



**UNIVERSIDAD NACIONAL
TORIBIO RODRÍGUEZ DE MENDOZA DE
AMAZONAS**

EPG 
ESCUELA DE POSGRADO

ESCUELA DE POSGRADO

**TÉSIS
PARA OBTENER EL GRADO DE MAESTRO EN
GESTION PARA EL DESARROLLO SUSTENTABLE**

**APLICACION DE IMÁGENES HIPERESPECTRALES PARA LA
DETECCIÓN TEMPRANA DE ROYA AMARILLA (*Hemileya vastatrix*) EN
CAFÉ (*Coffea arabica*), EN EL DISTRITO DE
LIMBAMBA, PROVINCIA RODRÍGUEZ DE MENDOZA REGION
AMAZONAS**

AUTOR: Bach. César Augusto López Portocarrero

ASESOR: M.Sc. Wilson Manuel Castro Silupu

CHACHAPOYAS – PERÚ

2019



**UNIVERSIDAD NACIONAL
TORIBIO RODRÍGUEZ DE MENDOZA DE
AMAZONAS**

EPG 
ESCUELA DE POSGRADO

ESCUELA DE POSGRADO

**TÉSIS
PARA OBTENER EL GRADO DE MAESTRO EN
GESTION PARA EL DESARROLLO SUSTENTABLE**

**APLICACION DE IMÁGENES HIPERESPECTRALES PARA LA
DETECCIÓN TEMPRANA DE ROYA AMARILLA (*Hemileya vastatrix*)
EN CAFÉ (*Coffea arábica*), EN EL DISTRITO DE
LIMBAMBA, PROVINCIA RODRÍGUEZ DE MENDOZA REGION
AMAZONAS**

AUTOR: Bach. César Augusto López Portocarrero

ASESOR: M.Sc. Wilson Manuel Castro Silupu

CHACHAPOYAS – PERÚ

2019

AGRADECIMIENTO

En primer lugar a dios por la vida que nos da cada día y después agradecer a la Universidad Nacional Toribio Rodríguez de Mendoza por la ayuda con el fondo por parte del programa nacional de innovación para la competitividad y productividad –INNOVATE Perú. Por la oportunidad de apoyarme en el proyecto de investigación el que ha permitido llevar a cabo esta Tesis Maestral.

Al asesor Ing. M.Sc. Wilson Manuel Castro Silupu por haber aportado de una manera desinteresada con su amplio conocimiento y experiencia en el manejo y análisis de imágenes hiperespectrales, por la paciencia que ha tenido en este camino emprendido hace dos años, por su confianza en mí persona para formar parte del equipo y colaborar en actividad investigadora, por toda la firme dirección de esta tesis de maestría.

Gracias al personal que labora en los Laboratorio de Aguas y Suelos, Biotecnología de la Universidad Nacional Toribio Rodríguez de Mendoza de Amazonas, por haberme dado todas las facilidades y por toda la ayuda prestada con los materiales y equipos utilizados en este proceso de investigación, así como también para la toma de imágenes hiperespectrales a los diferentes profesionales y amigos por el apoyo incondicional.

Agradecer de manera muy especial a las personas que me han acompañado y que han compartido a diario el desarrollo de esta Tesis Maestral durante estos dos años. Mis padres hermanos a quien recuerdo con mucho cariño y cuyas enseñanzas las llevo siempre presente. Por último pero no menos importante a mi querida compañera Carmen Grandes Vargas y mi hijo Brayamn Jampier López Grandes por todo su apoyo incondicional y comprensión quienes cada día me dan fuerza de seguir adelante para lograr mis metas trazadas.

Bach. César Augusto López Portocarrero

**AUTORIDADES DE LA UNIVERSIDAD NACIONAL TORIBIO RODRÍGUEZ DE
MENDOZA DE AMAZONAS**

Dr. POLICARPIO CHAUCA VALQUI

Rector

Dr. MIGUEL ÁNGEL BARRENA GURBILLÓN

Vicerrector Académico

Dra. FLOR TERESA GARCÍA HUAMAN

Vicerrector de investigación

Dra. MARITZA REVILLA BUELOTH

Directora de la EPG-UNTRM

VISTO BUENO DEL ASESOR

El M.Sc. Wilson Manuel Castro Silupu, Docente de la Escuela de Postgrado (EPG) de la Universidad Nacional Toribio Rodríguez de Mendoza de Amazonas (UNTRM), deja constancia que ha asesorado el proyecto de investigación y la realización de la tesis titulada: Aplicación de imágenes hiperespectral para la detección temprana de roya amarilla (*Hemileya vastatrix*) en café (*coffea arábico*), en el distrito de Limabamba provincia Rodríguez de Mendoza, Región Amazonas. Asimismo, avala al maestrando Ing. Cesar Augusto López Portocarrero, Egresado de la escuela de post grado (EPG) de la Universidad Nacional Toribio Rodríguez de Mendoza de Amazonas (UNTRM) para la presentación del informe de tesis y me comprometo a orientarlo en el levantamiento de las observaciones y la sustentación de la tesis.

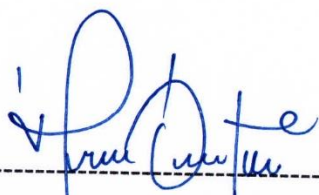
Se le expide la presente, a solicitud del interesado para los fines que estime conveniente.

Chachapoyas 05 de enero del 2019.



M. Sc. Wilson Manuel Castro Silupu
ASESOR

VISTO BUENO DEL JURADO



Ph.D. Jorge Luis Maicelo Quintana

PRESIDENTE



Ms.C. Ives Julián Yoplac Tafur

SECRETARIO



M.scM. Yuri Reina Marín

VOCAL



ANEXO 6-K

**DECLARACIÓN JURADA DE NO PLAGIO DE TESIS PARA OBTENER EL
GRADO ACADÉMICO DE MAESTRO (X) / DOCTOR ()**

Yo CÉSAR AUGUSTO LÓPEZ PORTOCARRERO identificado
con DNI N° 43290258 estudiante ()/egresado () de Maestría (X)/Doctorado () en
GESTIÓN PARA EL DESARROLLO SUSTENTABLE

de la Escuela de Posgrado de la Universidad Nacional Toribio Rodríguez de Mendoza de Amazonas:

DECLARO BAJO JURAMENTO QUE:

1. Soy autor de la Tesis titulada: Aplicación de Imágenes Hiperespectra
les para la detección temprana de Roya amarilla (Hemileta
Vastatrix) en café (Coffe arábica), en el Distrito de Lima
bamba, Provincia Rodríguez de Mendoza, Región Amazonas

que presento para obtener el Grado Académico de Maestro (X)/Doctor () en: GESTIÓN
Para el Desarrollo Sustentable

2. La Tesis no ha sido plagiada ni total ni parcialmente, y para su realización se han respetado las normas internacionales de citas y referencias para las fuentes consultadas.
3. La Tesis presentada no atenta contra derechos de terceros.
4. La Tesis presentada no ha sido publicada ni presentada anteriormente para obtener algún grado académico previo o título profesional.
5. La información presentada es real y no ha sido falsificada, ni duplicada, ni copiada.

Por lo expuesto, mediante la presente asumo toda responsabilidad que pudiera derivarse por la autoría, originalidad y veracidad del contenido de la Tesis para obtener el Grado Académico de Maestro ()/Doctor (), así como por los derechos sobre la obra y/o invención presentada. Asimismo, por la presente me comprometo a asumir además todas las cargas pecuniarias que pudieran derivarse para la UNTRM en favor de terceros por motivo de acciones, reclamaciones o conflictos derivados del incumplimiento de lo declarado o las que encontraren causa en el contenido de la Tesis.

De identificarse fraude, piratería, plagio, falsificación o que la Tesis haya sido publicada anteriormente; asumo las consecuencias y sanciones civiles y penales que de mi acción se deriven.

Chachapoyas, 05 de Enero de 2019


Firma del(a) Tesista



ACTA DE EVALUACIÓN DE SUSTENTACIÓN DE LA TESIS

En la ciudad de Chachapoyas, el día 11 de marzo del año 2016, siendo las 19:10 horas, el aspirante: CESAR AUGUSTO LÓPEZ PORTOCARRERO defiende públicamente la tesis titulada:

Aplicación de imágenes hiperespectrales para la detección temprana de roya amarilla (Hemileya vastatrix) en café (Coffea arabica) en el distrito de Limabamba, provincia Rodríguez de Mendoza, región Amazonas,
para optar el grado de maestro en:
Gestión para el Desarrollo Sustentable

otorgado por la Escuela de Posgrado de la Universidad Nacional Toribio Rodríguez de Mendoza de Amazonas, ante el jurado, constituido por:

Presidente: Ph.D. Jorge Luis Marcelo Quintana

Secretario: M.Sc. Ives Juliana Yopac Takur

Vocal: M.Sc. Yuri Reina Marín

Procedió el aspirante a hacer la exposición de los antecedentes, contenido de la tesis y conclusiones obtenidas de la misma, haciendo especial mención de sus aportaciones originales.

Terminada la defensa de la tesis presentada, los miembros del jurado pasaron a exponer su opinión sobre la misma, formulando cuantas cuestiones u objeciones consideraran oportunas, las cuales fueron contestadas por el aspirante.

Tras la intervención de los miembros del jurado y las oportunas contestaciones del aspirante, el Presidente abre un turno de intervenciones para los miembros del jurado presentes en el acto, a fin de que formulen las cuestiones u objeciones que consideren pertinentes.

Seguidamente, a puerta cerrada, el jurado determinará la calificación global concedida a la tesis, en términos de:

- a) (19-20) Excelente.
- b) (17-18) Muy Bueno.
- c) (15-16) Bueno.
- d) (14) Aprobado.
- e) (0-13) Desaprobado.

Otorgada la calificación de DIECISEIS y el presidente del Jurado comunica, en sesión pública, la calificación concedida. A continuación se levanta la sesión.

Siendo las 20:00 horas del mismo día, el jurado concluye el acto de sustentación de la tesis.

Ives Juliana Yopac Takur
SECRETARIO

Jorge Luis Marcelo Quintana
PRESIDENTE

Yuri Reina Marín
VOCAL

OBSERVACIONES: Presentar las observaciones hechas en la Sesión de Textos.

TABLA DE CONTENIDO		Pág.
I.	INTRODUCCIÓN.....	1
I.1	Realidad problemática.....	2
I.2	Formulación del problema.....	3
I.3	Justificación del problema.....	4
I.4	Objetivos de la investigación.	5
II.	MARCO TEÓRICO.....	7
2.1.	Antecedentes.....	7
2.2.	Tecnología de imágenes hiperespectrales.....	8
2.2.1.	Concepto de imagen hiperespectral.....	9
2.2.2.	Adquisición de imágenes hiperespectrales.....	14
2.2.3.	Configuración y componentes del Sistema de imágenes hiperespectrales.....	15
2.2.4.	Procesamiento de la imagen.....	16
2.2.4.1.	Corrección de la imagen hiperespectral.....	16
2.2.4.2.	Segmentación de la imagen.....	17
2.2.4.3.	Extracción del espectro de calibración.....	18
2.2.4.4.	Análisis de datos espectrales.....	18
2.2.4.5.	Selección de longitud de onda.....	18
2.2.4.6.	Visualización de la imagen seleccionada.....	19
2.3.	Café.....	19
2.3.1.	Exportaciones de café.....	21
2.3.2.	Impacto económico.....	22
2.3.3.	Características generales de la roya del café	23
2.3.4.	Distribución y origen de la roya.....	25
2.3.5.	Ciclo de la enfermedad.....	27
2.3.6.	Desarrollo de la infección por roya.....	30
2.3.7.	Factores que influyen en el progreso de la enfermedad.....	32
2.3.8.	Factores que propician el desarrollo de la infección por roya.....	34
2.3.9.	Escalas de medición del daño por roya.....	37
2.3.10.	Síntomas y daños observados en campo.....	39
III.	MATERIALES Y METODOLOGÍA.....	40

3.1. Población y Muestra.....	40
3.2. Preparación de muestra.....	41
3.2.1. Recolección de la materia prima.....	41
3.2.2. . Acondicionamiento de la materia prima.....	41
3.3. Metodología.....	41
3.3.1. Entrenamiento.....	42
- Adquisición y corrección.....	43
- Pre-procesado.....	44
- Extracción de información espectral.....	45
- Determinación de índices espectrales	48
- Entrenamiento y optimización de clasificador	49
3.3.2. Validación.....	50
- Clasificación por jueces.....	50
- Adquisición y corrección de imágenes.....	51
- Pre-procesado.....	51
- Determinación de índices.....	51
- Aplicación de clasificador entrenado.....	51
- Clasificación de avance.....	52
- Evaluación del sistema.....	52
IV. RESULTADOS.....	53
V. DISCUSIONES.....	58
VI. CONCLUSIONES	60
VII. RECOMENDACIONES.....	61

INDICE DE TABLAS	Pág.
Tabla 1. Especificaciones Técnicas de la Cámara de imágenes hiperespectrales Pika II- VNIR.....	16
Tabla 2. Características relevantes de C. arabica y C. canephora	20
Tabla 3. Escala con niveles de daño roya en hojas de café.....	45
Tabla 4. Índices espectrales para el análisis de roya.....	49
Tabla 5. Distribución de espectros utilizados para el cálculo de los índices espectrales.....	53
Tabla 6. Prueba de Kolmogorov-Smirnov para la clasificación.....	55
Tabla 7. Prueba de los rangos con signo de Wilcoxon.....	56
Tabla 8. Estadísticos de contraste para la relación Clasificador – Jueces..	56
Tabla 9. Estadísticos de la muestra PAFR.....	57
Tabla 10. Prueba para una muestra.....	57

INDICE DE FIGURA	Pág.
Figura 1. Espectros de reflectancia relativa de una ROI cuadrada en una hoja de café variedad robusta (<i>Coffea canephora P.</i>).....	10
Figura 2. Imágenes RGB y en formato de grises de café variedad robusta infectadas con <i>Hemileia vastatrix Berkeley y Broome</i>	11
Figura 3. Estructura esquemática de una imagen hiperespectral, ejes espaciales x, y, y eje espectral.....	12
Figura 4. Pasos para el análisis de imágenes hiperespectrales.....	13
Figura 5. Sistema de adquisición de imágenes hiperespectrales de reflectancia con enfoque en línea.....	14
Figura 6. Principales países de destino de las exportaciones de café.....	22
Figura 7. Producción y rendimiento del café en Perú.....	22
Figura 8. Distribución mundial de <i>H. vastatrix</i>	25
Figura 9. <i>Hemileia vastatrix</i> vista al microscopio electrónico.....	26
Figura 10. Ciclo de la roya del café, ocasionado por <i>Hemileia vastatrix</i> (Agrios, 2005).....	27
Figura 11. <i>Hemileia vastatrix</i> , luego de la germinación, ingresando mediante su apresorio por un estoma abierto de la planta.....	28
Figura 12. <i>Hemileia vastatrix</i> penetrando en células de la hoja.....	29
Figura 13. Curva de progreso de la enfermedad por roya.....	31
Figura 14. Interrelación de factores que interactúan para una epidemia de roya.....	35
Figura 15. Escala de Kushalappa y Chávez para evaluación del avance y severidad de la roya.....	37
Figura 16. Escala de Capucho y col. evaluación del avance de la enfermedad por roya.....	38
Figura 17. Escalas propuesta por SAGARPA para evaluación de daño por roya.	33
Figura 18. Ubicación geográfica del distrito de Limabamba.....	38
Figura 18. Ubicación geográfica del distrito de Limabamba.....	40

Figura 19. Metodología para desarrollo de sistema de detección temprana de roya.....	42
Figura 20. Posicionamiento de hojas de café en sistema de adquisición de imágenes hiperespectrales.....	43
Figura 21. Hoja de café mostrando diferentes áreas y niveles de daño por roya.....	45
Figura 22. Selección manual de ROIs en hoja de café a diferentes niveles de daño por roya.	46
Figura 23. Perfiles espectrales promedio en áreas con diferentes niveles de daño por roya.....	46
Figura 24. Espectro suavizado por filtro Savitzky-Golay.....	47
Figura 25. Árbol de decisiones para la eliminación de espectros con valores anómalos.....	48
Figura 26. Clasificación de hojas con daño por roya mediante inspección visual.....	50
.	
Figura 27. Imágenes de intensidad e imágenes clasificadas por severidad de daño por roya.....	52
Figura 28. Errores de validación en arboles de decisión para la clasificación del nivel de daño por roya.....	53
Figura 29. Esquema del árbol de decisiones.....	54
Figura 30. Matriz de confusión del árbol de decisiones.....	54
Figura 31. Frecuencia de clases obtenidas mediante clasificador entrenado y jueces.....	55

RESUMEN

En el presente trabajo de investigación se realizó la aplicación de la técnica de imagen hiperespectral para la detección temprana de la roya amarilla en café con el objetivo de desarrollar una metodología para el análisis del daño por roya amarilla (*Hemileya vastatrix*), en hojas de café (*variedad typica*) Se desarrolló una secuencia lógica, a partir del espectro de intensidad (I) en el rango de longitud de onda (λ) de 200 a 1 000 nm, para la aplicación de la técnica de imágenes hiperespectrales a la determinación del grado de severidad del daño por roya, según la escala propuesta por SAGARPA; para este fin se preestablecieron seis índices para el entrenamiento y aplicación de la metodología de árbol de decisión como método de clasificación, realizando la comparación entre ambas técnicas la secuencia lógica desarrollada se implementó en el software matemático Matlab v 2010^a creando funciones *.m. Las muestras evaluadas con imágenes hiperespectrales fueron comparadas con las clasificadas visualmente, determinando que existe diferencia significativa entre ambos métodos y ofrece mayor fiabilidad debido a su carácter de análisis objetivo – cuantitativo y se muestra como una prometedora técnica en el caso de infecciones tempranas en el caso de enfermedades como *Hemileya vastatrix*, en las cuales el análisis visual no es capaz de distinguir tejido sano del infectado.

Palabras clave: árbol de decisión, café, visión por computadora, espectro

ABSTRACT

The present work was focused on the development of a methodology for analyzing the progression of damage by yellow rust (*Hemileiaya vastatrix*) in coffee leaf (*var. typica*), using the technique of hyperspectral imaging and image analysis. Developing a logical sequence, from the spectrum of intensity (I) in the range of wavelength (λ) of 200 to 1 000 nm, for implementing images hiperespectrales technique determining the severity of damage rust, as proposed by SAGARPA scale; for this purpose were preset six indices for training methodology and application of decision tree as method of classification. The developed logical sequence was implemented in the mathematical software Matlab 2010a creating and functions *.m. The samples for validation were classified with the functions implemented and compared the results with those obtained by visual classification; determining that there are statistically significant difference between the two methods; this because hyperspectral imaging technique is able to recognize areas not visually perceptible initial infection.

Keywords: coffe, computer vision, decision tree, spectra

I. INTRODUCCIÓN

La región Amazonas se caracteriza por tener diversos pisos ecológicos, dentro de ellos podemos diferenciar a la selva baja, ceja de selva y sierra, con una extensión de 3 951 781 Has, el cual se extiende hasta la frontera con el Ecuador; la sierra comprende el 18.5% del territorio. Según la clasificación de la tierras de acuerdo a su capacidad de uso mayor (CUM) realizada por el Instituto de Investigación de la Amazonía Peruana (IIAP) del año 2006, solamente el 1.37% del territorio es apto para el cultivo en limpio (54 284 Has), el 5.46% son terrenos aptos para la producción de pastos (215,789 Has), el 15.6% para la producción forestal y pastos (616 426 Has) y el 76.41% son tierras de protección (3 019 428 Has); siendo el restante ocupado por ríos, centros urbanos, islas y lagunas.

El territorio de Amazonas en la actualidad alberga a 375 993 habitantes, de los cuales el 60.8% se encuentra en el ámbito rural. La principal actividad económica de la región es la agricultura seguida de la ganadería, sin embargo debido a las condiciones y características propias de la fisiografía, en los últimos años se ha prestado atención a los programas de reforestación incluyendo a las especies forestales y frutales nativos de la región, iniciativas que han ido evolucionando a la medida que avanzan los procesos de descentralización y transferencia de funciones a los gobiernos regionales. La mayor información y conciencia sobre el manejo eficiente de los recursos naturales por parte de las organizaciones locales proporciona un valor adicional a los recursos que por años han sido alejados del sistema productivo

En el marco de una agricultura sostenible con menor uso de insumos externos, donde se concibe el aprovechamiento eficiente de los recursos naturales en armonía con el medio ambiente y se valora el esfuerzo de la mujer en las familias rurales para desarrollarse dentro de su comunidad, los productores guían sus intentos de innovar de acuerdo a sus mapas mentales pre existentes. El proceso de adopción como propuesta involucra un aprendizaje selectivo por los potenciales adoptadores quienes, contribuyen a modificar y ajustar la innovación Douthwaite (2002). Con el propósito de valorar los recursos existentes en las zonas de ceja de selva de la región Amazonas, se percibe por parte de las instituciones de desarrollo un inicial apoyo a agricultores, organizaciones agrarias, y agentes involucrados en el sector productivo en las zonas rurales.

Las familias campesinas de la ceja de selva de Amazonas tienen múltiples necesidades y obstáculos. Dentro de los más resaltantes está el limitado acceso de sus productos agrícolas a los mercados nacionales y el uso de altos niveles de insumos externos como los agroquímicos para elevar los rendimientos y tratar de ser competitivos principalmente en el cultivo de café. Es en este contexto el agricultor debe buscar estrategias de producción distinta haciendo uso de recursos alternativos, reconociendo el rol de la mujer y madre de familia en los esfuerzos de alcanzar una mejor representatividad en la sociedad rural generadora de beneficios, enmarcados dentro de una perspectiva de mejora de la calidad de vida familiar en base a la fortaleza de sus organizaciones locales.

1.1. Realidad problemática

La provincia de Rodríguez de Mendoza en la Región Amazonas, se presenta como una de las principales provincias productoras de café; realizando esta labor de manera intensiva y en forma de monocultivo en Amazonas. Este es el único cultivo con articulación comercial; teniendo como impacto la pérdida de la diversidad de otros cultivos por la práctica de una producción intensiva, observándose una disminución del capital cultural y de las formas de organización ancestral como la minga y el trabajo comunal, de igual forma la reducción de capital humano y social, pérdida del nivel de participación y capacidad de gestión y degradación del capital natural que se refleja en la erosión de los recursos genéticos y la disminución de áreas de bosques naturales que están siendo reemplazados por cultivos comerciales; en resumen es la pérdida de capital.

Se considera que la región amazonas tiene gran potencial agrícola pero a la vez una fuerte problemática por la baja calidad de los productos, alcanzando a todos los niveles de la cadena de valor. En este sentido el desarrollo y aplicación de técnicas que permitan el aseguramiento de la calidad contribuirían a mejorar los niveles de competitividad en este sector y permitirían mantener viable la agricultura sostenible como base de la economía familiar.

Así mismo se entiende que la industria de la agricultura ha contemplado un decrecimiento en la calidad de la producción debido a los parámetros en el color y efectos externos. (Li,

Rao y Ying, 2011). Resulta entonces meritorio el esfuerzo de buscar nuevos métodos que ayuden a la detección temprana (desde la poscosecha) de estos daños para la gestión de decisiones como la planificación previa a la cosecha, poscosecha, entrega, la política alimentaria, y la comercialización. (Abdel-Rahman y col., 2014). En este escenario, el evaluar los daños producidos, es especialmente importante para reducir el número de frutas infestadas enviadas al consumidor, evitar diseminar la infección a todo un lote de cítricos y de esta manera reducir las pérdidas económicas en la etapa poscosecha (Abdel-Rahman y col., 2014).

En este sentido el desarrollo de nuevas técnicas para la evaluación de calidad en alimentos, buscando así satisfacer las altas expectativas del consumidor actual. Estas técnicas requieren características como: fiabilidad, rapidez, precisión y simplicidad y en ese contexto, las imágenes hiperespectrales constituyen una de las técnicas más prometedoras, con muchas aplicaciones para la evaluación de la calidad en la producción de café, ya que su principal característica es la incorporación de la espectroscopia y análisis de imágenes, lo que permite evaluar diferentes componentes de manera simultánea, así como para localizar la distribución espacial de dichos componentes en las muestras bajo estudio. Además frente a la amplia data obtenida con la técnica de imágenes hiperespectrales, es importante recalcar que es necesaria la aplicación de protocolos de análisis multivariante como la regresión de mínimos cuadrados parciales (PLSR, siglas en inglés) para desarrollar metodologías específicas para el análisis de un alimento (Elmasry y col., 2012; Lorente y col., 2012).

1.2. Formulación del problema

En función de lo antes comentado se planteó el siguiente problema de investigación: ¿Es posible aplicar la tecnología de imágenes hiperespectrales a la detección temprana de roya amarilla (*Hemileya vastatrix*) en café (*Coffea arabica*), en el distrito de Limabamba, provincia Rodríguez de Mendoza Región Amazonas?

1.3. Justificación del problema

La producción de café está ligada a la actividad agrícola en beneficio de los sectores rurales sociales de menores ingresos económicos; contribuye a solucionar problemas socioeconómicos. Un alto porcentaje de la población habita en las zonas rurales y se dedica a la actividad agrícola, caracterizándose esta por tener un alto índice de pobreza (Ministerio de Educación, 2005), debido al gran problema que se está presentando como es el ataque agresivo de plagas y enfermedades al cultivo de café reduciendo su calidad, rendimiento y obteniéndose en ese sentido baja productividad.

El café es uno de los cultivos más importantes a escala mundial, debido a que ocupa el segundo lugar en comercialización solamente detrás del petróleo (Misti, 2010). En el Perú es producido en sus variedades robusta y arábica, en 12 regiones que albergan a un total de 338 distritos rurales de clima tropical y adecuadas condiciones para la producción de este cultivo bajo rigurosos estándares de calidad que exige el mercado internacional. La importancia de mantener altos estándares de calidad y la tendencia del consumidor a valorar las buenas características de calidad de los cafés, transformando así la práctica cafetera en una actividad minuciosa, ha generado la necesidad de buscar métodos más sencillos, rápidos y fiables que aseguren un alto nivel de calidad.

En este contexto, es necesario hacer uso de recursos tecnológicos actuales que logren dar solución a problemáticas reales como es el control de calidad de las hojas y el grano de café post cosecha. Entre los principales atributos físicos que definen la calidad de los granos de café se encuentra el color, la humedad, la densidad y los defectos superficiales (CCI, 2014). Su determinación requiere de técnicas analíticas convencionales muy laboriosas y a veces costosas que resultan en una notoria desventaja para las empresas. En la actualidad el desarrollo de metodologías basadas en tecnologías no destructivas para evaluar la calidad de los productos como es el caso de los sistemas de imágenes hiperespectrales de reflectancia han sido muy investigadas y han mostrado resultados promisorios para tal fin.

Min (2014) desarrolló modelos de regresión para predecir el color y el contenido de humedad de la soja de forma simultánea durante el proceso de secado utilizando imágenes hiperespectrales. El modelo mostró un potencial significativo en la medición de color y el contenido de humedad de la soja simultáneamente durante el proceso de secado mejorando el color y la humedad en soja seca, haciendo más atraíble este producto para los consumidores.

Por tal razón, se planteó realizar la detección e inspección temprana de roya amarilla antes que se desarrolló su ciclo de vida pudiendo causar grandes daños siendo de esta manera la prevención de las diferentes plagas y enfermedades, en la mayoría de los casos la detección se hace en la última fase de infestación del hongo ya que la observación se realiza de manera visual subjetiva no confiable causando cuantiosas pérdidas a los productores debido a la falta de conocimiento ya que para el tratamiento y control se hace uso de productos químicos caros causando una pérdida económica al producto y contaminando al medio ambiente (suelo, aire y agua).y por tal razón se plantea los siguientes objetivos de la presente investigación.

1.4. Objetivos de la investigación.

1.4.1. *Objetivo General*

Determinar la posibilidad de aplicar la tecnología de imágenes hiperespectrales a la detección temprana de roya amarilla (*Hemileya vastatrix*) en café (*Coffea arabica*), en el distrito de Limabamba, provincia Rodríguez de Mendoza Región Amazonas

1.4.2. Objetivos específicos

- Selección y obtención de muestras de hojas de café infestado con roya amarilla (*Hemileya vastatrix*)
- Obtener imágenes hiperespectrales de frutos de café a diferentes longitudes de onda.

- Determinación de los parámetros estadísticos de perfiles espectrales en hojas de café.
- Determinación de la relación entre los parámetros estadísticos de los histogramas y diferentes niveles de daño por roya.
- Aplicación de modelo multivariado a la detección temprana de roya.
- Determinación del efecto social, económico y ambiental que causa la introducción de esta técnica de detección temprana de roya amarilla mediante el uso de la imagen hiperespectral en hojas de café de productores del distrito de Limabamba.

II. MARCO TEÓRICO

2.1. Antecedentes

La calidad y la inocuidad de los alimentos están directamente relacionados con la salud de los consumidores y el progreso social, y por lo tanto son temas importantes en todo el mundo. Existe así expectativa a través de la sociedad que los alimentos, suministrados para el consumo humano, sean seguros y nutritivos (Tao, Peng, Gomes, Chao y Qin, 2015), esto requiere el desarrollo e introducción de una adecuada legislación e inspección que garanticen la seguridad alimentaria (Ariana y Lu, 2010).

Dentro de los métodos de inspección actualmente usados la inspección visual es aun ampliamente utilizada, pese a ser laboriosa, tediosa y de carácter subjetivo; otros métodos de amplio uso son los métodos químicos analíticos, espectroscópicos y cromatográficos, cuya desventaja radica en ser métodos destructivos, demandan mucho tiempo, no manejan gran número de muestras y son costosos (Lu y Ariana, 2013; Du y Sun, 2004).

En este sentido el desarrollo de métodos de inspección eficientes, no destructivos, rápidos y de bajo costo, es importante, para la industria alimentaria, a fin de garantizar la seguridad y trazabilidad de la producción (Wu y Sun, 2013a). En años recientes se han realizado muchos esfuerzos para desarrollar técnicas de análisis no destructivas; a fin de medir mediante estas tanto propiedades internas como externas, basadas en diversos principios físicos, procedimientos e instrumentos. Algunas de estas técnicas son las técnicas de ultrasonido, escaneo axial computarizado, visión por computadora, espectroscopia e imágenes hiperespectrales (Xiong, Sun, Zeng y Xie, 2014); de entre estas, las tecnologías de detección óptica y especialmente las imágenes hiperespectrales, han sido y vienen siendo investigadas como potencial herramienta para el análisis no destructivo de la calidad y seguridad de productos agroalimentarios tal como lo demuestran los trabajos de Cheng y col., (2015); Fernández y col., (2015); Dai, Cheng, Sun y Zeng, (2014); Fu y col., (2014); Siedliska, Baranowski y Mazurek, (2014); Rivera y col., (2014); Lu y Ariana, (2013), entre otros.

2.2. Tecnología de imágenes hiperespectrales

Las técnicas ópticas, no destructivas, tales como el análisis de imagen y la espectroscopia están disponibles actualmente para la determinación y aseguramiento de la calidad alimentaria (Kumar y Mittal, 2010; Pallottino y col, 2010; Shankar y col., 2010; Singh y col., 2010). La combinación de simplicidad, precisión y rapidez, así como el limitado nivel de preparación de las muestras hacen de estas técnicas las más prometedoras en la determinación de las propiedades físicas y químicas de los productos agroalimentarios. Es así que a partir de la combinación de estas 2 técnicas nace el análisis de imágenes hiperespectrales proporcionando información del alimento tanto espacial como espectral de manera simultánea. Investigaciones realizadas utilizando el análisis de alimentos mediante imágenes hiperespectrales han demostrado un gran potencial de la técnica para la identificación y cuantificación de los constituyentes químicos, así como su ubicación o distribución espacial y una extensa aplicación de la técnica debido a que posee una amplia gama de longitudes de onda de un mismo pixel de la imagen.

En cuanto a las amplias aplicaciones de las imágenes hiperespectrales, se ha demostrado un gran potencial en la detección de defectos en frutos y hortalizas, en granos y alimentos procesados (Ariana y Lu, 2008), en la determinación de parámetros de calidad en manzana, fresa y naranja (Peng y Lu, 2008), en la clasificación de granos de trigo (Mahesh y col., 2008; Choudhary y col., 2009), en la evaluación de calidad de la carne (Naganathan y col., 2008a; Qiao y col., 2007), en la inspección de las canales de aves de corral (Park y col., 2007a; Windham y col., 2005).

En sus inicios esta técnica fue investigada y tuvo mayor aplicación en la determinación de parámetros de calidad de carnes y derivados cárnicos, luego su utilización se extendió en frutas, hortalizas pasando posteriormente a utilizarse en granos. Hoy en día se encuentra un gran número de investigaciones aplicando HSI en frutas hortalizas y granos para la medida de su calidad, utilizando diferentes rangos espectrales que van desde el espectro visible hasta el infrarrojo cercano (Pilorget y Bubring, 2014; Shahín y col. 2012). Para parámetros de calidad tales como la firmeza, contenido de sólidos

solubles (°Brix), pH, contenido de humedad y color se ha utilizado en su mayoría un rango espectral que va desde luz visible hasta NIR (400nm - 1 100nm) (Elmasry y col. 2012).

Se ha encontrado bibliografía en la que se desarrollan metodologías para la detección y evaluación de la calidad de granos de café, tales como las siguientes investigaciones. Santos y col. (2012) que evaluaron la calidad de los granos de café verde mediante espectroscopia de infrarrojo cercano. La evaluación se llevó a cabo para las variedades arábica y robusta. En este estudio se obtuvo errores relativos de alrededor de 5% lo que determinó la viabilidad de la tecnología NIRS. También Morgano y col. (2008) determinó el contenido de humedad en granos de café, utilizando espectroscopia de infrarrojo cercano y análisis quimiométrico obteniendo resultados satisfactorios. Las investigaciones en grano de café se ha centrado en construir metodologías para detección y evaluación de atributos de calidad, hay pocas investigaciones que se han ocupado de generar modelos predictivos de atributos de calidad que simplifique los repetitivos análisis y cálculos que se deben desarrollar.

En granos de café Ribeiro y col. (2010); Ribeiro y col. (2011) y Diez y col. (2004c) construyeron metodologías para la generación de modelos predictivos de los atributos sensoriales y propiedades sensoriales de granos de café basado en el análisis de imágenes hiperespectrales. Los resultados proporcionados por los modelos de calibración, se compararon con las evaluaciones proporcionadas por un panel sensorial entrenado, mostrando resultados prometedores y viabilidad de la metodología para utilizarla en un análisis en línea, que permita predecir la calidad sensorial de café a través de sus respectivos espectros.

2.2.1. Concepto de imagen hiperespectral

La tecnología de imágenes hiperespectrales (HSI) combina las ventajas de la visión por computadora tradicional y la espectroscopia; esta tecnología permite medir simultáneamente la variación espacial y espectral en una muestra (Dai y col., 2014; Gamal ElMasry, Sun y Allen, 2013). Dicha variación espectral es producto de la interacción de la radiación de la materia, para cientos de

longitudes de ondas y puntos de muestreo simultáneamente y puede ser cuantificada por reflectancia, la cual es definida como el porcentaje de luz emitida por una muestra con relación a la luz total que incide en ella (Fernández y col., 2013; Qin, Chao, Kim, Lu y Burks, 2013).

Esta permite adquirir imágenes digitales con una gran cantidad de canales espectrales muy cercanos entre sí, incluyendo algunas regiones no detectables por el ojo humano como el ultravioleta, infrarrojo cercano e infrarrojo lejano (Simko, Jimenez-Berni y Furbank, 2015) y obteniendo para cada porción de la escena o píxel, una firma espectral característica de cada material; siendo difícil que distintas combinaciones espectrales, aún siendo muy parecidas generen la misma salida (Rivera y col., 2014; Sengupta y Lee, 2014; Cho y col., 2013). En la Figura 1 se muestran 400 espectros obtenidos a partir de una región de interés (ROI) cuadrada de 20 x 20 píxeles de una hoja de café variedad robusta (*Coffea canephora P.*); la cual muestra que los espectros en esta ROI, aún con tendencias similares, presentan claras diferencias en sus valores de reflectancia para el rango de 200 a 800 nm.

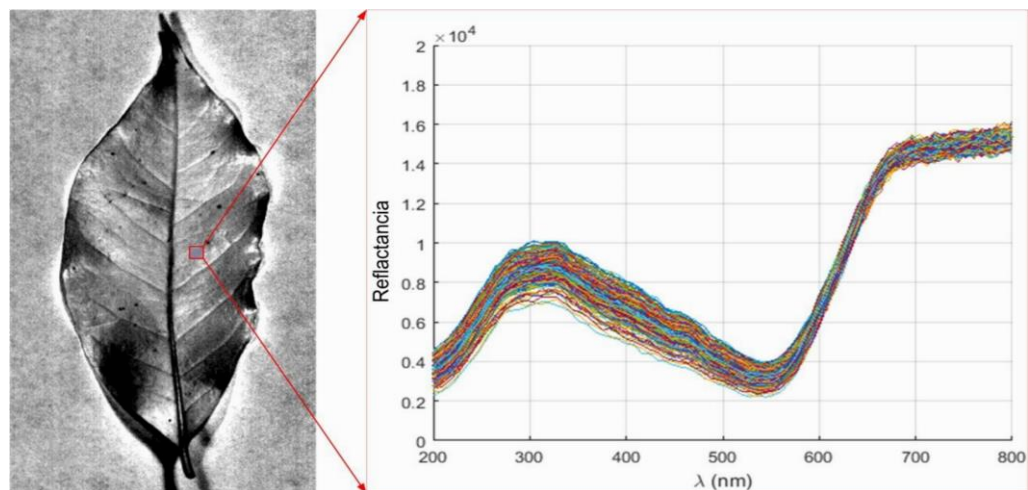


Figura 1. Espectros de reflectancia relativa de una ROI cuadrada en una hoja de café variedad robusta (*Coffea canephora P.*).

A partir de las diferencias en los espectros es posible distinguir en las muestras materiales, sustancias y objetos que mediante los SVC pueden verse iguales e indistinguibles (Rivera y col., 2014; Sengupta y Lee, 2014; Gómez, 2010).

Como ejemplo de lo antes descrito se muestran, en la Figura 2, una imagen en formato RGB y cuatro en formato escala de grises en el rango de 200 a 800 nm de una hoja de café variedad robusta (*Coffea canephora P.*). En estas se observan aéreas infectadas con *Hemileia vastatrix Berkeley y Broome* las cuales son distinguibles visualmente principalmente a longitudes de onda entre 400 y 600 nm.

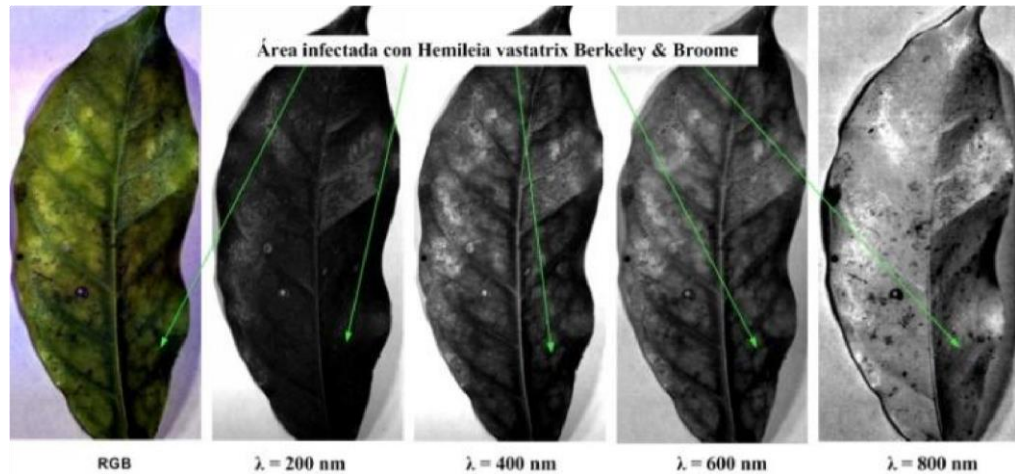


Figura 2. Imágenes RGB y en formato de grises de café variedad robusta infectadas con *Hemileia vastatrix Berkeley y Broome*

En cuanto a la organización de la información en una imagen hiperespectral la Figura 3 muestra una representación esquemática de una imagen hiperespectral; en esta la información se organiza en una matriz tridimensional (denominada hipercubo), en cuyas dos primeras dimensiones o ejes se almacena, mediante los conceptos de línea (X) y muestra (Y), la información espacial y en la tercera dimensión (λ) la información espectral (Xiong y col., 2014; Cho y col., 2013; Paz, 2009; Chang y Du, 2004). Por tanto, un píxel situado en la coordenada (x, y) es un vector de bandas en el que cada elemento del vector corresponde a una de las diferentes longitudes de onda empleadas en el proceso de adquisición de la imagen y puede representarse en coordenadas longitud de onda (λ) vs reflectancia o intensidad.

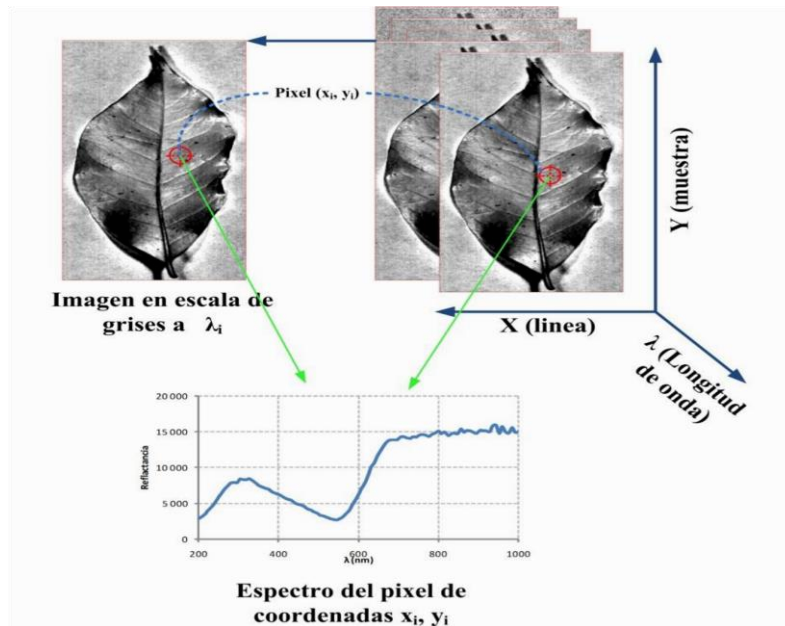


Figura 3. Estructura esquemática de una imagen hiperespectral, ejes espaciales x , y , y eje espectral λ (A partir de Xiong, Sun, Zeng y Xie, 2014; Cho y col., 2013; Gowen, O'Donnell, Cullen, Downey y Frias, 2007).

En cuanto al análisis de una imagen hiperespectral este se podría resumir en la Figura 4; esta ilustra el procedimiento de adquisición y análisis de imágenes hiperespectrales; el cual se puede englobar en tres etapas a) Adquisición y preprocesado, de acuerdo a los métodos de adquisición detallados en el ítem 1.2 b) Caracterización de muestras, en esta etapa se determina el nivel de los parámetros físicos, químicos, microbiológicos y sensoriales que serán utilizados en la etapa c) Modelado, en la cual se utilizan técnicas de análisis estadístico multivariable para correlacionar estos parámetros con la información espectral de la etapa b (Liu, Sun y Zen, 2013; Elmasry y Sun, 2010; Sun, 2010; Du y Sun, 2004).

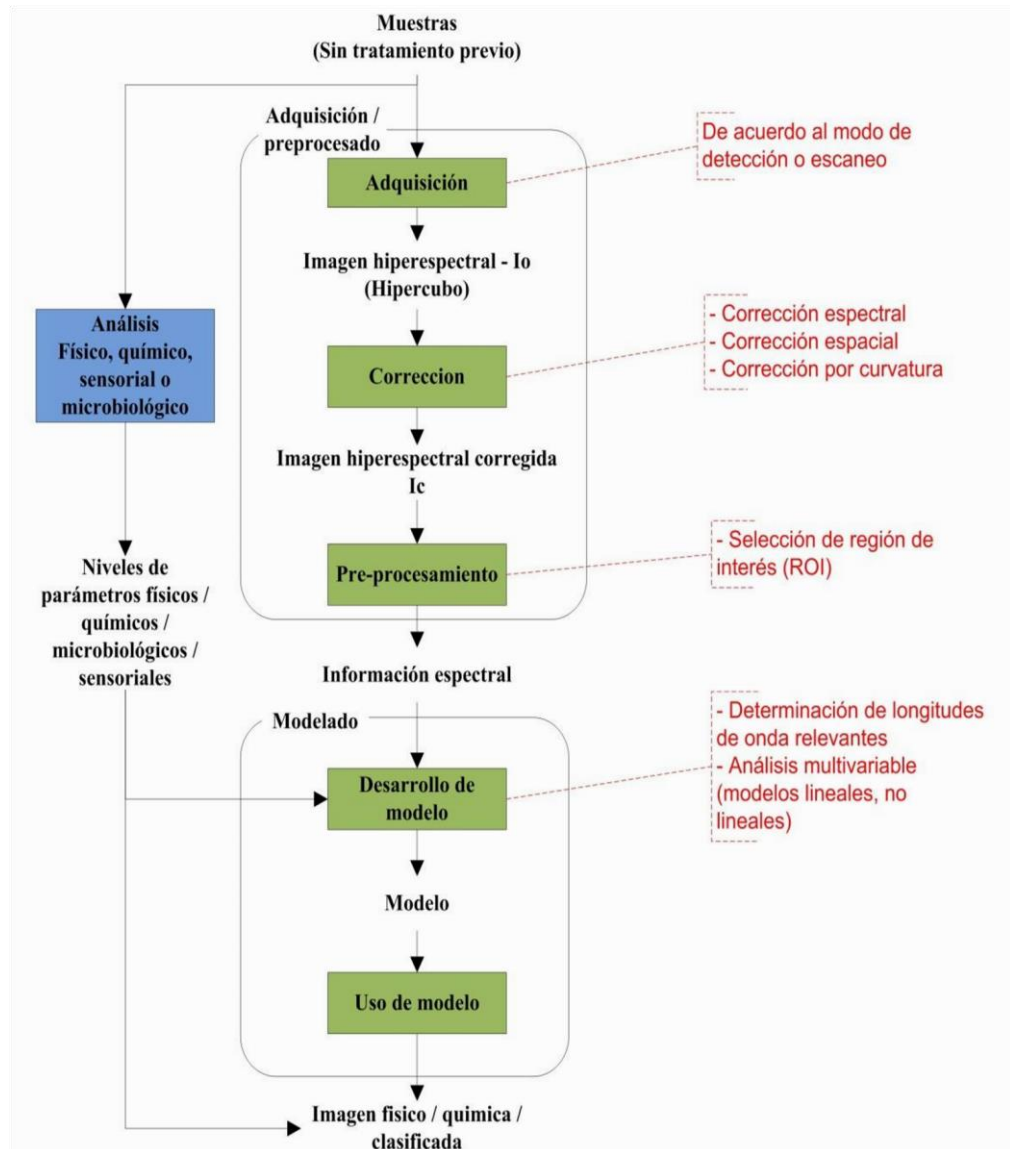


Figura 4. Pasos para el análisis de imágenes hiperespectrales (A partir de Liu, Sun y Zen, 2013; Liu y col., 2013 y Sun, 2010)

En este punto es conveniente aclarar frecuentemente se encuentran mezclas a nivel de subpíxel; por tanto, podemos clasificar los píxeles de una imagen en dos categorías: píxeles puros (en el que solo hay un tipo de material) y píxeles mezcla (en el que cohabitan diferentes materiales), siendo estos últimos los que constituye la mayor parte de los píxeles en tejido alimentarios (Chang y Du, 2004).

2.2.2. Adquisición de imágenes hiperespectrales

Las imágenes hiperespectrales suponen una extensión del concepto de imagen digital, en el sentido de que sus píxeles no están formados por un único valor discreto, sino por un conjunto amplio de valores correspondientes a las diferentes mediciones espectrales realizadas por un sensor o instrumento de medida en diferentes longitudes de onda. Podemos entender así una imagen hiperespectral como una colección de medidas espectroscópicas que ofrecen una gran cantidad de información sobre las propiedades de los materiales que aparecen en la escena. Las técnicas de análisis hiperespectral han encontrado numerosas aplicaciones prácticas, entre las que podemos mencionar a la detección de daños producidos por plagas o enfermedades en cítricos (Paz y Abel, 2009).

El sistema de adquisición de imágenes hiperespectrales que se utilizó, fue de modo de reflectancia en un rango de longitud de onda de 200-1 200 nm con enfoque en línea (Pushbroom), y estuvo integrado de los siguientes componentes: una unidad de iluminación con cuatro lámparas ajustadas en un ángulo de 45° para iluminar uniformemente el campo de visión de la cámara, una cámara hiperespectral modelo PIKA XC (Resonon Inc, USA), un ordenador para el control de la cámara y adquisición de las imágenes, una plataforma de traslado de la muestra y una unidad de fuente de alimentación al sistema de iluminación. La representación del sistema se muestra en la Figura 5.

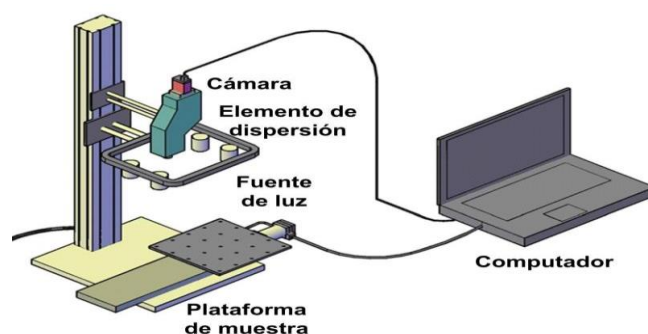


Figura 5. Sistema de adquisición de imágenes hiperespectrales de reflectancia con enfoque en línea (Resonon, 2011).

La finalidad de esta técnica es obtener información a través de un grupo de bandas espectrales logrando así poder detectar las hojas afectadas, clasificación. A partir de una imagen hiperespectral se puede obtener la firma espectral (espectro) de un píxel y a partir de la misma se puede tratar de detectar daños causados por *Hemileya vastatrix* de una manera más eficaz que con los sistemas RGB convencionales (Gómez, 2010).

Uno de los principales inconvenientes que presentan los sistemas hiperespectrales es la gran cantidad de datos que generan. Mientras que los sistemas RGB convencionales proporcionan tres imágenes correspondientes a las bandas del rojo. Por esta razón, es importante seleccionar sólo aquellas bandas que contienen la información más relevante para el problema que se está tratando, y descartar aquéllas que no contribuyen significativamente al problema de inspección (Gómez, 2010).

2.2.3. Configuración y componentes del Sistema de imágenes hiperespectrales

Un sistema de adquisición de imágenes hiperespectrales en modo de reflectancia con enfoque en línea (Pushbroom), en un rango de longitud de onda de 400-900 nm, será utilizado. El sistema es un modelo PIKA II (Resonon, USA) que consiste en una cámara CCD (charge-coupled device) de alto rendimiento, un espectrógrafo unido a una lente de zoom, una fuente de iluminación, un ordenador para el control de la cámara y adquisición de las imágenes y una plataforma de manejo de la muestra; las especificaciones de operación del sistema se muestran en la Tabla 1 (Resonon, 2011).

Tabla 1. Especificaciones Técnicas de la Cámara de imágenes hiperespectrales Pika II- VNIR

Parámetro	Valor
Rango Espectral	400-900 nm
Resolución Espectral	2.1nm
Canales Espectrales	240
Canales Espaciales	640
Frecuencia de Imagen Max.	145 fps
Profundidad de bits	12
Opciones de conexión	Gig E
Requisitos de Alimentación	8-30V, <2.5W
Peso	1.3 kg
Dimensiones (cm)	9.7
Rango de Temperatura	8 - 32°C
f/#	f/3.0
Avg. Radio punto de RMS	7 micras

Fuente: Resonon Inc.

2.2.4. Procesamiento de la imagen

En los siguientes apartados se muestran los detalles del procesamiento de una imagen hiperespectral

a) Corrección de la imagen hiperespectral

Antes del escaneo espectral de las muestras, se tomaron dos imágenes de referencia una imagen oscura adquirida al apagar la fuente de luz y al cubrir el lente de la cámara con su tapa opaca (para remover el efecto de la corriente oscura del sensor de la cámara) y una imagen blanca de la superficie blanca de teflón bajo las mismas condiciones con las que se escaneará las muestras (para suavizar el efecto de las variaciones espaciales en la escena) (Gómez, 2010; Iqbal y col., 2013). Ambas

imágenes servirán para calcular la imagen corregida utilizando la ecuación 1.

$$I = \frac{I_0 - B}{W - B} \times 100 \dots Ec. 1$$

Donde:

I = Imagen hiperespectral corregida a unidad de reflectancia relativa (%)

I₀ = Imagen hiperespectral original

B = Imagen oscura (~0% reflectancia)

W = Imagen blanca (~99,9% reflectancia)

La calibración de la reflectancia de las imágenes hiperespectrales se realizará utilizando el software Spectronon 2.61 (Resonon Inc., EE.UU).

b) Segmentación de la imagen

En la segmentación es de interés separar la parte real del alimento y el fondo de la imagen (Sun, 2010). La segmentación comenzará por la sustracción de la imagen a una longitud de onda determinada. Con esta etapa se busca dar lugar a una muestra de alto contraste (corte) en un fondo homogéneo. Luego la imagen resultante se segmenta utilizando un algoritmo de umbral global, para esto se seleccionará un valor de umbral adecuado. Esta imagen segmentada es llamada 'máscara completa' y contiene la región que representa al alimento. La segmentación se realizó utilizando el software MATLAB 7.1 R 2010a (The Mathworks Inc., EE.UU).

c) Extracción del espectro de calibración

Para extraer la información espectral de cada imagen adquirida, se utilizó el software Spectronon 2.61 para reconocer y seleccionarlas ROIs. Luego, se utilizará el software Matlab 7.1 R2010a (The Mathworks Inc., Natick, MA, USA) para extraer el espectro de ROIs y los datos se exportaran en una matriz que contendrá el promedio de los datos espectrales de las muestras analizadas.

d) Análisis de datos espectrales

Los espectros de reflectancia promedio de todos los píxeles en la ROI seleccionada (área superficial seleccionada en la hoja) y las clasificaciones según expertos, serán utilizados para construir un modelo de modelos mediante un árbol de decisión, método utilizado cuando los factores experimentales son numerosos y altamente colineales como los datos espectrales (He y col., 2012; Lin y col., 2012). El rendimiento de los modelos de predicción fue evaluado utilizando el método de la matriz de confusión como en los trabajos de Liu y col. (2011) y Elmasry y col. (2011).

e) Selección de longitud de onda

Los perfiles espectrales de las imágenes al tener alta dimensionalidad y multicolineales (alta correlación entre las longitudes de onda contiguas) pueden y deben ser reducidas en dimensión (Liu y col., 2014). Una opción es la selección de las longitudes de onda de mayor relevancia, mediante un método de análisis ortogonal como el análisis de componentes principales (PCA), seleccionando las longitudes de onda que contienen la información más importante y evitando las que puedan ser portadores de información irrelevante o ruido (Liu y col., 2013; Cheng y col., 2014; Barbin y col., 2013). Otra Opción es el uso de índices espectrales existentes o la propuesta de nuevos índices, forma parte del análisis de imágenes hiperespectrales (Rud, Shoshany y Alchanatis, 2013) y ejemplos del uso

de índices espectrales se encuentran en investigaciones como la de Yang y col., (2014) o Dumont y col., (2015) quienes probaron diferentes índices para clasificar áreas sanas y enfermas en tomate así como determinar la viabilidad de semillas; logrando tasas de exactitud de 86 a 95 % y 62 % respectivamente.

f) Visualización de la imagen seleccionada

El mejor modelo de árbol de decisión será utilizado para asignarle una clase a cada píxel de la imagen hiperespectral en forma de imagen química, prediciendo la distribución del atributo de calidad (Diu y col., 2014; Cheng y col., 2014). La imagen química o mapa de predicción resultante se mostrará con una escala de color lineal, de acuerdo a un mapa prefijado de colores según escala. De esta manera, mediante la comprobación de la variación de color en el mapa desarrollado se evaluará la distribución de las clases en la superficie de las muestras. Para esta labor se ha implementado una secuencia lógica en Matlab 2010a.

2.3. Café

El café pertenece a la familia de las rubiáceas (*Rubiaceae*), grupo que engloba unos 500 géneros y más de 6.000 especies, la mayoría árboles y arbustos tropicales (Rojo, Pérez-Urria Carril, Rojo y Pérez-Urria, 2014). Es originario de África tropical, señalándose a Etiopía, Sudán, Kenia, Guinea o Mozambique como posibles centros de origen; aun así por consenso casi unánime el café se originó en forma silvestre, conocida como Arábica, en el altiplano de Abisinia (actual Etiopía), circula una serie de leyendas respecto al descubrimiento de su uso como bebida (Arvy, Gallouin, Ubillos y Montalbán, 2007; Gotteland y de Pablo, 2007; Guerra y Welchez, 2013).

En cuanto a especies las dos más importantes, desde el punto de vista económico, son *Coffea arabica* L. (*café arábica*) y *Coffea canephora* Pierre ex Froehner (*café robusta*), abastecen el 70% y 30 % respectivamente del café que se consume en el mundo (Alzate, 2015); también existe otra especie conocida pero

cultivada en menor escala denominada *Coffea liberica* (café libérica) (Alzate, 2015; Rojo y col., 2014). Las características más relevantes de estas especies de café se muestran en la Tabla 2.

Tabla 2. Características relevantes de *C. arabica* y *C. canephora*

Especies	Variedad	Origen	Principales características
<i>Coffea arabica</i>	Typica	Probablemente Yemen	<ul style="list-style-type: none"> - Hábito de crecimiento: en posición vertical, vigoroso - Resistencia a la roya: muy susceptible - La calidad de tasa: excelente
<i>Coffea arabica</i>	Java	Indonesia	<ul style="list-style-type: none"> - Hábito de crecimiento: en posición vertical, vigoroso - Resistencia a la roya: muy susceptible - La calidad de tasa: excelente
<i>Coffea arabica</i>	Bourbon	Brasil	<ul style="list-style-type: none"> - Hábito de crecimiento: semienano, follaje denso. - Resistencia a la roya: muy susceptible - La calidad de la copa: pobre
<i>Coffea canephora</i>	Kouilouensis or conillon	Brasil	<ul style="list-style-type: none"> - Hábito de crecimiento: árbol de altura - Resistencia a la roya: resistentes / tolerantes - La calidad de la copa: reducido nivel de tasa

Fuente: A partir de Farah y dos Santos (2015)

2.3.1. Exportaciones de café

El café principal producto de agro exportación tradicional del Perú después del petróleo, es el producto más importante en el comercio mundial. Un factor limitante en la producción de este cultivo es la roya del café causada por el hongo, *Hemileia vastatrix Berkeley y Broome*. En el año 2013 afecto a más de la mitad del área cafetalera peruana. El departamento de Amazonas, es el principal productor de café orgánico a nivel nacional, mostrando un nivel de incidencia de 64.52 %. Esta enfermedad causa daños severos al provocar la carda prematura de las hojas, y reducir la capacidad fotosintética de la planta, afectando la formación del grano y reducir severamente la producción. Esta situación afecta directamente la rentabilidad y los ingresos de los caficultores quienes se ven obligados a implementar medidas de control en los cultivares susceptibles (Márquez-Dávila y col., 2014)..

El café es un producto cultivado en países tropicales, principalmente en aquellos en vías de desarrollo; constituyéndose en el primer rubro de exportación agrícola y primera fuente generadora de divisas después del petróleo, además muestra perspectivas de desarrollo en el mercado internacional (OEEE, 2013; Panhuysen y Pierrot, 2014). En este mercado el Perú viene incrementado su participación, cuyos principales consumidores son detallados en la Figura 6 (Escalante, 2014).

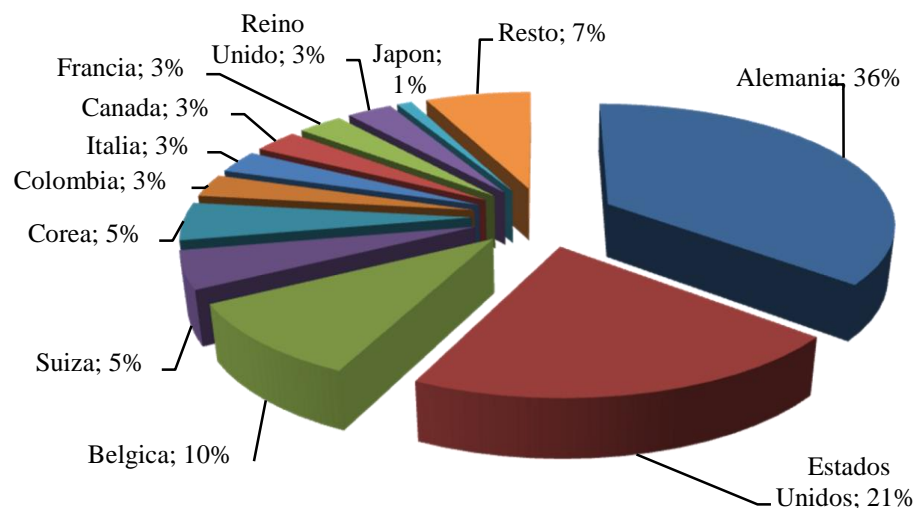


Figura 6. Principales países de destino de las exportaciones de café (OEEE, 2015)

Mención especial merece la participación del Perú en el sector de productos orgánicos alcanzando, en el año 2011, el primer lugar en producción y exportación a nivel mundial (Huaman y col. 2014)

En cuanto a la producción del café peruano, hasta el año 2001, la producción nacional no supero las 200 mil toneladas (Figura 7). Sin embargo; del 2001 al 2010, se produce un crecimiento oscilante, acompañada de de la producción y rendimiento por hectárea (OEEE, 2015).

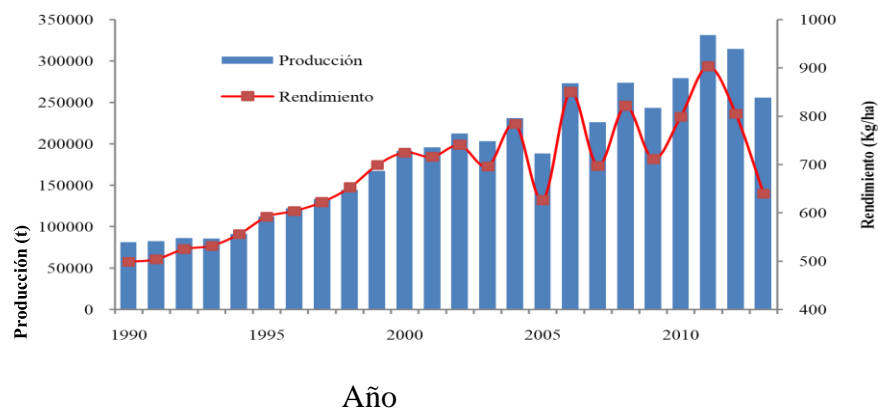


Figura 7. Producción y rendimiento del café en Perú (OEEE, 2015).

De la variación del rendimiento del café se observa que a partir del 2009 se produce una reducción sostenida en la variación anual del rendimiento por hectárea, alcanzado la cifra más baja en los últimos 25 años, declinando en este año en 20.5 %; explicada esta cifra en gran parte por los efectos de la roya amarilla, que daña a las hojas del cafeto (Alzate, 2015; Guerra y Welchez, 2013).

2.3.2. Impacto económico

La roya amarilla del café es la plaga más destructiva que afecta al cafeto a nivel mundial. Provoca la caída prematura de las hojas, propiciando una reducción de la capacidad fotosintética de la planta, así como el debilitamiento de los árboles enfermos, y en infecciones severas, puede ocasionar la muerte regresiva en ramas y árboles (Jackson, Skillman y Vandermeer, 2012; Santos, Carrión, Tirabanti y Arévalo, 2014).

Para aquellos países cuyas economías se basan en un alto porcentaje en las exportaciones del café, tales como el Perú (Panhuysen y Pierrot, 2014), una mínima reducción en el rendimiento de la planta o un ligero aumento en los costos de producción por efecto de la roya, puede tener un gran impacto socio-económico (Márquez-Dávila y col., 2014). Según Santos, Carrión, Tirabanti y Arévalo (2014), en el Perú el Servicio Nacional de Sanidad Agraria (SENASA) revela que la plaga de roya afecta al 43 % del área cafetalera peruana y entre las zonas más afectadas están las regiones de San Martín, Puno, Pasco, Amazonas, Junín, Cajamarca y el valle de los ríos Apurímac y Ene.

2.3.3. Características generales de la roya del café

La roya de café, es causada por el hongo fitopatógeno de la clase Basidiomycetes, siendo su principal forma de propagación, las uredosporas. Por ser un parásito obligado, para desarrollarse necesita de la planta hospedante y no puede crecer en medios de cultivo sintéticos.

Infecta principalmente las hojas de las especies de *Coffea arábica*, *C. canephora* y *C. liberica* (SAGARPA, 2013), pero también se reporta que puede afectar ocasionalmente frutos tiernos y yemas. Hasta la fecha no se ha reportado ningún hospedante alternativo, sin embargo, si las basidiosporas germinan sobre las hojas del cafeto y no lo infectan, indica que el hongo probablemente necesite otro hospedante para completar su ciclo, por lo cual se la considera como una roya heteroica (Romero, 2010).

También se reportaron otras dos royas en café: *Hemileia coffeicola* Maubl y *Rogers*, de menor importancia en *C. arabica*, que afecta a las plantaciones de café en regiones más frías y se limita a África central y occidental y *Aecidium travancoricum*, reportada desde el sur de la India y produce espermogonios y aecias en *C. travancorensis*. Pudiendo haber una posible conexión entre esta roya y *Hemileia vastatrix* en la que no se ha observado espermogonios ni aecias (Hernández, 2005). La historia de la roya del café fue descubierta por primera vez en las cercanías del lago Victoria en Kenia, África oriental en 1861 y fue identificado y estudiado en Ceilán (Sri Lanka) en 1867. La enfermedad se extendió rápidamente a gran parte del sudeste de Asia y finalmente a los cafetales de las regiones del sur, centro y oeste de África. La roya del café no era conocida en centro y sud América hasta 1970, cuando se la encontró en Bahía, Brasil (Hernández, 2005). Luego, en el año 1976, la roya fue reportada en los cafetales nicaragüenses y tres años después, se trasladó a El Salvador. En 1980, llegó a las fincas cafetaleras guatemaltecas y colombianas y en 1981 a México. Desde entonces se ha ido extendiendo por todas sus zonas cafetaleras. En Perú fue reportada por primera vez el año 1979 en la selva central (Julca y col., 2013).

2.3.4. Distribución y origen de la roya

La roya es causada por el hongo *Hemileya vastatrix* Berk. y Br. (*Basidiomycota, Uredinales*) y es una de las principales enfermedades del café, extendiéndose a prácticamente todos los países productores de café Figura 8 (Cristancho, Rozo, Escobar, Rivillas y Gaitan, 2013; SAGARPA, 2013).

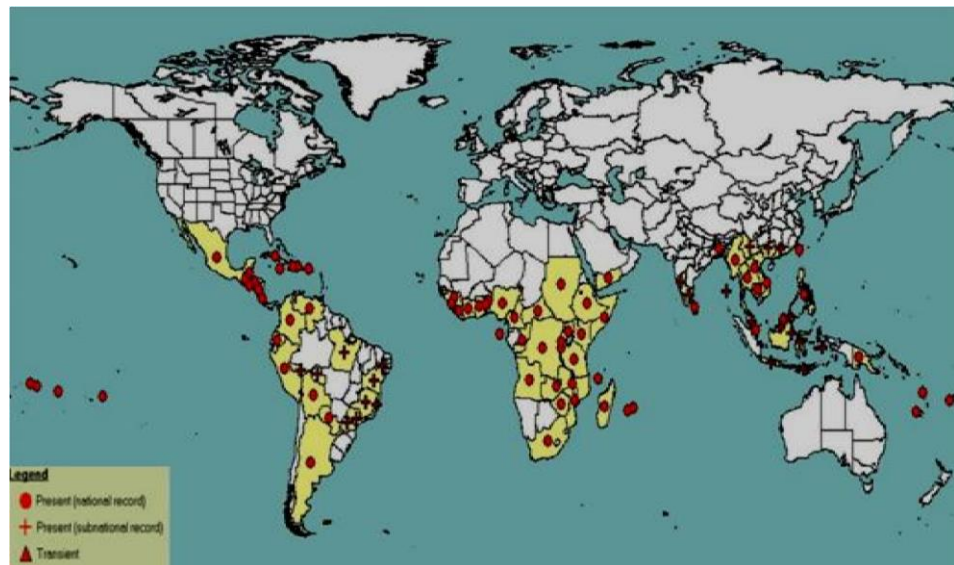


Figura 8. Distribución mundial de *H. vastatrix*. (SAGARPA, 2013)

Esta enfermedad fue identificada por primera vez en Sri Lanka en la segunda mitad del siglo XIX y el primer reporte de esta enfermedad en Latinoamérica data de 1970 en Brasil; esto se originó cuando fue introducido en América del Sur el cultivo de *C. arabica*, de reducida variabilidad genética, provocando que la mayoría de las plantaciones se perdieran a causa de la enfermedad y tuvieron que ser sustituidas por nuevas variedades resistentes como la Catimor, las mismas que son de reducida calidad en tasa. En cuanto al Perú la roya amarilla ingresa al Perú el año 1979, ocasionando grandes pérdidas en la zona de Satipo (Márquez-Dávila, Arévalo y Gonzáles, 2014; Rivillas-Osorio, Serna-Giraldo, Cristancho-Ardila y Gaitán-Bustamante, 2011; Rojo y col. 2014).

En productos agrícolas, esta técnica ha demostrado su gran capacidad para la evaluación de la calidad e inocuidad, en aspectos tales como: contaminación, defectos superficiales y otros (Wu y Sun, 2013; Lorente y col., 2012).

Agente causal

Las esporas (uredosporas) que se producen en gran cantidad y se manifiestan como el polvillo amarillo o naranja característico que se visualiza en el envés de las hojas, son de tamaño microscópico (30 μm de largo y 20 μm de ancho), de forma arriñonada, lisas en la cara interna y rugosa en la externa (Figura 9). Las teliosporas cuya ocurrencia es muy baja son de forma redondeada de 20 a 25 μm (SAGARPA, 2013).

Ubicación taxonómica

Phylum : Basidiomycota
Clase : Teliomycetes
Orden : Uredinales
Familia : Pucciniaceae

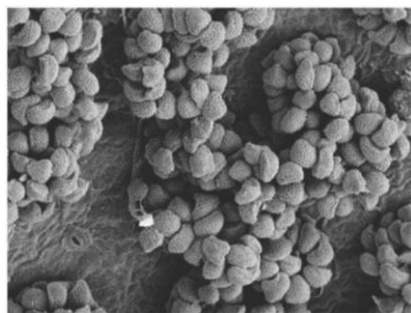


Figura 9. *Hemileia vastatrix* vista al microscopio electrónico (López, 2010).

2.3.5. Ciclo de la enfermedad.

El ciclo de vida del hongo se divide en 05 etapas: Diseminación, germinación, penetración, colonización y esporulación, véase figura 10.

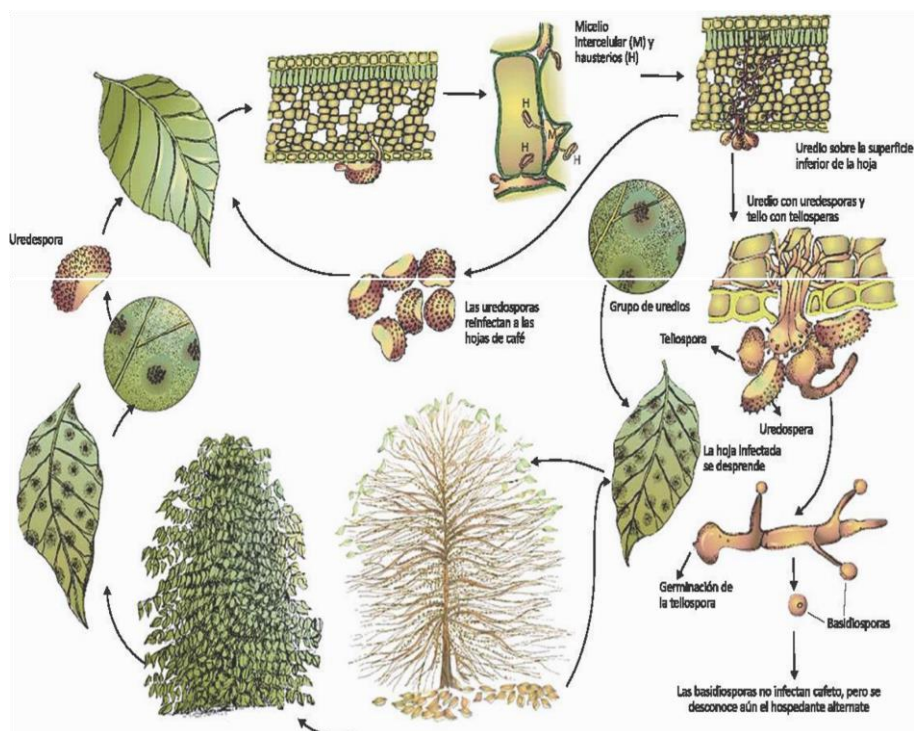


Figura 10. Ciclo de la roya del café, ocasionado por *Hemileya vastatrix* (Agrios, 2005)

La Diseminación comprende desde la liberación, dispersión y localización sobre las hojas. La liberación de uredosporas solamente es posible en presencia de agua libre. Una vez desprendidas, estas pueden viajar de diferentes formas: a pequeñas y medianas distancias a través de las salpicaduras provocadas por la lluvia, por los insectos y el hombre, a medianas y grandes distancias por el viento. Cuando la cara superior de la hoja es alcanzada por las lluvias, el agua transporta las esporas hacia su cara inferior, sin embargo si la lluvia es muy fuerte, puede eliminar las esporas por lavado (López, 2010; SAGARPA, 2013).

Al ser transportadas por el viento, la viabilidad de las uredosporas puede afectarse por el secamiento, las bajas temperaturas o una exposición prolongada a los rayos del sol y después de su localización sobre las hojas, una mojadura insuficiente impide completar la germinación. "La eficiencia contaminadora óptima es alcanzada cuando se tienen de 15 a 30 esporas por cm²" (López, 2010).

La germinación es el inicio del proceso infeccioso, Figura 11. Las mejores condiciones para la germinación del hongo ocurren entre 21 - 25 °C de temperatura, oscuridad y presencia de agua libre por al menos 6 horas durante todo el proceso hasta la penetración. La germinación se inhibe por efecto de la luz y por desecación de la hoja, lo que afecta el crecimiento de los tubos germinativos (SAGARPA, 2013). Puede ocurrir en un tiempo de 5 horas, con mayor frecuencia por la noche, aunque también podría realizarse de día en cafetales cultivados bajo sombra y/o con fuerte autosombreamiento. Para que se realice la penetración posterior (6 horas), es necesario la formación de una especie de tubo de germinación (apresorio), que va avanzando sobre la gota de agua hasta encontrar un estoma abierto en el envés de la hoja. Las temperaturas frescas entre 14 °C y 16 °C son favorables a esta formación (López, 2010).



Figura 11. *Hemileia* luego de la germinación, ingresando mediante su apresorio por un estoma abierto de la planta (López, 2010)

La penetración es cuando el hongo penetra en las hojas a través de sus aberturas naturales (estomas) ubicados en el envés de las hojas maduras, algunos factores de estrés como una fuerte intensidad lumínica antes de la localización, acompañada de una alta temperatura o una gran carga de frutos aumentan la predisposición de las hojas a la infección por la roya (López, 2010).

Una vez que ha penetrado al interior de la hoja, entre los espacios intercelulares (Figura 12), el hongo desarrolla sus estructuras denominadas haustorios, los cuales entran en contacto con la célula de la planta y le quita los nutrientes para su crecimiento (SAGARPA, 2013).

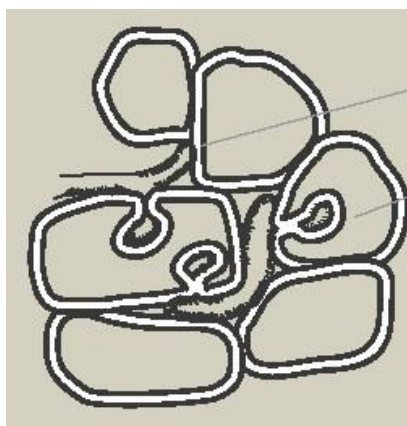


Figura 12. *Hemileia vastatrix* penetrando en células de la hoja (López, 2010)

La colonización es cuando en las hojas infectadas se observan los primeros síntomas visuales del ataque. A los 30 días después de la colonización, el hongo está lo suficientemente maduro como para diferenciarse en estructuras llamadas soros, que son las encargadas de producir nuevas uredosporas (SAGARPA, 2013).

La resistencia genética, el potencial hídrico del suelo y la temperatura de la hoja (que expuesta al sol puede superar en 10 °C o más a la temperatura del aire), son factores que determinan la colonización del hongo a la hoja (López, 2010).

El periodo comprendido entre el inicio de la germinación y la expresión de los primeros síntomas, constituye el periodo de incubación, etapa en la que no se produce ninguna unidad infecciosa nueva.

La esporulación es la etapa constituida por la emergencia posterior de nuevos propágulos infecciosos.

El periodo de latencia es el tiempo que transcurre entre el inicio de la germinación y la esporulación, esta es la variable más importante, porque cuanto más corto sea este periodo, más rápido se repetirá el ciclo y más grave será la epidemia" (Avelino et al.1999).

La epidemiología es el ataque de roya comienza con la formación del inoculo primario, el cual es el responsable del desarrollo inicial de la epidemia. La mayor fuente de inoculo primario es el inoculo residual, constituido por las lesiones necrosadas y/o latentes mantenidas en las hojas del cafeto que sobrevivieron después de la época seca.

En la primera fase la epidemia se inicia con las primeras lluvias del año, las cuales reactivan la esporulación sobre las lesiones necrosadas y/o latentes y se forma el inoculo primario.

Además, en la segunda fase consiste en la repetición del ciclo (policiclico) y la formación del Inoculo secundario, cuya cantidad puede verse reducida también por la defoliación del cafeto sea natural o causada por la misma enfermedad (López, 2010). El hongo de la roya del café necesita de tejido vivo del hospedante, sin embargo puede sobrevivir en lesiones que no tienen esporas, en las hojas bajas de la planta (Romero, 2010). Las uredosporas pueden sobrevivir hasta por 6 semanas bajo condiciones ambientales secas por lo que siempre se encontrara inoculo viable para infectar las hojas recién formadas en el inicio de la próxima temporada de lluvia (APS, 2011).

2.3.6. Desarrollo de la infección por roya

La infección por roya comienza con los síntomas de la enfermedad, manchas cloróticas - pálidas, apareciendo en el envés de las hojas y que con el tiempo van aumentando de tamaño y uniéndose para formar las características manchas amarillas o naranja, con presencia de polvo fino amarillo (esporas del hongo) y ciclo se muestra en la Figura 13 (Lagos, 2014; RivillasOsorio y col., 2011).

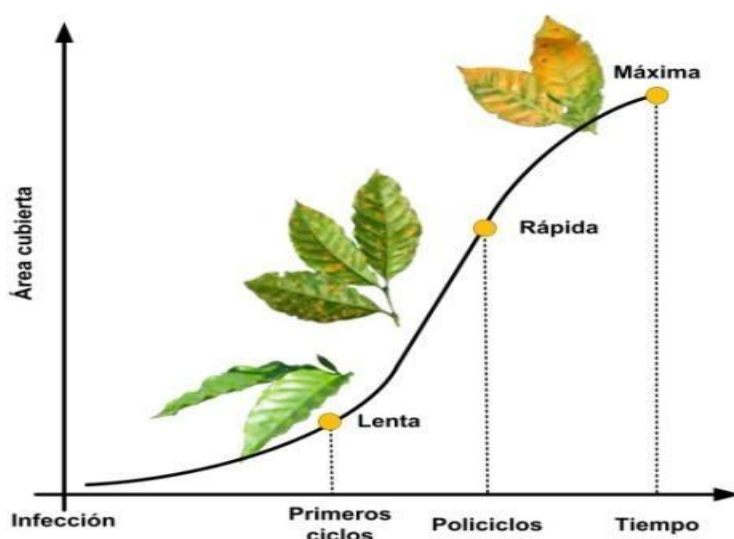


Figura 13. Curva de progreso de la enfermedad por roya (A partir de Rivillas-Osorio y col., 2011)

La germinación de esporas requiere: presencia de agua libre por al menos 6 horas, temperaturas entre 21 -25 °C y condiciones de oscuridad. Puede ser inhibida por la luz o cuando se evapora el agua de la hoja, al afectar el crecimiento de los tubos germinativos. Sin embargo; luego de germinar, el hongo penetra en las hojas a través de las aberturas naturales (estomas) situadas en el envés de las hojas maduras (Guerra y Welchez, 2013; Rayner, 1961) Una vez que ha penetrado al interior de la hoja, el hongo desarrolla unas estructuras denominadas haustorios, los cuales entran en contacto con las células de la planta y con éstos extraen los nutrientes para su crecimiento. Luego de transcurridos 30 días, desde la colonización, el

puede diferenciarse en estructuras llamadas soros, encargadas de producir nuevas uredosporas. El tiempo transcurrido desde la infección hasta la producción de esporas se denomina periodo de latencia, para zonas tropicales, el periodo de latencia puede fluctuar entre 34 y 37 días al sol y entre 31 y 35 días a la sombra (Avelino y Rivas, 2013; Rivillas-Osorio y col., 2011; SAGARPA, 2013).

2.3.7. Factores que influyen en el progreso de la enfermedad

Se ha reportado que los porcentajes de infección en el follaje tienden a crecer con la edad de las plantaciones de café, alcanzando frecuentemente el 90 %, en plantaciones viejas, sin manejo y en altitudes debajo de 800 m.s.n.m. También se reporta los mayores niveles de la enfermedad y de defoliación a nivel del pico de cosecha (Guerra y Welchez, 2013).

Avelino y col. (2004), referente al efecto de la sombra sobre la roya del café algunos investigadores indican que se producen niveles más altos bajo sombra, mientras que otros reportan niveles más bajos.

Los diferentes resultados obtenidos podrían explicarse por diferencias de cargas fructíferas. La sombra podría afectar la roya a través de dos mecanismos antagónicos principales: La sombra evita que la carga fructífera alcance niveles muy altos, lo cual disminuye la predisposición del cafeto a la roya, y la sombra también propicia condiciones de microclima (humedad, temperaturas y luminosidad), las cuales, al contrario podrían ser más favorables para el proceso de infección de la roya (Romero, 2010).

los principales factores que influyen en el desarrollo de la roya del café son: La carga fructífera (a mayor carga, mayor susceptibilidad), la lluvia, la temperatura, el Inoculo residual del campo al principio de la estación lluviosa y el grado de densidad foliar del árbol (Avelino y col., 2004).

La carga fructífera esta dada durante los años de mayor producción, ocurre mayor severidad del ataque de la roya. Esto se explicaría porque cuando la planta llega a tener grandes cantidades de producción de grano, es porque ha necesitado gran cantidad de compuestos y nutrientes presentes en sus hojas. De esta manera cuando la planta desarrolla sus capacidades productivas al máximo, traslada con eficiencia también, todos sus nutrientes y compuestos a las yemas para producir el grano. Es en esta etapa cuando la planta posee hojas más susceptibles al daño por roya (Avelino y col., 1991).

La susceptibilidad del cafeto se incrementa no solamente en las plantas con una carga fructífera importante si no también en una misma planta a medida que se desarrolla el fruto. Se observa un paralelismo marcado entre el avance de la cosecha y el avance de la epidemia. El crecimiento acelerado de la epidemia ocurre cuando la cosecha es abundante (Avelino y col. 1999; Durán, 2013).

La lluvia es el agua líquida actúa a nivel de la liberación, dispersión, depósito, germinación y penetración de las uredosporas en las hojas. La duración y frecuencia de las lluvias, proporcionan humedad a las hojas, creando condiciones favorables para que ocurran nuevas infecciones. Las lluvias intensas y continuas elevan los niveles de infección, y por otra parte, ayudan a lavar las esporas hacia el suelo. Periodos lluviosos cortos, que favorecen la liberación, dispersión e infección inicial, seguidos de periodos secos, son muy favorables, permitiendo un ascenso de la curva epidemiológica. El rocío es otro factor que contribuye a la rápida germinación de las esporas del hongo (Durán, 2013).

La temperatura de la germinación del hongo, se relaciona con las condiciones de temperatura y tiempo de exposición de la hoja al sol. La formación del apresorio y el progreso del hongo en la hoja dependen también de este factor. El periodo de incubación se acorta extremadamente en los meses con temperaturas favorables para la germinación (entre 22 y 23°C). El nivel de germinación y reproducción

de esporas del hongo es mayor, a medida que se aumenta los grados de temperatura, y el tiempo de exposición (López, 2010; Durán, 2013).

El Inoculo residual de la infección presente a principio de campana, se ubica en las hojas viejas del cafeto es decir en hojas formadas en la época de lluvia del año anterior, mientras que las hojas nuevas están sanas. Esto se explica porque el nivel de ataque posterior a las lluvias, depende en alto grado de la cantidad del Inoculo existente al inicio de ellas. Si este es bajo, tiende a elevarse gradualmente, pero si el potencial del Inoculo es alto, el índice máximo de infección es alcanzado rápidamente (Durán, 2013). Algunos investigadores señalan que al ser la roya del café policiclica, la cantidad de Inoculo residual no es determinante en el desarrollo de la epidemia ya que cada lesión puede producir hasta 400 mil esporas en tres meses y pueden desarrollarse fuertes epidemias, aun con niveles bajos de Inoculo residual. Otros consideran que lo más importante es el mayor o menor periodo de latencia (Julca y col., 2013).

La Densidad foliar es otro factor importante, por cuanto la mayor infección, se da en cafetos con mayor densidad foliar en comparación con aquellos con menor densidad. Algunos estudios indican que la epidemia comienza a partir de las hojas viejas, localizadas en la parte interior y bajas del cafeto, y poco a poco alcanza las hojas jóvenes de las ramas, en las partes más externas y altas de la planta (Durán, 2013).

Para otros investigadores, las condiciones ideales para la reproducción del hongo, se da en ambientes sombríos y niveles de baja humedad relativa, la presencia de gotas de agua sobre las hojas favorecen la germinación de las esporas. La altura sobre el nivel del mar es otro factor determinante en la vida de la roya del café y en los daños que causa. A mayor altura, las temperaturas son más frescas y por tanto, la roya tiene menos posibilidades de vivir o de desarrollarse. Por esta razón, las variedades arábicas, que se suelen cultivar generalmente en zonas intermedias son las que sufren mayores ataques. A esto hay que agregar la susceptibilidad propia de cada género y especie (Galf, SA).

2.3.8. Factores que propician el desarrollo de la infección por roya

El desarrollo de una epidemia de roya y el posterior progreso de la enfermedad dependen de la ocurrencia simultánea de cuatro factores, Figura 14 (Rivillas-Osorio y col., 2011; SAGARPA, 2013)

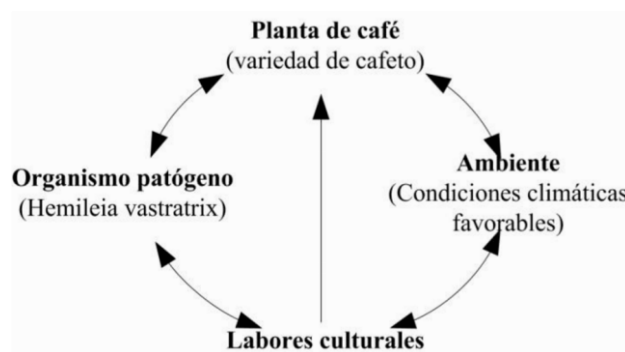


Figura 14. Interrelación de factores que interactúan para una epidemia de roya (Adaptado de Rivillas-Osorio y col., 2011)

A continuación se detallan algunos de los factores involucrados en el desarrollo de la infección por roya (Molina, 2014; Rivillas-Osorio y col., 2011; SAGARPA, 2013):

- La planta.- la especie *Coffea arabica* y sus variedades Típica, Borbón y Caturra, es carente de resistencia genética a la roya; presentándose fuertes ataques de la enfermedad en sus plantaciones. La especie *C. canephora*, cuenta con relativa tolerancia al ataque de la roya. Otros factores a considerar son el estado fisiológico de la planta, desarrollo de raíces, ataque de nematodos o palomilla, malformaciones desde el almácigo, estrés por exceso de agua en el suelo o deficiencias nutricionales hacen que las plantas sean más propensas a padecer fuertes ataques de roya.
- El patógeno.- La roya del cafeto se especializa en parasitar células vegetales vivas; lo que implica requerimientos nutricionales muy especiales, haciendo de este un parásito obligado, incapaz de sobrevivir en suelo o en material vegetal inerte.

- Condiciones climáticas.- El hongo necesita condiciones muy particulares para parasitar las hojas de la planta de café. En especial, requiere de la salpicadura de la lluvia, temperaturas entre 16 y 28°C y de bajo brillo solar.
- Manejo agronómico.- El manejo agronómico juega un papel importante en la aparición y desarrollo de la enfermedad; entre las principales labores agronómicas que favorecen o no el crecimiento de la roya se tiene:
- Manejo de malezas.- Estas además de competir con el café por los nutrientes del suelo, generan condiciones de sombrío y alta humedad en plantaciones de café menores de 24 meses.
- Fertilización.- La reducida o escasa fertilización afecta principalmente a los cafetales bajo plena exposición solar.
- Sombra excesiva.- Favorece una humedad relativa alta constante y estimula el incremento del área foliar y la vida media de las hojas.
- Excesiva densidades.- Crea auto sombreado, aumentando la competencia entre plantas por nutrientes y ofrece una mayor interceptación de esporas.

Aplicaciones tardía de fungicidas, fuera de la epidemia, sub dosificadas o sobre dosificadas, con equipos inadecuados o sin calibrar, con boquillas de alta descarga o desgastadas, con la utilización de aguas contaminadas o duras, y con recorridos en los lotes que no permiten un cubrimiento completo del follaje de las plantas o usando mezclas con otros productos que reducen la efectividad biológica de los fungicidas.

2.3.9. Escalas de medición del daño por roya.

La medición del daño por roya se evalúa determinando tanto el avance como la severidad de la enfermedad; el avance se entiende como el porcentaje de área foliar que presenta signos de roya (PAFR) y la severidad como la evolución de las áreas infectadas, estas inicialmente se presentan como pequeñas manchas cloróticas y crecen hasta convertirse en lesiones necróticas (Alzate, 2015; Lagos, 2014). Diversos investigadores han propuesto escalas para medir el daño por roya; como Kushalappa y Chávez quienes en 1978 presentaron una escala diagramática para medir tanto el avance como la severidad. Esta escala se basa en patrones de área foliar y tamaño de la lesión que el evaluador utiliza para comparar las lesiones en la hoja causadas por la roya del café durante el desarrollo de la enfermedad Figura 15.

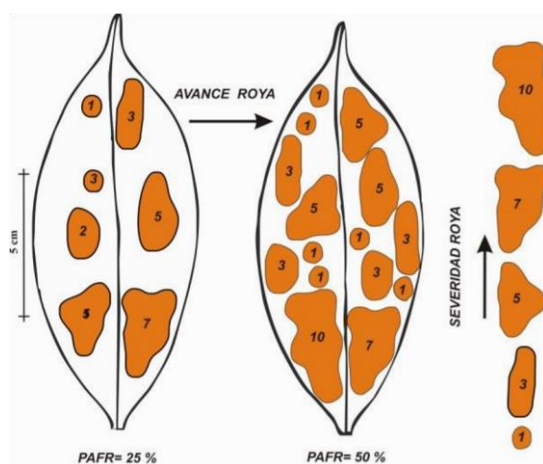


Figura 15. Escala de Kushalappa y Chávez para evaluación del avance y severidad de la roya. (A partir de Santacre, Reyes y Oseguera, 1983).

Capucho y col. (2011) proponen el empleo de un diagrama de área estándar (Figura 16), la cual cuenta con seis niveles para el avance del daño basados en el PAFR, 2-5, 5, 10, 20, 40 y 80 %, como referencia de comparación y estimación más precisa del avance de la enfermedad.

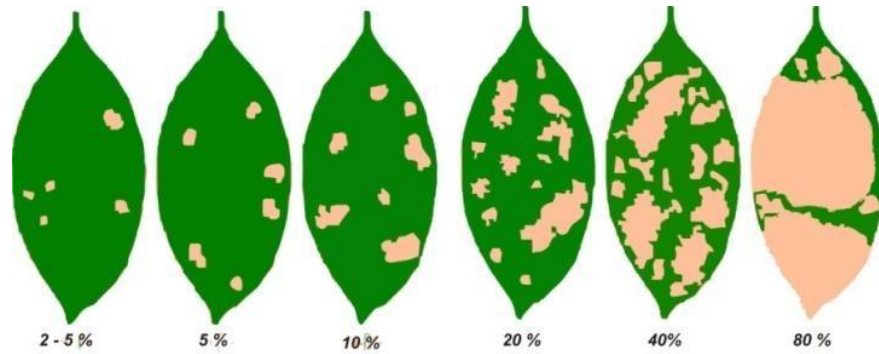


Figura 16. Escala de Capucho y col. evaluación del avance de la enfermedad por roya. (Capucho, Zambolim, Duarte y Vazquez, 2011)

SAGARPA (2013) por su parte propone evaluar el avance de la enfermedad tanto a nivel de la hoja como de la planta y presenta para cada caso una escala de clases (Figura 17).

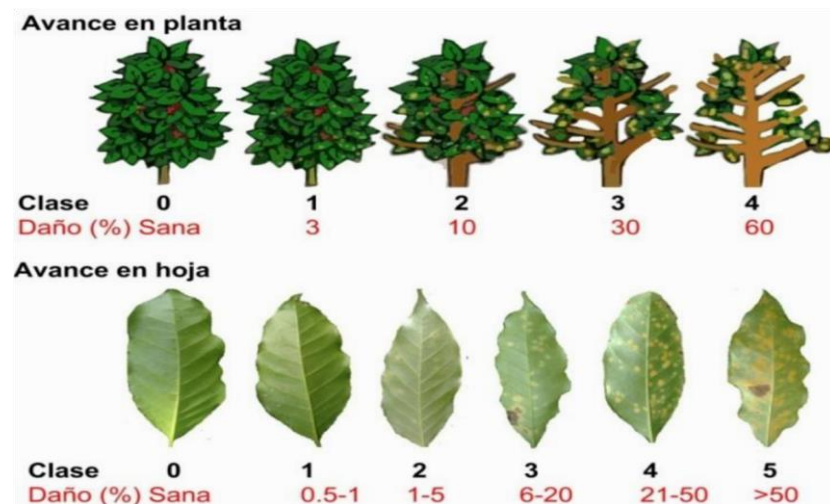


Figura 17. Escalas propuesta por SAGARPA para evaluación de daño por roya. (González y Ramírez, 2013)

En la Figura 17 se expresa en porcentaje (%) de área foliar con síntomas visibles de la enfermedad: Clase 0 - Planta sana, Clase 1-3% de área foliar con presencia de roya del café, Clase 2 - 10% de área foliar con presencia de roya del café, Clase 3 - 30% de área foliar con presencia de roya del café, Clase 4 - 60% de área presencia de roya del café y Clase 5 - Defoliación

En la actualidad y sobre todo en las zonas rurales, los técnicos y productores de café realizan el análisis y diagnóstico de forma visual de esta enfermedad; no siendo posible cuantificar objetivamente el grado de daño causado por la enfermedad ni detectar sus estadios temprano. Por esta razón se planteó como objetivo el desarrollar un sistema capaz de evaluar la infección de la roya en estadios temprano mediante la técnica de imágenes hiperespectrales.

2.3.10. Síntomas y daños observados en campo.

Los primeros síntomas de la enfermedad aparecen en la cara inferior de la hoja (envés), por donde penetra el hongo a través de los estomas, ocasionando pequeñas lesiones amarillas, que con el tiempo se unen y toman un color anaranjado. Con el paso del tiempo las lesiones foliares se necrosan pero la esporulación puede continuar en el margen de las lesión (SAGARPA, 2013) La expresión de síntomas a nivel de planta es la defoliación de hojas, que puede ocurrir en el tercio superior, medio e interior, o la combinación de estos. Los daños en los frutos se deben a que la defoliación no permite que el fruto alcance su estado de maduración óptimo y pueda caerse de la planta.

III. MATERIALES Y METODOLOGÍA

3.1. Población y Muestra

Para el desarrollo de la presente investigación se empleó como material de estudio hojas de café, procedentes de la localidad de Limabamba debido a que según datos obtenidos de la oficina de estadística de la dirección Regional Agraria el precio del café que se registra en esta localidad es el más bajo en relación a otras partes de la Región, debido a la presencia de daños producidos por la roya, para determinar la magnitud de la incidencia de esta enfermedad producida por hongos se tomó muestras.

La muestra se compone de 140 hojas de café (*var. typica*), esta variedad típica fue elegida por ocupar el 70 % del total del área de cafetales, con diversos grados de afectación por roya, recolectadas en una plantación de café en el distrito de Limabamba, coordenadas U.T.M. 226449.67 y 9287022.70, provincia de Rodríguez de Mendoza, región Amazonas, Perú, Figura 18.

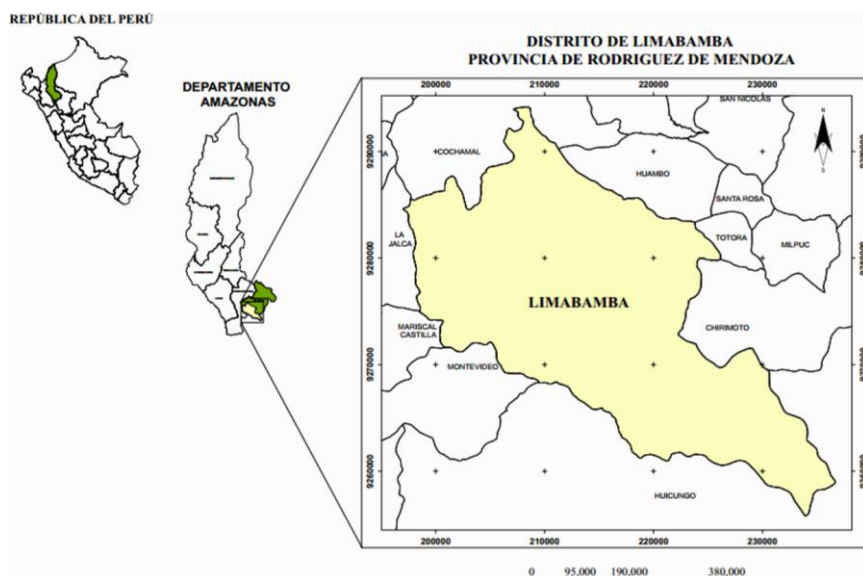


Figura 18. Ubicación geográfica del distrito de Limabamba

El clima en esta localidad es cálido y húmedo, con lluvias intensas entre los meses de noviembre a marzo y temperaturas que oscilan entre 12 y 30 °C; estas condiciones climáticas sumadas al hecho que en el Perú el 90 % del café crece bajo sombra y el

70% del área de cafetales está cubierta por café de variedad *Typica* (Escalante, 2014) favorecen la propagación del hongo.

3.2. Preparación de muestra

3.2.1. Recolección de la materia prima

Las muestras se recolectaron (hojas de café) variedad típica en diferentes estados fenológicos de la planta con la ayuda de bolsas especiales para lograr conservar sus características tratando de no causar daños y obtener resultados reales para poder detectar con precisión y exactitud los problemas de hongos que se viene desarrollando

3.2.2. Acondicionamiento de la materia prima

Las hojas de café variedad típica se identificaron y se acondicionaron para su posterior traslado a las instalaciones de los laboratorios de la UNTRM con la finalidad de realizar los ensayos respectivos conservando sus características.

La labor experimental se realizó en el laboratorio de biotecnología y en el laboratorio de agua y suelo de la Universidad Nacional Toribio Rodríguez de Mendoza.

3.3. Metodología

La metodología utilizada en este estudio, se basó en los pasos para el análisis de imágenes hiperespectrales mostrados en la Figura 19 y elaborados a partir de las propuestas de Liu, Sun yZen (2013); Liu y col. (2013) y Sun, (2010).

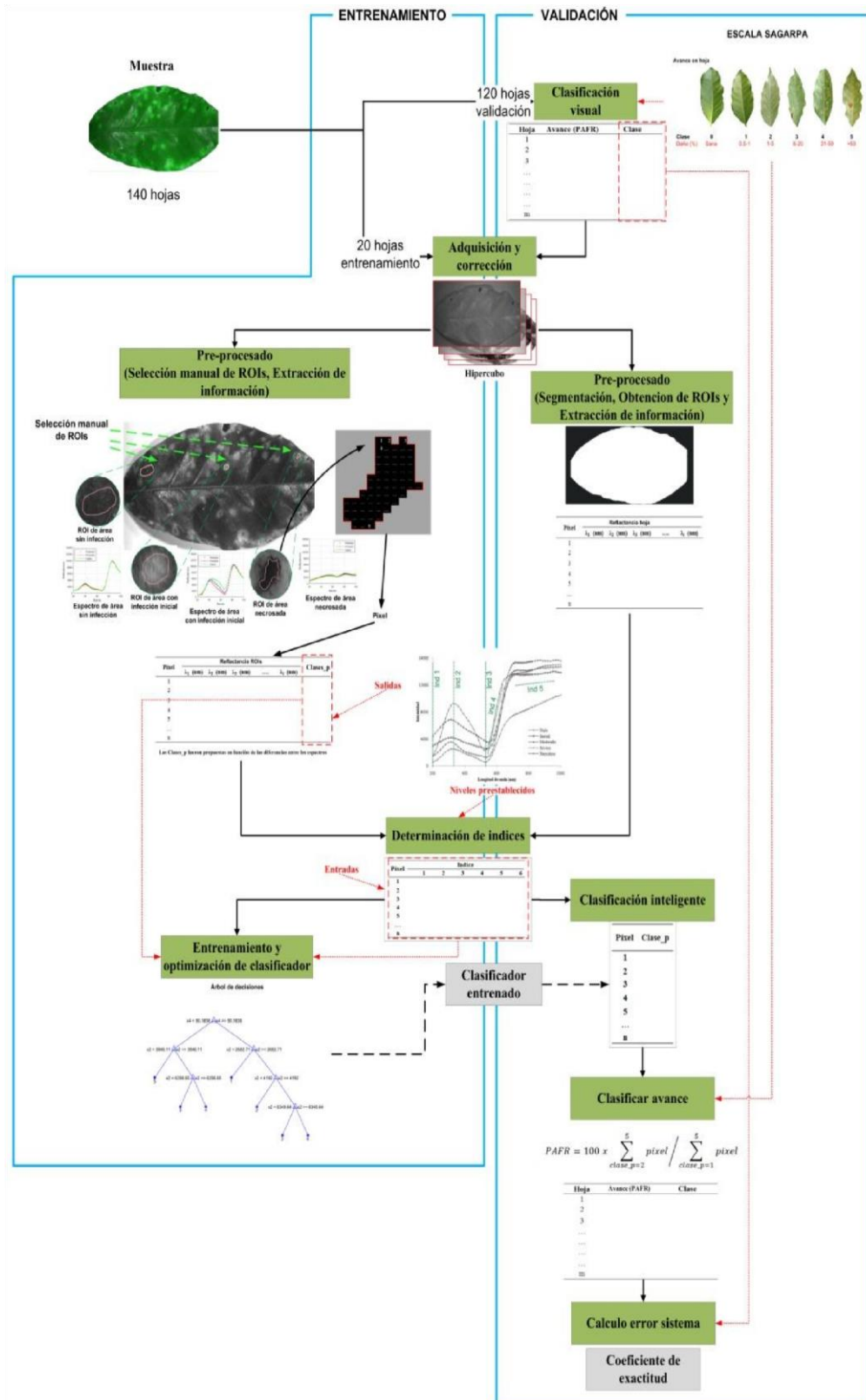


Figura 19. Metodología para desarrollo de sistema de detección temprana de roya.
 En las siguientes líneas se comenta algunos de los elementos más importantes:

3.3.1. Entrenamiento

En esta etapa se extrajo la información espectral, hipercubo, de veinte hojas procedentes de la muestra. En cada hipercubo se seleccionaron un sistema experto de clasificación basado en arboles de decisión. Los pasos de esta etapa se describen a continuación

- Adquisición y corrección

Mediante este paso se obtuvieron, corrigieron y pre-procesaron los hipercubos de cada hoja para entrenamiento. Cada hoja se colocó en la plataforma de desplazamiento de muestras del sistema de adquisición de imagen hiperespectrales, figura 20; fijando previamente la velocidad y el tiempo de exposición. La información espectral y espacial de cada hoja fue almacenada en el ordenador en formato *.bil.

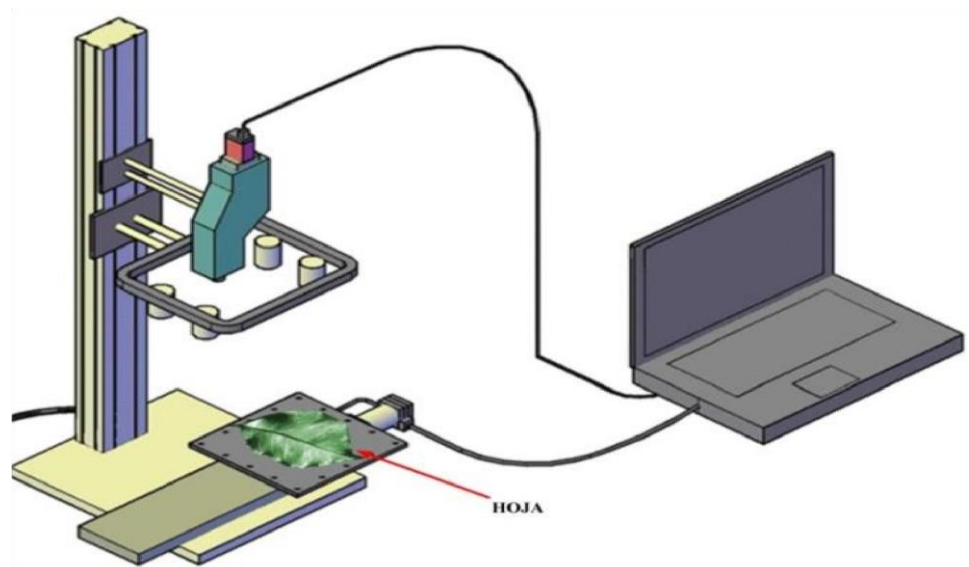


Figura 20. Posicionamiento de hojas de café en sistema de adquisición de imágenes hiperespectrales.

La corrección se realizó, de acuerdo a lo mostrado en la Figura 19, mediante corrección espacial a fin de reducir el efecto de la distribución no homogénea de la luz en el campo de visión de la cámara.

Esta corrección uso una imagen de referencia negro (R_D) y una de blanco (R_W) para corregir las imágenes hiperespectrales mediante la ecuación 2

$$R_c = (R - R_D) / (R_W - R_D) \dots \text{EC. 2}$$

Donde:

R_c = imagen hiperespectral corregida en reflectancia relativa

R = imagen hiperespectral en bruto

R_D = imagen en negro

R_W = imagen de referencia en blanco.

La R_D se adquirió cubriendo el lente de la cámara con una tapa opaca (aproximadamente 0% de reflectancia) y la R_W se obtuvo mediante una superficie uniforme de teflón (aproximadamente 99.9% de reflectancia).

- Pre-procesado

En este paso se seleccionaron ROIs correspondientes a cinco niveles de daño por roya y a partir de estas se calcularon seis índices espectrales.

Los niveles de daño por roya se establecieron mediante juicio de expertos al observar los cambios de color y forma en áreas con daño por roya; así la escala propuesta en esta tesis, Tabla 3 y Figura 21, clasifica el daño hojas de café en cuatro niveles visualmente apreciables.

Tabla 3. Escala con niveles de daño roya en hojas de café

Nivel	Apariencia visual de la zona
0	Color característico de la hoja
1	Pequeña mancha clorótica redonda, bordes difusos
2	Mancha clorótica de bordes definida
3	Mancha clorótica con signos iniciales de necrosado, coloración marrón
4	Tejidos de color marrón

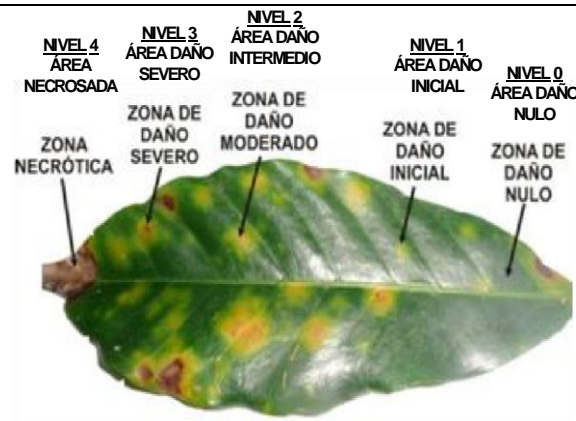


Figura 21. Hoja de café mostrando diferentes áreas y niveles de daño por roya

- Extracción de información espectral

La selección ROIs en las hojas de entrenamiento, correspondientes a los diferentes niveles de daño previamente identificadas por los expertos, se realizó utilizando sus imágenes de intensidad a 380 nm y dibujando manualmente máscaras de selección tal como se observa en la figura 22.

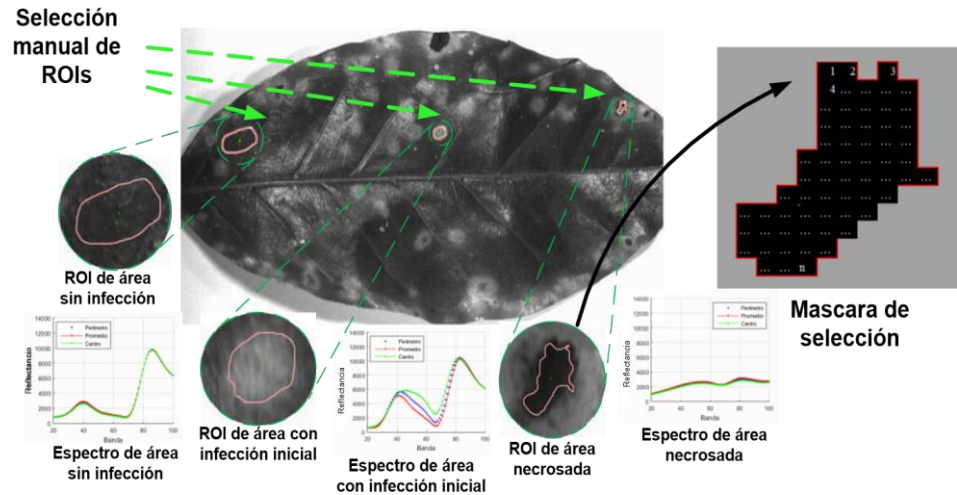


Figura 22. Selección manual de ROIs en hoja de café a diferentes niveles de daño por roya.

El conjunto de espectros obtenidos en las distintas ROIs se dispuso en una matriz bidimensional, denominada conjunto de espectros (CE), de dimensiones $n \times k+1$; donde n es el número filas, correspondiente a los espectros adquiridos, y $k+1$ las columnas, que contienen la reflectancia en cada bandas del espectro y la clase definida por los evaluadores.

En una evaluación previa de los espectros de los diferentes niveles de daño se observó que la evolución de la enfermedad en la hoja, de mancha clorótica a zona necrosada puede relacionarse con cambios en la firma espectral, tal como se observa en la Figura 23. En este sentido y a partir de las posiciones de cada pixel se obtuvieron los perfiles espectrales promedio, correspondientes a los diferentes niveles de daño previamente establecidos.

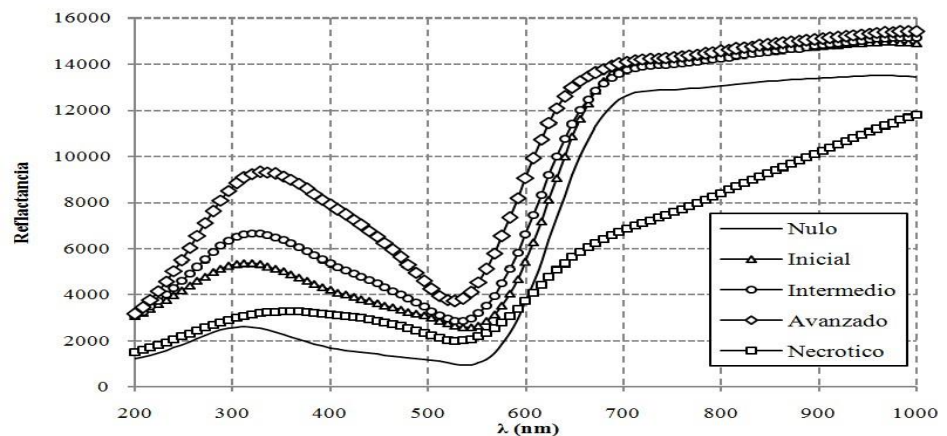


Figura 23. Perfiles espectrales promedio en áreas con diferentes niveles de daño por roya

La información o espectro en cada pixel fue posteriormente suavizada, a fin de eliminar el ruido introducido en los espectros, mediante el filtro de Savitzky-Golay de 2° orden. El resultado de la aplicación de este filtro sobre el espectro de un pixel ubicado en un área con nivel de daño cero se muestra en la figura 24.

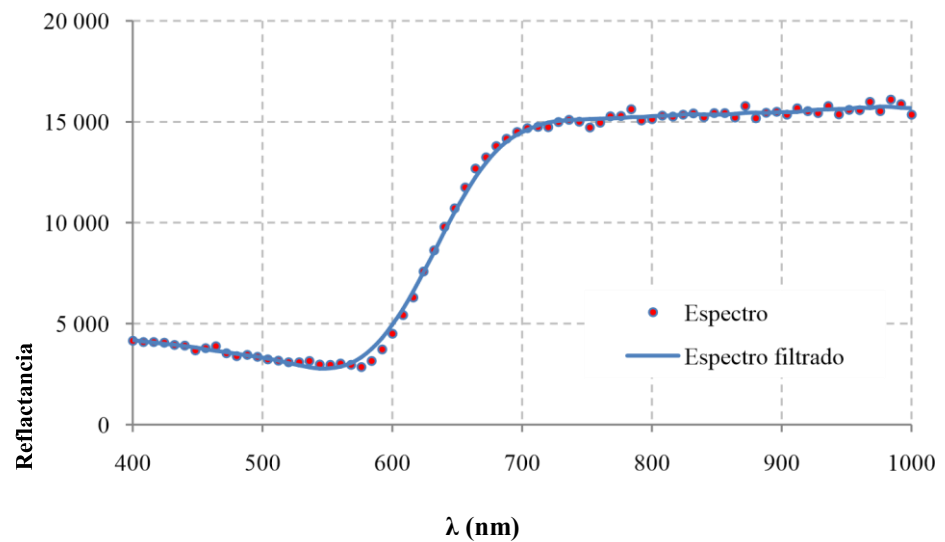


Figura 24. Espectro suavizado por filtro Savitzky-Golay.

Este paso concluyó eliminando aquellos espectros del CE con valores anómalos, debidos a errores durante la selección manual; la eliminación de estos espectros se realizó, como se muestra en la figura 25, seleccionando una longitud de onda (λ_i) en la cual se extrajo un vector de reflectancia (R_λ)

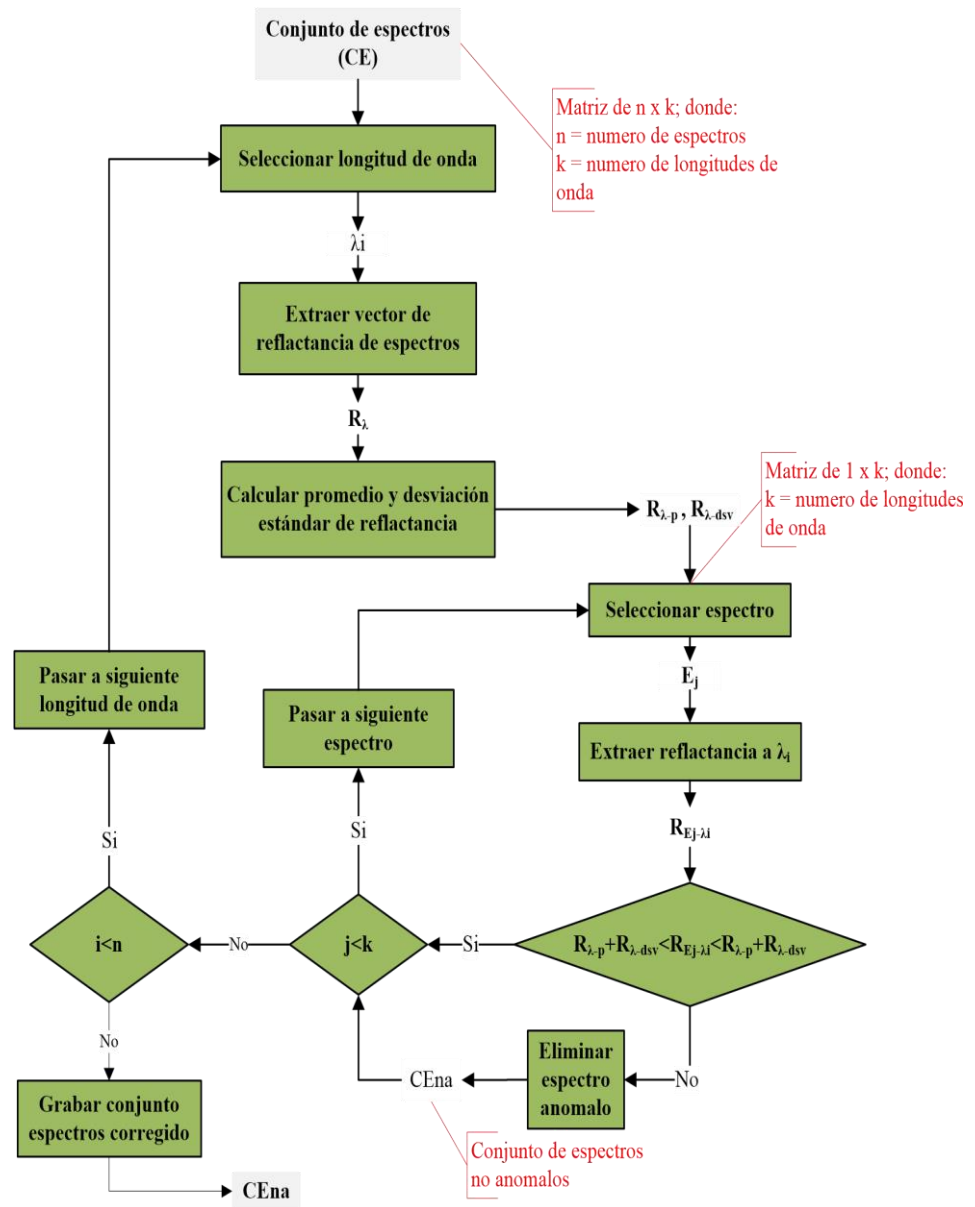


Figura 25. Árbol de decisiones para la eliminación de espectros con valores anómalos

- Determinación de índices espectrales

Debido a que cada espectro obtenido en el paso anterior se conforma por un número elevado de bandas o longitudes de onda se estimó conveniente reemplazar estos por un conjunto de valores o índices espectrales que los representen (mínimos, máximos, ratios, pendientes, entre otros) y se calculen a partir de los antes mencionados espectros. Este método de

reducción de la dimensionalidad, basado en el uso de índices espectrales existentes o la propuesta de nuevos índices, forma parte del análisis de imágenes hiperespectrales (Rud, Shoshany y Alchanatis, 2013) y ejemplos del uso de índices espectrales se encuentran en investigaciones como la de Yang y col. , (2014) o Dumont y col , (2015) quienes probaron diferentes índices para clasificar áreas sanas y enfermas en tomate así como determinar la viabilidad de semillas; logrando tasas de exactitud de 86 a 95% y 62 % respectivamente.

A partir de la observación de los perfiles espectrales promedio, para los diferentes niveles de daño mostrados en la Tabla 4, se propusieron y calcularon seis índices espectrales a fin de reemplazar el espectro de los pixeles de cada ROI.

Tabla 4. Índices espectrales para el análisis de roya

Índice	Descripción	λ (nm)
Ind 1	Valor de intensidad(I)	200
Ind 2	Valor de intensidad máxima (I_M)	[200 - 400]
Ind 3	Valor de intensidad mínima (I_m)	[480 - 600]
Ind 4	Pendiente I vs λ	[552 - 616]
Ind 5	Pendiente I vs λ	[696 - 912]
Ind 6	Relación Ind 4 / Ind 5	--

- Entrenamiento y optimización de clasificador

El entrenamiento del clasificador se realizó utilizando el sistema detallado en el Capítulo II; determinando en este paso la combinación de índices espectrales y tamaño de árbol de decisión que minimizo el error de clasificación durante el entrenamiento, obtenido este clasificador se almaceno en formato *.mat.

3.3.2. Validación

La validación del sistema usó las hojas seleccionadas para este fin, iniciando con la codificación y clasificación visual por expertos; posteriormente se obtuvieron y corrigieron sus imágenes hiperespectrales. Cada hipercubo se pre-procesó, obteniendo la posición de cada pixel en las hojas, extrayendo su información espectral y calculando sus índices espectrales. Estos índices se usaron, mediante el sistema entrenado en la etapa anterior, para calcular el PAFR y determinar el avance en la hoja según la escala de SAGARPA. En las siguientes líneas se profundizará cada paso.

- Clasificación por jueces

Las hojas fueron clasificadas visualmente de acuerdo al grado de severidad, de daño por roya tomando como base la escala de SAGARPA (Figura 17). La clasificación se realizó por los técnicos entrenados y especializados en el análisis de infección y daño por roya que participaron en la extracción de información espectral de la etapa de entrenamiento (Figura 26).



Figura 26. Clasificación de hojas con daño por roya mediante inspección visual

- Adquisición y corrección de imágenes

Las imágenes de cada una de las hojas de validación (120) fueron adquiridas y corregidas tal como se hizo para las muestras de entrenamiento.

- Pre-procesado

En este paso se crearon ROIs que a diferencia de la creación manual realizada en el paso III.3.2 se usó la técnica de segmentación por umbralizado. Obtenidas las ROIs se determinaron perfiles espectrales de los píxeles que las conformaba.

- Determinación de índices

A partir de los perfiles espectrales, obtenidos en el paso anterior, se calcularon sus índices espectrales, de acuerdo a la Tabla 4. Estos índices caracterizaron cada uno de los píxeles de las hojas de café como paso previo a su clasificación por el sistema entrenado.

- Aplicación de clasificador entrenado

La clasificación de los píxeles de cada hoja se realizó usando tanto el clasificador, creado en el paso a.4 del entrenamiento, como sus índices espectrales. Esta clasificación se desarrolló recorriendo los píxeles de las ROI y trasladando los resultados, previamente traducidos en escala de colores de acuerdo a la severidad propuesta en la Figura 21, a una imagen clasificada (Figura 27).

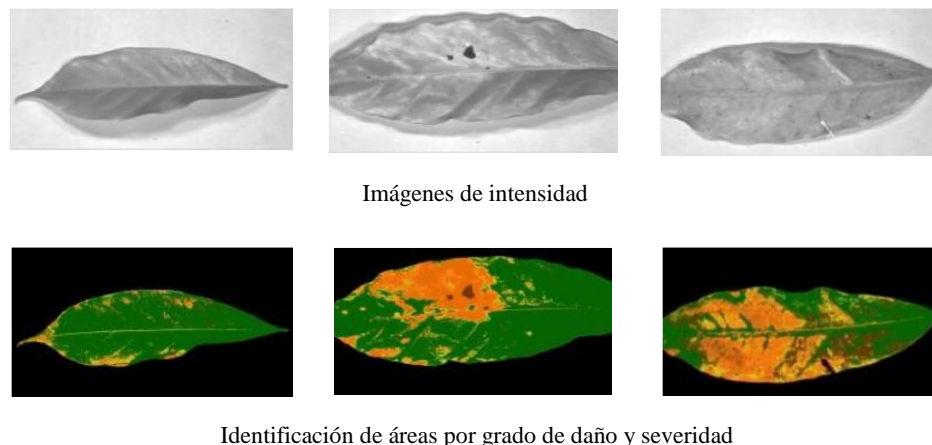


Figura 27. Imágenes de intensidad e imágenes clasificadas por severidad de daño por roya

- Clasificación de avance.

El avance del daño por roya, expresado como porcentaje de a área afectada por roya (PAFR), se calculó mediante la Ecuación 4.2 la cual totaliza la cantidad de pixeles por cada nivel de daño.

$$PAFR = 100. \left(\frac{\sum_{clase=2}^5 (\text{pixel}_{clase})}{\sum_{clase=1}^5 (\text{pixel}_{clase})} \right) \dots \dots \text{Ecuación 4.2 Donde:}$$

PAFR = Porcentaje de área afectada por roya

Pixel_{Clase} = Píxeles por clase

Finalmente cada hoja fue clasificada, según la escala SAGARPA y el PAFR.

- Evaluación del sistema.

El sistema desarrollado en esta investigación fue comparado con los resultados por la clasificación por jueces; en este sentido se determinó: a) Si existen diferencias estadísticamente significativas, b) El método de clasificación que resulta en mayores valores de clase y c) El método de clasificación de mayor sensibilidad.

IV. RESULTADOS

Entrenamiento

El total de espectros que conformo el CE fue 23 643; los cuales, después de la eliminación de anómalos, se obtuvo el CE compuesto por 8 299 espectros, Tabla 5.

Tabla 5. Distribución de espectros utilizados para el cálculo de los índices espectrales

Espectros		
Nivel	CE	CE _{na}
0	4375	2338
1	2876	1002
2	4837	1199
3	3391	1008
4	8164	2752
Total	23643	8299

Utilizando los espectros del CE_{na} y las combinaciones de los índices, propuestos en Tabla 4, se crearon, entrenaron y validaron arboles de decisión de numero de ramas variable. La validación, de tipo cruzado, determino el error de cada combinación y tamaño de árbol. Posteriormente se seleccionaron y graficaron las combinaciones de menor error de validación cruzada, véase Figura 28, seleccionándose la combinación de índices 3, 5 y 6 para el desarrollo del modelo a aplicar en este estudio.

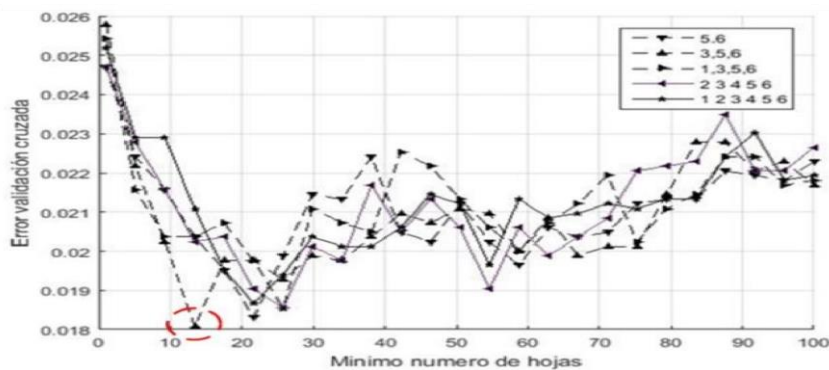


Figura 28: Errores de validación en arboles de decisión para la clasificación del nivel de daño por roya

La combinación de índices obtenida y el número mínimo de hojas obtenidas en el paso anterior fueron usadas para crear el árbol de decisiones a utilizar en los procesos de clasificación del avance del daño por roya y cuya estructura se muestra en la Figura 29.

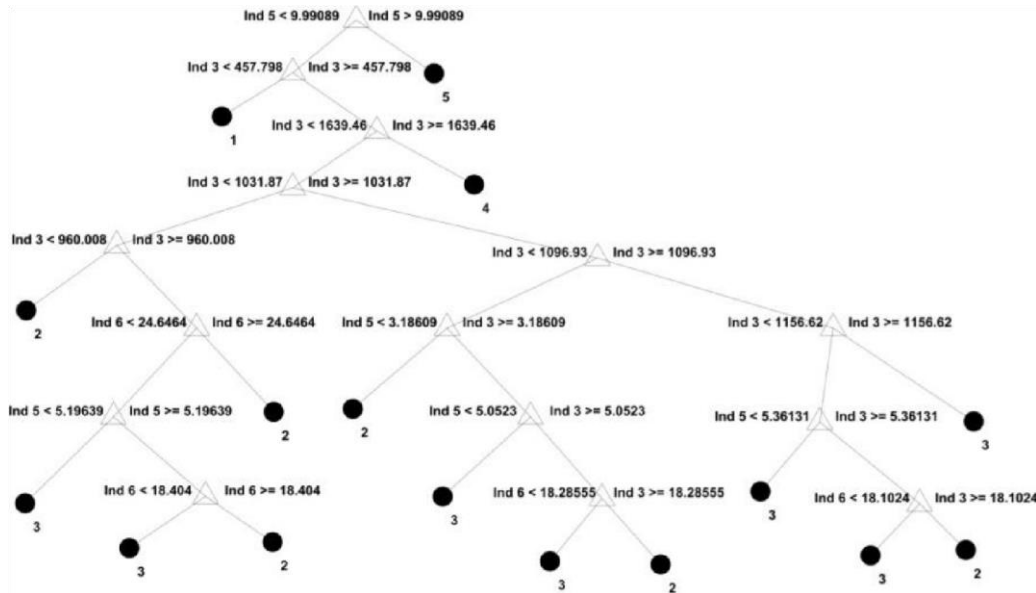


Figura 29. Esquema del árbol de decisiones

A fin de caracterizar el error de este árbol de decisiones se calculo el error por validación cruzada el cual alcanzo el valor de 0.0063; concordante con el coeficiente de exactitud global (99.37 %) calculado a partir de la matriz de confusión, Figura 30.

CLASE REAL	1	2338 100.0 %	0 0 %	0 0 %	0 0 %	0 0 %	TVP TFN
	2	0 0 %	942 97.6 %	60 2.4 %	0 0 %	0 0 %	
	3	0 0 %	37 2.3 %	1162 97.7 %	0 0 %	0 0 %	
	4	0 0 %	0 0 %	0 0 %	1008 100.0 %	0 0 %	
	5	0 0 %	0 0 %	0 0 %	0 0 %	2751 100.0 %	
	CLASE PREDICHA	1	2	3	4	5	

Figura 30. Matriz de confusión del árbol de decisiones

Aplicación

Los resultados obtenidos usando el clasificador entrenado se compararon con los obtenidos mediante la clasificación por jueces; para este efecto se utilizaron 120 hojas de café con diferentes niveles de daño por roya. Obteniéndose diferentes grados de afectación, según el método usado, Figura 31.

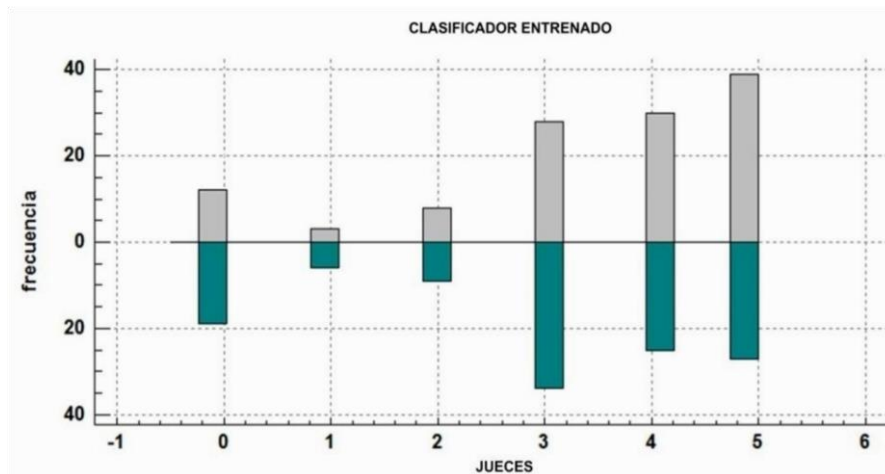


Figura 31. Frecuencia de clases obtenidas mediante clasificador entrenado y jueces

Como se aprecia existen diferencias en los resultados de ambos métodos; por cuanto se realizó el análisis estadístico no paramétrico a fin de determinar si dichas diferencias son significativas. Se aplicó la prueba de Kolmogorov-Smirnov determinando que existen diferencias estadísticamente significativas, véase Table 6.

Tabla 6. Prueba de Kolmogorov-Smirnov para la clasificación

		Estadísticos	<u>Clasificador</u>	<u>Jueces</u>
N			120	120
Parámetros normales ¹	Media		3.49	3.01
	Desviación típica		1.55	1.68
Diferencias más	Absoluta extremas		0.21 0.17	0.22
	Positiva			0.12

Negativa	-0.21	-0.22
Z de Kolmogorov-Smirnov	2.32	2.35
<u>p- Sig. asintótica (bilateral)</u> ^b	<u>0.00</u>	<u>0.00</u>

¹ La distribución de contraste es la Normal. ^b Los datos de ambas variables son normales (p=0.000<0.05)

Posteriormente se determinó, mediante la prueba de los rangos con signos de Wilcoxon, el método que resulta en mayores valores de clase Tabla 7.

Tabla 7. Prueba de los rangos con signo de Wilcoxon

Jueces	Rango Clasificador promedio	Suma de N Rangos
Rangos negativos	52(a)	27.07 - 1 407.50
Rangos positivos	1(b)	23.50
Empates	67 (C)	
Total	120	

- a. Jueces < Sistema
- b. Jueces > Sistema
- c. Jueces = Sistema

De los estadísticos de contraste, Tabla 8, se corrobora que existe diferencia estadísticamente significativa entre jueces y sistema (p=0.000 < 0.05 - Prueba Wilconxon); además se determinó que las valoraciones del clasificador son significativamente superiores a la de los jueces.

Tabla 8. Estadísticos de contraste para la relación Clasificador - Jueces

Estadístico	Jueces - Clasificador
Z	-6.687(a)
Sig. asintót. (bilateral)	0.000(b)

- a. Basado en los rangos positivos.
- b. Prueba de los rangos con signo de Wilcoxon

Finalmente; se usaron las muestras comprendidas en las clases 0 y 0.5, 12 unidades, véase Tabla 9.

Tabla 9. Estadísticos de la muestra PAFR

Desviación	Error	
N	Media típ.	típ.
12	0.1167	0.030

A partir de estos datos se determinó que existe diferencia significativa entre el PFAR obtenido con el clasificador y el mínimo obtenido con la escala SAGARPA, aplicando la prueba t-Student $p=0.000 < 0.05$ (Tabla 10) a un nivel de confianza del 95%.

Tabla 10. Prueba para una muestra

% intervalo de confianza para la diferencia (bilateral de medias)					
t	gl	Sig.	Diferencia	inferior	superior
-12.894	11	0.000	-0.38333	-0.4488	-0.3179

De esta manera existe evidencia estadística suficiente para afirmar que el PFAR es inferior al mínimo propuesto los por la escala SAGARPA y se propone replantear la escala a usar de acuerdo a esta metodología.

V. DISCUSIONES

La eliminación de espectros anómalos se propone como un paso a considerar en el preprocesamiento de ROIs; este paso evita errores por la inclusión de píxeles no correspondientes a clases en selección. En este sentido estudios como los de Barbedo, Tibola y Fernandes (2015); Cheng y col. (2015) que realizan segmentación mediante umbralizado, el de Cho y col. (2013), seleccionando ROIs cuadradas o los de Coelho, Soto, Torres, Sbarbaro, y Pezoa (2013); Dai, Cheng, Sun, y Zeng (2014) que utilizaron selección manual de ROIs no reportan correcciones como la propuesta en esta investigación.

El coeficiente de exactitud obtenido para la determinación de áreas infectadas por roya en hojas de café, en los diferentes niveles propuestos por esta investigación, es comparable con los coeficientes de correlación o exactitud por la aplicación de esta técnica en la determinación de infección o contaminación microbiana. Así los coeficientes obtenidos en trabajo como el de Coelho, Soto, Torres, Sbarbaro, y Pezoa (2013), 85 % para la clasificación de infección en almejas; Lu y Ariana (2013), 82 – 93%; Barbedo, Tibola, y Fernandes (2015), 91% para la infección por mosca de la fruta o Ravikanth, Singh, Jayas, y White (2015), 60.9 – 90.1% para la infección por *Fusarium*, entre otros, se han mostrado por debajo de los obtenidos en este trabajo para la determinación de la enfermedad de la roya del café en sus estadios tempranos.

Como se aprecia de otras investigaciones los trabajos revisados y que compararon métodos de análisis en imágenes hiperespectrales como el de Abdel y col. (2014), que evaluó los métodos PLSR y SPLSR en la predicción del rendimiento de cultivos bajo distintas fuentes de irrigación, logrando coeficientes de correlación en los rangos de [0.64 a 0.54] y [0.94 – 0.92] respectivamente o el de Fernandes y col. (2013) quien obtuvo coeficientes de correlación de 93.5 y 93.1 para redes neuronales y PLSR en la predicción de la densidad de madera o de Dumont y col. (2015) que comparo los rangos de longitud de onda UV-VIS y SWIR en la evaluación de la viabilidad de semillas y obtuvo el máximo coeficiente de correlación (93 %) en el rango SWIR.

Sin embargo; todos estos estudios utilizaron la comparación de los resultados de sus métodos con un análisis patrón, lo cual para el caso de la Roya no es posible debido a que los análisis reportados por Avelino y Rivas (2013); Gonzáles y Ramirez (2013); Guerra Burgos y Welchez Arita (2013); Rivillas-Osorio, Serna-Giraldo, Cristancho-Ardila, y Gaitán-Bustamante (2011); Santacre, Reyes, y Oseguera (1983) para la roya del café son visuales y en tal sentido los resultados de este trabajo se proponen como base de nuevas técnicas de análisis para estadios tempranos de esta enfermedad.

VI. CONCLUSIONES

La aplicación del sistema desarrollado en el análisis de la infección temprana por roya en hojas de café, muestra diferencias estadísticamente significativas con respecto al análisis por jueces. Asimismo; del análisis estadístico, se observa que la clasificación de infecciones por roya mediante el clasificador entrenado es superior en una unidad a las clases obtenidas en evaluación por jueces. Este hecho se debe a la mayor sensibilidad del método; determinado por la sensibilidad del sistema en detectar PAFR a valores menores a 0.5 % y los mismos que la escala SAGARPA no toma en cuenta para las clasificaciones. Por tanto; en base a su mayor sensibilidad el sistema desarrollado, basado en el clasificador por árbol de decisiones, ofrece mayor fiabilidad debido a su carácter de análisis objetivo – cuantitativo y la capacidad demostrada de determinar y cuantificar menores valores de PAFR.

La aplicación de la técnica de imágenes hiperespectrales para el análisis de la infección por roya en hojas de café, muestra diferencias estadísticamente significativas con respecto a los métodos comunes de análisis visual; reportando en la mayoría de los casos de infecciones tempranas una clase superior, en la escala de SAGARPA (2013), a lo obtenido en análisis visual.

El método ofrece mayor fiabilidad debido a su carácter de análisis objetivo – cuantitativo y se muestra como una prometedora técnica en el caso de infecciones tempranas en el caso de plagas como *Hemileia vastatrix*, en las cuales el análisis visual no es capaz de distinguir el tejido sano del infectado.

Los resultados obtenidos en este trabajo son especialmente importantes para el desarrollo de sistemas automatizados capaces de evaluar el estado fitosanitario de plantaciones de café y brinda un camino a seguir para la aplicación de esta tecnología al análisis de otros tipos de problemas de plagas y enfermedades en cultivos de café o similares. Para este fin se prevé como próximas etapas la estandarización de la metodología y la generación de perfiles espectrales de cultivos sanos y enfermos a diferentes niveles de avance de la enfermedad.

La presente técnica se ha podido demostrar que se puede usar en cualquiera de los productos agropecuarios al momento ya se tienen resultados favorables de varios trabajos de investigación en referencia al trabajo citado.

VII. RECOMENDACIONES

Se recomienda difundir esta técnica de detección temprana de roya en caso de café pero también con este equipo se puede realizar muchos trabajos de investigación que solucionen los problemas de los agricultores relacionados a la calidad e inocuidad de los alimentos, a la composición de los alimentos y un montón de trabajos es por eso que se recomienda a los productores confiar en esta técnica de detección debido a que es cualitativa y cuantitativa más confiable que las técnicas que actualmente se están aplicando. Ya que son subjetivas y va depender mucho del grado de capacitación y conocimiento que tenga el técnico que va a realizar las observaciones

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Abdel E, Mutanga O, Odindi J, Adam E, Odindo, A. y Ismail, R. (2014). A comparison of partial least squares (PLS) and sparse regressions (SR) for predicting yield of Swiss chard grown under different irrigation water sources using hyperspectral data. *Computers and Electronics in Agriculture*, 106, 11 – 19.
- Agrios G. (2005). *PlantPathology*. 5th ed. Academic Press. California. USA.
- Alarcon, J. (2012). *Manejo fitosanitario del cultivo de cítricos*. Bogota: Linea Agricola.
- APS. 2011. Coffee rust (*Hemileia vastatrix*). [Consultado: Junio 11, 2014]. [http://Www.apsnet.org/edcenter/intropp/lessons/fungi/Basidiomycetes/Pages/Coflee Ru st.aspx](http://Www.apsnet.org/edcenter/intropp/lessons/fungi/Basidiomycetes/Pages/CofleeRu st.aspx)
- Avelino J, Muller R, Eskes A, Santacreo R y Holguin F. (1999). La roya anaranjada del cafeto: mito y realidad. *Desafios de la caficultura de Centroamérica*. Costa Rica. San José. 99 p.
- Avelino J, Muller R, Cilas C y Velasco H. (1991). Développement de la rouille orangée dans des plantation em cours de modernisation plantées devariétés naines dans le Sud- Es du Mexique. *Café Cacao Thé* 35(1), 21 -24.
- Avelino J, Willocquet L y Savary S. (2004). Effects of crop management patterns on coffee rust epidemics. *Plant Pathol.* 53:541-547.
- Barbin D, Sun D, Su C (2013). NIR hyperspectral imaging as non-destructive evaluation tool for the recognition of fresh and frozen- thawed porcine longissimus dorsi muscles. *Innovative Food Science and Emerging Tecnologies* 18: 226-23

Barkai-Golan, R. (2008). Chapter 7 - Penicillium Mycotoxins. En R. Barkai-Golan y N. Paster (Eds.), *Mycotoxins in Fruits and Vegetables* (pp. 153-183). San Diego: Academic Press

Blasco, E. (2010). Analysis of hyperespectral imagen citrus fruits.

Capucho A, Zambolim L, Duarte H y Vaz G. (2011). Development and validation of standard area diagram set to estimate severity of leaf rust in *Coffea arabica* and *C. canephora*. *PlantPathol.* 60, 1144-1150.

Cheng J, Sun D, Zeng X, Pu H (2014). Non- destructive and rapid determination of TVN-N content for freshness evaluation of grass carp by hyperspectral imaging. *Innovative Food Science and Emerging Tecnologies* 21: 179-187

Cochachi S. (1994). Efecto del fungicida S-33081 en el control de la roya del café (*Hemileia vastatrix* Berk Br) en Tingo Maria. Tesis de Ing.Agrónomo. Universidad Nacional Agraria de la Selva. Tingo Marra. Perú.

DGIA, (2015). Modulo de Consulta a la Base de Datos [Consultado: 4 de octubre de 2015]. <http://frenteweb.minag.gob.pe/sisca/?mod=salida>

Dumont J, Hirvonen T, Heikkinen V, Mistretta M, Granlund L, Himanen K, ... Keinänen M. (2015). Thermal and hyperspectral imaging for Norway spruce (*Picea abies*) seeds screening. *Computers and Electronics in Agriculture*, 116, 118 - 124.

Durán J. (2013). Epidemiología de la roya del café (*Hemileia vastatrix*) durante las épocas seca y lluviosa en tres niveles altitudinales de El Salvador. Tesis de Ingeniero agrónomo. Universidad de El Salvador. San Salvador.

Elmasry G, Kamruzzaman M, Sun D, Allen, P (2012). Principles and Applications of Hyperspectral Imaging in Quality Evaluation of Agro-Food Products: A Review, Critical Reviews in Food Science and Nutrition, 52:11, 999-1023.

Flores, K. (2009). Determinación no destructiva de parámetros de calidad de frutas y hortalizas mediante espectroscopía de reflectancia en el infrarrojo cercano. Tesis Doctoral. Servicio de Publicaciones de la Universidad de Córdoba. España. 183 p.

Gárate A y Bonilla L. (2001). Nutrición mineral y producción vegetal. En: Fundamentos de Fisiología Vegetal. Azcón-Bieto y Talón (Eds.). McGrawHill/Interamericana de España. S.A.U. Universitat de Barcelona. Madrid. p: 113-130.

Garay J. (2006). Rendimiento de etanol a partir del zumo de naranjas cultivadas en la provincia de Rodríguez de Mendoza, Amazonas. Investigaciones Amazonenses 1(1): 13-17.

Guerrero M (1981). Estudio preliminar de la epidemiología y control químico de la roya amarilla del café (*Hemileia vastatrix Berk & Brome*). Tesis de Ing. Agrónomo. Universidad Nacional Agraria de la Selva. Tingo Marra. Perú.

Gutierrez K. (2007). Producción de naranjas en el Perú. Universidad de San Martín-Lima Perú.

Hernández J. (2005). Invasive and Emerging Fungal Pathogens - Diagnostic Fact

Sheets. Systematic Mycology and Microbiology Laboratory, ARS, USDA.

[Consultado: 2 de mayo del 2015]

<http://nt.ars-grin.gov/taxdescriptions/factsheets/index.cfm?thisapp=Hemileiavastatrix>

Iqbal A, Sun D, Allen P. (2013). Prediction of moisture, color and pH in cooked, presliced turkey hams by NIR hyperspectral imaging system. *Journal of Food Engineering* 117: 42-51.

Jara B. (2009). *Revista peruana de entomología*. Nuevos dispositivos de oviposición para crianza masal de *Anastrepha fraterculus*. Universidad Nacional Agraria La Molina.

Julca A y Crespo R. (1999). Identificación de un hongo asociado a la "Roya del café"

(*Hemileia vastatrix* Berk. y Br.) en algunas zonas cafetaleras de la selva del Perú.

Revista Agronomía. 14: 49-52.

Julca A, Carhuallanqui R, Julca N, Bello S, Crespo R, Echevarria C. y Borjas, R. 2010. Efecto de la sombra y la fertilización sobre las principales plagas del café var. Catimor en Villa Rica (Pasco, Perú). UNALM-FDA. Lima. 23 p.

Julca A, Guerrero B, Aduato, R, Meneses, L, Bello S y Crespo R. (2007). Infestación de la broca (*Hypothenemus hampei*) en tres variedades de *Coffea arabica* en

Chanchamayo, selva central del Perú. Resúmenes del XLIX Convención Nacional de

Fitopatología. Lambayeque. pp: 51.

Julca A, Guerrero R, Meneses L, Aduato B, Bello S, Santibáñez R, Borjas R y Crespo, R. (2008). Evaluación preliminar de la relación entre la roya (*Hemileia vastatrix*) con el

- nivel nutricional, rendimiento y calidad de café *cv. Caturraen* la selva central del Perú. Resúmenes del XX Congreso Peruano de Fitopatología. Arequipa. Art. 62.
- Julea A, Echevarría C, Ladera Y, Borjas R, Cruz, R, Bello S y Crespo R. (2013) Una revisión sobre la roya del café (*Hemileia vastatrix*) algunas experiencias y recomendaciones para el Perú. Universidad Nacional Agraria La Melina-Instituto Regional de Desarrollo de Selva.
- Kanetis L, Forster H y Adaskaveg E. (2008). Baseline sensitivities for new postharvest fungicides against *Penicillium* spp. on citrus and multiple resistance evaluations in *P. digitatum*. *Plant Dis.* 92: 301-310
- Kushalappa A y Chaves G. (1980). An analysis of the development of coffee rust in the field. *Fitopatología Brasileira* 5(1):95-103.
- Leiva G, Renfu L, Aguilera J. (2013). Prediction of firmness and soluble solids content of blueberries using hyperspectral reflectance imaging. *J. Food Eng.* 2013, 115, 91–98.
- Li J, Rao X y Ying Y. (2011). Detection of common defects on oranges using hyperspectral reflectance imaging. *Computers and Electronics in Agriculture*, 78(1), 38-48. <http://doi.org/10.1016/j.compag.2011.05.010>
- López D (2010). Efecto de la carga fructífera sobre la roya (*Hemileia vastatrix*) del café, bajo condiciones microclimáticas del sol y sombra en Turrialba, Costa Rica. Tesis Maestría. CATIE. Costa Rica.
- Marín M. (2002). Identificación y caracterización de moscas de las frutas en los departamentos del valle del Cauca, Tolima y Quindío

MINAG. (2008). Un Nuevo Protocolo Fitosanitario y el Acceso de los Cítricos Peruanos al Mercado Chino [Consultado: 24 de octubre del 2015]

<http://www.agronegociosperu.org/downloads/citricos.pdf>

MINAG. (2012). Cítricos. [Consultado: 19 de noviembre del 2015]

[http://minagri.gob.pe/portal/download/pdf/herramientas/organizaciones/dgca/citricos.p df](http://minagri.gob.pe/portal/download/pdf/herramientas/organizaciones/dgca/citricos.pdf)

MINAG. (2015). Naranjas, Cultivo, Variedades, Mercados y Producción en el Perú.

[Consultado: 18 de noviembre del 2015]

<http://www.proyectosperuanos.com/naranjas.html>

Núñez B. (2000). Las Moscas de las frutas: importancia económica, aspectos taxonómicos, distribución mundial de los géneros de importancia económica

Obando W. (1981). Biología y Epidemiología de *Hemileia vastatrix* Berk & Br. en Tingo María. Tesis de Ing. Agrónomo. Universidad Nacional Agraria de la Selva. Tingo María. Perú.

Organismo Internacional Regional de Sanidad Agropecuaria (OIRSA). sf. Guía de Campo para la Identificación de Síntomas de la Roya del Café (Roya del Café (*Hemileia vastatrix*)).

Paz A. (2009). Procesamiento paralelo de imágenes hiperespectrales: Sistemas multiprocesador frente a tarjetas gráficas programables (GPUs).

Polo B. (2014). Producción de naranja en la Provincia de Rodríguez de Mendoza en la Dirección Regional Agraria Amazonas [Entrevista directa].

Rajkumar P, Wang N, Elmasry G, Raghavan G y Garipey Y. (2012). Studies on banana fruit quality and maturity stages using hyperspectral imaging. *Journal of Food Engineering*, 108(1), 194–200.

Resonon (2011). Manual de imágenes hiperespectrales.

Rojas R. (1982). Epidemiología de la roya amarilla del café (*Hemileia vastatrix*) en tres zonas altitudinales de Tingo Marra. Tesis de Ing. Agrónomo. Universidad Nacional Agraria de la Selva. Tingo Maria. Perú.

Romero A. 2010. Efecto de los sistemas agroforestales del café y del contexto del paisaje sobre la roya, (*Hemileia vastatrix*), broca (*Hypothenemus hampei Ferrari*) y los nematodos *Meloidogyne spp.*, con diferentes certificaciones en la provincia de Cartago Costa Rica. Tesis de Maestría. CATIE. Turrialba, Costa Rica.

Rud R, Shoshany M y Alchanatis V. (2013). Spatial–spectral processing strategies for detection of salinity effects in cauliflower. *Biosystems Engineering*, 114(4), 384 - 396.

Secretaría General de Agricultura Desarrollo Rural Pesca y Alimentación (SAGARPA). (2013). Ficha técnica de la roya del café *Hemileia vastatrix Berkeley* y *Broome*. México. 28 p.

Silva R, Maffia L, Zambolim Ly Berger R. (1999). Incidence-Severity Relationships in the Pathosystem Coffea arabica-Hemileia vastatrix. *Plant Dis.* 83(2):186-188.

Silva R, Zambolim L y Alvarez V. (2002). Estrategias de control de la roya del café con la aplicación de fungicida protector y sistémico. Minas Gerais, Brasil. *Bioagro* 14(2):85-97.

Smilanick J, Margosan D, Mlikota F y Usall J. (1999). Control of citrus green mold by carbonate and bicarbonate salts and the influence of comercial postharvest practices on their efficacy. *Plant Dis.* 83: 139-145.

Sun.(2010). Principles of hyperspectral imaging technology.

Tenazoa E. (1986). Estudios epidemiológicos de la Roya Amarilla del café (*Hemileia vastatrix Berk. Br.*) en tres zonas altimétricas en Tinge Marra. Tesis de lng. Agrónomo. Universidad Nacional Agraria de laSelva. Tingo Maria. Perú.

Vente B. (2007). Las frutas cítricas: concepto, clases y porcentajes. [Consultado: 21 de

septiembre de 2015]

<http://www.monografias.com/trabajos52/frutas-citricas/frutas-citricas2.shtml>

Wills R, Maglasson W, Graham D y Joice D. (1998). Postharvest. Introduction to the phisiology and handling of fruits, vegetables and ornamentals. CAB International, 4th edition.

Yang C, Kim M, Millner P, Chao K, Cho B, Mo C, Chan D. (2014). Development of multispectral imaging algorithm for detection of frass on mature red tomatoes.

Postharvest Biology and Technology, 93, 1 – 8.

Zhao J. (2009). Non-destructive measurement of sugar content of apple using hyperspectral imaging technique. *International Journal of Science and Technology*.3 (1): 130–142.

ANEXOS

Anexo A. Secuencia lógica para el análisis de daño por roya

```
%#####  
% SECUENCIA LÓGICA PARA EL ANÁLISIS DE DAÑO POR ROYA  
% PROYECTO CONTRATO 220-FINCYT-IA-2013 / UNTRM  
  
1.      % WILSON MANUEL CASTRO SILUPU - 2014  
2.      %#####  
3.      %-----  
4.      -%CARGAR IMAGEN  
5.      %Selección de la imagen a utilizar  
6.      [FileNamePath]=uigetfile({'*.hdr'],'Seleccione Imagen... *.hdr');  
7.      %Lectura de los datos del file de la imagen en *.hdr  
8.      File =strcat(Path,FileName);  
9.      info = envihdread(File);  
10.     filename=strcat(info.label,!,info.interleave);  
11.     %Lectura de la imagen en formato interleave  
12.     imagen=multibandread(strcat(Path,filename),...  
13.     [info.lines,info.samples,info.bands], 'int16',...  
14.     info.header_offset, info.interleave, 'ieee-be');...  
15.     nBandas=round(sscanf(info.wavelength,'%*c %f'));  
16.     ondas=round(sscanf(info.wavelength,'%*c %f'));  
17.     %Mostrar imagen - banda 40 (312 nm)  
18.     figure,imshow(imagen(:,:,40))./...  
19.     info.reflectance_scale_factor);  
20.     %-----  
21.     %SEGMENTAR IMAGEN  
22.     %Extraer imagen para segmentar - banda 26 (200 nm)  
23.     im_s=squeeze(imagen(:,:,200))./...  
24.     info.reflectance_scale_factor;  
25.     %Mejorar, binarizar y etiquetarimagen  
26.     im_s=imadjust(im_s,stretchlim(im_s,[]));
```

```

26. im_s=im2bw(im_enuso,0.2); %valor de threshold 0.20
27. im_s=imfill(~im_s,'holes');%eliminarhuecos
28. im_s=imclose(im_s, strel('disk',3)); %cerrar de la imagen
29. im_s=bwlabel(im_s); %etiquetar de la imagen
30. %Extraer propiedades de elementos en imagen
    etiquetadastats=regionprops(im_s,'Area','MajorAxisLength',...
31. 'Centroid'); %Determinar elemento de área máxima
32. allArea = [stats.Area];Amax=max(allArea);
33. cc = bwconncomp(im_s);
34. idx = find([stats.Area] == Amax);
35. im_s = ismember(labelmatrix(cc), idx); centro=stats(idx).Centroid;
36. im_s=imfill(im_s,'holes');
37. %Determinar centroide, Eje mayor y Eje menor
38. Centroide=regionprops(im_s,'Centroid');
39. centro=Centroide.Centroid;
40. %Determinar puntos en el borde de la hoja
41. im_lim=bwperim(im_s);
42. [r c] = find(im_lim==1);
43. %Ubicar puntos equiangulares en el perímetro
44. Puntos=zeros(360,3);
45. angulos=(1:1:360);
46. for j=1:360
47.     fori=1:length(r)
48.         round(angRC(r(i),c(i),centro));
49.         ifangulos(1,j)==round(angRC(r(i),c(i),centro));
50.             Puntos(j,1)=c(i);
51.             Puntos(j,2)=r(i);
52.             Puntos(j,3)=angulos(1,j);
53.         end
54.     end
55. end
56. figure,

```

```

57. hold on
58. imshow(im_s)
59. plot(Puntos(:,1),Puntos(:,2), '*r')
60. hold off
61. %-----
62. %DETERMINAR ESTADO DE DAÑO
63. %Determinar posición de pixeles en elemento encontrado
64. [rm cm]=find(im_s==1);
65. %Crear matriz de estados
66. dim=size(img_s);
67. estados=uint8(zeros(dim(1), dim(2),3));
68. %Crear vector con información de cada pixel
69. Valores=zeros(length(rm),1);
70. %crear mapa de colores para estado de daño
71. mapa=[7,100,2;201,216,20;251,121,15;230,107,6;115,53,2];
72. %Cargar árbol de decisiones
73. load arbol
74. h=waitbar(0,'Proceso en curso...');
75. %Analizar espectro en cada punto
76. X1=(75:1:83)*8; X2=(88:1:115)*8; %Delta entre ondas = 8
77. for i=1:length(rm)
78. % Usar filtro SaboskiGaloy
79. I=sgolayfilt(squeeze(imagen(rm(i),cm(i),:)),2,21);
80. Ind1=min(I(1:30,1));
81. Ind2=max(I(20:55,1));
82. Ind3=min(I(45:75,1));
83. Ind4=polyfit(X1,I(75:83,1)',1); %Obtener pendiente
84. Ind5=polyfit(X2,I(88:115,1)',1);
85. Ind6= Ind4(1)/Ind5(1); 86. Valores(i,1)= round(eval(arbol,[Ind1,Ind2,Ind3,...
87. Ind4(1),Ind5(1),Ind6]));
88. clase(rm(i),cm(i,:))=mapa(Valores(i,1,:));
89. waitbar(i/length(rm))

```

```

90. end
91. close(h)
92. figure,
93. imshow(clase)
94. %-----
95. %CLASIFICAR DE ACUERDO A ESCALA SAGARPA(2013)
96. [r c]=find(Valores(:,1)== 1);
97. porcentaje=length(r)/length(rm);
98. if porcentaje==100
99. display('Clase 0')
100. elseif (porcentaje>=95) y y(porcentaje<100)
101. display('Clase 1')
102. elseif (porcentaje>=80) y y(porcentaje<95)
103. display('Clase 2')
104. elseif (porcentaje>=50) y y(porcentaje<80)
105. display('Clase 3')
106. elseif (porcentaje<50)
107. display('Clase 4')
108. end

```

```

1. function angulo=angRC(r,c,centro)
2. %Función para determinar ángulos por cuadrantes
3. c=c-centro(1); r=r-centro(2); angulo=atand(r/c);
4. if (sign(c))==1 y ysign(r)==1 %1º cuadrante
5. angulo=angulo+0;
6. elseif sign(c)==-1 y ysign(r)==1 %2º cuadrante
7. angulo=180+ angulo;
8. elseif sign(c)==-1 y ysign(r)==-1 %3º cuadrante
9. angulo=angulo+180;
10. elseif sign(c)==1 y ysign(r)==-1 %4º cuadrante
11. angulo=360+angulo;
12. end

```


ANEXO B FOTOGRAFIAS

Foto.01 Hoja de café a simple vista sana sin roya amarilla



Foto.02 Hoja de café con roya amarilla con grado de severidad bajo.



Foto.03 Hoja de café con roya amarilla a pequeña escala de grado de severidad



Foto.04 Hoja de café con roya amarilla escala de severidad más avanzado.



Foto.05. Hoja de café con roya amarilla a pequeña escala de grado de severidad.



Foto.06. Hoja de café con roya amarilla gran escala de grado de severidad avanzado.



Foto.07. Colocación de muestras en la cámara hiperespectral.

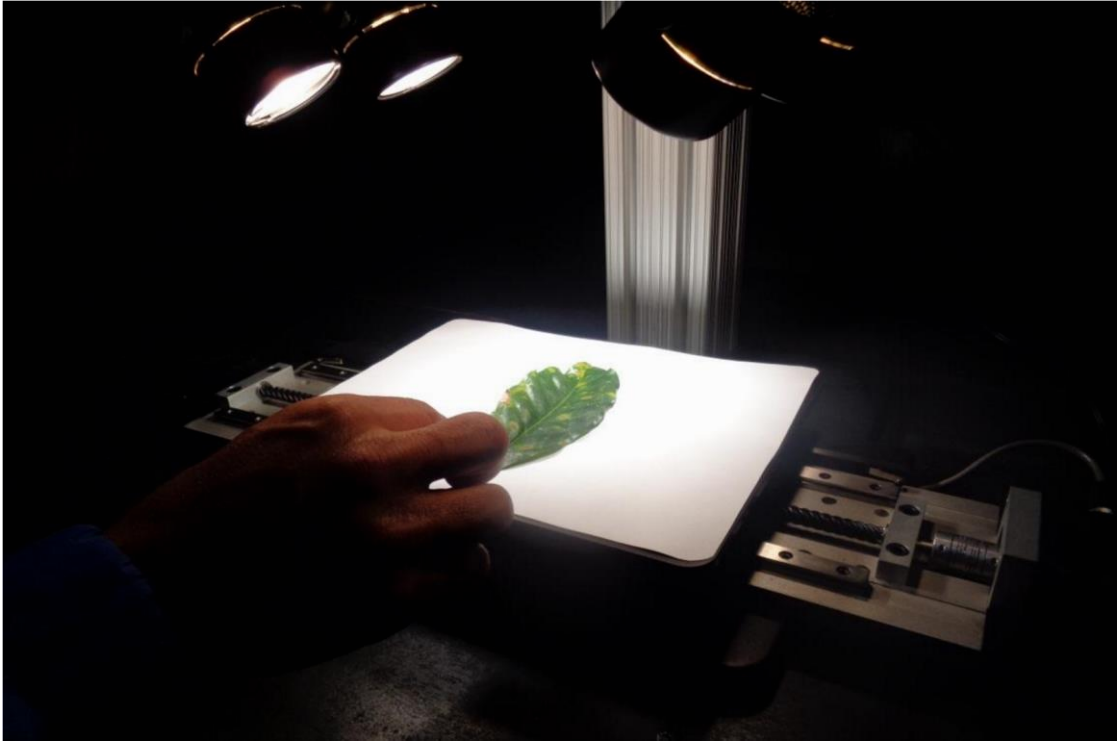


Foto.08. Estandarización de parámetros del equipo para toma de imagen.



Foto.09. Funcionamiento del equipo para toma de imagen hiperespectral.



Foto.10. Toma de imagen Hiperespectral para el análisis e interpretación.

