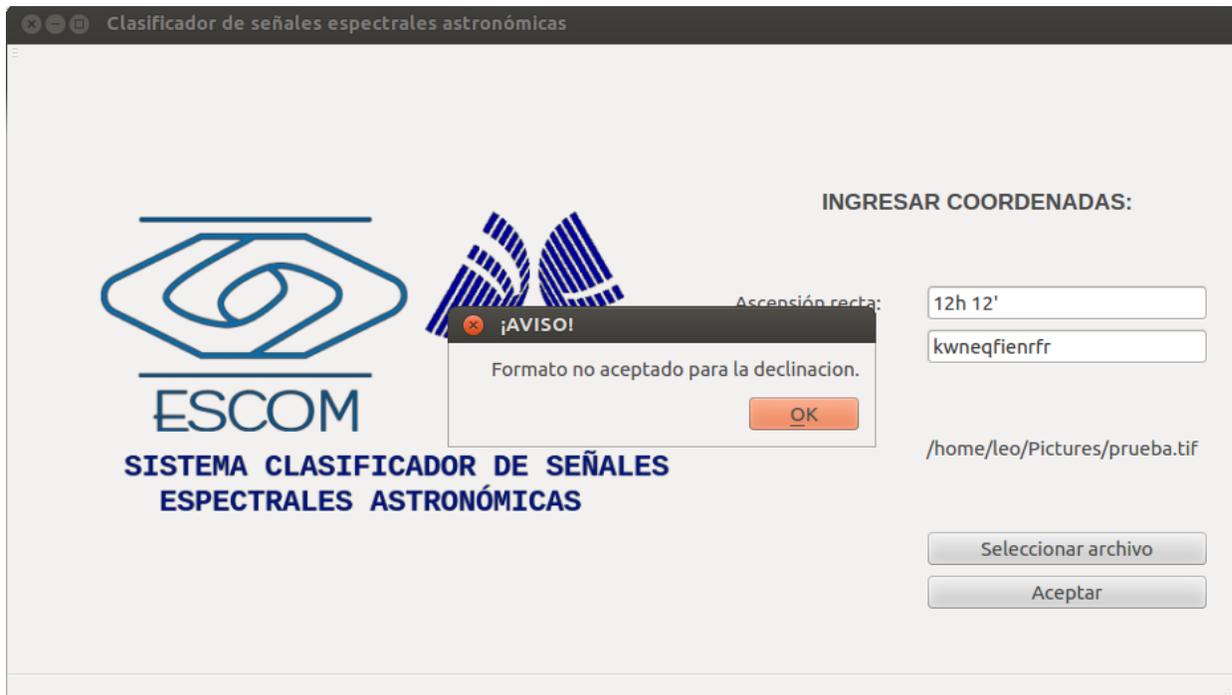


Figura 53. Mensaje de error al no respetar el formato destinado a la declinación

3.3 Pre-procesamiento de imágenes

Una vez efectuada la validación, se obtiene la dirección del archivo que el usuario seleccionó para su análisis y se crea la imagen para su manejo en nuestro entorno de desarrollo mediante el constructor *QImage(QString)* de la clase *QImage*. Posteriormente, se crean dos matrices con los datos presentes en la matriz imagen para poder implementar en una de ella los procesos correspondientes al tratamiento de la misma con la finalidad de obtener los espectros localizados en la placa astronómica espectral digitalizada y la otra con la finalidad de preservar la imagen en su totalidad y que sirva en implementaciones psoteriores. Se debe destacar que si bien estos procesos son importantes para este sistema, el pre-procesamiento y procesamiento de la placa no son visibles por el usuario pero en las próximas secciones se demuestra de manera visual lo que realiza cada algoritmo.

Con el objetivo de ejemplificar cada uno de los procesos se utiliza la placa astronómica espectral AC1623 mostrada en la Figura 54. Cabe destacar que esta placa se encuentra dañada en gran parte de la esquina superior izquierda.



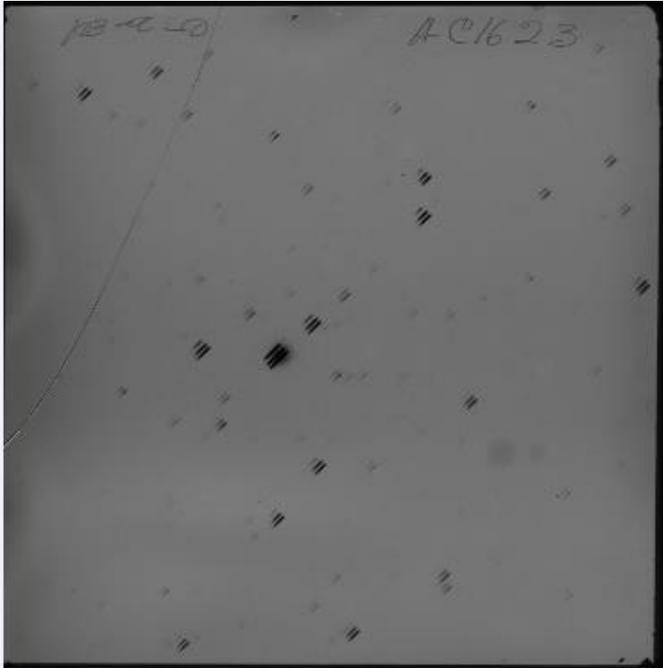
Figura 54. Placa astronómica espectral digitalizada AC1623.

3.3.1 Escala de grises

Debido a que el sistema puede recibir imágenes que se encuentran en formato RGB o en escala de grises, es necesario estandarizar estos formatos para que todas las placas puedan recibir un procesamiento similar. Como se explicó en el apartado correspondiente al análisis y diseño del sistema, se optó por la unificación a escala de grises debido a que la implementación de algoritmos posteriores es viable solamente en imágenes que presenten ésta configuración. Es así como primer paso, para obtener el formato que presenta la placa ingresada al sistema, se hizo uso del método *allGray()* de la clase *QImage* del entorno de desarrollo *Qt creator*. Este método tiene como valor de retorno un booleano en verdadero en caso de que todos los componentes en la imagen sean tonos de gris, es decir, que los valores RGB presentes para cada pixel sean iguales.

Si bien existen diversos algoritmos que permiten la conversión de imágenes RGB a escala de grises como se muestra en la Tabla 24 [32] [33]. Debido a la iluminación que presentan las placas espectrales se obtuvieron resultados similares.

Placa astronómica AC1623 en escala de grises



Método implementado para la escala de grises

PROMEDIO

$$y = \frac{r + g + b}{3}$$

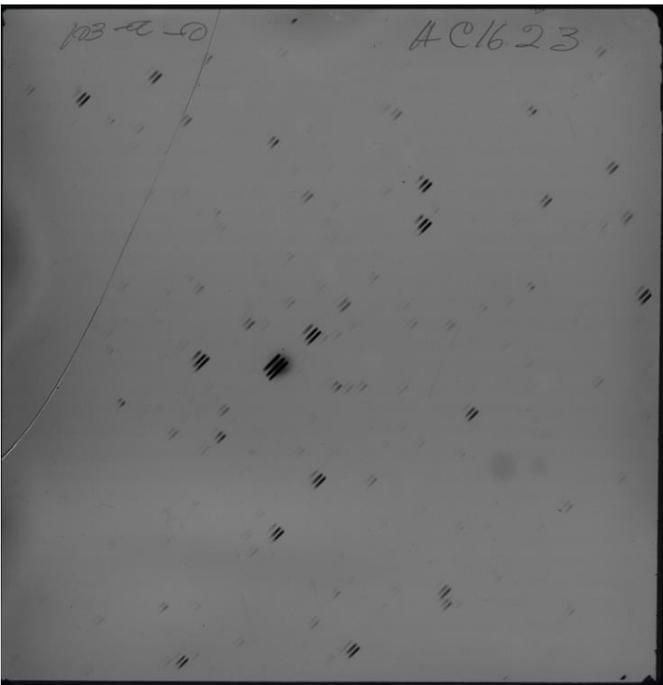
Donde:

y = valor en escala de grises

r = valor correspondiente al color rojo en el formato RGB

g = valor correspondiente al color verde en el formato RGB

b = valor correspondiente al color azul en el formato RGB

**VALORES MÁXIMO Y MÍNIMO**

$$y = \frac{\max(r, g, b) + \min(r, g, b)}{2}$$

Donde:

y = valor en escala de grises

r = valor correspondiente al color rojo en el formato RGB

g = valor correspondiente al color verde en el formato RGB

b = valor correspondiente al color azul en el formato RGB

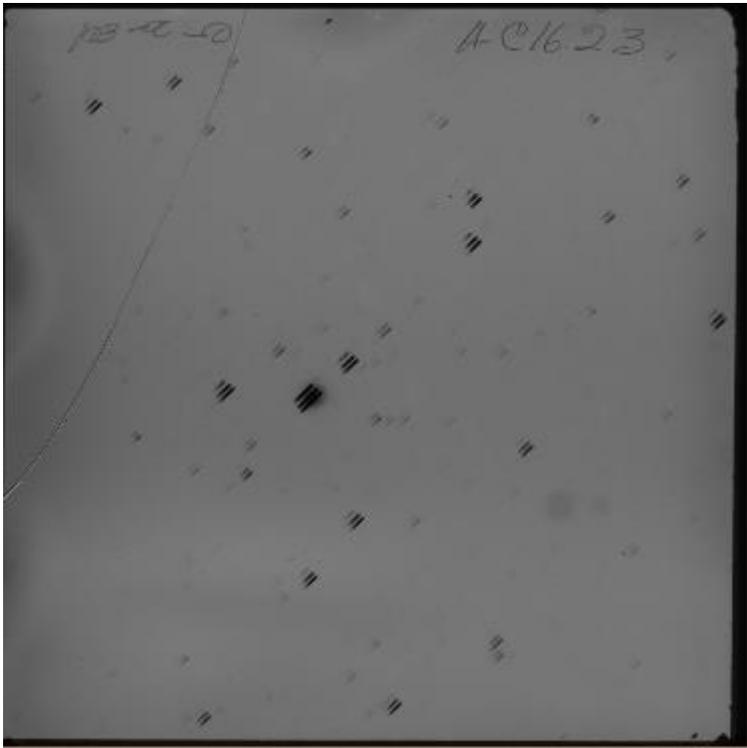
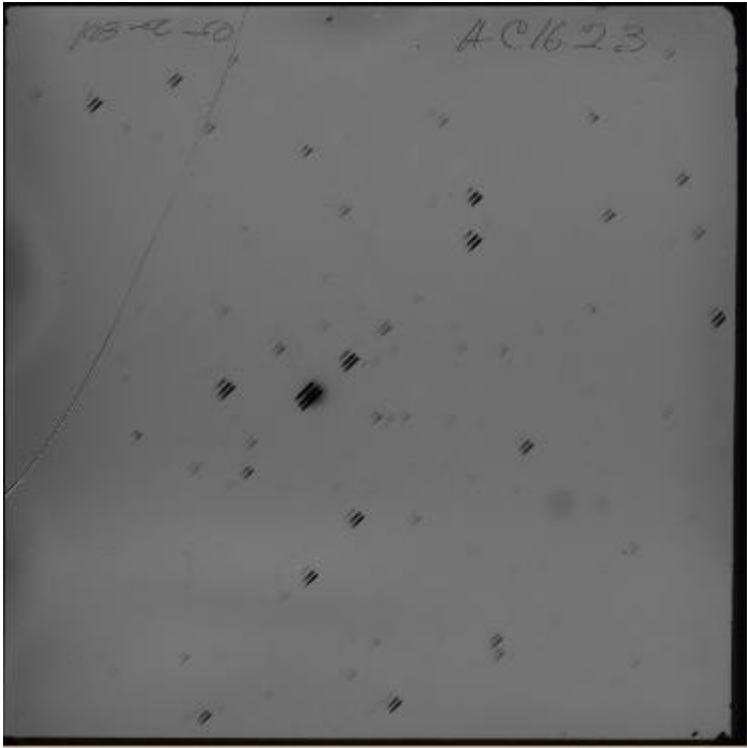
	<p>RECOMENDACIÓN BT 601 (ITU)</p> $y = 0.299r + 0.587g + 0.114b$ <p>Donde: y = valor en escala de grises r = valor correspondiente al color rojo en el formato RGB g = valor correspondiente al color verde en el formato RGB b = valor correspondiente al color azul en el formato RGB</p>
	<p>RECOMENDACIÓN BT 709 (ITU)</p> $y = 0.2126r + 0.7152g + 0.0722b$ <p>Donde: y = valor en escala de grises r = valor correspondiente al color rojo en el formato RGB g = valor correspondiente al color verde en el formato RGB b = valor correspondiente al color azul en el formato RGB</p>

Tabla 24. Métodos implementados para la escala de grises.

Por consiguiente, se decidió implementar la fórmula correspondiente a la recomendación BT 709 debido a que hace uso de la suma ponderada respetando el hecho de que el ser humano percibe mayoritariamente el color verde. De igual manera, es la norma establecida por la Unión Internacional de Telecomunicaciones (International Telecommunication Union, ITU por sus siglas en inglés) para el manejo de la preservación de los formatos digitales basados en su luminosidad en sistemas de televisión alta definición (High Definition Television, HDTV por sus siglas en inglés). Es así como mediante un corrimiento a la matriz de imagen, se modificaron los valores de cada pixel aplicando la fórmula correspondiente.

Es preciso mencionar que al momento de efectuar los métodos posteriores en este tipo de imágenes obteníamos resultados negativos debido a que algunas de las imágenes transformadas a formato de escala de grises se presentaban demasiado oscuras. Debido a esto, se decidió implementar un mecanismo de enfoque mediante el histograma para rescatar la mayor cantidad de espectros posibles.

En la Figura 55 se muestra el histograma correspondiente a la placa astronómica espectral AC1623 de la Figura 54.

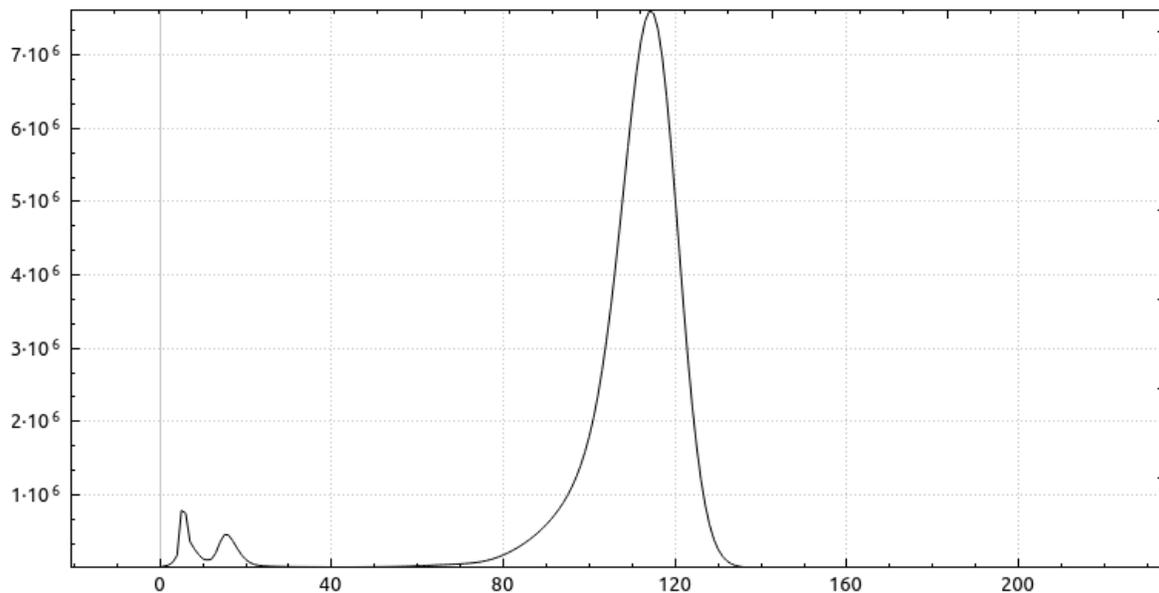


Figura 55. Histograma de la placa astronómica espectral AC1623.

Cabe destacar que todas las placas espectrales astronómicas presentan un histograma similar, debido a que el pico más prominente representa el fondo de la imagen y los picos más pequeños representan los espectros. La única variante entre los histogramas de las placas espectrales astronómicas digitalizadas del instituto es la separación entre picos, ya que algunas son más oscuras y su histograma se carga más al lado izquierdo como se puede apreciar en la Figura 11. Debido a esto, para comenzar el mejoramiento de contraste se decidió establecer un enfoque de destinado a los espectros. Esto se determinó estableciendo un límite máximo de análisis correspondiente al punto medio entre los dos picos más prominentes del histograma.

En el Pseudocódigo 1 se clarifica el método que establece el límite superior de análisis de las placas espectrales basándose en su histograma. Gracias a esta técnica fue posible analizar placas espectrales con menor iluminación y centrarnos en el análisis de lo que en realidad deseamos obtener de la placa: los espectros.

```

1. H histograma de la imagen
2. IMV índice del valor máximo dentro del histograma
3. I índice del penúltimo valor máximo dentro del histograma
4. L límite
5. M matriz de imagen
6. limit()
7. {
8.     Recorrer H hasta IMV
9.     Si valor de H > valor de H en I y valor H > valor en H+1
10.         I es el índice de H
11.     L es el promedio de IMV e I
12.
13.
14.
15.
16.
17.
18.     Recorrer M
19.     Si valor en M > L
20.         valor en M es L
21. }
```

Pseudocódigo 1. Delimitación de análisis destinado a los espectros.

3.3.2 Mejoramiento de contraste

Posteriormente se efectuó la etapa propia del mejoramiento de contraste. En esta etapa se busca implementar un resalte de los espectros localizados en la placa. Esta etapa corresponde a las imágenes que ya se encuentran en formato de escalar de grises, así como también a aquellas que fueron previamente convertidas debido a que se encontraban en formato de color RGB. Basados en el Diagrama 2 para establecer esta técnica, se sustituyó cada valor de la matriz imagen con el resultado correspondiente al aplicar la Ecuación 1 destinada al estiramiento de contraste. Debido a las pruebas que se realizaron, se encontraron que los mejores valores para dicha ecuación son los siguientes:

Max el valor máximo de nivel de gris que se desea en $y = 255$

Min el valor mínimo de nivel de gris que se desea en $y = 0$

Debido a que así se obtiene una mejor dispersión del histograma. La Figura 56 muestra la placa astronómica espectral AC1623 hasta este momento. Se puede observar cómo se ven más nítidos los espectros, la uniformidad en el fondo de la imagen y cómo se comenzaron a difuminar las escrituras y el daño en la parte superior izquierda.

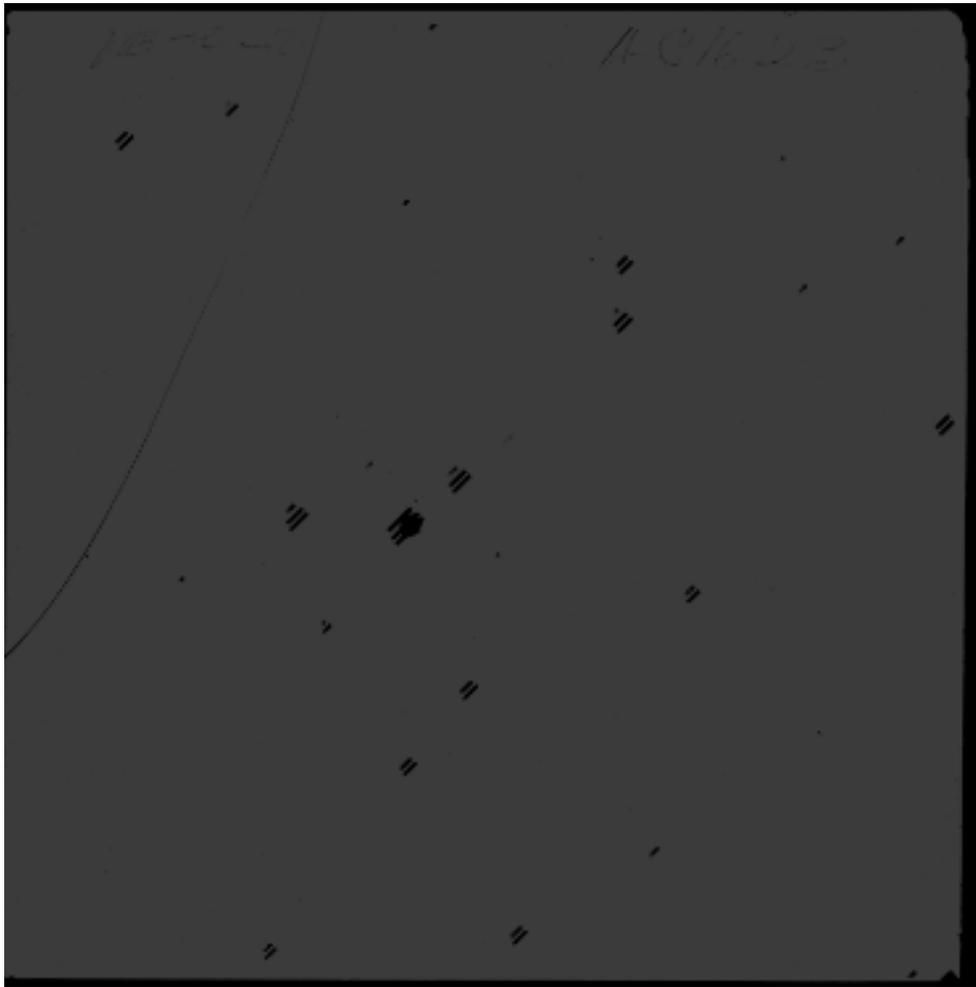


Figura 56. Placa astronómica espectral AC1623 con mejoramiento de contraste.

3.2 Procesamiento de imágenes

Durante la etapa de análisis y diseño se investigaron y definieron los algoritmos para llevar a cabo el procesamiento de imágenes.

En la Tabla 25 se muestra el algoritmo y una breve descripción de lo que realiza.

Nombre del algoritmo	Descripción
Umbralización	Permite, mediante el cálculo de un valor delimitante o valor de umbralizado, establecer la separación adecuada entre un objeto y el fondo.
Connected Component Labeling	Encuentra e identifica el número de objetos que se encuentren en la placa, no diferencia entre un objeto candidato y uno que no es.
Selectivo de regiones	Dada una medida estándar, trata de diferenciar entre un objeto candidato a uno que no lo es.
Centro de objetos	Una vez identificados los objetos candidatos, se encuentra el centro de cada uno para referencia de métodos posteriores.
Elección del corte de objetos	Dado el centro del objeto se calcula el área que abarque todo el objeto.
Corte de objetos	Crear un objeto ajustado a sus dimensiones a partir de un corte de la imagen.
Rotación de objetos	Rotación de los objetos para su posterior análisis de espectro.

Tabla 25. Descripción de los algoritmos empleados para el procesamiento de imágenes

3.2.1 Umbralización

El objetivo de la umbralización radica en que permite efectuar una diferenciación binaria en una imagen, estableciendo los objetos de un color y el fondo en otro. Por consiguiente, se efectuaron las pruebas correspondientes a la etapa de umbralización gracias a la herramienta de software libre Fiji[11] obteniendo como resultado, valores similares para el umbralizado en cuanto a los algoritmos de Yen[16] y máxima entropía[14]. Por consiguiente, como criterio de descarte en la implementación de este trabajo terminal, se optó por complejidad algorítmica correspondiente a cada uno de los algoritmos mencionados debido a que el algoritmo de Yen[16] presenta una complejidad de $O(n)$ en contraste con el algoritmo de entropía máxima[14], el cuál presenta una complejidad de $O(n^2)$.

Gracias a la herramienta Fiji[11], se implementó este algoritmo en nuestro sistema debido a que le método es de código abierto, obteniendo los resultados mostrados en la Figura 57. Como se puede observar, la imagen ya se encuentra binarizada, permitiendo vislumbrar mejor los objetos localizados dentro de la placa y aunque aún presentamos ciertas características no deseadas éstas se dan menor medida.

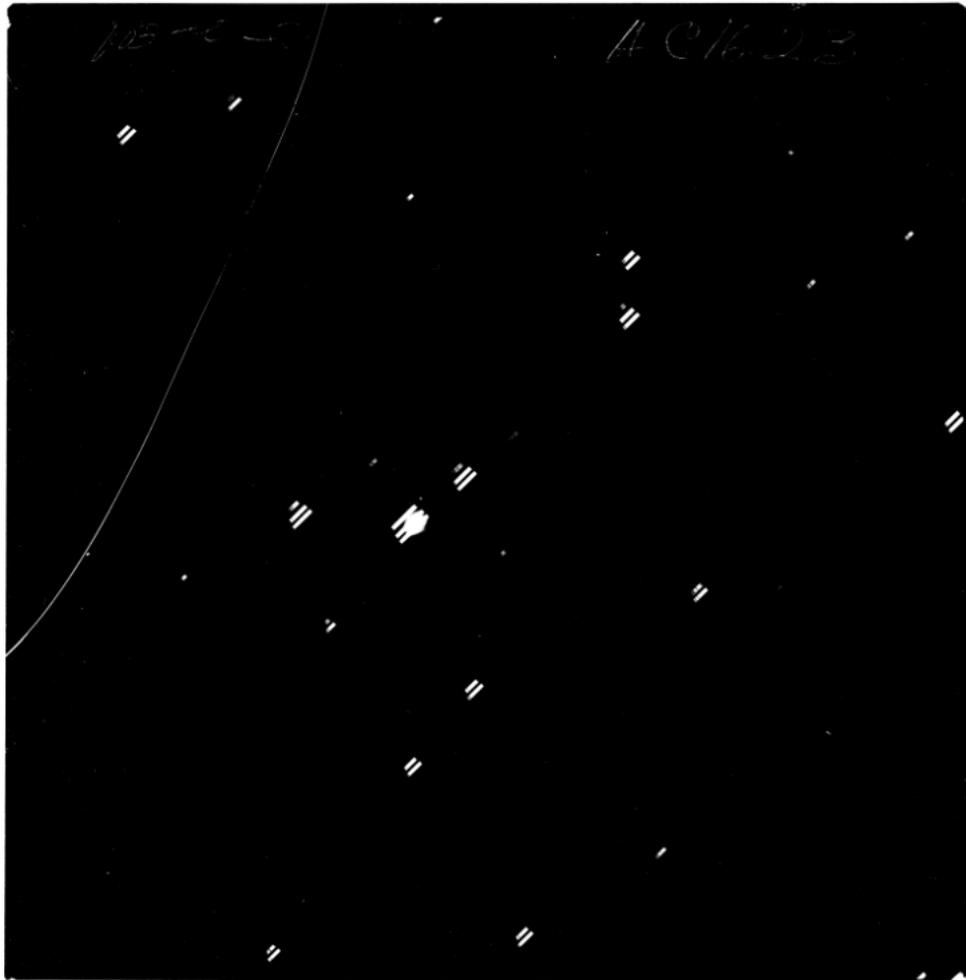


Figura 57. Placa astronómica espectral AC1623 umbralizada.

3.2.2 Connected Component Labeling

Con la implementación de este algoritmo ganamos un par de situaciones, la primera es que se separa individualmente cada objeto dentro de la placa sea o no candidato para ser analizado posteriormente y como segundo punto se conoce el número de objetos que se encuentran en la placa.

En el Pseudocódigo 2 se describe de manera sencilla el funcionamiento del algoritmo de CCL [13].

```
1. B matriz binaria de la imagen
2. LB matriz etiquetada
3. E id de la etiqueta en cuestión
4. Q lista auxiliar para guardar elementos
5. labeling(B)
6.
7. {
8.     Asignar -1 a LB
9.     Recorrer matriz B
10.        Si elemento B es 0 entonces
11.            elemento en LB es 0
12.        Si elemento de B es diferente de 0
13.            incrementar etiqueta
14.            asignar etiqueta a LB
15.            agregar elemento a Q
16.            mientras Q no esté vacío
17.                revisar vecinos y agregar elemento a Q
18.
19. regresar LB
20.
21. }
```

Pseudocódigo 2. CCL [12]

Este algoritmo recibe una imagen binaria, es decir, conformada sólo por valores en cada pixel de 0 o 255. El valor de 0, se asoció al fondo de la imagen, mientras que el 255, para el objeto.

En la Figura 58, se tiene una placa binarizada con el algoritmo de Yen. Así mismo, se selecciona una región de la misma para ser tratada por el algoritmo CCL [12].

La implementación se llevó a cabo utilizando la clase Tag, la cual tiene como atributos, el ID y Area, debido a que el algoritmo CCL itera sobre cada uno de los objetos conforme se vayan encontrando, podremos encontrar el área fácilmente, se hace uso de la creación de un arreglo de objetos Tag ubicado como atributo en la clase Image.

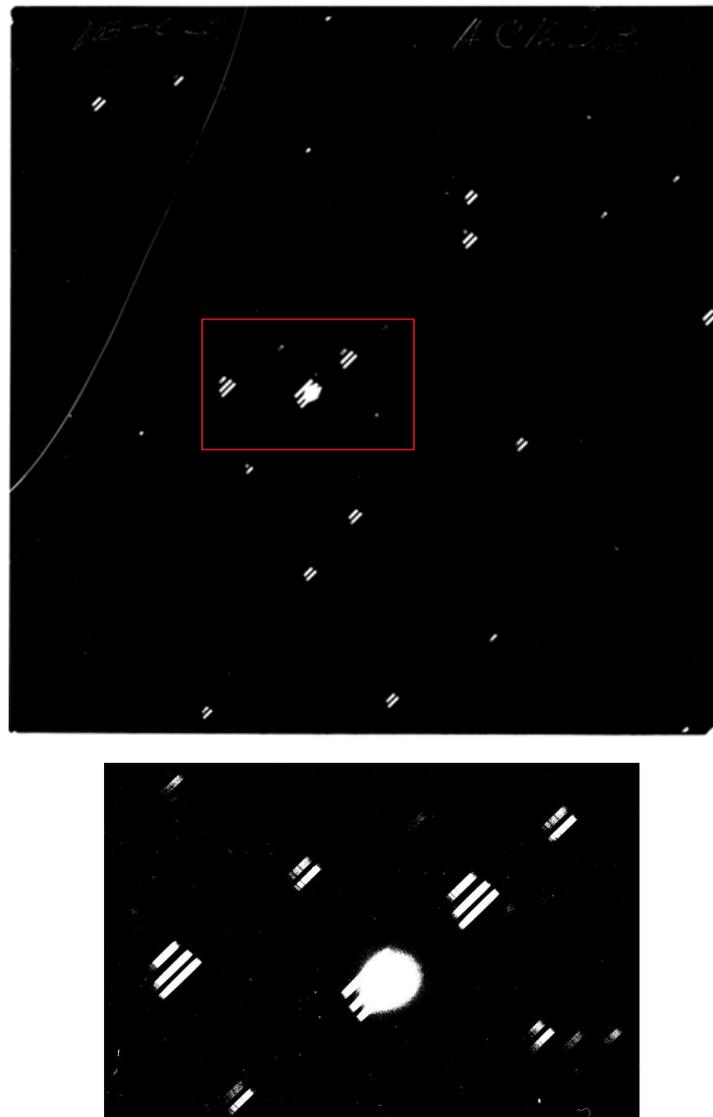


Figura 58. Placa AC1623 y región de interés para la demostración del algoritmo.

En la Figura 59, se muestra el resultado de haber sometido el área delimitada correspondiente a la placa AC1623 de la Figura 58 al algoritmo CCL [13]. Se observa la identificación de los objetos localizados mediante un tono característico de gris.

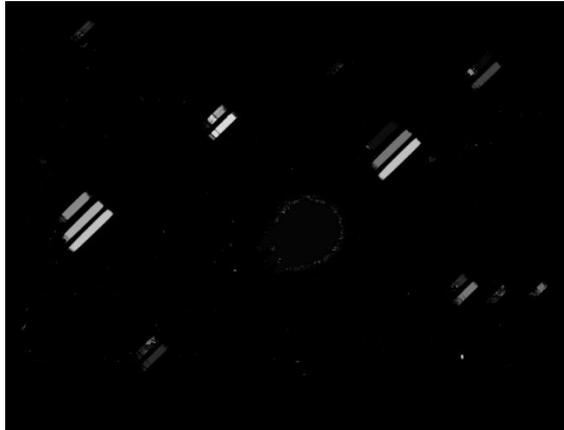


Figura 59. Imagen resultante al aplicar el algoritmo *Connected Components Labeling*.

3.2.3 Selectivo de regiones

Una vez realizado la implementación del algoritmo anterior tenemos separados individualmente cada objeto y tenemos características para tomar la decisión de que un objeto pueda ser o no candidato, para realizarlo requerimos la ayuda de este algoritmo para que reduzca las posibilidades de fallar a la hora de elegir un espectro.

Para realizar la implementación de este algoritmo, nos basamos en una medida estándar que es de 50 x 300 píxeles que es la media de lo que tiene de área un espectro, esto basados en las pruebas manuales que se llevan a cabo en el INAOE. Con esta información se propone un rango de error para los espectros encontrados por el método anterior, en este caso se eligió el rango entre 5000 a 16000 píxeles como rango para decir que es candidato a ser espectro viable, todos aquellos objetos cuya área no se encuentre en este rango, no fueron tomados en cuenta, el área fue obtenida mediante la Ecuación 2.

El Pseudocódigo 3, muestra el funcionamiento del algoritmo selectivo de regiones, cuyo objetivo fue eliminar objetos que no cumplan con un área determinada, la Figura 56, se muestra el resultado de aplicar este algoritmo en la región antes seleccionada, ahora los elementos pequeños y los grandes desaparecieron, dejando solo los mejores candidatos según su área.

```

1. AO área de cada objeto
2. LB matriz etiquetada
3.
4. Selective(LB)
5.{
6.     Asignar a AO el área de cada objeto
7.     Recorrer LB
8.
9.     Obtenemos el área del objeto en cuestión
10.    Si es menor a 5000 o mayor a 16000
11.        Asignamos 0 a el objeto en cuestión
12.}

```

Pseudocódigo 3. Algoritmo selectivo de regiones

La implementación de este algoritmo se llevó a cabo en la clase Image mediante el método llamado Selective(), este método funciona de acuerdo al Pseudocódigo 3.

En la Figura 60 se observa la imagen resultante al aplicar el algoritmo selectivo de regiones mostrado en el Pseudocódigo 3. Nótese la eliminación de objetos no determinados como candidatos.



Figura 60. Región utilizada para la implementación del algoritmo selectivo de regiones.

3.2.4 Centro de objetos

Cuando se tienen los objetos candidatos para ser procesados, necesitamos encontrar en donde se ubican en el espacio, es decir, las coordenadas del objeto dentro de la placa.

Este método ocupa la ubicación espacial (de la placa) y el área de cada uno de los objetos y divide la posición en cada eje sobre su área, para encontrar un aproximado del centro, lo anterior se puede observar en la Ecuación 3.

Gracias a la selección del método CCL [13] se facilitó la tarea de encontrar el área ya que se trabaja con objetos individuales y se tiene referencia a cada uno de ellos.

En el Pseudocódigo 4 se muestra el funcionamiento del algoritmo para encontrar el centro de cada uno de los objetos.

```

1. LB Matriz etiquetada
2. CO Matriz con los centros de los objetos
3. AO Área de cada objeto
4. XG Suma de las posiciones en X de cada objeto
5. YG Suma de las posiciones en Y de cada objeto
6. CXG Coordenada X para el centro de cada objeto
7. CYG Coordenada Y para el centro de cada objeto
8.
9. center(LB)
10. {
11.
12.     Asignar a AO el área de cada objeto
13.     Recorrer la matriz etiquetada
14.         Asignar a XG la suma de las posiciones en X del objeto en cuestión
15.         Asignar a YG la suma de las posiciones en Y del objeto en cuestión
16.
17.         Si el área del objeto en cuestión no es 0
18.             Asignar a CXG el resultado de XG/AO del objeto en cuestión
19.             Asignar a CYG el resultado de YG/AO del objeto en cuestión
20.             Asignar -1 en las coordenadas CXG, CYG en CO
21.     regresar CO
22.
23. }

```

Pseudocódigo 4. Centro de objetos

Este algoritmo se implementó en la clase Image en la cual se agregó un método llamado center(), el cual aplica el Pseudocódigo 4. Para fines ilustrativos, se dibuja en el centro de la imagen un pequeño cuadrado rojo.

En la Figura 61, se muestra el resultado de encontrar el centro de cada uno de los objetos candidatos, como se puede observar, se han encontrado los centros (marcas rojas) de cada objeto candidato.



Figura 61. Región seleccionada donde se encuentran los centros de los candidatos.

3.2.5 Elección de corte de objetos

Para la elección del corte de cada espectro, se hace el cálculo de una coordenada a partir del centro, esto se realiza de manera estática y sin cambios, generando una imagen de $n \times n$ pixeles.

Los espectros que hasta este momento se han estudiado tienen un área aproximada de 15000, lo cual en términos de $m \times n$ fue de 50×300 , dada esta relación la coordenada desde la cual se comienza a realizar el corte.

El punto de corte de cada espectro se almacena en el atributo de la etiqueta inherente del espectro dado en la clase Tag, la coordenada X del punto de corte se almacena en el atributo CUT_POINT_X, mientras que la coordenada Y en el atributo CUT_POINT_Y;

En la Figura 62 se ejemplifican las coordenadas que representan el punto de inicio para el siguiente método, ocupando ahora una matriz de 600×600 pixeles.

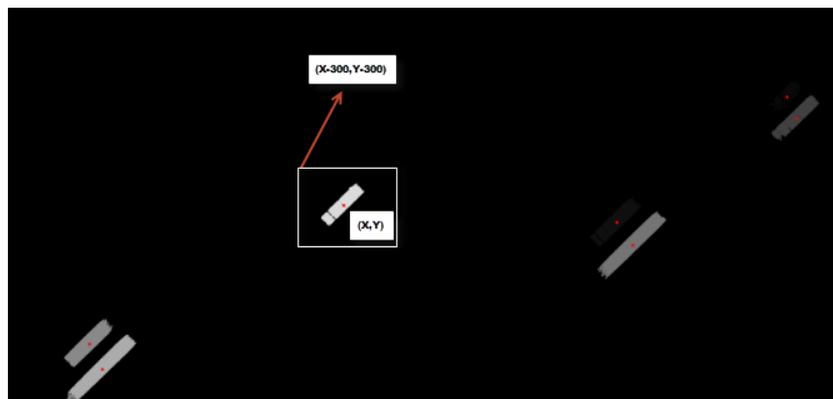


Figura 62. Se muestra un ejemplo de un espectro cuyo centro se encuentra en (X,Y) y cuya coordenada para el inicio del corte se encuentra en $(X-300, Y-300)$.

3.2.6 Corte de objetos

El corte o extracción de los objetos, es un paso esencial para que en métodos posteriores se adquiera la señal inherente del espectro. Una vez llegado a este proceso, solamente se tienen objetos candidatos dada su área.

El proceso de corte de objetos parte de las coordenadas obtenidas en la elección de corte, con estas coordenadas se comienza la extracción de información de la imagen original, obteniendo así una imagen en escala de grises de tamaño 600×600 pixeles, para obtener los datos de la imagen, se hace uso de la clase QImage, ya que nos permite acceso directo a la información de cada píxel, este método se encuentra en la clase Image con el nombre de cut().

En la Figura 63, se muestra la imagen cuadrada que contiene un espectro o varios, si bien se puede observar que se tienen varios espectros dentro de esa imagen, no causa algún tipo de inconveniente, esto debido a que cada imagen está en relación al centro de cada espectro.

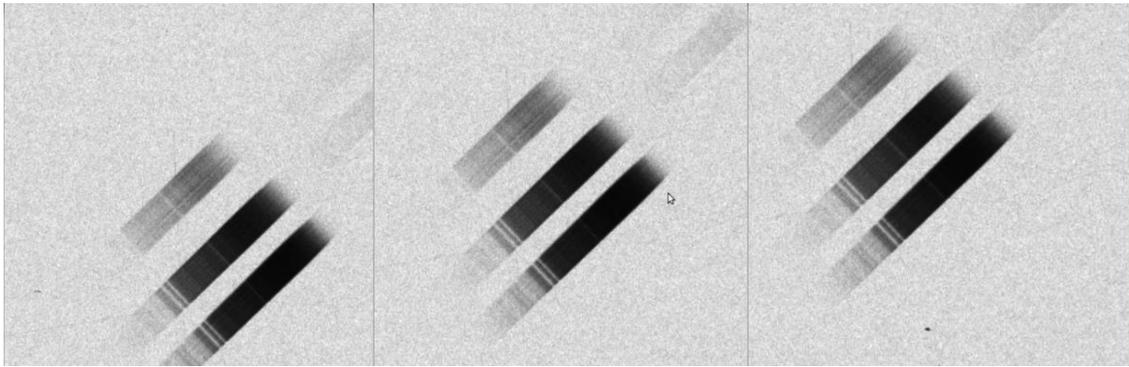


Figura 63. Imágenes de tamaño 600 x 600 píxeles. Contienen espectros teniendo como referencia el centro de un espectro individual.

El Pseudocódigo 5, presenta los pasos a seguir para realizar dicha creación de la imagen.

```

1. CO Centro de cada objeto candidato
2. IM Arreglo de imágenes de 600 x 600 píxeles
3. IO Imagen original
4.
5. cut()
6. {
7.     posicionarse en el centro de cada objeto almacenado en CO
8.     reocorrer una matriz de 600 x 600 y leer el valor del pixel de IO
9.     asignarle el valor del pixel de IO a IM del objeto en cuestión
10. regresar IM
11.
12. }

```

Pseudocódigo 5. Corte de objeto

3.2.7 Rotación de objetos

Una vez obtenidos los objetos individuales y haber implementado la extracción de los mismos debemos rotarlos, esto para una mayor versatilidad al momento de obtener la señal del espectro.

En el análisis y diseño se presentaron datos correspondientes al ángulo de inclinación que tienen dichos espectros (134°), así como las excepciones.

El ambiente de desarrollo Qt, contiene herramientas que nos son útiles para llevar a cabo ciertos procesos de manera más eficiente. Por consiguiente, se hace uso del método *rotate(grados)* incluido en la clase QTransform, la cual nos ayuda con transformaciones de objetos de acuerdo a un sistema de coordenadas, en este caso las imágenes.

En la Figura 64, se muestra la imagen que obtuvimos en el corte con un espectro individual centrado, está se encuentra rotada, sin embargo aún no se tiene solo el espectro con las medidas de 50 x 300 píxeles.

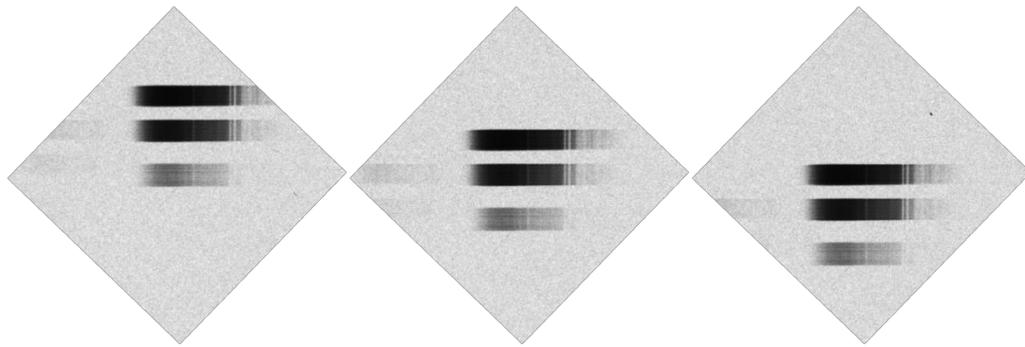


Figura 64. Imágenes rotadas con respecto al centro de los espectros

Para ello y para realizar el proceso de calibración las dimensiones del objeto cambian para ser de 300 x 50 píxeles, es decir, ahora deben ser horizontales. Este procedimiento se lleva a cabo gracias a que cada imagen está orientada respecto al centro de cada espectro lo cual nos permite hacer una lectura de los píxeles estática y con buenos resultados.

En la Figura 65, se muestra el resultado de haber rotado los espectros de tal manera que estos quedarán orientados hacia el eje X, es decir, horizontales y se les aplicó un recorte para medir 400 x 60 píxeles para que esta se pase a un proceso de calibración.

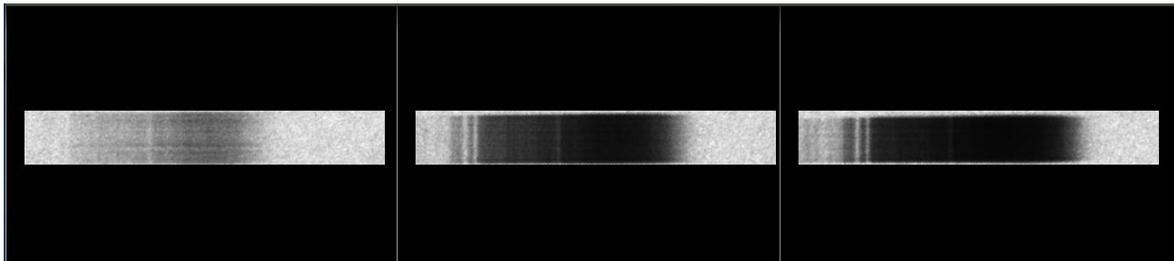


Figura 65. Imágenes de los espectros rotadas y recortadas para tener una dimensión de 60 x 400 píxeles.

3.3 Calibración de la señal

Como ya se expuso en el diseño del sistema, los espectros tienen valores variados en su longitud, y debido a la exposición analógica y el deterioro, estos pueden no tener líneas y tamaños definidos, como se observó en la Figura 36, por lo tanto no todos los espectros son útiles. También en el proceso de imágenes se ingresa ruido al sistema, obteniendo objetos identificados que no son estrellas. Entonces el proceso de calibración tiene dos objetivos claros:

- 1.- Calibrar la señal en términos de longitud y posición para la extracción de características.
- 2.- Eliminar objetos o señales que no aporten información suficiente.

3.3 Líneas de absorción

En la Figura 27 se observaron líneas de absorción que aparecen en las estrellas sin importar su tipo, estas líneas definen los elementos principales que las componen, principalmente hidrógeno (por lo

tanto son llamadas líneas de hidrógeno). A través de estas líneas, se pueden tener puntos de referencia que permitan definir un tamaño y posición relativos al espectro original, y por lo tanto extraer características en una región bien definida, asegurando que siempre buscaremos información relevante en cada señal.

3.3.2 Diseño del molde y puntos de referencia

Al hacer un proceso de calibración manual a través de estrellas de la placa AC830 con 10 espectros, se obtuvo un tamaño de estrellas de 300 por 50 píxeles, existen algunas muestras con más o menor longitud, sin embargo el promedio se situó en 295. Este tamaño se usa para el algoritmo selectivo de regiones, esto permite discriminar entre objetos que podrían ser estrellas de aquellos que podrían únicamente ser ruidos o basuras en la imagen.

En la Figura 66 podemos ver el molde que se usa para la calibración, se toman como referencia tres puntos, estos puntos deben estar alineados en la posición 80, 120 y 180 del espectro con longitud de 300 píxeles, dichos puntos corresponden a líneas de hidrógeno conocidas como H Beta, H Delta y H Gamma. Al ser una región que presenta un pico descendente se tiene un rango de análisis, por lo tanto se da una longitud de 10 píxeles a cada ventana (75-85, 115-125 y 175-185). En estas regiones se buscó un punto mínimo o línea de absorción.

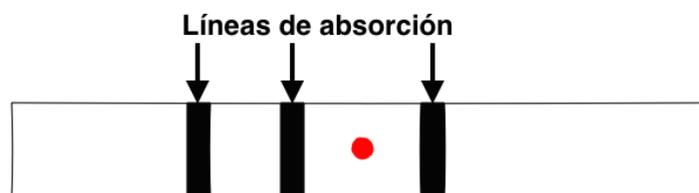


Figura 66 Modelo del molde para la calibración. El centro se encuentra marcado en rojo, las líneas de absorción se definen en los recuadros negros como una ventana.

3.3.3 Búsqueda de los puntos de referencia

En el Diagrama 8 se definió el proceso que se sigue para la búsqueda de puntos de referencia, y con el molde que se diseñó en la subsección anterior podemos buscar los puntos de referencia y obtener el espectro.

El procesamiento de imágenes obtiene en su etapa final un centro de acuerdo a los objetos que podrían ser estrellas, este centro no siempre es el centro definitivo de la estrella, por lo tanto no se puede estar seguro de hacer un recorte en dicho punto, por lo tanto se define una longitud de 400 píxeles por 60 píxeles, esto para poder tener un área de trabajo donde localizar el espectro y no perder información vital para la estrella.

La imagen es transformada en una señal unidimensional por el método de promedio de columnas, sin embargo, como existe una región que no presenta información en los bordes, se delimita el molde a 400 por 20 píxeles, esto para obtener la información más centrada donde existe menor posibilidad de un traslape de señales debido a la captura óptica. En la Figura 67 se observan los bordes sin información marcados en rojo en el espectro correspondiente.

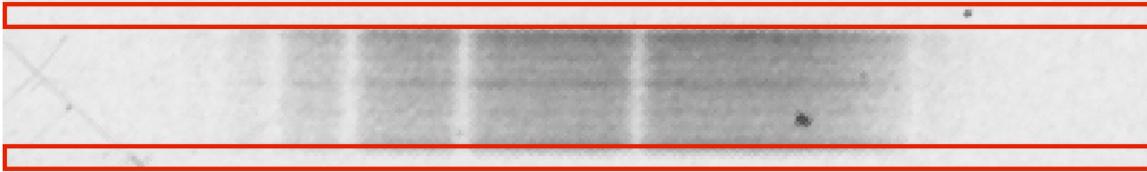


Figura 67. Espectro con bordes sin información marcados en rojo.

Una vez que se tiene la señal unidimensional es necesario empezar el proceso de búsqueda, donde se comienza a barrer la señal de izquierda a derecha, esto con la finalidad de buscar los puntos donde coincidan las ventanas definidas con puntos de absorción, esto último se determina a través de la doble derivada aplicada a la región. El molde entonces se recorre dentro de límites definidos, esto debido a que no sería posible extraer el espectro fuera de la imagen de 400 píxeles en su longitud.

Después de recorrer con el molde el espectro, se tiene una lista de puntos donde la segunda derivada de los tres puntos coincidió con el comportamiento de una línea de absorción o un punto mínimo. Tomando en cuenta que la región en la que analizamos es la más propensa a presentar estos comportamientos, se toma el de inferior valor, esto quiere decir el punto extremo izquierdo. Posteriormente se obtiene una lista de los 10 valores alrededor de dicho punto y se ubica el punto mínimo de dicha lista, esto con el efecto de obtener el píxel más profundo y definir a este como el pico.

En la Figura 68 se puede observar la localización de los tres puntos en la señal previamente obtenida del espectro en cuestión. Estos tres puntos coinciden en su totalidad con las líneas de absorción y dan la referencia de los límites del espectro, así como para su posterior posicionamiento en la extracción de características.

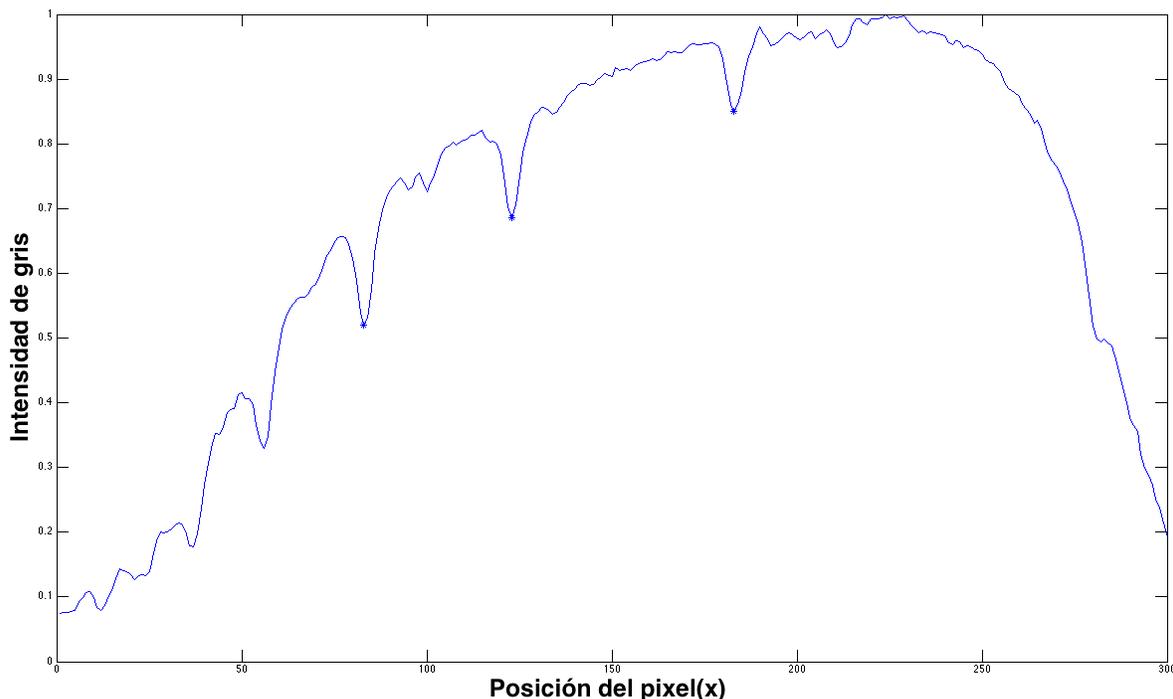


Figura 68. Señal de un espectro calibrada con sus 3 líneas de absorción de referencia detectadas.

3.3.4 Extracción de la señal

Como última etapa se tiene el recorte del espectro original con las dimensiones definidas en la posición calculada por medio de los puntos de referencia en las líneas de absorción. Ya que el centro del molde y sus líneas de absorción están fuertemente ligadas, entonces al tener una referencia al centro del molde y saber que sus dimensiones fueron de 300 por 20 pixeles (Recordemos que el ancho de 50 pixeles se modificó para evitar las regiones de riesgo de traslape), entonces extraeremos la señal en los límites de -150 pixeles y +150 pixeles en relación al centro.

En la Figura 69 se observa el resultado de la calibración de señal, podemos observar que se tiene un tamaño bien definido en 300 pixeles de longitud. En la Figura 70 no se obtuvieron resultados debido a que no cataloga como estrella, ya que es ruido que proviene de anotaciones físicas que se le hicieron a la placa, y el proceso de calibración no pudo establecer los límites a través de los puntos de referencia.

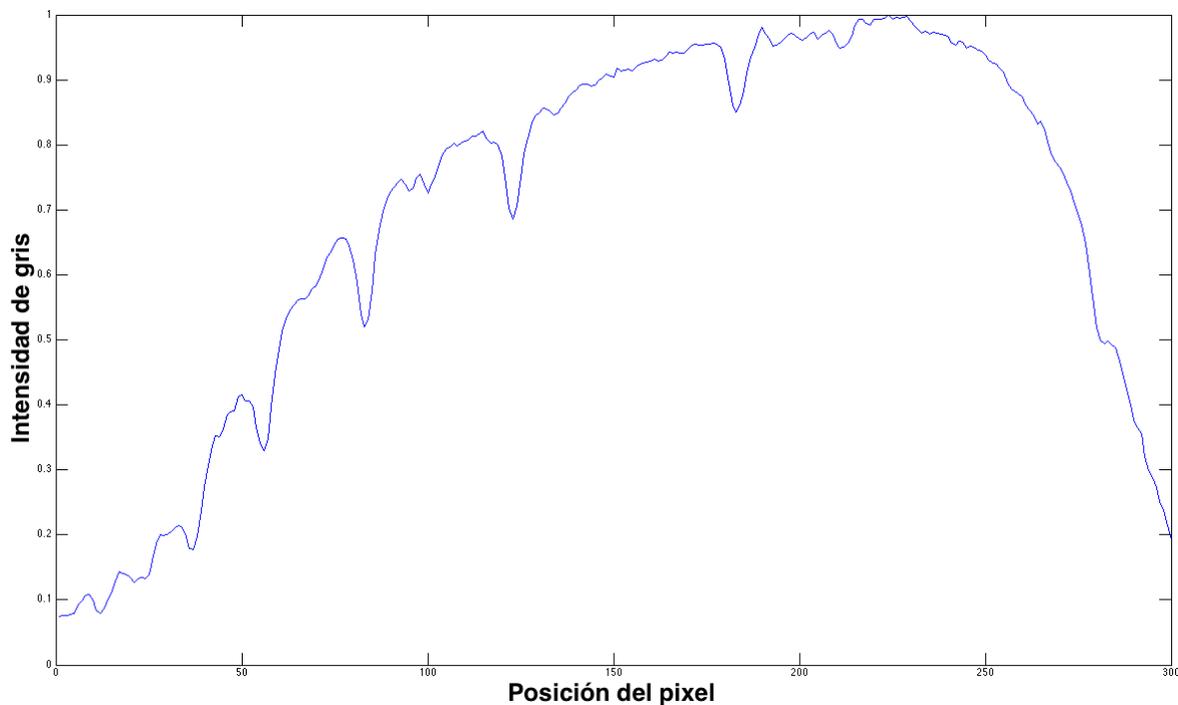


Figura 69. Señal del espectro después de haber sido calibrada.



Figura 70. Imagen de salida del procesamiento de imágenes que se detectó como un posible espectro, realmente es una anotación en la placa.

Sin embargo, existe una pérdida de información debido a características de todo el proceso de obtención de espectros (desde la toma de la placa hasta su digitalización y procesamiento), en la Figura 71 se puede observar que el espectro se define claramente como una estrella y de forma visual se aprecian las líneas de absorción, pero el proceso de calibración no obtuvo resultados y es descartado por el sistema.

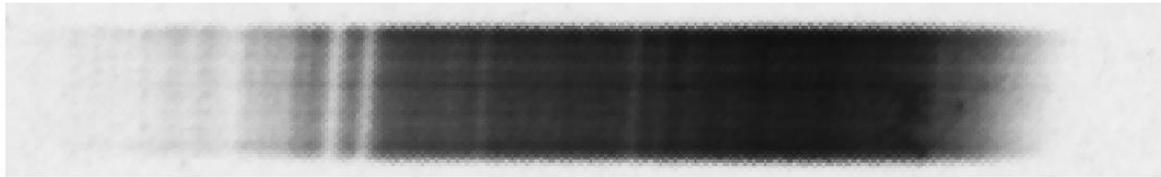


Figura 71. Espectro con líneas bien definidas que no pudo calibrarse debido al ruido presente.

En la Figura 72 se pueden observar tres espectros ingresados al proceso de calibración, sus líneas se encuentran bien definidas y toda la información se aprecia con detalle, por lo tanto puede extraerse una señal bien calibrada.

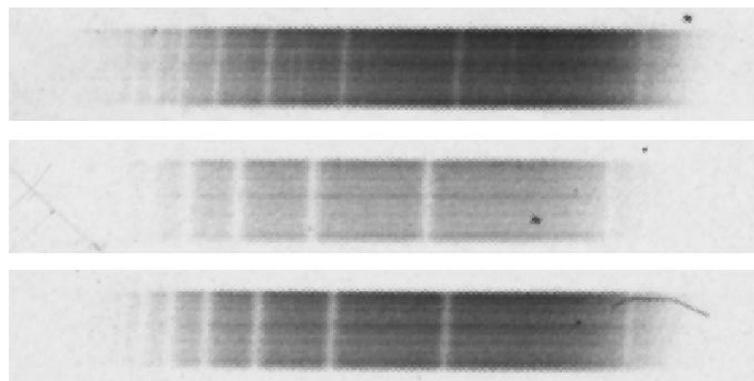


Figura 72. Tres espectros que se ingresaron al método de calibración como prueba.

En la Figura 73 se puede ver el resultado final, así como líneas verticales que pasan por los puntos de referencia y se aprecian en la misma posición, con esto se asegura que las características que ingresan a la red neuronal son siempre las mismas.

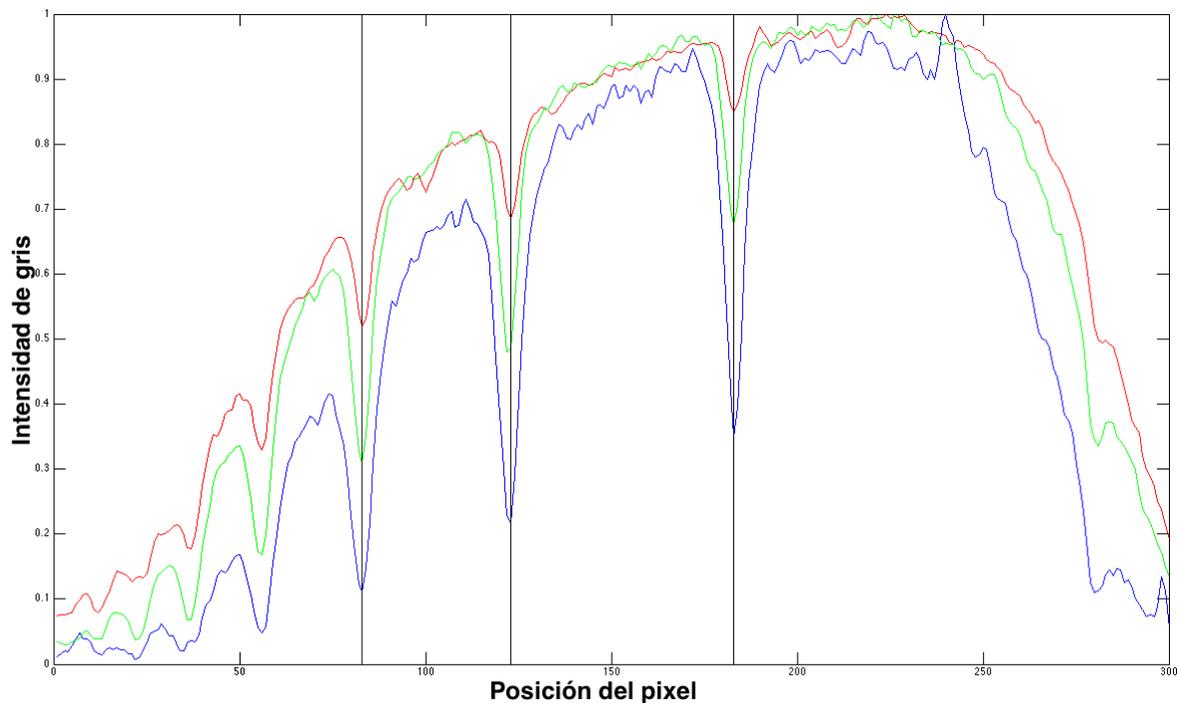


Figura 73. Resultado de la calibración en tres espectros diferentes, la línea vertical marca las líneas de absorción que se usaron como referencia.

3.4 Procesamiento de señales

Para el proceso de señales se usó una técnica expuesta por Yu-Gang Jiang y Ping Guo [22] en la cual se aplica la transformada Wavelet para crear un filtro pasa bajas que permita limpiar la señal, posteriormente se procede al cálculo de la **desviación estándar** para obtener los picos o líneas de absorción importantes. Este procedimiento se detalla en el Diagrama 16, se pueden observar diferentes etapas que finalmente obtienen las características más importantes para su clasificación a través de la red neuronal.

El procedimiento que se muestra en la Diagrama 16, estos pasos involucran:

1. Transformada Wavelet db7 a 8 niveles.
2. Eliminación de coeficientes y reconstrucción.
3. Filtrado de la señal en relación al filtro pasa bajas.
4. Cálculo de la desviación estándar.
5. Truncamiento de los valores fuera del rango establecido.

Cabe mencionar que se aplica normalización en varias etapas como lo indica el diagrama, sin embargo ese procedimiento no se detalla a continuación, ya que es un proceso y cálculo bien conocido.

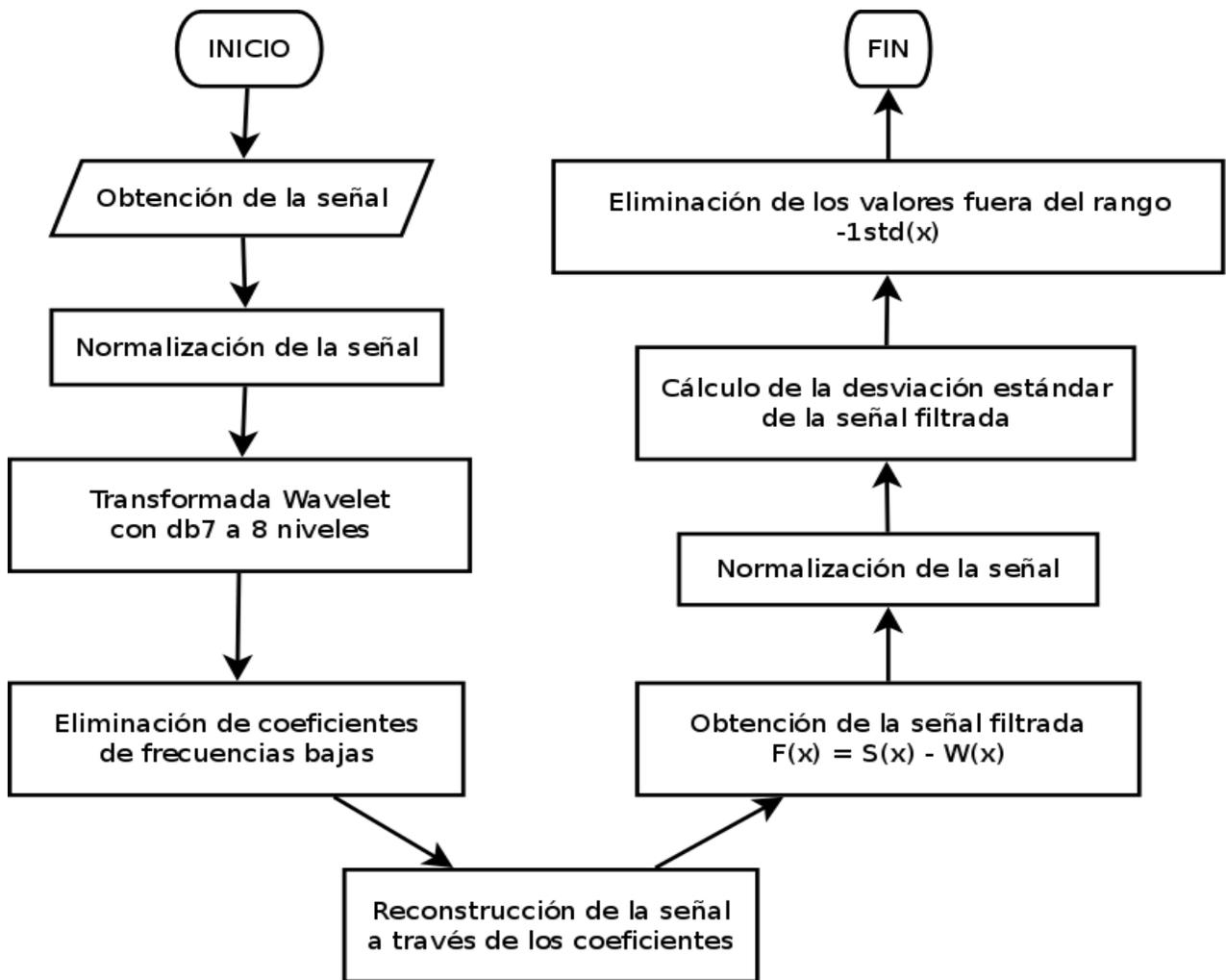


Diagrama 16. Diagrama de flujo del procesamiento de señales

A continuación se describen cada uno de los pasos más a fondo.

3.4.1 Obtención de la señal

Una vez que se ha pasado por la etapa de calibración y se tiene el espectro de dos dimensiones con las proporciones deseadas (300 píxeles por 50 píxeles), se debe obtener una señal unidimensional, dicha señal se obtiene por medio del promedio de sus píxeles verticales o columnas (cuando la señal ya se encuentra en posición horizontal). Este proceso se detalla en la Ecuación 7:

$$F(x) = \frac{\sum_{i=0}^L f(x, i)}{L}$$

Ecuación 7. Método del promedio de columnas

Donde:

F , es la señal unidimensional

x , es la posición del pixel o columna del espectro

L , la longitud total del espectro

f , el espectro en dos dimensiones

i , la columna por iteración

La señal obtenida es la que finalmente pasa por el procesamiento de señales anteriormente definido. A continuación se muestra un ejemplo en la Figura 74, donde se puede observar el espectro con sus líneas de absorción, también se denota la longitud de 300 píxeles.

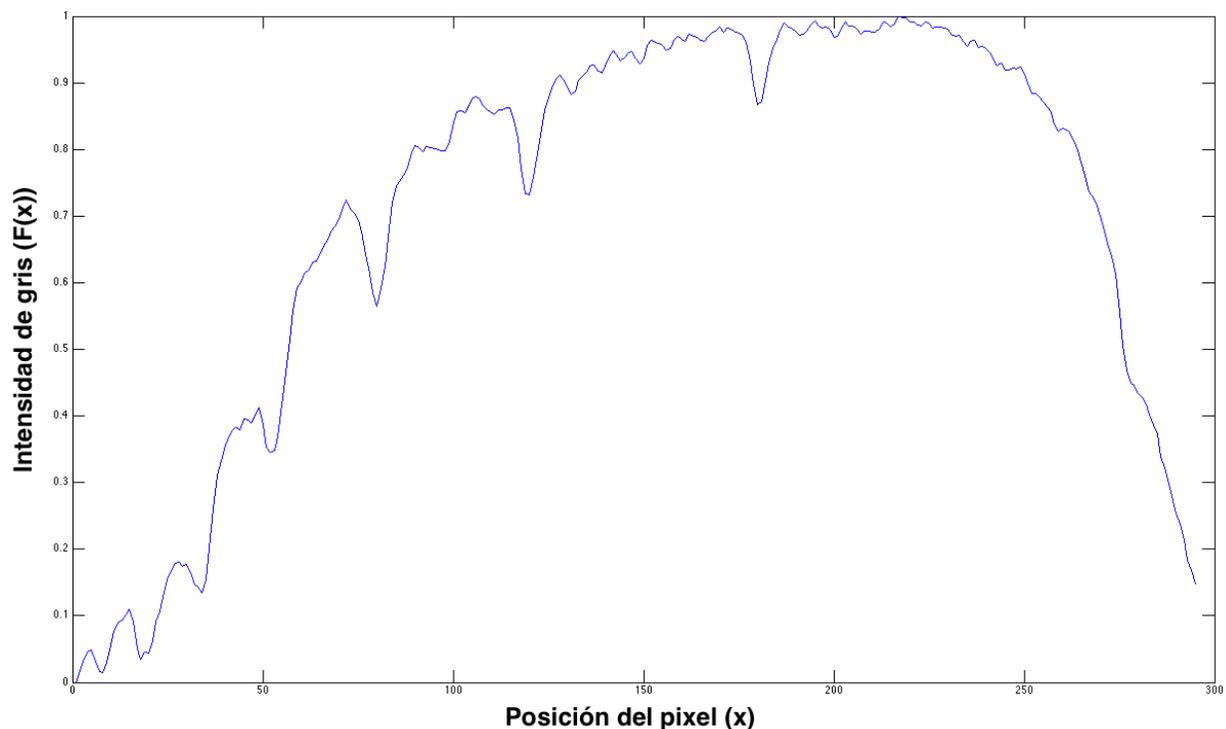


Figura 74. Señal obtenida de una estrella de tipo B por el método de promedio de columnas

Una vez que se obtiene la señal unidimensional del espectro de la placa se realiza un procesamiento de señales para limpiar y extraer características que nos permitan pasar a la etapa de clasificación.

3.4.2 Transformada Wavelet

Para la etapa de aplicación de la transformada Wavelet se utilizó la librería *wavelet1d*, desarrollada por Rafat Hussain[34] y de naturaleza *Open Source*, dicha herramienta nos permite realizar y aplicar la transformada Wavelet a diversas señales unidimensionales e imágenes. Su

funcionamiento es muy sencillo, recibe una señal y se declaran las características de la transformada, tales como: función wavelet a utilizar y los niveles de descomposición de la señal.

La transformada Wavelet descompone la señal como si fuera un filtro pasa bajas y pasa altas, por lo tanto el resultado es una señal de la misma longitud en la cual la mitad de la señal es la original pero descompuesta (reducida a la mitad), mientras que la otra mitad son los coeficientes (tanto pasa bajas como pasa altas) que permiten recomponer la señal en su totalidad.

3.4.2.1 Eliminación de coeficientes y reconstrucción

Una vez que se obtienen los coeficientes de la transformada Wavelet, estos se pueden manipular para la modificación de la señal. Ya que los coeficientes describen directamente las frecuencias bajas y altas de la señal, es posible eliminarlos o atenuarlos para su modificación, tal como si se tratara de un filtro.

Como se observó en la Figura 74, existe una señal que envuelve a todo el espectro, esta señal le da su forma curva a la señal, sin embargo lo que más nos interesa son las líneas de absorción, por lo tanto se debe eliminar la frecuencia que describa a esa señal, entonces se realiza un filtro pasa bajas, esto se hace eliminando los coeficientes más altos de la transformada permitiendo que se reconstruyan únicamente las frecuencias más bajas.

En la Figura 75 se observan los resultados de los coeficientes para los niveles 2, 5 y 8, nótese que la señal original se va reduciendo a la mitad en cada nivel. Al tener distintos niveles de descomposición (se manejaron un total de 8), se debe eliminar de manera recursiva dichos coeficientes por cada mitad de la señal. La manera en que se seleccionan cuáles valores se eliminan se hace a través de un umbral del porcentaje de dichos coeficientes, ya que no se tiene una relación directa entre las frecuencias y los valores de la transformada.

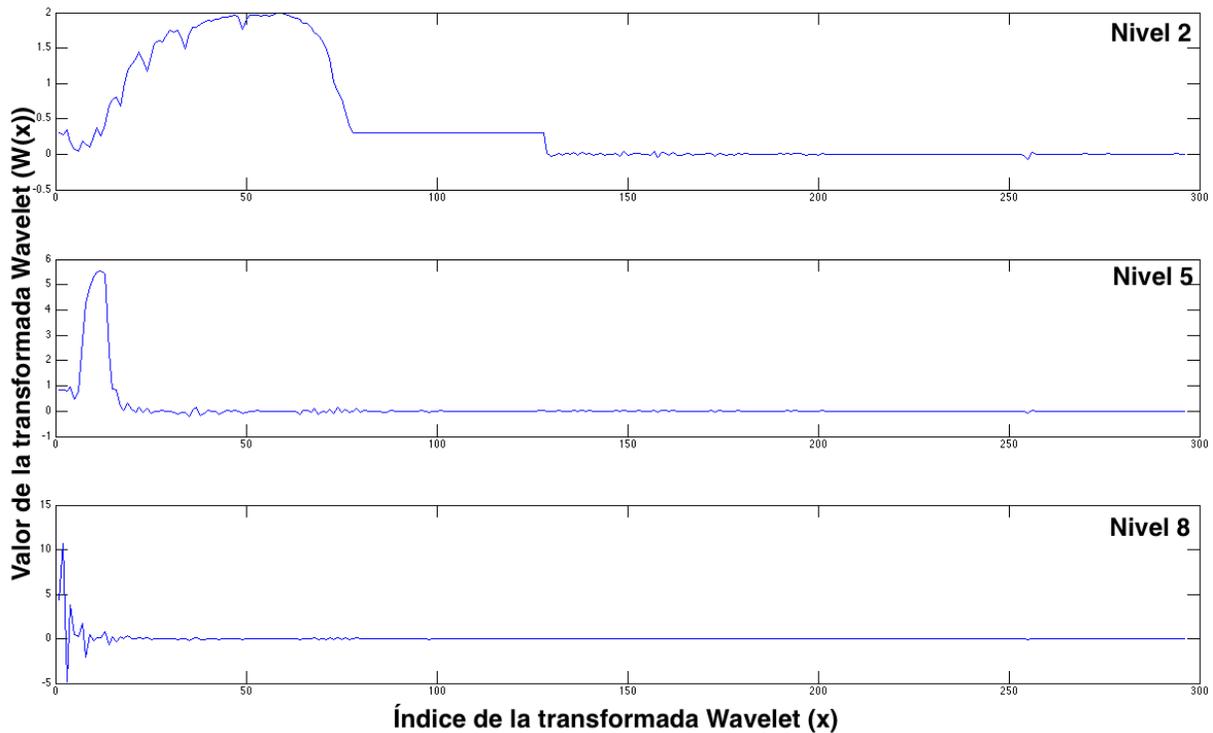


Figura 75. Descomposición de la señal a través de la transformada Wavelet usando db7 en niveles 2,5 y 8.

Finalmente, al aplicar esta eliminación de coeficientes se obtiene la señal que se pretende eliminar de la señal original. En la Ecuación 8 se observa la fórmula que se usó para la eliminación:

$$C_{filtrada}(X) = \begin{cases} C(x), & x < t \\ 0, & x \geq t \end{cases}$$

Ecuación 8. Eliminación de coeficientes para la transformada Wavelet.

Donde:

$C_{filtrada}$, son los coeficientes filtrados por eliminación.

C , son los coeficientes obtenidos de la transformada.

x , es la posición del pixel o columna del espectro.

t , umbral porcentual que se quiere eliminar o mantener.

En la Figura 76 se observa el resultado del filtrado a través de la transformada Wavelet al atenuar los coeficientes relacionados a las frecuencias bajas, con esto se puede eliminar la señal que envuelve al espectro original y poder mejorar la señal.

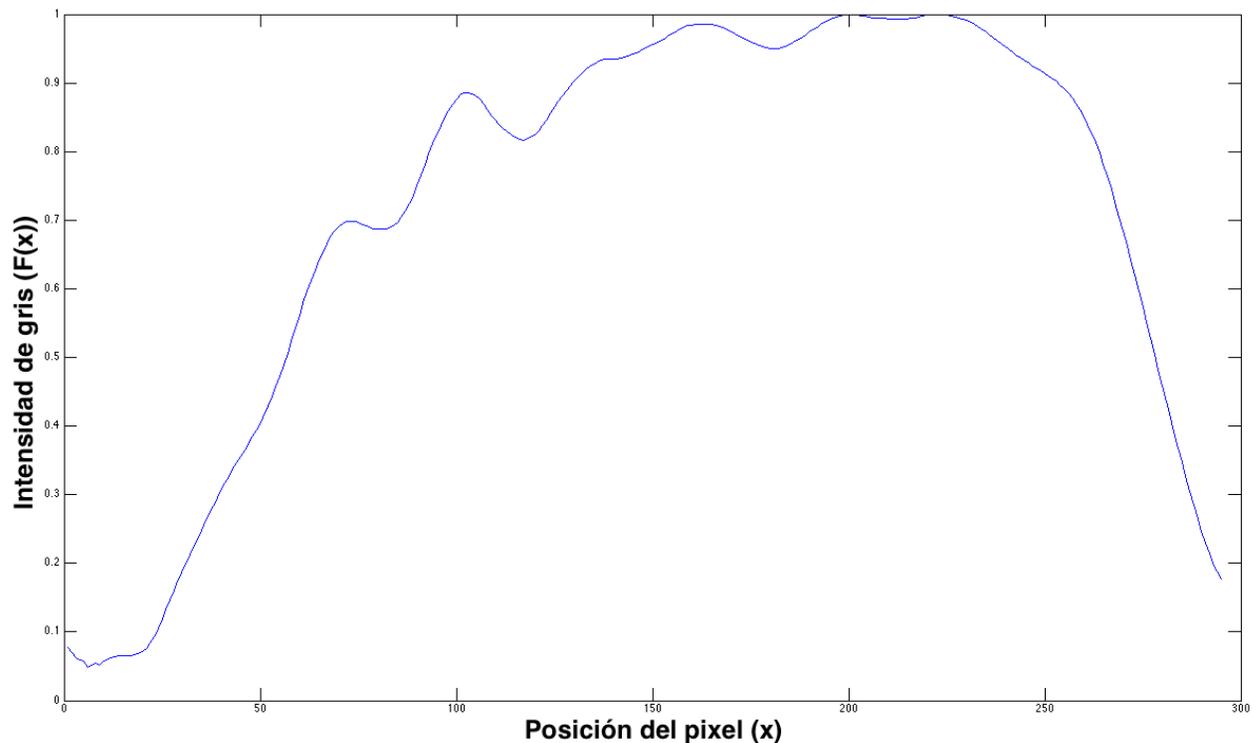


Figura 76. Resultado de la eliminación de coeficientes para la transformada Wavelet.

3.4.3 Filtrado de señal

Una vez que se obtiene la señal en frecuencias bajas se realiza una eliminación a la señal original, con esto las líneas de absorción son más notorias y pueden ser mejor identificadas. Esta etapa se realiza con una sustracción, como se muestra en la Ecuación 9:

$$F(x) = S(x) - W(x)$$

Ecuación 9. Sustracción de la señal en frecuencia baja a la original.

Donde:

$F(x)$, es la señal filtrada.

$S(x)$, es la señal original.

$W(x)$, es la señal después de la reconstrucción Wavelet en frecuencia baja.

x , es la posición del píxel o columna del espectro.

Con esto se obtiene una señal limpia de frecuencias bajas, como se aprecia en la Figura 77, donde podemos observar que ahora se definen los picos, sin embargo sigue apareciendo ruido, es necesario aplicar otro método para poner extraer la información de los picos del espectro.

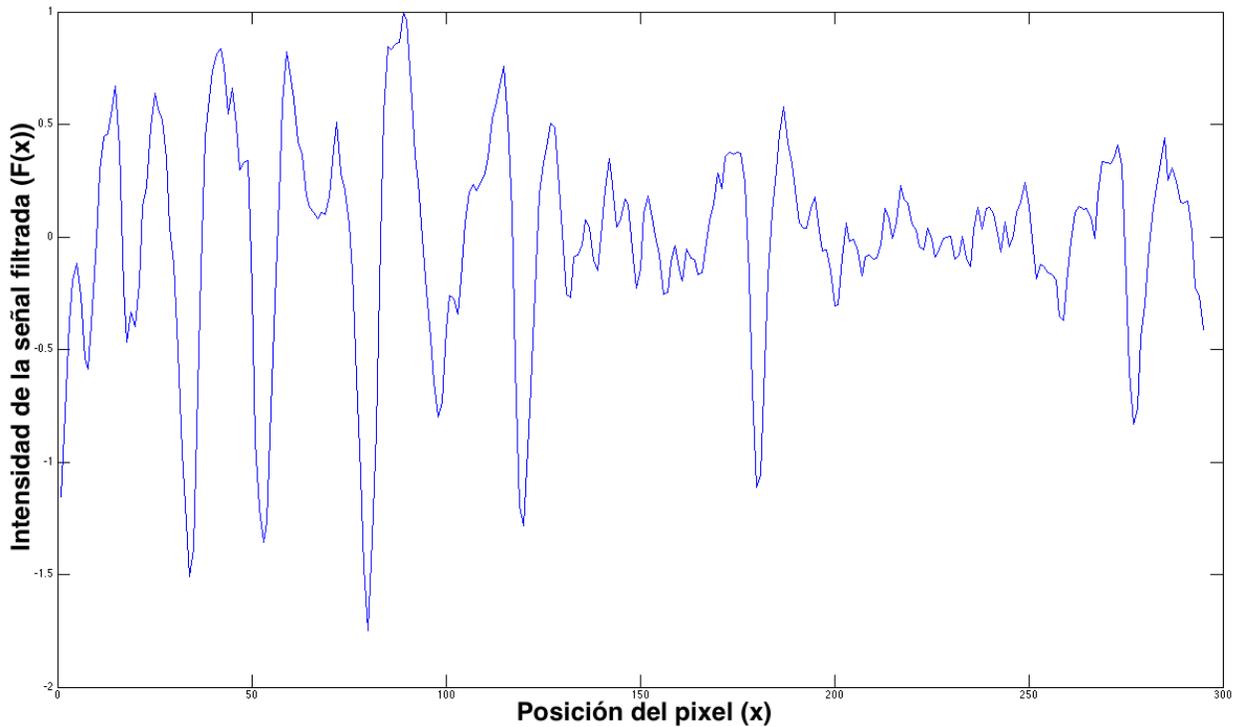


Figura 77. Resultado de la eliminación de la señal de frecuencias bajas de la original.

3.4.4 Desviación estándar

La naturaleza de la señal espectral son sus picos o líneas de absorción, en general, estas características logran identificar al tipo de estrella por su tipo (O, B, A, F, G, K, M), sin embargo por muchas razones, entre ellas ruido óptico, ruido mecánico, placas maltratadas e incluso por el proceso de digitalización, la señal es contaminada y se deteriora con el tiempo. Yu-Gang Jiang y Ping Guo [22], sugieren un paso final de truncamiento de valores por medio de la desviación estándar, esto permite obtener los picos realmente importantes, eliminando todas las variaciones que existan. La desviación estándar se define en la Ecuación 10:

$$STD = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (S(i) - media)^2}$$

Ecuación 10. Cálculo de la desviación estándar usada.

Donde:

STD , es la desviación estándar.

N , es la longitud de la señal.

i , el píxel o columna analizados.

$S(i)$, la señal de la cual se obtiene la desviación estándar.

$media$, es el promedio de los valores de toda la señal.

Con la ecuación anterior, se obtiene un valor que se usa como umbral para la eliminación de los picos y variaciones que no son importantes o influyen de forma negativa en nuestra señal final.

3.4.4.1 Truncamiento de valores

Yu-Gang Jiang y Ping Guo, sugieren el uso del valor de la desviación estándar para el truncamiento de valores de la señal, en el caso de un espectro estelar como nuestro caso, únicamente se tienen líneas de absorción, por lo que la información más importante se encuentra en la parte baja de la señal (la parte negativa si la señal se estuviera centrada en el eje x). Por lo tanto se realiza un corte de acuerdo a lo que se describe en la Ecuación 11.

$$S(x) = \begin{cases} -\sigma STD, & S(x) > -\sigma STD \\ S(x), & S(x) \leq -\sigma STD \end{cases}$$

Ecuación 11. Valor de umbral para el truncamiento de la señal

Donde:

STD , es la desviación estándar antes calculada.

σ , es la translación del umbral de corte, de acuerdo con el caso de la señal.

$S(x)$, la señal a umbralizar.

x , es la posición del pixel o columna deseado.

En el caso de los espectros estelares usados, se decidió usar un umbral de -1 de acuerdo con la desviación estándar, esto ya que eliminó los picos y ruido que no eran parte de las líneas de hidrógeno.

Finalmente, al realizar esta operación de umbralización se logra obtener una señal limpia, la cual se aprecia en la Figura 78, donde resaltan los picos o líneas de absorción, los rangos de presencia de estas características se encuentran en lugares similares sin importar el tipo de estrella, esto gracias al proceso de calibración, estos rangos son los que pasan directamente a la etapa de clasificación, ya que nos indican el tipo de estrella.

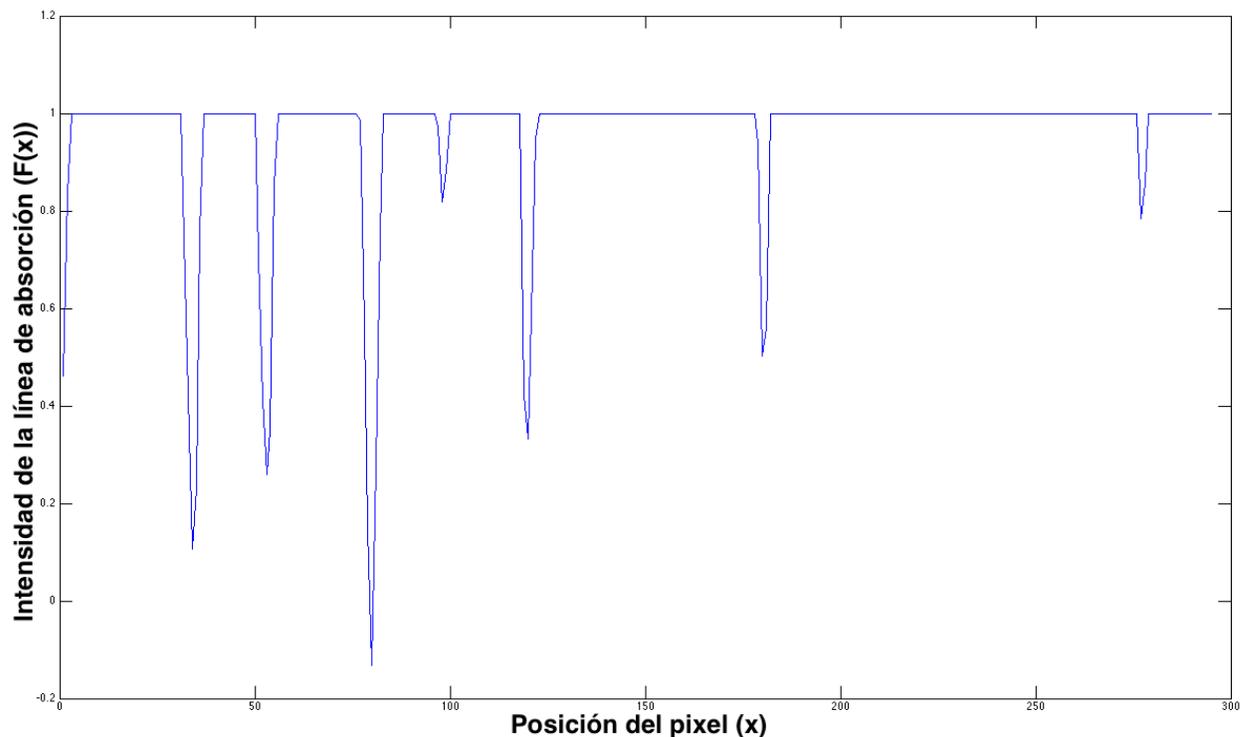


Figura 78. Resultado del procesamiento de señales, se aprecia una señal limpia y con picos notorios.

3.6 Clasificación a través de redes neuronales entrenadas por NEAT

La clasificación de los espectros se realiza a través una red neuronal de tipo Feedforward, el entrenamiento se lleva a cabo con la técnica conocida como NEAT que fue descrita en el apartado de Análisis y Diseño. Debido a la complejidad y tiempo de desarrollo que supondría programar todo desde cero, se optó por usar software hecho Peter Chervenski y Shane Ryan basado en el desarrollo de NEAT C++ por Kenneth Stanley de la Universidad de Texas.[35]

Este software se configura de acuerdo a las características que necesitamos del entrenamiento, se dan los vectores o valores de entrada y las salidas esperadas, el software evoluciona la red neuronal hasta obtener la más óptima. Posteriormente se aplica el método de Backpropagation como se definió en el apartado de Análisis y Diseño.

Las estrellas que se han captado a través de la cámara Schmidt tienen un rango de sensibilidad de luz que va de los 3400 a los 5500 Angstroms, por lo tanto, en teoría se pueden detectar las líneas de emisión Hb, Hg, Hd, He, Hs y Hn, pero debido al desgaste, ruido y agentes externos que intervienen en el proceso de deterioro, las líneas que más se marcan en todas las placas o su mayoría son Hb, Hg, Hd y He. En la Tabla 26 se observa un resumen de las líneas de absorción a usar, también la longitud de onda a la que corresponden en el espectro del hidrógeno y finalmente la posición aproximada que tienen dentro del espectro de 300 píxeles de longitud definido en la clase *Espectro* con la que se trabaja.

Línea de hidrógeno	Longitud de onda (nm)	Posición en el espectro (px)
H_{β}	486.1	280
H_{γ}	434.1	180
H_{δ}	410.2	120
H_{ϵ}	397.0	80

Tabla 26. Resumen de las líneas de hidrógeno que se utilizan para la clasificación

En la Figura 78 se observa el resultado del procesamiento de señales, éste da una señal con líneas de absorción que resultan en picos con un punto mínimo, estos puntos, gracias al procesamiento de calibración de la señal se encuentran en una posición definida, sin embargo pueden existir variaciones debido a factores inherentes al algoritmo de calibración, así como de ruido en la señal y deterioro de la placa. Por lo tanto se extrae un rango de valores alrededor de los puntos expuestos en la Tabla 26, este rango está comprendido en -3 y +3 píxeles. Por lo tanto se tiene un vector final de 4 puntos de interés y cada punto tiene 6 píxeles de longitud, esto requiere de una red neuronal con 24 entradas en total y 7 salidas, también se debe agregar una neurona extra de entrada para funcionar como bias o valor de umbral en los valores de activación de la red neuronal.

En la Figura 79 se observa un esquema de la red neuronal a usar, esta red es de tipo Feedforward, sin embargo la caja en negro marca el área donde el algoritmo NEAT se encarga de modificar la arquitectura de acuerdo a los parámetros del algoritmo genético. Por simplicidad se redujeron las 24 entradas a la cantidad de puntos de referencia o líneas de absorción que se toman, por lo tanto se muestran 4 neuronas de entrada y una extra de umbral o bias. Cada una de las salidas se debe marcar con 1 o con 0, dependiendo de la clasificación que tome la red neuronal después de ser entrenada.

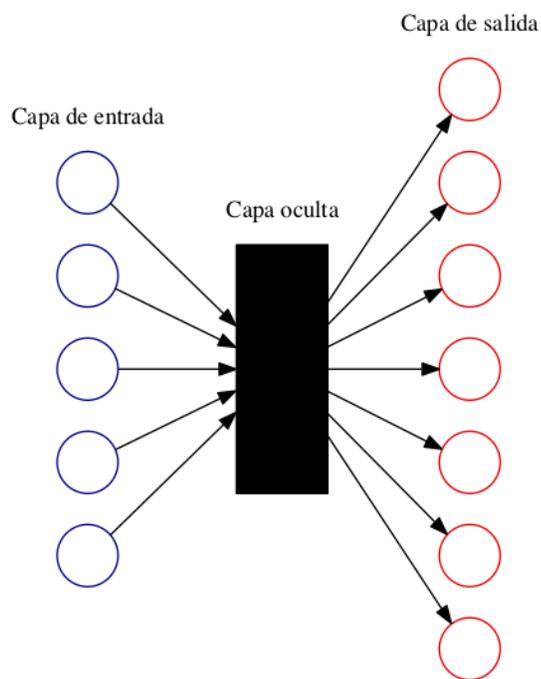


Figura 79. Esquema general de la red neuronal a usar. La capa oculta se representa con una caja negra al ser modificada durante el tiempo de entrenamiento por L-NEAT.

En la Tabla 27 se presentan algunos de los parámetros más importantes y que fueron modificados para ajustar los resultados de la clasificación en nuestra red neuronal. Algunos de estos parámetros tienen efectos directos en el tiempo de convergencia (cantidad de individuos por población, probabilidad de cruce).

Parámetro	Valor por defecto	Valor sugerido	Efecto
Tamaño de la población	150	250	Tiempo de convergencia, al tener que modificar más cromosomas.
Cantidad mínima de especies	5	5	Cantidad de arquitecturas por cromosoma.
Cantidad máxima de especies	25	25	Cantidad de arquitecturas por cromosoma.
Probabilidad de mutación de pesos	25%	25%	Afecta directamente a los pesos para ajustar la clasificación.
Probabilidad de agregar una neurona	3%	5%	Modifica la arquitectura y por lo tanto los resultados directamente.

Probabilidad de agregar una conexión	5%	5%	Modifica la arquitectura y por lo tanto los resultados directamente.
Probabilidad de eliminar una conexión	0%	5%	Modifica la arquitectura y por lo tanto los resultados directamente.
Probabilidad de cruzamiento de cromosomas	25%	25%	Afecta la convergencia así como la mezcla de valores entre mismas arquitecturas.
Función de activación	Sigmoidal	Sigmoidal	Tiene un efecto directo en el manejo de las neuronas. La función sigmoidal permite valores binarios bien definidos.

Tabla 27. Resumen de parámetros de la red neuronal más importantes y sus valores sugeridos.

El procedimiento para la clasificación es el siguiente:

1. Se obtiene los datos (vectores de características) de cada estrella y la clasificación manual dada.
2. Se configura la red neuronal por medio del software MultiNEAT[36] con los parámetros anteriormente mencionados en la Tabla 27.
3. Se ingresan los vectores de entrada (características) y los vectores de salida o su clasificación.
4. Una vez que la red ha sido entrenada (El error medio cuadrático es el menor posible) los valores de los pesos, así como de su arquitectura son guardados en una red neuronal en su representación de matriz.
5. Se ajustan los pesos de dicha matriz a través de Backpropagation hasta mejorar la clasificación lo más posible.
6. La nueva matriz es ingresada al sistema y sirve como referencia para la clasificación de los espectros que se ingresen.

Los pasos 1 a 5 son completamente externos al sistema clasificador, ya que estos nada más se tiene que llevar a cabo una vez al inicio del proceso, y se pretende que esto se haga previo a la instalación final y definitiva del sistema. El paso 6 se lleva a cabo cada vez que se desee clasificar una señal, y usa el resultado de los pasos anteriores para su ejecución.

3.7 Diseño de pruebas

Debido a la poca cantidad de espectros O y M obtenidos de las placas, se decidió por eliminar estas dos clasificaciones, reduciendo el espacio de búsqueda a 5 posibles salidas. Posteriormente se encontró que la clasificación G y K aportan muy pocos espectros después de la etapa de calibración, se presume que es debido a la mala calidad que estos reportan, ya que visualmente sus líneas de absorción son inapreciables, además del ruido de fondo y la difuminación que presentan de manera general por la saturación de la reacción de la emulsión en la exposición.

Por consiguiente, el sistema quedaba con un espacio universo de 3 posibles clases para la clasificación. Debido a esto se diseñaron 3 procesos de entrenamiento y prueba:

1. Clasificación con 3 salidas (tipos espectrales: A, B, F) con 12 muestras.
2. Clasificación con 2 salidas (tipos espectrales A y B) con 18 muestras.
3. Clasificación con 2 salidas (tipos espectrales A y B) con 36 muestras.

Éstas últimas con dos cantidades distintas de espectros, para verificar la hipótesis de que a mayor cantidad de espectros, existen una mejora en el porcentaje de correcta clasificación.

Todos los espectros fueron tomados al azar de distintas placas. El conjunto de espectros destinados al entrenamiento de la red neuronal se obtuvo mediante dos procesos: la etapa del tratamiento de la imagen de nuestro sistema y la extracción manual. Ambos efectuados sobre las placas astronómicas espectrales digitalizadas proporcionadas por el INAOE y cuyos espectros se encontraban previamente clasificados.

Por otro lado, el conjunto de espectros destinado a pruebas para corroborar la correcta clasificación por parte de la red neuronal, se conformó únicamente de espectros obtenidos por medio del sistema de procesamiento de imágenes y señales desarrollado en este trabajo terminal. Cabe destacar que estos dos conjuntos no se intersectan en ningún punto.

3.8 Resultados de la clasificación

El algoritmo NEAT se encargó de evolucionar la red neuronal de cada clasificación a través de la función de aptitud, que se observa en la Ecuación 12. Se toma el error medio de la cantidad de espectros totales que ha clasificado incorrectamente, esta ecuación calcula, a partir de la cantidad de estrellas presentes, el error que le es retroalimentado al algoritmo NEAT sirve para indicar las redes mejor adaptadas a la clasificación. El entrenamiento termina cuando se obtiene un 90% de aciertos en la predicción de las salidas de los espectros de entrenamiento, cabe mencionar que no se le exige un 100% de aciertos al sistema ya que corre el riesgo de un sobre entrenamiento, el cual consiste crear una red neuronal altamente especializada en los espectros presentados, disminuyendo su capacidad de predicción y flexibilidad ante espectros muy semejantes pero no idénticos.

$$fitness = \sum_{i=0}^N N - |e_i - o_i|$$

Ecuación 12. Función de aptitud usada para el entrenamiento por Neuroevolución

Donde:

fitness, es la función usada para determinar la aptitud de cada red neuronal.

N, cantidad de estrellas usadas por entrenamiento.

i, índice de la estrella en cuestión.

e, salida obtenida del **vector de características**.

o, salida esperada del clasificador.

Debido a que la clase F presentaba el menor número de espectros siendo estos solamente 12, la primera prueba se realiza con un total de 12 muestras de entrenamiento por clase y 6 de prueba, para un total de 54 espectros en total. Se obtuvo un porcentaje de aciertos del 72%. En la Tabla 26 podemos observar la matriz de confusión obtenida, se observa que la clasificación obtiene un porcentaje de aciertos del 100%, sin embargo la clase F tiene una distribución de 33.3% a lo largo de los tres tipos, mientras que la clase A tiene confusiones con la clase B.

	Clase A	Clase B	Clase F	Total correcto
Clase A	50%	50%	0%	50%
Clase B	0%	100%	0%	100%
Clase F	33.3%	33.3%	33.3%	33.3%
			Total final	61.11%

Tabla 26. Matriz de confusión de la prueba 1.

Para la segunda prueba se tomaron únicamente espectros de clase A y B, por ser las clasificaciones que más muestras tienen, cada una con un total de 36 muestras utilizando así un total de 52 muestras y 16 para las pruebas de la clasificación. En la Tabla 27 tenemos su matriz de confusión, podemos observar que las muestras se clasificaron de manera correcta en un 100%.

	Clase A	Clase B	Total correcto
Clase A	100%	0%	100%
Clase B	0%	100%	100%
		Total final	100%

Tabla 27. Matriz de confusión de la prueba 2.

Dados estos resultados se presume que la cantidad de muestras mejora el resultado de la clasificación, sin embargo al no tener más placas de muestra para el entrenamiento se propone una tercera prueba, repetir el primer experimento pero obviando la clasificación F, esto en pocas palabras es tomar el segundo experimento y reducirlo en cantidad de muestras, a pesar de que se obtuvo una clasificación del 100% cuando se tenían 36 espectros de entrenamiento por clase, se observa en la matriz de confusión que la cantidad de muestras sí influye en los resultados, podemos ver que la clase B clasifica al 100% pero la A tiene confusiones con la clase B, esto es un indicativo claro que se necesitan más muestras para extraer características inherentes a cada estrella. Esto se puede visualizar en la Tabla 28.

	Clase A	Clase B	Total correcto
Clase A	66.6%	33.3%	66.6%
Clase B	0%	100%	100%
		Total final	83.3%

Tabla 28. Matriz de confusión de la prueba 3.

CONCLUSIONES

A manera general, el sistema permite segmentar y clasificar cuerpos estelares encontrados en las placas astronómicas espectrales del INAOE mediante procesamiento de imágenes, procesamiento de señales y clasificación mediante redes neuronales entrenadas con Neuroevolución para asistir a los astrónomos en sus labores.

Por otra parte, de manera específica, el sistema realiza la extracción de características de la señal mediante la transformada Wavelet y la desviación estándar. De igual manera, se efectúa la segmentación de la placa astronómica espectral mediante análisis y procesamiento de imágenes así como también se obtienen datos inherentes a cada espectro: clasificación final, localización dentro de la placa astronómica espectral y la señal característica. Por último, se implementa una red neuronal entrenada mediante Neuroevolución que permite la clasificación de espectros estelares.

TRABAJO A FUTURO

Si bien el clasificador de señales espectrales astronómicas culminó con los objetivos establecidos para la materia de Trabajo Terminal I y Trabajo Terminal II, es preciso mencionar que existen diversas mejoras posibles que se pueden aunar a él para crear un sistema más completo. Por consiguiente, éstas son mencionadas y desglosadas a continuación.

5.1 Repositorio en línea

El clasificador de señales espectrales astronómicas se encuentra implementado de manera local en un equipo de cómputo. Debido a esto, se planea como trabajo a futuro, establecer un repositorio en línea que permita acceder a la información resultante de las clasificaciones previamente efectuadas, esto para ser parte de la lista de observatorios que tienen su base de datos accesible a todo el mundo.

5.2 Extensión a posibles objetos de clasificación

Actualmente el sistema permite clasificar espectros estelares en alguna de las 7 clases posibles de acuerdo a la clasificación Harvard. Debido a esto, se espera que posteriormente, siguiendo las técnicas propuestas, pueda permitir la clasificación de elementos ajenos a este sistema como son: galaxias, células o bacterias, entre otros.

5.3 Pruebas con técnicas distintas de procesamiento de señales

El manejo de la señal inherente a cada espectro se hace actualmente mediante la transformada Wavelet obteniendo resultados favorables aunque esto no deja exento a cualquier otro método de poder ser implementado permitiendo así, tal vez, mejorar la extracción de características y por lo tanto mejorar la clasificación, esto también aplica para la mejora de la clasificación en subclases.

5.4 Optimización de las etapas de pre-procesamiento y procesamiento de imágenes

Aunque las etapas correspondientes al manejo de las imágenes suministraron un resultado admisible, se plantea mejorar la precisión para no descartar objetos que son potencialmente candidatos a ser procesados.

5.5 Obtención de intensidad del brillo de la estrella como una subclasificación

La clasificación Harvard clásica maneja 7 tipos de estrella (O, B, A, F, G, K, M) sin embargo existen otras subclasificaciones que se basan en luminosidad o intensidad de brillo de cada estrella (desde 0 hasta 9), una mejora directa que se puede implementar sería la búsqueda de características que puedan definir las 10 subclasificaciones para la red neuronal.

5.6 Implementación de la clasificación por técnicas de estado del arte como Deep Learning

Actualmente el estado del arte en cuanto a Machine Learning y Redes Neuronales establece la técnica llamada Deep Learning, dicha técnica está obteniendo resultados favorables en clasificación de imágenes. Sin embargo al ser una técnica costosa no fue viable aplicarla en este trabajo, sería un punto de comparación interesante al aplicar una técnica generalizada de aprendizaje contra la técnica especializada expuesta en este trabajo.

5.7 Incremento de efectividad en la clasificación del sistema

El apartado correspondiente a la categorización del sistema fue implementado mediante una red neuronal artificial, misma que debe de ser entrenada previamente para poder lograr una correcta clasificación. Los espectros con los que se contaron para el entrenamiento y su distribución son mostrados en el Apéndice 1 aunque al establecer la estandarización en el tratamiento de los espectros muchos de estos no cumplieron con ella. Por consiguiente, estos espectros son mostrados en el Apéndice 2. De igual forma, en este apéndice se muestra la distribución de los espectros destinados al entrenamiento y a las pruebas del sistema.

Debido a que el sistema contó con pocos espectros para su entrenamiento, se prevé que mientras más espectros sean clasificados y sirvan para el entrenamiento de la red neuronal presente en el sistema, el porcentaje de aciertos en la clasificación incrementará.

GLOSARIO

Ascensión recta: Coordenada astronómica utilizada para localizar astros sobre la esfera celeste, equivalente a la longitud terrestre. Se mide a partir del punto Aries en horas (una hora igual a 15 grados), minutos y segundos hacia el Este a lo largo del ecuador celeste.

Se mide en horas (h) y toma valores desde 0h hasta 24h subdividiéndose en 60 minutos (') y estos a su vez en 60 segundos (").

Calibración: Proceso de comparar los valores obtenidos con la medida correspondiente de un patrón de referencia o estándar.

Centro de gravedad: Punto céntrico de un área específica.

Computación evolutiva: Rama de la Inteligencia Artificial que se aplica para la resolución de problemas de optimización combinatoria, está inspirada en los mecanismos de evolución biológica propuestos por Darwin, Medel y Lamark.

Declinación: Ángulo que forma un astro con el ecuador celeste. Se mide en grados y es positiva si está al norte del ecuador celeste y negativa si está al sur.

Desviación estándar: Medida de dispersión, que nos indica cuánto pueden alejarse los valores respecto a la media de dichos valores.

Emulsión: Suspensión de bromuro de plata en gelatina que forma la capa fotosensible del material fotográfico.

Escala de grises: Representación de una imagen en la que cada píxel se asigna usando un valor numérico individual que representa su luminancia, en una escala que se extiende entre blanco y negro.

Espectro: En astronomía, descomposición de la radiación electromagnética en diversas longitudes de onda. El análisis del espectro de un objeto permite conocer su velocidad, temperatura, composición química, etc.

Etiqueta: Identificador que se asigna a cierto elemento para poder diferenciarlo de otro de tal manera que al referirse a una etiqueta en específico, se garantiza estar haciendo referencia a un solo conjunto.

Histograma: Representación gráfica del número de repeticiones de los valores de cada pixel localizados en una imagen. El eje horizontal de cada histograma corresponde a los valores del color o escala de grises correspondiente de 0 a 255. El eje vertical corresponde al número de píxeles que cuentan con ese valor dentro de la imagen.

Líneas de hidrógeno: Característica inherente a cada espectro. Se forma cuando un electrón viaja de un nivel atómico a otro, emitiendo una señal electromagnética. Cada salto de nivel emite una longitud de onda distinta.

Longitud de onda: Distancia existente entre dos crestas o valles consecutivos, es decir, cuán larga es una onda.

Neuroevolución: Método para la optimización de la topología y los pesos de una red neuronal basado en la computación evolutiva.

Pixel (*acrónimo del inglés picture element, “elemento de imagen”*): Unidad más pequeña homogénea en color que forma parte de una imagen digital.

Radiación: Propagación de energía en forma de ondas electromagnéticas o partículas subatómicas a través del vacío o de un medio material.

Rango dinámico: Margen que hay entre el nivel de referencia y el ruido de fondo.

RGB (*sigla en inglés de red, green, blue, en español «rojo, verde y azul»*): Modelo de color basado en la síntesis aditiva, con el que es posible representar un color mediante la mezcla por adición de los tres colores de luz primarios.

Ruido digital: Variación aleatoria que no corresponde al brillo o el color de la imagen digital producida por el dispositivo de entrada.

Segmentación: Proceso de dividir una imagen digital en varios grupos de píxeles y objetos.

Señal: Variación de una magnitud física.

Señal digital: Tipo de señal generada por algún tipo de fenómeno electromagnético en que cada signo que codifica el contenido de la misma puede ser analizado en término de algunas magnitudes que representan valores discretos.

Varianza: Característica numérica que proporciona una idea de la dispersión de la variable aleatoria respecto de su esperanza. Se dice que es un parámetro de dispersión.

Vector de características: Representación binaria de los valores propios de cada espectro obtenidos mediante el procesamiento de la señal inherente a cada uno de ellos.

REFERENCIAS

- [1] R. Díaz (2003). *Estudio espectrofotométrico de regiones selectas del cielo observadas con la cámara Schmidt de Tonanzintla*. Tesis de doctorado, INAOE, Puebla, México. [Online]. Available: <http://www.inaoep.mx/~raqueld/>
- [2] S. I. Bailey, *Biographical Memoir of Edward Charles Pickering*, National Academy of Sciences of United States of America, 1932.
- [3] F. Sears, M. Zemansky. *Física Universitaria, Volumen 2*, Pearson Educación, Undécima Edición, México, 2004
- [4] P. Tippens, “Física. Conceptos y aplicaciones.”, McGraw Hill, Séptima Edición, México, 2001.
- [5] S. I. Bailey, *Biographical Memoir of Edward Charles Pickering*, National Academy of Sciences of United States of America, 1932.
- [6] G. Smith, *Stellar Spectra*, Gene Smith’s Astronomy Tutorial, University of California, San Diego, U.S.A., 1999.
- [7] M. Richmond, *Classification of stellar spectra*, Lectures from Physics 301, University Astronomy, Rochester Institute of Technology, 2012.
- [8] Adobe. *PDF de adobe* [Online]. Available: <http://www.latinamerica.adobe.com/products/acrobat/adobepdf.htm>
- [9] R. C. González y R. E. Woods, *Digital Image Processing*, 2da Edición. New Jersey: PH, 2002.
- [10] MATLAB version 8.3. Massachusetts: The MathWorks Inc., 2014.
- [11] K. Eliceiri, W. Rasband, C. Rueden, et. al. (2014). *Fiji*. [Online] Available: www.fiji.sc/
- [12] R.C. González y P. Wintz. *Procesamiento digital de imágenes*. Addison-Wesley. 1996.
- [13] F.N. Giraldo, et. Al. *Algoritmos de procesamiento de imágenes satelitales con transformada Hough*. Revista Visión electrónica, Año 5, No.2, Julio – Diciembre 2011. Pp. 26 – 41.
- [14] J. N. Kapur; P. K. Sahoo and A. K. C. Wong. (1985). *A new method for gray-level picture thresholding using the entropy of the histogram*. [Online] Available: http://www.researchgate.net/profile/Prasanna_Sahoo2/publication/222143546_A_new_method_for_graylevel_picture_thresholding_using_the_entropy_of_the_histogram/links/02e7e52c1982a697a6000000.pdf
- [15] Otsu, N. A threshold selection method from gray-level histograms. IEEE Transactions on systems, man, and cybernetics, vol. 9, no. 1:377-393. 1979.

-
- [16] J. Yen; F. Chang and Shyang Chang. *A new criterion for automatic multilevel thresholding*. IEEE Transactions on image processing, Vol. 4, No. 3, March 1995.
- [17] B. Osgood, *Lecture Notes for EE 261 - The Fourier Transform and its Applications*, Electrical Engineering Department, Stanford, United States.
- [18] W. Li, D. Zhang, Z. Xu, *Palmprint Identification by Fourier Transform*, International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, Vol. 16, No. 4 (2002) 417–432.
- [19] G. Strang, *Wavelet Transforms versus Fourier Transforms*. BULLETIN (New Series) OF THE AMERICAN MATHEMATICAL SOCIETY, Volume 28, Number 2, April 1993.
- [20] A. Graps, (2003). *An Introduction to Wavelets*. [Online]. Available: <http://www.eecis.udel.edu/~amer/CISC651/IEEEwavelet.pdf>
- [21] A. J. Pickles. *A Stellar Spectral Flux Library: 1150 - 25000*. Publ. Astron. Soc. Pac. 110, 863, 1998. [Online] Available: <http://cdsarc.u-strasbg.fr/viz-bin/Cat?J/PASP/110/863>
- [22] A. Rodríguez, C. Dafonte, B. Arcay, I. Carricajo, M. Manteiga, *An Intelligent System for the Spectral Classification of Stars. Artificial Neuronal Networks vs. Statistical Clustering Techniques*, en IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, Coruña, España, 2004.
- [23] Y. Jiang, P. Guo, *Stellar Spectral Feature Extraction And Combination Analysis For Classification With ENN*, Proceedings of the Fourth International Conference on Machine Learning and Cybernetics, Guangzhou, 2005.
- [24] J. A. Anderson, *Redes Neuronales*. Alfaomega, México, Primera edición, 2007.
- [25] R. Eberhart, Y. Shi, *Computational Intelligence: Concepts to Implementations*. Morgan Kaufmann, Estados Unidos, Primera edición, 2007.
- [26] D. Kriesel, *A Brief Introduction to Neural Networks*. [Online] Available: <http://www.dkriesel.com>, Alemania, Primera edición, 2007.
- [27] J. Clune, J. Mouret, H. Lipson *The evolutionary origins of modularity*. Proceedings of the Royal Society B, England, 2013.
- [28] E. Reingold. *Artificial Neural Networks Technology* [Online]. Available: <http://www.psych.utoronto.ca/users/reingold/courses/ai/cache/neural3.html>
- [29] X. Yao. (1999). *Evolving artificial neural networks*. [Online] Available: <http://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=784219>
- [30] S. SINGH. (2014). *Fingerprint recognition enhancement using minutia extraction and BPNN*. [Online] Available: <http://www.sciencepublication.org/ijacsce/documents/v2issue2/10.pdf>
-

- [31] L. Chen. (2006). *NeuroEvolution of Augmenting Topologies with Learning for Data Classification*. [Online]. Available: <http://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=4250190>
- [32] J. Cook. (2009). *Three algorithms for converting color to grayscale*. [Online]. Available: <http://www.johndcook.com/blog/2009/08/24/algorithms-convert-color-grayscale/>
- [33] ITU-R. (2002). *Parameter values for the HDTV standards for production and international programme exchange*. [Online] Available: <http://www.itu.int/rec/R-REC-BT.709/en>
- [34] R. Hussain. (2014). *WaveletID*. [Online] Available: <http://rafat.github.io/#/sites/wavelet1d/front>
- [35] E. Bahceci, T. D'Silva, I. V. Karpov, K. Stanley. (2010). *NEAT C++*. [Online] Available: <http://nn.cs.utexas.edu/?neat-c>
- [36] P. Chervenski, S. Ryan. (2012). *MultiNEAT*. [Online] Available: <http://multineat.com/>

APÉNDICE 1
**DISTRIBUCIÓN DE ESPECTROS EN LAS PLACAS ASTRONÓMICAS ESPECTRALES
DIGITALIZADAS PROPORCIONADAS POR EL INAOE.**

NOMBRE DE LA PLACA	ESPECTRO	CANTIDAD DE ESPECTROS	TOTAL DE ESPECTROS
AC1623	O	0	16
	B	5	
	A	4	
	F	4	
	G	2	
	K	1	
	M	0	
AC830	O	1	20
	B	14	
	A	5	
	F	0	
	G	0	
	K	0	
	M	0	
AC1090	O	1	27
	B	16	
	A	10	
	F	0	
	G	0	
	K	0	
	M	0	
AC0694	O	0	34
	B	0	
	A	2	
	F	17	

	G	5	
	K	8	
	M	2	
AC1132	O	1	56
	B	7	
	A	26	
	F	8	
	G	6	
	K	8	
	M	0	

ESPECTROS TOTALES

ESPECTRO	CANTIDAD
O	3
B	42
A	47
F	29
G	13
K	17
M	2

APÉNDICE 2**ESPECTROS TOTALES PREVIOS AL PROCESAMIENTO Y ENTRENAMIENTO**

ESPECTRO	CANTIDAD
O	3
B	33
A	44
F	27
G	11
K	17
M	2

ESPECTROS OBTENIDOS DESPUÉS DE LA CALIBRACIÓN Y LISTAS PARA ENTRENAMIENTO

ESPECTRO	CANTIDAD
O	0
B	26
A	35
F	18
G	8
K	3
M	0