

MODELO DE CLASIFICACIÓN SUPERVISADO PARA LA DETECCIÓN DE LA ROYA EN HOJAS DEL CULTIVO DE CAFÉ APLICANDO TÉCNICAS DE MACHINE LEARNING

Camilo Enrique Rocha Calderón

UNIVERSIDAD DISTRITAL FRANCISCO JOSÉ DE CALDAS

FACULTAD DE INGENIERÍA

MAESTRÍA EN CIENCIAS DE LA INFORMACIÓN Y LAS COMUNICACIONES

ÉNFASIS EN INGENIERÍA DE SOFTWARE

BOGOTÁ D.C. – COLOMBIA

2023

MODELO DE CLASIFICACIÓN SUPERVISADO PARA LA DETECCIÓN DE LA ROYA EN HOJAS DEL CULTIVO DE CAFÉ APLICANDO TÉCNICAS DE MACHINE LEARNING

Camilo Enrique Rocha Calderón

Director:

Ing. Julio Barón Velandia Ph.D

Co-director:

Ing. Sebastián Camilo Vanegas Ayala M.Sc

Grupo de Investigación:

Interoperabilidad Tecnológica y Semántica

INTECSE

UNIVERSIDAD DISTRITAL FRANCISCO JOSÉ DE CALDAS

FACULTAD DE INGENIERÍA

MAESTRÍA EN CIENCIAS DE LA INFORMACIÓN Y LAS COMUNICACIONES

ÉNFASIS EN INGENIERÍA DE SOFTWARE

BOGOTÁ D.C. – COLOMBIA

2023

Dedicatoria

A Dios quien siempre me ha acompañado en mi camino, fortaleciéndome en los momentos difíciles.

A mis padres porque ellos han sido el soporte fundamental que ha orientado mi vida y me han apoyado en todos mis proyectos.

A mi familia con la cual siempre he contado y han hecho este esfuerzo más llevadero.

A mi pareja quien me ha motivado para no desfallecer y dar continuidad al logro de esta meta.

A todos mis amigos y compañeros por hacer parte de mi familia académica y fraterna.

A todas las personas que han participado de una u otra forma para culminar este legado.

AGRADECIMIENTOS

A Dios, mi infinito agradecimiento porque durante toda mi vida he sentido su compañía, caminando junto a Él, permitiéndome evidenciar que haciendo lo correcto y con el esfuerzo requerido se pueden lograr los sueños.

Mis padres han representado la mayor fuente de inspiración que un hijo pueda recibir, con su ejemplo de vida, valores transmitidos y un apoyo incondicional con el que siempre he contado, me siento muy orgulloso de ser su hijo, les agradezco con mi ser.

Mil gracias a mi familia por su amor, soporte y fortaleza con las que día a día experimente, haciendo que mi vida fuera más llevadera y pudiera alcanzar esta meta.

A mi pareja porque con su amor, complicidad y motivación, me han dado un gran impulso para seguir adelante y alcanzar mis objetivos, te agradezco con mi corazón.

Por cada una de las experiencias académicas y lúdicas que cada uno de mis amigos y compañeros me ha dado, mi sincera gratitud.

A mi Director de tesis, Ingeniero Julio Barón Velandia Ph.D., por la entrega y tiempo reflejado en el acompañamiento de esta investigación y elaboración de presente material. En general por creer en mí e invertir su tiempo con todos los aportes de un gran académico, del que me siento muy orgulloso.

A los profesores de la maestría por compartir sus conocimientos y formarme para tener todas las bases que se derivan en este proyecto de grado.

Al CIDC por proporcionarme las herramientas necesarias para abordar un proyecto de investigación naciente del presente trabajo de grado.

Finalmente, agradezco a cada uno de los lectores que se pueda encontrar este trabajo y lo pueda aprovechar como una base para el futuro.

TABLA DE CONTENIDO

RESUMEN 14

PALABRAS CLAVE 14

INTRODUCCIÓN 15

1. PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN 16

1.1 Planteamiento del problema 16

1.2 Formulación del problema 17

1.3 Sistematización del problema 18

2. OBJETIVOS 19

2.1 Objetivo General 19

2.2 Objetivos Específicos 19

3. JUSTIFICACIÓN 20

3.1 Justificación Teórica 20

3.2 Justificación Metodológica 20

3.3 Justificación Práctica 21

4. MARCO DE REFERENCIA 23

4.1 Marco Teórico 23

4.1.1 Diagnóstico tradicional 23

Enfermedades causadas por hongos 24

4.1.2 Diagnóstico a nivel molecular 25

Reacción en cadena de la polimerasa 25

Dot Blot 25

4.1.3 Diagnóstico según características morfológicas de la hoja 25

Sistemas de Inferencia Difusa 26

Redes Neuronales Convolucionales 27

Otras Técnicas de Clasificación 29
Anfis 33
4.2 Marco Conceptual 34
4.2.1 Medición del Error 34
4.2.2 Optimización mediante algoritmos genéticos 37
Algoritmos Genéticos 37
Algoritmos Cuasi-Newton 38
Algoritmos de punto interior 38
4.2.3 Lógica Difusa 39
Sistema de Inferencia Difuso MAMDANI 39
Sistema de Inferencia Difuso SUGENO 42
ANFIS 43
4.2.4 Cultivo de café 44
Hoja del cultivo de café 45
Enfermedades en el cultivo de café 45
4.2.5 Índices de Color 46
EG – Verde extremo 47
GCC – Coordenadas cromáticas verdes 47
4.3 Marco espacial 47
5. HIPÓTESIS 49
6. MARCO METODOLÓGICO 50
6.1 Actividades preliminares al desarrollo de la investigación 50
6.2 Elaboración del modelo Conceptual 51
6.3 Identificación y análisis del conjunto de datos 51
6.4 Diseño e implentación del modelo de clasificación supervisado 52
6.5 Optimización del modelo de clasificación supervisado 52
6.6 Verificación y validación del modelo de clasificación supervisado 53

7. LIMITACIONES 54
8. DESARROLLO DE LA INVESTIGACIÓN 55
8.1 Modelo Conceptual 55
8.2 Identificación de conjunto de datos y valores de fuentes de incertidumbre 55
8.2.1 Índice de color EG 56
8.2.2 Índice de color GCC 57
8.3 Diseño e implementación de modelos de detección iniciales 59
8.3.1 Mamdani con entrada GCC 59
8.3.2 Sugeno con entrada GCC 61
8.3.3 Mamdani con entrada EG 63
8.3.4 Sugeno con entrada EG 64
8.3.5 Resultados modelos iniciales 66
8.4 Diseño e implementación de modelos iniciales automatizados 68
8.4.1 Mamdani con entrada GCC 69
8.4.2 Sugeno con entrada GCC 70
8.4.3 Mamdani con entrada EG 72
8.4.4 Sugeno con entrada EG 74
8.4.5 Resultados modelos iniciales automatizados 76
8.5 Optimización de modelos 78
8.6 Resultados 79
8.6.1 Modelos optimizados a nivel de píxel 79
Modelos configurados a partir del índice de color GCC 80
Modelos configurados a partir del índice de color EG 85
8.6.2 Modelos optimizados a nivel de imagen 91
8.6.3 Modelo con mejor desempeño 92
8.6.4 Prototipo Software 95
Funcionalidades del prototipo 96

Despliegue del prototipo 98
9. CONCLUSIONES 100
9.1 Principales Aportes 101
10. PROSPECTIVA DEL TRABAJO DE GRADO 102
10.1 Productos 102
10.1.1 Artículos 102
10.1.2 Ponencias en eventos científicos 102
10.1.3 Registro de software y propiedad intelectual 103
10.1.4 Libros 103
10.1.5 Proyecto de investigación 103
10.2 Recomendaciones y trabajos futuros 103
10.2.1 Recomendaciones 103
10.2.2 Trabajos futuros 104
11. BIBLIOGRAFIA 105

LISTA DE FIGURAS

Figura 1: Matriz de confusión. Basado en: (Denu Mosley 2013) 35
Figura 2 Sistema de inferencia difusa convencional. Tomado de: (Jang 1993). 41
Figura 3. Ejemplo de Inferencia en un sistema de inferencia difusa de tipo Mamdani. Tomado de: (MathWorks 2019)..... 41
Figura 4. Inferencia en un sistema de inferencia difusa de tipo Sugeno. Recuperado de: (MathWorks 2019). 42
Figura 5: (a) Sistema de razonamiento difuso tipo 1 y (b) su equivalente ANFIS de tipo 1. Recuperado de: (Jang 1993) 43
Figura 6: Hoja de planta de café. Tomada de: (Grupo Bancolombia 2018) 45
Figura 7: Roya. Tomado de: (Avelino et al. 2015) 46
Figura 8: Modelo Conceptual. Elaboración propia.. 55
Figura 9: Ejemplo sano y enfermo de una hoja de café. Tomado de (Krohling et al. 2019) 56
Figura 10: Sistema de inferencia difusa tipo Mamdani con entrada definida bajo el índice de color GCC. Elaboración propia..... 59
Figura 11: Conjunto de entrada GCC con dos funciones de pertenencia tipo triangular Mamdani. Elaboración propia. 60
Figura 12: Conjunto de salida que representa el estado o clasificación de un píxel, Mamdani GCC. . Elaboración propia..... 60
Figura 13: Reglas del sistema de inferencia difuso tipo Mamdani con entrada índice GCC. Elaboración propia..... 61
Figura 14: Sistema de inferencia difusa tipo Sugeno con entrada definida bajo el índice de color GCC. Elaboración propia..... 61
Figura 15: Conjunto de entrada GCC con dos funciones de pertenencia tipo triangular Sugeno. Elaboración propia..... 62
Figura 16: Conjunto de salida que representa el estado o clasificación de un píxel, sistema Sugeno GCC. Elaboración propia..... 62
Figura 17: Reglas del sistema de inferencia difuso tipo Sugeno con entrada índice GCC. Elaboración propia..... 62
Figura 18: Sistema de inferencia difusa tipo Mamdani con entrada definida bajo el índice de color EG. Elaboración propia. 63

Figura 19: Conjunto de entrada EG con dos funciones de pertenencia tipo triangular Mamdani. Elaboración propia. 63
Figura 20: Conjunto de salida que representa el estado o clasificación de un píxel, sistema Mamdani EG. Elaboración propia 64
Figura 21: Reglas del sistema de inferencia difuso tipo Mamdani con entrada índice EG. Elaboración propia 64
Figura 22: Sistema de inferencia difusa tipo Sugeno con entrada definida bajo el índice de color EG. Elaboración propia. 64
Figura 23: Conjunto de entrada EG con dos funciones de pertenencia tipo triangular Sugeno. Elaboración propia. 65
Figura 24: Conjunto de salida que representa el estado o clasificación de un píxel, sistema Sugeno EG. Elaboración propia 65
Figura 25: Reglas del sistema de inferencia difuso tipo Sugeno con entrada índice EG. Elaboración propia 66
Figura 26. Matriz de confusión datos de entrenamiento evaluados por el modelo EG tipo Mamdani. Elaboración propia. 67
Figura 27: Matriz de confusión datos de prueba evaluados por el modelo EG tipo Mamdani. Elaboración propia. 68
Figura 28: Sistema de inferencia difusa tipo Mamdani con entrada definida bajo el índice de color GCC, FMC. Elaboración propia 69
Figura 29: Conjunto de entrada GCC con cinco funciones de pertenencia tipo gaussianas Mamdani, FMC. Elaboración propia. 69
Figura 30: Conjunto de salida que representa el estado o clasificación de un píxel, Mamdani GCC, FMC. Elaboración propia. 70
Figura 31: Reglas del sistema de inferencia difuso tipo Mamdani con entrada índice GCC, FMC. Elaboración propia. 70
Figura 32: Sistema de inferencia difusa tipo Sugeno con entrada definida bajo el índice de color GCC, FCM. Elaboración propia. 71
Figura 33: Conjunto de entrada GCC con cinco funciones de pertenencia tipo gaussianas Sugeno, FMC. Elaboración propia. 71
Figura 34: Conjunto de salida que representa el estado o clasificación de un píxel, sistema Sugeno GCC, FCM. Elaboración propia. 72
Figura 35: Reglas del sistema de inferencia difuso tipo Sugeno con entrada índice GCC, FCM. Elaboración propia 72

Figura 36: Sistema de inferencia difusa tipo Mamdani con entrada definida bajo el índice de color EG, FMC. Elaboración propia. 73
Figura 37: Conjunto de entrada EG con cinco funciones de pertenencia tipo gaussianas Mamdani, FMC. Elaboración propia. 73
Figura 38: Conjunto de salida que representa el estado o clasificación de un píxel, sistema Mamdani EG, FMC. Elaboración propia. 74
Figura 39: Reglas del sistema de inferencia difuso tipo Mamdani con entrada índice EG, FMC. Elaboración propia 74
Figura 40: Sistema de inferencia difusa tipo Sugeno con entrada definida bajo el índice de color EG, FMC. Elaboración propia. 74
Figura 41: Conjunto de entrada EG con dos funciones de pertenencia tipo triangular Sugeno, FMC. Elaboración propia. 75
Figura 42: Conjunto de salida que representa el estado o clasificación de un píxel, sistema Sugeno EG, FMC. Elaboración propia. 75
Figura 43: Reglas del sistema de inferencia difuso tipo Sugeno con entrada índice EG, FMC. Elaboración propia. 76
Figura 44. Matriz de confusión datos de entrenamiento evaluados por el modelo EG tipo Sugeno, FMC. Elaboración propia. 77
Figura 45: Matriz de confusión datos de prueba evaluados por el modelo EG tipo Mamdani, FMC. Elaboración propia. 78
Figura 46: Matriz de confusión mejor modelo en clasificación de imágenes completas. Elaboración propia. 92
Figura 47: Mejor modelo de clasificación del estado de un píxel y de una imagen. Elaboración propia. 93
Figura 48: Conjunto de entrada del mejor modelo de clasificación del estado de un píxel y de una imagen. Elaboración propia. 93
Figura 49: Conjunto de salida del mejor modelo para clasificar el estado de un píxel y de una imagen. Elaboración propia 94
Figura 50: Reglas del mejor modelo de clasificación de un píxel y y de una imagen. Elaboración propia. 94
Figura 51: Prootipo software - carga de modelo. Elaboración propia, entorno Matlab. 96
Figura 52: Prototipo software - detección de estado. Elaboración propia, entorno Matlab. 97
Figura 53: Prototipo software - documentación. Elaboración propia, entorno Matlab. 97

Figura 54: Prototipo software - acerca de. elaboración propia, entorno Matlab. 98
Figura 55: Acceso a prototipo software – servicio Web. Elaboración propia. 99
Figura 56: Acceso a prototipo web. Elaboración propia..... 99

LISTA DE TABLAS

Tabla 1: Porción de valores de píxel evaluados bajo el índice de color EG. Elaboración propia..... 56
Tabla 2: Porción de valores de píxel evaluados bajo el índice de color GCC. Elaboración propia..... 58
Tabla 3: Métricas de clasificación evaluadas en el conjunto de datos de entrenamiento. Elaboración propia..... 66
Tabla 4: Métricas de clasificación evaluadas en el conjunto de datos de prueba. Elaboración propia..... 67
Tabla 5: Métricas de clasificación evaluadas en el conjunto de datos de entrenamiento para modelos creados a partir de FMC. Elaboración propia..... 76
Tabla 6: Métricas de clasificación evaluadas en el conjunto de datos de prueba para modelos creados a partir de FMC. Elaboración propia..... 77
Tabla 7: Resultados de los modelos estructurados a partir del índice de color GCC a nivel de píxel con el conjunto de datos de prueba. Elaboración propia..... 80
Tabla 8: Mejores modelos resultantes de la optimización con entrada índice GCC. Elaboración propia..... 85
Tabla 9: Resultados de los modelos estructurados a partir del índice de color EG a nivel de píxel con el conjunto de datos de prueba. Elaboración propia..... 85
Tabla 10: Mejores modelos resultantes de la optimización con entrada índice EG. Elaboración propia..... 90
Tabla 11: Resultados obtenidos por los mejores modelos optimizados al evaluar las imágenes completas del conjunto de datos. Elaboración propia. 91
Tabla 12: Comparativa de rendimiento de modelos encontrados en la literatura vs el implementado en este proyecto de investigación. Elaboración propia..... 95

RESUMEN

Esta propuesta se centra en la elaboración de un modelo que permita la detección temprana de la enfermedad de la Roya y sus diferentes etapas presentadas en las hojas del cultivo de café, aplicando técnicas de Machine Learning caracterizadas por su interpretabilidad, mejoradas respecto a su nivel de precisión mediante algoritmos de optimización híbridos, proporcionando una alternativa a los algoritmos y modelos tradicionales de análisis de imagen. Por lo tanto, el modelo se destacará por su alto desempeño en el análisis y clasificación de imágenes, identificando el estado de una planta (sana o enferma), permitiendo que los agricultores puedan tomar medidas correctivas oportunamente, reduciendo el impacto que genera la enfermedad en el rendimiento del cultivo.

PALABRAS CLAVE

Algoritmos de optimización; Café; Detección de enfermedades; Machine Learning; Roya.

INTRODUCCIÓN

La capacidad de implementación interdisciplinar de la tecnología, ha permitido brindar soluciones orientadas a la disminución de tiempo e inversión económica, a partir de la automatización de trabajos repetitivos que pueden realizarse por una máquina o software (Coombs et al. 2020). Una de las áreas con mayor auge en la búsqueda de alternativas a los procesos y tareas comúnmente llevados a cabo es la agricultura, en la cual se han desarrollado numerosas investigaciones sobre el proceso de siembra, cuidado y recolección de cultivos (Mohd Ali et al. 2020). Adicionalmente, se ha evidenciado que aún existen amplias posibilidades para realizar aportes significativos a este campo (Zhuang et al. 2015).

Las malas prácticas agrícolas, los fenómenos naturales, la falta de inversión y capacitación a los agricultores, la detección tardía de enfermedades y la falta de conocimiento sobre cómo tratarlas adecuadamente, se convierten en un factor de riesgo ecológico y sanitario, dónde la salud de los trabajadores y consumidores se puede comprometer (Billy et al. 1997). Habitualmente el diagnóstico y tratamiento de enfermedades es llevado a cabo por un experto o mediante técnicas estadísticas basadas en el muestreo, sin embargo, la mayoría de los agricultores no cuenta con personal cualificado y opta por no contratarlo debido a la inversión en tiempo y dinero necesaria (Yadav, Kumar, and Nagpal 2019). Por lo tanto, no se tratan adecuadamente las enfermedades generando grandes pérdidas económicas asociadas al rendimiento del cultivo (Francis, Anto Sahaya Dhas D, and Anoop B K 2016).

En este trabajo se propone el desarrollo de un modelo basado en técnicas de Machine Learning y algoritmos de optimización bioinspirados, siendo esta una solución alternativa para la detección temprana de las enfermedades de la Roya, en las hojas de café con un alto nivel de precisión e interpretabilidad.

Este documento se divide en los siguientes capítulos: problema de investigación, conformado por el planteamiento, formulación y sistematización del problema, objetivo general y objetivos específicos, justificación, hipótesis, marco de referencia, limitaciones, desarrollo de la investigación, conclusiones y finalmente, referencias bibliográficas.

1. PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN

1.1 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

La inocuidad alimentaria en los productos agrícolas, garantiza a los consumidores que se han llevado a cabo todas las condiciones y medidas necesarias en cada uno de los procesos de su producción, para que estos no representen algún tipo de riesgo apreciable para su salud. Además de permitirle a los agricultores ofrecer productos diferenciadores en el mercado, obteniendo beneficios monetarios y de acreditación (Paéz Perilla, Patiño Villarraga, Lozada Garcés, et al. 2018). Sin embargo, durante la producción se debe contar con gran disposición de tiempo para el cuidado y la observación de las plantas del cultivo, siendo una de las actividades que mayor tiempo requiere y que es fundamental para la inocuidad (calidad) agrícola: La detección temprana de enfermedades, debido a que pueden generar hasta un 50% de pérdida en el rendimiento del cultivo (Yadav et al. 2019).

La identificación de enfermedades en cultivos, tradicionalmente es una actividad realizada mediante la observación directa por parte de un experto con capacidad de diagnosticar y tratar adecuadamente la enfermedad, de manera que prevenga su propagación logrando evitar grandes pérdidas económicas (Lasso et al. 2020). Además, el experto debe estar en capacidad de proporcionar una solución que no perjudique el ecosistema, pues al aplicar agroquímicos no diseñados para la enfermedad presentada, se obtiene como resultado tolerancia por parte de esta al componente químico, contaminación del suelo y posibles fuentes hídricas cercanas (Paéz Perilla, Patiño Villarraga, and Lozada Garcés 2018). Por lo tanto, se hace necesaria la contratación frecuente de este tipo de personal, pero para el agricultor resulta en un proceso difícil, lento y costoso, lo cual implica que la mayoría de veces no se realice (Avelino, Willocquet, and Savary 2004).

La Roya presentada en los cultivos de café ha generado grandes pérdidas económicas a los caficultores latinoamericanos, disminuyendo la producción entre un 16% y 30% en épocas de pandemia de la enfermedad (Avelino et al. 2015). Teniendo en cuenta que en Centroamérica el 80% de los cultivos son susceptibles a la Roya y que uno de los países de mayor producción mundial como Colombia a pesar de contar con un 60% de los cultivos con semillas modificadas genéticamente para ser inmunes a la Roya (Avelino et al. 2020),

se han descubierto nuevas razas resistentes que son capaces de propagarse bajo estas condiciones (Talhinhas et al. 2017).

En los últimos años, el método de predicción y detección de esta enfermedad emplea el muestreo como caracterizador del estado general de los cafetos en un cultivo, sin embargo, no considera todos los ejemplares y requiere de personal experto para tomar medidas en las hojas escogidas en la muestra (Merle et al. 2020). Alternativamente se han realizado proyectos de investigación orientados a la detección de la enfermedad empleando algoritmos de Machine Learning y Deep Learning, técnicas altamente precisas, pero poco interpretables (Kaur, Pandey, and Goel 2018).

La identificación de la Roya en las hojas del cultivo de café continuará como uno de los temas de interés en lo que respecta a este cultivo, debido a que se han presentado nuevas especies de la misma que son inmunes a las semillas alteradas genéticamente, generando pérdidas de cultivos de café que ocasionen grandes recesiones económicas para los caficultores. Este proceso se seguirá realizando mediante la observación directa por parte de un experto junto al método de CLRI tomando una muestra que caracterice el estado de los cafetales, o mediante técnicas de Deep Learning altamente precisas con bajo nivel de interpretabilidad.

Se propone un modelo de detección de la Roya en hojas de café aplicando sistemas de inferencia difusa mejorados mediante algoritmos de optimización, para identificar las diferentes etapas del hongo Hemileia vastatrix en la superficie foliar, permitiendo al caficultor tomar decisiones acordes a su estado, sin necesidad de contar con un experto.

1.2 FORMULACIÓN DEL PROBLEMA

En este apartado se recogen las problemáticas asociadas al objeto de estudio presentadas en el planteamiento del problema, con el propósito de representar de manera clara la pregunta de la investigación que refleja las debilidades encontradas, a fin de resolverlas mediante el conocimiento sistemático.

¿Cómo detectar de manera temprana la Roya y sus diferentes etapas en hojas de plantas de café aplicando técnicas de Machine Learning con alto grado de precisión e interpretabilidad?

1.3 SISTEMATIZACIÓN DEL PROBLEMA

La sistematización del problema se basó en la descomposición de la pregunta planteada previamente a fin de orientar los objetivos de la presente investigación.

- ¿Qué caracteriza el comportamiento que tiene la enfermedad de la Roya en sus diferentes etapas, encontradas en las hojas de café?
- ¿Qué estructura debe tener el clasificador para que el modelo sea altamente interpretable y permita clasificar el estado de una hoja de café con base en las etapas de crecimiento de la Roya?
- ¿Cómo aumentar la precisión del modelo estructurado, sin perder su interpretabilidad?
- ¿Cómo evaluar el desempeño del modelo alcanzado con respecto a los métodos similares desarrollados en la literatura?

2. OBJETIVOS

2.1 OBJETIVO GENERAL

Diseñar un modelo de detección temprana de la Roya en hojas de café, mediante sistemas de inferencia difusa mejorados a través de algoritmos de optimización híbridos, que permita implementar un prototipo software para facilitar a los caficultores la identificación de la enfermedad en plantas de café.

2.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Determinar las variables que permitan caracterizar la presencia y ausencia de la Roya en las hojas del cultivo de café, mediante la recopilación de información construida por investigadores en el campo de acción a estudiar.
- Estructurar el modelo de clasificación del estado de una hoja de café, a partir del diseño de sistemas de inferencia difusa que representen la naturaleza del problema basados en las características obtenidas.
- Aplicar algoritmos de optimización híbridos al modelo estructurado, para mejorar su precisión en la clasificación sin perder su interpretabilidad, haciendo uso de metaheurísticas y búsqueda exhaustiva.
- Evaluar el desempeño del modelo planteado mediante un prototipo software, contrastando los resultados obtenidos con los reportados en documentos de investigación.

3. JUSTIFICACIÓN

3.1 JUSTIFICACIÓN TEÓRICA

Varios autores han propuesto diversos modelos que permiten realizar una caracterización temprana de enfermedades encontradas en las hojas de las plantas (Toseef and Khan 2018). Sin embargo, se encuentra que en la mayoría de casos, la caracterización realizada se basa en técnicas altamente precisas, pero poco interpretables (Mustafa et al. 2020), proporcionando poca información acerca de la relación entre entradas y salidas de los modelos, además de necesitar una gran cantidad de datos u observaciones para entrenar correctamente sus modelos orientados a una especie (planta) y enfermedad en específico (Matsunaga et al. 2017). Además, en los casos que se han presentado propuestas basadas en técnicas altamente interpretables se han orientado a la caracterización de diferentes variables que se relacionan con el estado de la planta, pero las entradas son suministradas por el usuario agricultor, restándole independencia al modelo de clasificación (Lubis et al. 2018).

Es por lo anterior, que se hace necesario la elaboración de un modelo que, teniendo en cuenta la incertidumbre del problema de clasificar el estado de una planta, permita relacionar cualitativamente variables asociadas a la caracterización de la enfermedad de la Roya y sus diferentes etapas, producida por el biótico conocido como: hongo Hemileia vastatrix, en las hojas de las plantas de café, mediante el uso de técnicas de Machine Learning con un alto grado de interpretabilidad que estén en capacidad de mejorar su precisión obtenida por medio de algoritmos de optimización bioinspirados, con el propósito de conocer el proceso de inferencia realizado por el modelo y brindar a los caficultores una herramienta tecnológica que aumente la inocuidad de sus cafetos y por lo tanto disminuya las pérdidas económicas asociadas al rendimiento del cultivo relacionadas con el tratamiento de plagas y enfermedades.

3.2 JUSTIFICACIÓN METODOLÓGICA

Las técnicas de Machine Learning altamente interpretables al ser mejoradas mediante algoritmos de optimización bioinspirados pueden llegar a brindar un alto nivel de precisión

en diferentes campos de aplicación incluyendo la agricultura (Mittal et al. 2020). Teniendo en cuenta la diversidad de procesos y métodos a ser optimizados en diferentes tipos de cultivos, como lo es en la identificación de la madurez del fruto del cafeto (Couto Bazame et al. 2021).

Por lo tanto, la metodología empleada en la presente investigación puede ser utilizada o replicada en diferentes estudios asociados a la clasificación o caracterización de algún objeto de un campo en específico, permitiendo tratar con la incertidumbre generada por el problema, con base en conocimientos previos que pueden ser plasmados en modelos que sean configurables cualitativamente (lingüísticamente) (Mittal et al. 2020).

3.3 JUSTIFICACIÓN PRÁCTICA

El método convencional de detección de enfermedades en las hojas de las plantas, demanda una gran cantidad de recursos representados en tiempo y dinero para los agricultores, dado que la frecuencia requerida para la verificación del estado de las plantas del cultivo por parte de personal experto, resulta un costo difícil de asumir por el agricultor, teniendo en cuenta que el especialista debe comprobar y diagnosticar el estado de las plantas, las enfermedades presentadas y sus correspondientes tratamientos, basándose en la técnica de observación directa (CESAN 1998).

La necesidad de contar con el experto en identificación y tratamiento de enfermedades agrícolas es imprescindible, para obtener cultivos con calidad diferenciadora que garanticen productos aptos para el consumo humano (Paéz Perilla, Patiño Villarraga, Lozada Garcés, et al. 2018). Sin embargo, la mayoría de los agricultores no cuentan con personal especializado en el campo de acción requerido, generando así la necesidad de emplear otros métodos de detección, entre los cuales el avance en el campo de técnicas de visión artificial, ofrece una oportunidad para realizar una detección temprana de enfermedades con una alta precisión, en comparación con los métodos convencionales (Yadav et al. 2019), brindando la posibilidad de reducir costos asociados con la contratación del personal especializado y disminuyendo las posibles pérdidas económicas a raíz de la tardía identificación de las enfermedades, logrando así aumentar la rentabilidad de los cultivos (Esgario et al. 2021).

4. MARCO DE REFERENCIA

Los avances tecnológicos recientemente han colaborado con la automatización de procesos en el sector de la agricultura, como la detección de enfermedades a través de técnicas de Machine Learning y Deep Learning, las cuales suelen tener un alto nivel de precisión pero un bajo nivel de interpretabilidad, y en los casos en los que la interpretabilidad pondera, estos modelos suelen perder independencia del proceso computacional al requerir información del mundo en tiempo real por medio de un humano (Coombs et al. 2020).

En el marco de referencia del presente proyecto de investigación, además de presentar el estado del arte respecto a la detección de enfermedades en las plantas, se encuentran los conceptos y variables a emplear en el desarrollo del proyecto y la ubicación del lugar dónde se probará el modelo a estructurar.

4.1 MARCO TEÓRICO

Diferentes trabajos relacionados en el campo de aplicación, se presentan en esta subsección con el propósito de conocer el estado del arte de la detección de enfermedades en las plantas, principalmente la tradicional Roya producida por el hongo Hemileia vastatrix en las hojas de café.

Las propuestas encontradas, se dividen según la naturaleza de los algoritmos o técnicas con las que fueron implementadas, además de asociar las variables utilizadas, la enfermedad objetivo, el/los cultivo/s de interés y los resultados obtenidos.

4.1.1 Diagnóstico tradicional

La fitopatología se define como la ciencia que estudia las enfermedades en las plantas y cómo combatirlas (Luis Espinoza Pineda and Urbina Chavarría 2011). El nacimiento de esta disciplina se ubica en el siglo XIX, a raíz de la gran hambruna Irlandesa provocada por el tizón tardío de la papa entre 1845 y 1849, dando inicio a estudios científicos puntuales acerca de las enfermedades de las plantas, sus causas, su desarrollo y métodos para combatirlas (Arauz Cavallini 1998).

El autor (Luis Espinoza Pineda and Urbina Chavarría 2011) en su obra titulada “Introducción a la fitopatología”, enuncia que la fitopatología estudia las enfermedades de las plantas en el marco de 4 aspectos principales, los cuales son:

- Organismos y condiciones del ambiente que ocasionan enfermedades en las plantas.
- Procesos mediante los cuales estos factores producen enfermedades en las plantas.
- Interacciones que se establecen entre los agentes que ocasionan la enfermedad y las plantas enfermas.
- Métodos para prevenir las enfermedades.

Teniendo en cuenta que el objeto de estudio comprende el análisis y caracterización de la enfermedad de la Roya, la cual es causada por el hongo Hemileia vastatrix, es necesario conocer cuál es la naturaleza de este tipo de enfermedades.

Enfermedades causadas por hongos

Son enfermedades con las que se debe tenerse especial cuidado ya que puede haber presencia de hongos saprófitos y hongos patógenos, sólo estos últimos son causantes de enfermedades. La identificación de un determinado tipo de hongo se hace mediante el estudio microscópico de la morfología de su micelio, aunque la mayoría de enfermedades fúngicas que presentan síntomas característicos están bien documentadas en la literatura y se pueden identificar observando los patrones característicos (Agrios 1995).

El diagnóstico comúnmente se realiza mediante la observación directa por parte de un experto de los síntomas y/o signos en los órganos infectados, pero no en todos los casos. Se debe tener en cuenta, que muchos hongos fitopatógenos no producen cuerpos fructíferos requeridos para su identificación taxonómica en determinadas condiciones de temperatura y humedad (IICCA 1997).

4.1.2 Diagnóstico a nivel molecular

Reacción en cadena de la polimerasa

Está dentro de las técnicas para diagnóstico a nivel molecular, pero es de fácil automatización lo cual puede convertirla en una de las técnicas más rápidas. Consiste en obtener un gran número de copias de un fragmento de ADN base. Al amplificar el ADN resulta mucho más fácil la identificación de virus o bacterias, los cuales por lo general requieren de microscopios electrónicos de alta capacidad para visualizarse. En el trabajo titulado Validación de un método de detección precoz de Cercospora en plantas de soja basado en una técnica de PCR (Canale and Rapela n.d.) los autores realizan una inoculación de Cercospora kikuchii en hojas de plantas de soja, las cuales luego de 24 horas presentan pequeñas lesiones observadas con un estereoscopio y estas son las muestras que se toman para amplificar fragmentos de ADN con el fin de identificar al hongo obteniendo una eficacia del 91%. Dentro de las ventajas de este método es que permite trabajar con bacterias y virus que son los agentes patógenos más pequeños y difíciles de visualizar, además permite detección en plantas asintomáticas.

Dot Blot

Es otra técnica molecular que sirve para la detección de moléculas. En el trabajo titulado Validación de una técnica de Dot blot para la detección de Cercospora kikuchi en plantas de soya (Mattio et al. 2018). Se procesaron 29 plantas de soya infectadas con el hongo y 31 plantas sanas obteniendo una eficacia del 95% y valores predictivos de 96,6% y 93,5% positivo y negativo respectivamente. Esta técnica solamente detecta la presencia de una determinada molécula asociada al patógeno, pero no ofrece mayor información, sin embargo, es una técnica de laboratorio rápida y fácil de realizar.

4.1.3 Diagnóstico según características morfológicas de la hoja

En este apartado se presentan diferentes propuestas de investigación para la detección de enfermedades asociadas a la naturaleza del algoritmo o técnica computacional utilizada.

Sistemas de Inferencia Difusa

Los sistemas de inferencia difusa presentan una gran variedad de aplicaciones en diversos campos de estudio, partiendo de su característica diferencial relacionada con el manejo de la incertidumbre de problemas escalables de la vida real (Mittal et al. 2020). Un trabajo de investigación orientado a la revisión sistemática de aplicaciones, compara los sistemas de inferencia difusa tipo 1 y tipo 2, describiendo el funcionamiento interno de ambos, a partir de una base teórica fundamentada en la matemática. Además, presenta una profunda revisión bibliográfica que proporciona información sobre las aplicaciones que se han realizado en el pasado y presente mediante sistemas de inferencia difusa tipo 2, exponiendo una postura critico realista sobre trabajos y campos de aplicación futuros. Una de las áreas de aplicación estudiadas fue el reconocimiento de patrones, en la cual se exponen diferentes trabajos orientados a la detección de bordes en imágenes inspirados en los algoritmos existentes de Canny y Sobel, obteniendo una buena precisión frente a estos implementando sistemas de inferencia difusa tipo 2. La segunda área estudiada se trató sobre problemas de clasificación, donde se destacaron diferentes proyectos enfocados en el sector de la salud, los cuales empleaban sistemas de inferencia difusa tipo 2 de intervalo. Otra área de incidencia es en el control, la cual ha presenciado proyectos de investigación basados en este tipo de sistemas de inferencia difusos mejorados mediante algoritmos genéticos y técnicas de optimización bioinspiradas (Mittal et al. 2020).

En cuanto a aplicaciones de sistemas de inferencia difusa de tipo 2 se refiere, se encuentran diferentes propuestas asociadas a la categorización y clasificación sobre el estado de una planta a partir de la presencia o ausencia de una enfermedad.

En una investigación orientada a la elaboración de un modelo de detección, se clasificaron 21 enfermedades presentadas en los cultivos de trigo y arroz encontrados en Pakistán, argumentando que es un país agrícola con la necesidad de contar con incentivos tecnológicos y teóricos que le permitan recuperar la importancia de este sector en el país. Además, teniendo en cuenta que existen diferentes propuestas orientadas a la detección de enfermedades, los autores exponen que estas suelen ser de tipo privativo, quedándose como productos de investigación no aplicados o que simplemente no están actualizadas al contexto pakistaní. Por lo tanto, proponen un aplicativo basado en un sistema de inferencia difusa que le permita ingresar cuatro tipos de variables cualitativas (cultivo, parte de la planta, color de la planta y la apariencia de esa parte) y mediante el motor de inferencia

difusa se clasifica la enfermedad que presentan los cultivos. Los datos obtenidos para determinar las diferentes reglas del sistema y las variables que relacionan, se consultaron a diferentes expertos que proporcionaron dicha información. Una vez implementados los modelos se configuró un aplicativo en Android que funciona como interfaz de interacción con el usuario, permitiendo ingresar los valores proporcionados por el agricultor con base en lo que observa. El modelo de esta investigación fue probado en 100 ocasiones en el campo de aplicación dispuesto obteniendo un 99% de precisión (Toseef and Khan 2018).

Otra investigación, toma como base de estudio 8 enfermedades (Tizón de ampolla de té, Mancha foliar, Plaga gris, Pudrición de la raíz roja, Pudrición de la raíz negra, Insecto del mosquito del té, Té Tortrix y Walker) presentadas en los cultivos de té, producidas mayoritariamente en países asiáticos a causa de diferentes plagas y hongos, llegando a presentar una pérdida de rendimiento entre 7% y 10% aúnales. Por lo tanto, se propone un modelo que se compone por un sistema de inferencia difuso alimentado por diferentes características observadas por un agricultor, como: Manchas grises con bordes rojos en las hojas, presencia de hongos, estado de los brotes (secos o activos) y ramas rotas o amarillentas, permitiendo clasificar la enfermedad que padece. Cabe resaltar que previamente se había realizado una clasificación mediante algoritmos de Naive bayes y se obtuvo una precisión del 78% con base en 100 observaciones como datos fuente, mientras que para el mismo conjunto de datos con el modelo desarrollado en el artículo estudiado el modelo tuvo una precisión del 86% (Lubis et al. 2018).

Redes Neuronales Convolucionales

Un proyecto de investigación obtiene como resultado un modelo que tiene como objeto de estudio analizar diferentes enfermedades encontradas en las hojas de la planta de café (Phoma, Minero, Cercospora y Roya), haciendo uso de la técnica de Deep Learning denominada como Redes Neuronales Convolucionales (CNN), la cual mediante dos implementaciones permite segmentar y clasificar una imagen. Los autores además obtuvieron un producto software basado en una arquitectura definida por microservicios, en capacidad de atender peticiones de caficultores a través de un dispositivo Android, permitiendo enviar una foto al servidor de procesamiento de datos, que finalmente retorna el resultado de la clasificación con base en las segmentaciones encontradas. Para tal propósito se empleó un Dataset con 2147 imágenes pre-procesadas que con una metodología de división del mismo de 70% para entrenamiento, 15% para validación y el

15% restante para prueba, se evaluó su asertividad de las redes, las cuales brindaron un 97% de precisión. Cabe aclarar que se utilizó la técnica de transferencia de conocimiento para contar con un preentrenamiento en los modelos convolucionales resultantes (Subramani, Periyasamy, and Theagarajan 2018).

Otro estudio presenta una implementación basada en técnicas de Deep Learning, orientada a la detección y clasificación del nivel de maduración del fruto del café, lo cual es necesario para aumentar el rendimiento del cultivo respecto a la calidad de los frutos que obtiene. Con base en el estado del arte acerca del campo mencionado previamente, se propone mapear satelitalmente la posición geográfica del fruto evaluado para permitirle al agricultor tomar las medidas necesarias que dependiendo la etapa de cosecha del fruto eviten pérdidas económicas. El modelo se basó en técnicas de Deep Learning, esencialmente en redes convolucionales y transferencia de conocimiento, logrando así una precisión de clasificación del 86.0% (Couto Bazame et al. 2021).

Por otra parte, en la literatura se evidencia la implementación de un modelo enfocado en la detección de las enfermedades de la Roya y la Cercospora en las hojas de café, con el propósito de encontrar y tratar las enfermedades en su etapa temprana, debido a que suelen generar grandes pérdidas económicas dada su naturaleza de afectar el crecimiento de los cafetos, y la caída de hojas y ramas. Teniendo en cuenta, que estas enfermedades no cuentan con características diferenciadoras a nivel morfológico, los autores infirieron extraer atributos de textura (Estadísticos y binarios locales) antes de la detección. Una vez extraídos los atributos, mediante una red neuronal tipo backpropagation se realizó la clasificación de imágenes según los estados correspondientes a ambas enfermedades y hojas en estado sano. Se realizaron 8 configuraciones en las cuales variaba el porcentaje de observaciones para el entrenamiento y la cantidad de neuronas por capa. Además, se realizó en paralelo un modelo basado en redes neuronales convolucionales en el cual se utilizó la transferencia de aprendizaje con el clasificador AlexNet, variando el porcentaje de ejemplos para el entrenamiento y la escala de color de las imágenes a interpretar. Finalmente, los modelos, se compararon con base en las métricas de clasificación Kappa y re-call, evidenciando que las redes convolucionales cuentan con mejor rendimiento al obtener un 97% y 98% respectivamente frente a un 90% y 93% en la técnica propuesta basada en la extracción de atributos de textura (Boa Sorte et al. 2019).

Orto proyecto de investigación materializó la implementación de un sistema articulado de detección del virus del marchitamiento manchado del tomate (TSWV), mediante la integración de un modelo de clasificación supervisado basado en redes convolucionales y la geolocalización acerca de la toma de las imágenes que fueron proporcionadas al modelo convolucional. Lo anterior se realizó con la finalidad de obtener datos acordes a lo representado en 92 parcelas de cultivos de maíz de 6 especies diferentes, permitiendo contrastar posteriormente los resultados obtenidos por el modelo con los proporcionados por dos expertos fitopatólogos, brindando resultados similares con base en la estadística descriptiva e inferencial y regresiones multilíneales. Cabe resaltar que se emplearon técnicas de aumento del dataset (data augmentation), transferencia de aprendizaje y segmentación de las imágenes de manera manual (Clohessy et al. 2021).

Finalmente, se encuentra en el estado del arte una investigación correspondiente al desarrollo de un modelo de detección el estado de una hoja de café según la categorización de 4 clases de enfermedades (Phoma, Roya, Cercospora y Minador) en las hojas de café mediante la técnica de redes neuronales convolucionales (CNN), mejorada mediante diferentes opciones y parámetros para este tipo de algoritmos como lo son las técnicas de aumento de datos y la transferencia de aprendizaje con el modelo InceptionV3. Cabe resaltar que el conjunto de datos con el que fue entrenado el modelo se había implementado previamente en otro artículo citado con anterioridad y el 75% de este fue usado para la fase de entrenamiento, el 15% para pruebas y el restante para la validación proporcionando una precisión de 97.4% (Kumar et al. 2020).

Otras Técnicas de Clasificación

Una propuesta de investigación desarrolló un modelo basado en dos estructuras de identificación, una asociada a la detección de la hierba y la otra a la detección de enfermedades, en las cuales se tienen como variables que caracterizan el caso de estudio: color, forma, textura y olor, siendo procesadas por un sistema híbrido de técnicas de machine Learning (SVM, Nayve Bayes y RNP), las cuales son utilizadas hipotéticamente a partir de una aplicación que proporciona una interfaz de usuario, que con base en una imagen brinda la clasificación de la hierba y si presenta alguna(s) enfermedad(es). El formato del conjunto de datos (imágenes) proporcionadas al modelo funcional, se basó en características acotadas que permitieran realizar una correcta segmentación. Por otra parte, para la variable de color se empleó la escala cromática RGB y la escala de grises.

Finalmente, se utilizó un sistema de inferencia difusa para determinar si las clasificaciones realizadas por las técnicas usadas conducen a alguna clasificación válida tanto de la especie de hierba como de la enfermedad, a partir de la base de conocimiento implementada. El sistema híbrido tuvo una precisión general del 99% a partir del nivel de precisión obtenida con un conjunto de prueba que contenía 10 especies de hierbas (Mustafa et al. 2020).

Por otra parte, un proyecto de investigación se enfoca en realizar la predicción de la enfermedad de la Roya en cultivos de café tipo Caturra de la especie Coffea Arabica, situados en Costa Rica, bajo el método más común en la actualidad para predecir y controlar el crecimiento de la enfermedad conocido como CLRI, el cual es un índice que toma una muestra de la población total de hojas de café y contrasta la cantidad de hojas infectadas versus las que se encuentran en estado sano, dando un nivel de alarma cuando este sobrepase el 5% (Merle et al. 2020). La ubicación del estudio permitió obtener características climáticas de la zona que inciden en la germinación del agente causal: el hongo Hemileia Vastatrix, complementando de esta forma el CLRI tradicional. El total de variables climáticas y descriptivas del cultivo identificadas, fueron utilizadas en diferentes ventanas de tiempo según la incidencia de la mismas en las etapas de germinación y masificación de la enfermedad en el cultivo, sin embargo, al tener gran cantidad de variables relacionadas, se encontró la necesidad de realizar una extracción de características a través de diferentes técnicas como: Correlación de Pearson, SFS y RFE. Una vez establecidas las variables con mayor incidencia, se emplearon algoritmos de predicción basados en Random Forest y XGBoost con el propósito de escoger el que obtuviera el error medio absoluto más bajo, siendo este el último en mención con un 7.29% (Lasso et al. 2020).

Otra investigación se centra en conocer las condiciones de salud del pino Lodgepole en cinco rodales de un bosque forestal con diferentes especies de árboles ubicado en Columbia Británica, Canadá. La recolección de datos (imágenes), se elaboró desde 600 metros de altura al suelo en un avión Cessna T210, tomados bajo diferentes escalas de rodales de árboles (Hectareas, parcelas, grupos de n individuos). El método propuesto para identificar pinos sanos y diferenciarlos de los enfermos, se basó en dos índices de color: EG y GCC, permitiendo contrastar el color verde de la copa de los árboles sanos de los enfermos, por lo que también se tuvieron en cuenta variables como la estructura del dosel,

categorizando si se captura una señal proveniente del sotobosque o de los árboles. Para validar que los resultados obtenidos según los índices de color fueran correctos, se realizaron mediciones terrestres caracterizando ejemplares sanos, muertos, con enfermedades foliares y enfermedades en las raíces, obteniendo un porcentaje de variabilidad entre 36.5% y 60.9% (Reid et al. 2016).

En el estado del arte sobre la detección de la enfermedad de la Roya en los cultivos de café, se evidencia una implementación relacionada con su crecimiento en los cafetos de Colombia, basada en técnicas de clasificación altamente interpretables conocidas como árboles de decisión. El modelo propuesto por los autores evalúa dos sistemas de árboles, siendo el primero creado a partir de una base de conocimiento asociada a diferentes variables agronómicas y meteorológicas tomadas cerca de la zona dónde se realizó el estudio; mientras que el segundo se elaboró por medio de patrones de grafos obtenidos a partir de la clasificación del estado de crecimiento de la Roya en el cultivo de café, los cuales se comparan a través de un algoritmo de coincidencias entre grafos creado por los autores denominado: CRD-GPM, del cual se almacenan los grafos coincidentes en el estudio considerados como los clasificadores resultantes, que finalmente se evalúan con base en los resultados recopilados obteniendo un 81.4% de exactitud y la aprobación parcial del modelo por parte de un experto cualificado en el campo de acción (Lasso et al. 2017).

Teniendo en cuenta la importancia de comparar técnicas de clasificación orientadas a la detección de la Roya en las hojas de café en la literatura se encuentra una investigación que implementa tres clasificadores (SVM, árbol de decisión y KNN), para categorizar 5 etapas de la enfermedad de la Roya producida por el hongo Hemileia vastatrix. Los clasificadores se entrenaron con base en imágenes hiperespectrales, las cuales permiten obtener diferentes canales asociados a longitudes de onda distintos, siendo estos fundamentales para analizar y caracterizar el estado de un píxel. Cabe resaltar que las regiones de interés en el campo de aplicación con que se entrenaron los modelos, fueron seleccionadas manualmente y mediante la técnica de reducción de características PCA, se obtuvieron dos características influyentes en los estados definidos para las hojas de café. Para comprobar los clasificadores se utilizó un conjunto de 140 imágenes hiperespectrales obtenidas de una plantación de café ubicadas en San Nicolás, Perú. Se compararon los tres clasificadores y una vez escogido el de mejor desempeño según la métrica de exactitud (SVM - 94.7%). Se contrastaron los resultados obtenidos con los propuestos por un

conjunto de expertos que evaluaron bajo la escala SAGARPA, dando resultados similares con datos estadísticos relativamente cambiantes observados con base en la estadística exploratoria (Castro et al. 2018).

Por otra parte, en otra propuesta los autores plantean una solución a la predicción del estado de una planta de café según las diferentes etapas de la enfermedad de la Roya. En específico el objeto de estudio consiste en predecir cuándo una hoja de planta de café se encuentra en estado tradicional (sano), enfermedad leve (inicial), enfermedad grave (etapa final), basándose en la reflectancia de imágenes multiespectrales tomadas por un esprectroradiómetro portátil Apogee VIS-NIR, del cual se obtuvieron 7 canales de frecuencia que se utilizaron para predecir los posibles estados. Sin embargo, previo a utilizar el conjunto de datos en el modelo se realizó una ponderación de los diferentes canales obtenidos con el propósito de conocer si el modelo se comportaría mejor con todo el conjunto de datos o con los más incidentes. En cuanto a la implementación del modelo se refiere, los autores se basaron en el algoritmo de aprendizaje automático de regresión de mínimos cuadrados parciales (RBF-PLS), con una precisión del 92% (Chemura et al. 2018).

Por otra parte, se encuentra una investigación asociada a un modelo que plantea detectar y segmentar la Roya en hojas de planta de café con base en un conjunto de imágenes tomado en una finca cafetera de Brasil. La técnica empleada para detectar la enfermedad se basa en la optimización de un filtro que permite detectar los patrones característicos de la roya en la planta de café, teniendo en cuenta que las imágenes de entrenamiento se encontraban a blanco y negro después de un preprocesado del conjunto de datos. Además, para segmentar la imagen se utilizaron las escalas cromáticas HSV y SD, dado que permiten distinguir el fondo de las hojas. Para verificar la efectividad del modelo se utilizó el coeficiente de Dice, dando como resultado que todas las imágenes del Dataset se clasificaron correctamente (Marcos, Rodovalho, and Backes 2019).

Otra investigación se enfocó en la creación de dos modelos basados en la técnica de Machine Learning denominada como redes neuronales, los cuales fueron implementados por medio de diferentes herramientas (OpenCV y Nvidia Digits), utilizando el mismo conjunto de datos compuesto por imágenes con diferentes tamaños, la distancia de la cámara a la planta variante y la categorización de los mismos. El objeto de los dos modelos fue clasificar el estado de una hoja de la planta de café con base en la categorización de

sana o enferma según la enfermedad de la Roya. Los modelos fueron entrenados con el 75% del dataset y tuvieron un porcentaje de precisión del 98% para el mejor modelo y para el segundo de 83%, con base en la comparación de los resultados obtenidos por estos frente a la opinión del presidente de la Asociación Hondureña de Productores de Café (Caballero and Duke 2020).

La última investigación encontrada en este apartado corresponde a un modelo que permite encontrar diferentes variables asociadas al rendimiento de un cultivo de café con base en la evaluación de la enfermedad de la Roya que puede presentar, aplicando técnicas de teledetección para establecer mediante imágenes multiespectrales tomadas de dos satélites del Servicio Geológico de Estados Unidos (USGS), permitiendo la caracterización espacial, temporal y espectral de 4 cultivos de café en la zona de Carmo, Rio Claro, Minas Gerais, Brasil, entre agosto de 2012 y diciembre de 2014. Para obtener una comparativa de datos con que contrastar de los resultados de las imágenes multiespectrales, se obtuvieron datos de manera manual con base en del tipo de riego que presentaba cada cultivo, el nivel de Roya evidenciado en 5 cafetos de cada cultivo o área estudiada cada dos meses e información meteorológica obtenidos a partir de una estación ubicada a 120 km de cercanía al área de medición. Posteriormente se establecieron los canales de onda con mayor incidencia en cada una de las variables tomadas como referencia con base en los datos obtenidos de las imágenes (de Oliveira Pires, de Carvalho Alves, and Pozza 2020).

Anfis

Se presentó un estudio enfocado en caracterizar el estado de los cultivos de berenjena y tomate, a través del uso de la técnica de un Sistema adaptativo de inferencia neuro difusa híbrido (ANFIS), el cual se alimentó por patrones de textura de imágenes segmentados previamente (Método Otsu's). Teniendo en cuenta que este tipo de sistemas permite refinar las funciones de pertenencia encontradas en un sistema de inferencia difusa, contando con capas de adecuación y emulación de las etapas de fuzzificación, interpretación, defuzzificación y clasificación, se obtuvieron patrones que determinaron imágenes que corresponden a plantas enfermas o sanas. Además, los autores utilizaron una técnica de extracción de características denominada Matriz GLCM, diseñada para calcular las características con mayor incidencia en el objeto de estudio, las cuales permiten

diferenciar 9 enfermedades que presentan los cultivos con una precisión del 90.7% correspondiente al de tomate y del 98.0% para el de berenjena (Sabrol and Kumar 2019).

Se evidencia otro estudio realizado en la India, teniendo como justificación la importancia agrícola en ese país, por lo que, se propone un modelo basado en técnicas de clasificación (Anfis), segmentación (manual y de doble línea de agrupamiento) y medición, con el propósito de detectar enfermedades en las hojas de los cultivos locales como tomate, pepino y uva. Los datos empleados para realizar la investigación provienen de diferentes organizaciones relacionadas con la agricultura, siendo estas imágenes que fueron insumo para comparación con diferentes técnicas de segmentación y clasificación encontradas en la literatura. El método propuesto considera un sistema neuro difuso, un filtro de ruido de imagen y un agrupador de pixeles de doble línea que en su conjunto identifican el área considerada como enferma. Cabe aclarar que el flujo de interacción con el usuario comienza con la toma de la imagen desde un dispositivo Android que posteriormente es enviada al sistema mediante SMS (Subramani et al. 2018).

4.2 MARCO CONCEPTUAL

En esta subsección se definen y delimitan los conceptos involucrados en el caso de estudio. Estos términos son los empleados con mayor frecuencia en la investigación, en las variables que la representan y sobre los cuales convergen las fases del conocimiento de la propuesta.

4.2.1 Medición del Error

La efectividad de un algoritmo, se calcula comparando las predicciones obtenidas con los valores objetivo de referencia. Para cada muestra i, i = 1: N (donde N es el tamaño del conjunto de validación o del conjunto de prueba), el valor objetivo es un coeficiente numérico continuo Y*i* para problemas de regresión, o un vector de indicadores binarios [Y*il*] en {0, 1}, que para problemas de clasificación de varias clases o etiquetas se tiene tantas como sea necesario (una por clase *l*). Por lo tanto, entre mayor sea la coincidencia entre los valores de predicción con los objetivo, se tendrá como resultado un algoritmo con alto nivel de asertividad (Guyon et al. 2015).

La manera conveniente de describir el rendimiento de un modelo de clasificación cuando se aplica a un conjunto de datos, es mediante una matriz de confusión, la cual se presenta en la Figura 1.

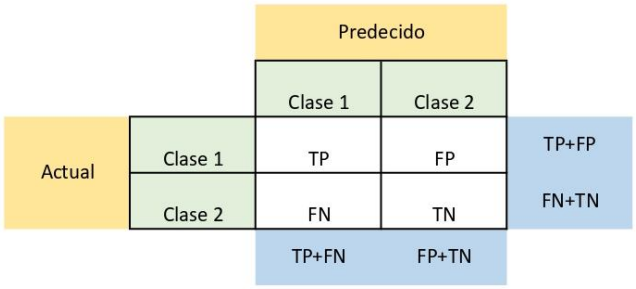


Figura 1: Matriz de confusión. Basado en: (Denu Mosley 2013)

Teniendo como base la ilustración anterior, se establece una amplia gama de medidas de desempeño, dónde las más comunes y básicas son (Kelleher, Namee, and D'Arcy 2017):

- Tasa de verdaderos positivos (TPR)

$$TPR = \frac{TP}{(TP + FN)} \quad \textbf{(1)}$$

- Tasa de verdaderos negativos (TNR)

$$TNR = \frac{TN}{(TN + FP)} \quad \textbf{(2)}$$

- Tasa de falsos negativos (FNR)

$$FNR = \frac{FN}{(TP + FN)} \quad \textbf{(3)}$$

Tasa de falsos positivos (FPR)

$$FPR = \frac{FP}{(TN + FP)} \quad \textbf{(4)}$$

Otras métricas de rendimiento para modelos de clasificación, derivadas de la matriz de confusión comúnmente utilizadas son (Denu Mosley 2013):

- Accuracy o Exactitud: Como medida de rendimiento por defecto actual, la exactitud general es fácil de calcular e interpretar. Dentro de una matriz de confusión, las observaciones clasificadas con éxito aparecen a lo largo de la diagonal. La exactitud, por lo tanto, es simplemente la proporción de observaciones correctamente clasificadas dividida por el número total de ejemplos. Por lo tanto, la exactitud se define como:

$$accuracy = \frac{TP + FN}{TP + FN + FP + TN} \quad \textbf{(5)}$$

- Precisión: La precisión captura la frecuencia con la que un modelo hace una predicción positiva, esta predicción resulta ser correcta. La precisión nos proporciona el nivel de confianza asociada a que una instancia predicha tendrá el nivel objetivo positivo y en realidad tenga el nivel objetivo positivo.

$$precisión = \frac{TP}{TP + TN} \quad \textbf{(6)}$$

- Recall: Nos proporciona información acerca de la seguridad ofrecida por el modelo en cuanto al acierto en instancias con nivel objetivo positivo, siendo equivalente con la TPR (Tasa positiva verdadera), definida previamente.

$$recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad \textbf{(7)}$$

- Especificidad: Proporciona la tasa de verdaderos negativos (TN), enfocándose en los ejemplos negativos que el algoritmo haya clasificado correctamente y se define como:

$$especificidad = \frac{TN}{TN + FP} \quad \textbf{(8)}$$

4.2.2 Optimización mediante algoritmos genéticos

Algoritmos Genéticos

Los algoritmos genéticos son basados en los principios y elementos de la genética y de la selección natural como: la reproducción, el cruzamiento y la mutación, los cuales son utilizados para el procedimiento de búsqueda genética (Rao 2009).

Estos algoritmos difieren de otros métodos de optimización en los siguientes aspectos (Rao 2009):

1. Una población de puntos es utilizada por empezar el procedimiento de un único punto de diseño. Si el número de variables de diseño es n, usualmente el tamaño de la población se toma como 2n hasta 4n. Debido a que muchos puntos son utilizados como soluciones candidatas, estos algoritmos no suelen caer atrapados en un mínimo local.
2. Usa sólo los valores de la función objetivo. Las derivadas no se utilizan.
3. Las variables de diseño son representadas como cadenas de variables binarias que corresponden a cromosomas de la genética. Por ello, el método de búsqueda es naturalmente aplicable para resolver problemas de programación entera y discreta; para el caso continuo, la cadena puede variar para llegar a la solución deseada.
4. La función objetivo corresponde a un vector de diseño que toma el rol de “aptitud” (“*fitness*” en inglés) en la genética.
5. En cada generación, un nuevo conjunto de cadenas se produce utilizando selección aleatoria de los padres y cruzamiento de las generaciones anteriores (conjuntos de cadenas anteriores). No son técnicas de búsqueda aleatoria, sino que exploran eficientemente las nuevas combinaciones con el conocimiento disponible para hallar una nueva generación con mejor “fitness” o valor de la función objetivo.

Algoritmos Cuasi-Newton

El método de Newton posee buenas características; es rápido, al menos una vez llega cerca al mínimo en pocas iteraciones y con algunas transformaciones se convierte en un método descendiente que busca el mínimo en vez de puntos críticos generales (Liu, Bouaziz, and Kavan 2017).

Sin embargo, la mayor desventaja al implementar este método es el alto costo computacional en el cual se debe incurrir para solucionar los sistemas de ecuaciones no lineales mediante el cálculo de derivadas parciales en un punto para posteriormente solucionar el sistema a través de la matriz jacobiana correspondiente. (Liu et al. 2017).

Como solución a esta problemática aparecen los algoritmos denominados Cuasi-Newton. Estos algoritmos son iterativos y conllevan una serie de búsquedas lineales que generalmente cuentan con el cálculo del valor de una función f y su gradiente en cada iteración (Liu et al. 2017).

Algoritmos de punto interior

Se encuentra en la familia de algoritmos no lineales restringidos y exactos que maneja desde problemas grandes y dispersos, así como pequeños problemas densos o de punto interior. Este algoritmo satisface los límites en todas las iteraciones y puede recuperarse de resultados *NaNInf* (indeterminados), siendo un algoritmo empleado a gran escala en software matemáticos o de ciencia de datos como Matlab (MathWorks 2022a).

Al ser un algoritmo empleado a gran escala utiliza álgebra lineal que no necesita almacenar, ni operar en matrices completas, sino lo realiza internamente mediante el almacenamiento de matrices dispersas, mediante el uso de álgebra lineal dispersa disminuyendo una cantidad significativa de memoria y tiempo de ejecución (MathWorks 2022a).

El algoritmo de punto interior puede combinarse con otras técnicas de optimización y aceptar una función Hessiana como entrada, obteniendo una solución más rápida y precisa para un problema de minimización restringida (MathWorks 2022c). El enfoque de punto interior para la minimización restringida corresponde a resolver una secuencia de problemas aproximados de minimización donde el problema original se enmarca en un problema de correlación (MathWorks 2022b).

$$min_x F(x), \qquad sujeto\ a\ = h(x) = 0\ y\ g(x) \leq 0$$

Donde por cada $\mu > 0$, el problema aproximado es:

$$min_{x,s} F_u(x,s) = min_{x,s} F(x) - \mu \sum_i ln(s_i), sujeto\ \ a\ \ s \geq 0, h(x) = 0, y\ \ g(x) + s = 0$$

Hay tantas variables de holgura s_i como restricciones de desigualdad g. Los s_i están restringidos a ser positivos para mantener los iterados en el interior de la región factible. A medida que μ disminuye a cero, el mínimo de F_u debe acercarse al mínimo de F. El término logarítmico agregado se llama función de barrera.

4.2.3 Lógica Difusa

El lenguaje natural es posiblemente la más poderosa forma de comunicación que poseen los seres humanos para cualquier problema o situación que requiera solución o razonamiento. Este poder no se ha explotado en los paradigmas matemáticos modernos, no tanto como en la lógica difusa (Ross 2010).

Un sistema difuso consiste en un sistema en el cual los rangos de las variables sobre los cuales representan sus estados (o, al menos, algunas de ellas) se tratan de conjuntos difusos. Para cada variable, los conjuntos difusos son definidos en algún conjunto difuso que a menudo es un intervalo de números reales y las variables asociadas son variables lingüísticas (Klir and Yuan 1995).

A continuación, se presentan los sistemas de inferencia difusa de tipo Mamdani, así como de tipo Sugeno y Tsukamoto, para finalizar, un sistema de inferencia neurodifuso adaptativo (ANFIS).

Sistema de Inferencia Difuso MAMDANI

Los sistemas de inferencia difusa de tipo Mamdani fueron diseñados originalmente para imitar el rendimiento de los operarios humanos encargados de controlar ciertos procesos industriales(Izquierdo and Izquierdo 2018).

La idea de este sistema era resumir la experiencia del operario en una serie de reglas (lingüísticas) condicionales SI-ENTONCES (IF-THEN) que una máquina pueda emplear

para controlar automáticamente el proceso. Específicamente, utilizando este conjunto de reglas condicionales, un sistema difuso de tipo Mamdani define una función f que genera salidas numéricas y=f(x) a partir de valores (por lo general numéricos) de entrada x (Izquierdo and Izquierdo 2018).

La mayoría de sistemas Mamdani están compuestos de múltiples reglas condicionales (IF-THEN). Naturalmente, cada una de estas reglas puede pertenecer a distintos conjuntos difusos. Además, los antecedentes y los consecuentes se pueden conectar a través de conectores lógicos Y (AND) y O (OR) (Izquierdo and Izquierdo 2018).

Dado que los sistemas de tipo Mamdani cuentan con una base de reglas fácil de comprender e intuitivo, son apropiados para aplicaciones de sistemas expertos donde estas son creadas a partir del conocimiento experto humano, como en diagnósticos médicos (MathWorks 2019).

El sistema Mamdani pasa por seis etapas o pasos para calcular la respectiva salida, que se muestran a continuación (Knapp 2007).

1. Determinar un conjunto de reglas difusas.
2. Realizar el proceso de crear los conjuntos borrosos o difusos (“fuzzify” en inglés) en las entradas utilizando las funciones de pertenencia de la entrada.
3. Combinar las entradas difusas de acuerdo a las reglas difusas para establecer el peso de la regla.
4. Encontrar la consecuencia de la regla combinando el peso de la regla y la función de pertenencia de la salida.
5. Combinar los consecuentes para obtener una distribución de salida.
6. Realizar el proceso de “defuzzify” sobre la distribución de la salida. Se realiza cuando se una salida concreta.

El anterior proceso se puede representar por una entrada concreta y una salida (que puede ser difusa o concreta), lo cual se presenta en la Figura 2.

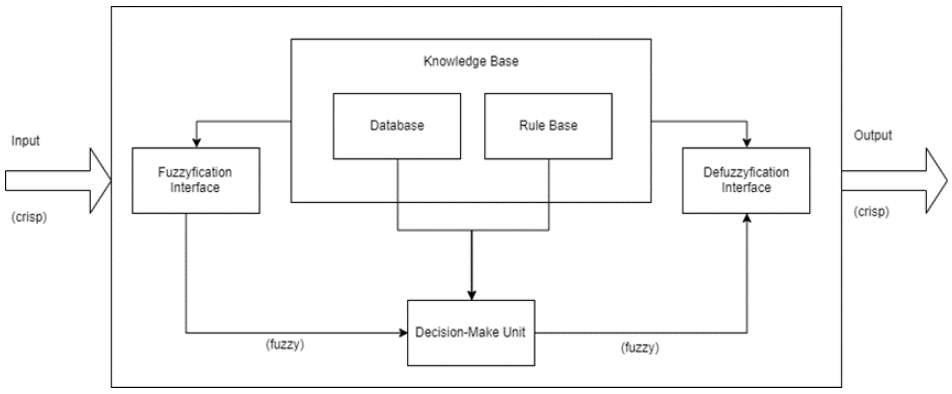


Figura 2 Sistema de inferencia difusa convencional. Tomado de: (Jang 1993).

Un ejemplo popularmente conocido para la aplicación de sistemas de inferencia difusa de tipo Mamdani, se relaciona con la entrega de propina a los servidores de un restaurante con base en el servicio brindado por estos a sus comensales, siendo presentado en la Figura 3.

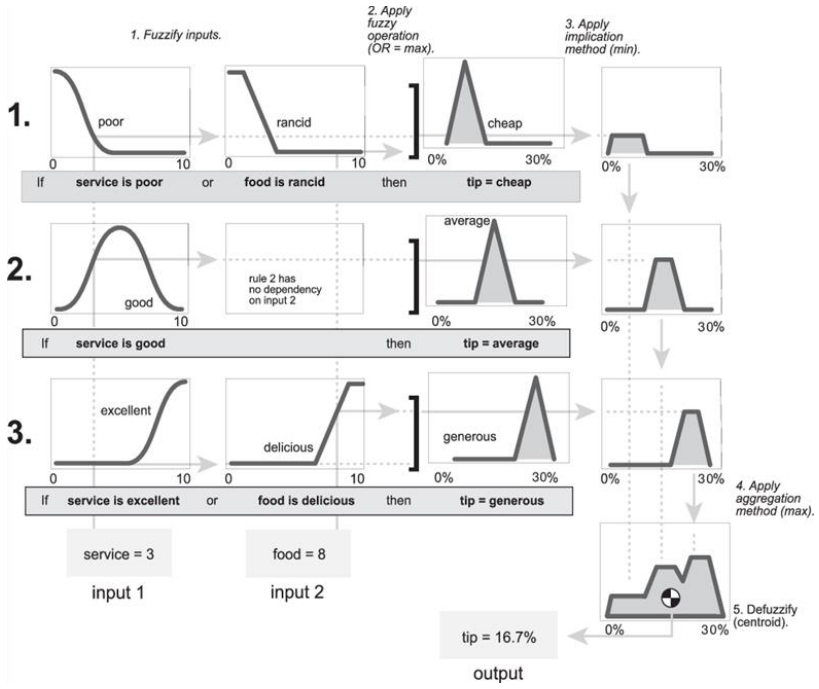


Figura 3. Ejemplo de Inferencia en un sistema de inferencia difusa de tipo Mamdani. Tomado de: (MathWorks 2019).

Entre las ventajas con las que cuenta un sistema de inferencia difusa de este tipo se puede mencionar (MathWorks 2019):

- Intuitivo.
- Diseñado para una apropiada entrada de datos para un ser humano.
- Base de reglas con mayor interpretabilidad.
- Amplia aceptación.

Sistema de Inferencia Difuso SUGENO

Es un sistema de inferencia parecido al Mamdani, aunque su diferencia principal recae en que en el sistema Sugeno no se cuenta con una función de pertenencia en la salida, en vez de esta, se tiene un número concreto que es calculado multiplicando cada entrada por una constante (coeficientes) y luego sumando los resultados correspondientes (Knapp 2007), por lo cual permite expresar la dinámica local de cada regla difusa mediante una expresión lineal.

- Este sistema de inferencia cuenta con las siguientes ventajas (MathWorks 2019):
- Eficiencia a nivel computacional en tiempo de ejecución.
- Funciona con diferentes técnicas de optimización, técnicas adaptativas y técnicas lineales (Ejemplo: Control PID).
- Es apropiada para realizar análisis matemático.

En la Figura 4, se observa como el sistema Sugeno opera, para un sistema de dos entradas x e y.

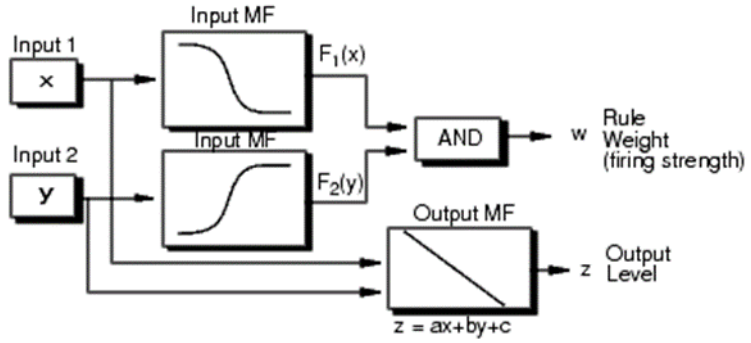


Figura 4. Inferencia en un sistema de inferencia difusa de tipo Sugeno. Recuperado de: (MathWorks 2019).

Uno de los principales inconvenientes que posee este tipo de sistemas es que no existe un método intuitivo fiable para determinar los valores de los coeficientes. (Knapp 2007).

Una de las ventajas de utilizar Sugeno en vez de Mamdani es la existencia de algoritmos que pueden optimizar el sistema, uno de los más conocidos es el ANFIS.

ANFIS

Este sistema de inferencia difusa, utiliza un procedimiento de aprendizaje híbrido basado en el marco de trabajo de las redes neuronales adaptativas. El sistema ANFIS construye un mapa de entrada-salida basado en conocimiento humano y de los datos de entrada y salida establecidos para el problema de modelamiento (Jang 1993). Es utilizado en la predicción de series de tiempo caóticas, así como de sistemas de control automático y procesamiento de señales (Jang 1993).

En la Figura 5 se observa un sistema de razonamiento difuso de tipo 1, junto a su equivalente en una arquitectura de tipo ANFIS:

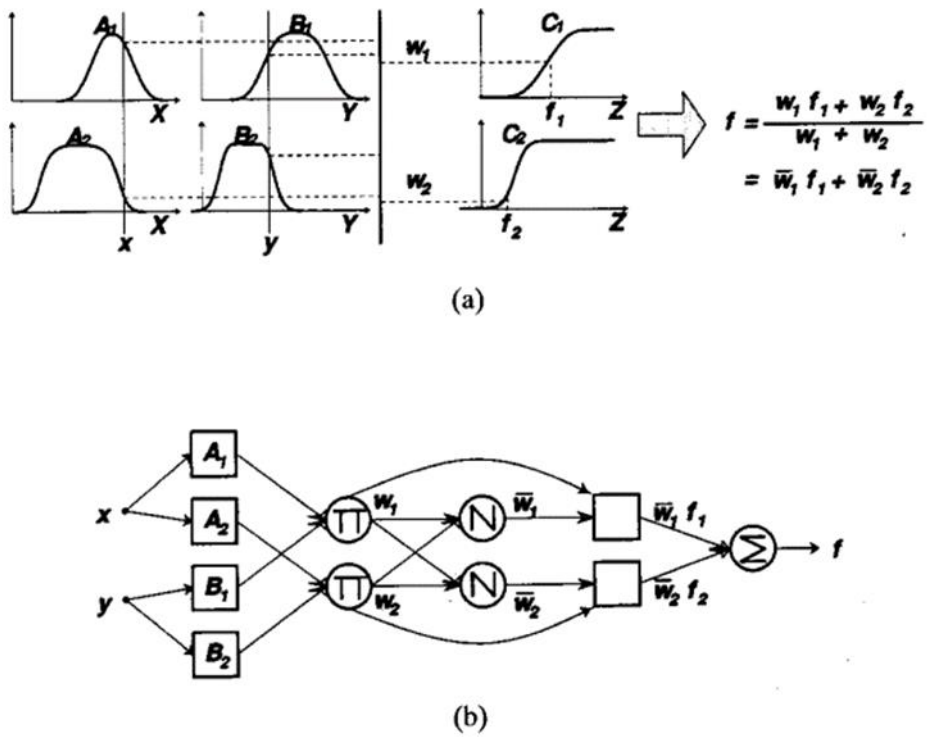


Figura 5: (a) Sistema de razonamiento difuso tipo 1 y (b) su equivalente ANFIS de tipo 1. Recuperado de: (Jang 1993)

Los parámetros que conforman el sistema de inferencia difuso se pueden optimizar de manera automática utilizando este algoritmo (Knapp 2007). El Sistema de Inferencia

Neurodifuso adaptativo es un algoritmo que toma los parámetros del sistema de inferencia difuso y los adapta utilizando redes neuronales (Knapp 2007).

Los pasos para construir un sistema ANFIS basados en lo afirmado por (Knapp 2007) son:

1. Diseñar un sistema de inferencia de tipo Sugeno con el fin de realizar la clasificación.
2. Optimizar de manera manual el sistema de inferencia difuso con base a los datos de clasificación de entrada.
3. Preparar los datos de entrenamiento y de prueba.
4. Ejecutar el algoritmo ANFIS sobre los datos de entrenamiento.
5. Probar los resultados utilizando datos de prueba.

Las ventajas representativas con las que cuenta este tipo de sistema son (Isanta Navarro 2013):

- Su estructura permite uso de la computación en paralelo.
- La representación del conocimiento es bien estructurada.
- Integración con otros métodos de diseño de control.

4.2.4 Cultivo de café

El cultivo de café es de gran importancia a nivel mundial, principalmente porqué de su fruto se elabora la bebida más popular del mundo: “Café”, siendo consumidas cada año alrededor de 500 billones de tasas del líquido (Club 2015). Por otra parte, representa un gran número de empleos directos en las granjas de café (25 millones) y es catalogado como el segundo producto más valioso del mundo con un valor de más de $USD 100 billones, superando al oro o gas natural (Club 2015).

Este cultivo crece de manera satisfactoria en la zona delimitada por los trópicos de cáncer y capricornio conocida como el cinturón de granos (Club 2015). Una de las razones para hacer de esta región un ecosistema ideal para el crecimiento de la planta de café es la abundancia de energía solar, la humedad relativa entre el 70% y el 85%, fuentes hídricas cercanas de abastecimiento, temperatura media entre 18°C y 22.5°C (Federación Nacional de Cafeteros de Colombia 2007).

En cuanto al contexto nacional, Colombia es el tercer productor del fruto a nivel mundial con alrededor de 750 millones de Kg representados en un 25% del Producto Interno bruto (PIB) del país (Grupo Bancolombia 2018).

Hoja del cultivo de café

La hoja del cultivo de café permite realizar los procesos de: fotosíntesis, transpiración y respiración en el cafeto, por lo tanto son de gran importancia para la producción del cultivo de café y más teniendo en cuenta que las hojas nacen en las ramas cada 15 o 20 días (Grupo Bancolombia 2018).

Las hojas de café, suelen tener los colores y características presentados en la Figura 6.



Figura 6: Hoja de planta de café. Tomada de: (Grupo Bancolombia 2018)

Enfermedades en el cultivo de café

El manejo de las principales plagas y enfermedades de los cafetales en Colombia es motivo de constante trabajo y esfuerzo para las familias caficultoras. Las plagas son los insectos, mientras que las enfermedades son causadas por hongos, bacterias, virus y nematodos. Ambas representan un impacto económico en los cultivos (Federación Nacional de Cafeteros 2017).

Roya del cafeto (Hemileia vastatrix)

La Roya del café es considerada una de las enfermedades de plantas más catastróficas de toda la historia. Está dentro de las siete pestes y/o enfermedades de las plantas que ha dejado mayores pérdidas en los últimos 100 años (López, Suarez, and Orozco Miranda 2016).

Es el principal problema fitosanitario de alto impacto para la caficultura. Las pérdidas en América Latina se calculan en 30% de las cosechas (Grupo Bancolombia 2018).

Los síntomas producidos por esta enfermedad se acentúan como lesiones cloróticas inicialmente evidenciadas con la decoloración de la hoja y la presencia de un polvo amarillo o naranja (Waller 1982). Lo anterior presentado en la Figura 7.



Figura 7: Roya. Tomado de: (Avelino et al. 2015)

Su función es definir el significado de los términos (lenguaje técnico) que van a emplearse con mayor frecuencia y sobre los cuales convergen las fases del conocimiento científico. Con base en la teoría presentada y el enfoque individual del investigador, éste define y delimita conceptualmente los términos que pueden aparecer involucrados en las variables de investigación (síntomas y causas del problema), en los objetivos planteados o en el marco teórico.(Calvo 2016)

4.2.5 Índices de Color

Los índices de color a utilizar presentan bondades para diferenciar la vegetación que se encuentra en estado sano de la que no lo está, además estos índices superan al índice de color más utilizado en el campo agrícola NVDI (Índice de vegetación de diferencia normalizada) en cuanto se utilicen imágenes de detección cercanas (Nijland et al. 2014).

Un factor importante frente al uso de los índices tomados como variables características en el estudio de la presente investigación, es el poder disminuir las diferencias de iluminación de las imágenes al medir la luz verde en relación con la roja y azul, bajo la escala cromática RGB (Reid et al. 2016).

EG – Verde extremo

Cuenta con gran capacidad de distinguir la cavidad foliar frente a objetos de fondo que se puedan presentar en la imagen (Reid et al. 2016), y la fórmula que lo define es:

$$EG = 2G - (R + B) \quad \textbf{(9)}$$

GCC – Coordenadas cromáticas verdes

Este índice de color cuenta con un alto nivel de probabilidad de disminuir la variabilidad causadas por las diferencias en la iluminación entre imágenes (Reid et al. 2016), y la fórmula que lo define es:

$$GCC = \frac{G}{R + G + B} \quad \textbf{(10)}$$

4.3 MARCO ESPACIAL

El ámbito en el cual se enmarca la generación de conocimiento relacionado con la construcción de un modelo de clasificación supervisado, para la detección temprana de diferentes etapas de la Roya en cultivos de café, se basa en el conjunto de datos BRACOL a utilizar en el desarrollo de investigación, originario de Santa María de Marechal Floreano en las regiones montañosas del estado de Espirito Santo, Brasil (Krohling, Esgario, and Ventura 2019).

Por lo tanto, el modelo se delimita a cafetos de la especie coffea arabica que cuenten con facilidad de acceso, para la toma de imágenes que representen sus hojas individualmente, teniendo en cuenta que la superficie requerida es su parte abaxial (Krohling et al. 2019). Factores como el brillo y la saturación de las imágenes no se tienen contemplados como un factor de riesgo, debido a la naturaleza de los índices de color utilizados en el modelo (Reid et al. 2016).

La población destino se encuentra enmarcada en caficultores que desean aumentar la inocuidad y productividad de sus cultivos, a partir de la detección temprana de la Roya. Los caficultores se delimitan geográficamente por la especie de café sembrada en sus territorios, correspondiendo a las ubicaciones pertenecientes a los trópicos de cáncer y capricornio, para la variedad coffea arabica (Avelino et al. 2015).

5. HIPÓTESIS

Un modelo de clasificación supervisado basado en un sistema de inferencia difusa mejorado mediante algoritmos de optimización híbridos, basado en rangos de los índices de color EG o GCC, permite detectar de manera temprana la Roya en hojas del cultivo de café, facilitando a los caficultores la identificación de la enfermedad.

6. MARCO METODOLÓGICO

La metodología presentada se elaboró con el propósito de observar de manera explícita las actividades y los métodos necesarios para el desarrollo de la investigación con base en el cumplimiento de los objetivos específicos, incluyendo una fase previa pertinente para comprender el estado del arte asociado a este proyecto, con el propósito de alcanzar una solución a la pregunta del problema de investigación (Gómez Vargas 2015).

6.1 ACTIVIDADES PRELIMINARES AL DESARROLLO DE LA INVESTIGACIÓN

Esta fase se asocia a la comprensión de conceptos y técnicas relacionadas con el objeto de estudio, por lo que de manera hipotético-deductiva se estudiará el estado del arte correspondiente a la detección de enfermedades en plantas, con el propósito de encontrar vacíos de conocimiento posteriormente solucionables.

Por lo anterior, esta fase se compone de las siguientes actividades:

- Realizar la revisión del estado del arte asociada a modelos propuestos por la comunidad científica para detectar enfermedades en plantas.
- Estudiar las técnicas de detección temprana de enfermedades asociadas a patógenos que producen pérdidas de rendimiento en los cultivos, con base en la literatura académico científica encontrada.
- Agrupar las técnicas de detección de enfermedades estudiadas, según la naturaleza que posean en cuanto a su implementación y ejecución (herramientas utilizadas, algoritmos involucrados, partes de la planta analizadas y variables tomadas).
- Analizar las ventajas y desventajas de las técnicas agrupadas para comprender el vacío de conocimiento que presentan cada una de estas.
- Estudiar las causas y consecuencias de las enfermedades en las plantas generadas por patógenos, entre las cuales se encuentran factores internos y externos relacionados con los hongos y plagas que las transmiten.
- Identificar las características preponderantes en la detección de enfermedades producidas por patógenos con base en sus diferentes etapas de geminación.

6.2 ELABORACIÓN DEL MODELO CONCEPTUAL

En esta fase se identifican y caracterizan las fuentes de incertidumbre, y las relaciones entre estas, asociadas a la detección de las etapas de la enfermedad de la Roya producida por el hongo Hemileia vastatrix en las hojas de las plantas de café, mediante el uso del método de análisis síntesis y el modelamiento conceptual.

Las actividades a realizar en esta etapa corresponden a:

- Identificar las fuentes de incertidumbre relacionadas con la clasificación del estado de una hoja de café (sintomática o asintomática) en técnicas de análisis de imagen, según atributos explícitos o implícitos en características observables por el ojo humano y por ende por sistemas computacionales.
- Construir un modelo conceptual que represente las causas y efectos identificados en el objeto de detección de la enfermedad de la Roya y sus diferentes etapas en las hojas de café, con base en valores cuantitativos a nivel de píxel asociados a índices de color.

6.3 IDENTIFICACIÓN Y ANÁLISIS DEL CONJUNTO DE DATOS

Esta fase utiliza la estadística inferencial y el método empírico, para determinar y analizar el conjunto de datos a utilizar como base de entrenamiento, prueba y validación del modelo de clasificación a implementar. Las actividades de esta etapa son:

- Identificar un conjunto de datos de acceso abierto, que cuente con imágenes a color que representen hojas de plantas de café asintomáticas y sintomáticas al hongo Hemileia vastatrix que ocasiona la enfermedad de la Roya.
- Analizar a nivel de pixel todos los que componen cada una de las imágenes del conjunto de datos, para determinar el rango de valores que toman estos cuando son sintomáticos o asintomáticos, según las fuentes de incertidumbre identificadas.
- Segmentar los rangos de valores obtenidos para los pixeles sintomáticos según la etapa de infección que representa la imagen analizada.
- Analizar la distribución de la variable asociada a cada uno de los intervalos obtenidos, para determinar su función de densidad.

6.4 DISEÑO E IMPLENTACIÓN DEL MODELO DE CLASIFICACIÓN SUPERVISADO

En esta etapa se diseña y elabora el modelo de clasificación supervisado, para detectar diferentes etapas de germinación de la Roya en hojas de plantas de café, la cual teniendo en cuenta la naturaleza de la propuesta se basa en modelos estocásticos.

Las actividades a desarrollar se definen como:

- Especificar las variables a utilizar con base en las fuentes de incertidumbre identificadas.
- Definir las reglas de la base de conocimiento del modelo de clasificación según la relación causal de las variables de entrada y salida escogidas.
- Construir el modelo de clasificación según las variables de entrada y salida, y la base de conocimiento establecidas.
- Determinar la herramienta computacional y el lenguaje a utilizar para la construcción del modelo de clasificación.

6.5 OPTIMIZACIÓN DEL MODELO DE CLASIFICACIÓN SUPERVISADO

Esta etapa especifica las actividades a realizar para optimizar el modelo de clasificación a fin de aumentar su precisión, con base en metaheurísticas llevadas a cabo por el método de aprendizaje por demostraciones (Mitić et al. 2018).

- Identificar los algoritmos de optimización que se destaquen por aumentar la precisión en técnicas de clasificación.
- Determinar el conjunto de demostraciones necesario para que el algoritmo mejore la precisión asociada a la clasificación del modelo.
- Construir los algoritmos de optimización escogidos con base en las variables del modelo, sus relaciones, los parámetros de aceptación y el conjunto de demostraciones.
- Determinar la herramienta computacional y el lenguaje para llevar a cabo el entrenamiento y validación de los algoritmos de optimización definidos.

6.6 VERIFICACIÓN Y VALIDACIÓN DEL MODELO DE CLASIFICACIÓN SUPERVISADO

En esta etapa se verifica y valida el modelo de clasificación resultante, a partir de la comparación de sus resultados con los obtenidos por diferentes propuestas de investigación asociadas al campo de estudio, a partir de mecanismos con base estadísticos descriptivos. Las actividades a desarrollar se presentan a continuación:

- Evaluar los resultados proporcionados por el modelo, con base en métricas de clasificación (accuracy, precisión, re-call, especificidad y AUC).
- Comparar los valores obtenidos según las métricas de clasificación con otros modelos propuestos en el estado del arte sobre la detección de enfermedades en plantas.
- Analizar las diferencias y similitudes de los modelos propuestos en la literatura con el desarrollado.
- Desarrollar el aplicativo software que evidencie la implementación del modelo siguiendo la metodología ágil de SCRUM (Pressman 2010).

7. LIMITACIONES

El modelo de clasificación supervisado resultado de esta investigación presenta las siguientes limitaciones:

- El modelo de clasificación de una imagen que representa una hoja de café sana o afectada por la Roya, se basa en un análisis a nivel de píxel de cada uno de los que la conforma, por lo tanto, entre mayor sea el tamaño de la imagen el tiempo de ejecución del algoritmo será mayor.
- El conjunto de datos de imágenes con el que el modelo fue entrenado se enfoca directamente en el área de la hoja de una planta de café, por lo que es necesario tomar imágenes segmentadas a la zona de la hoja de la planta para que este proporcione clasificaciones con bajo nivel de ruido.

8. DESARROLLO DE LA INVESTIGACIÓN

8.1 MODELO CONCEPTUAL

Para el diseño del modelo conceptual, se establecieron como fuentes de incertidumbre los índices de color GCC y EG, debido a que en la literatura se sugerían estos para discriminar el estado sano del enfermo en una planta, empleando técnicas de análisis de imagen.

Teniendo en cuenta las variables influyentes en el estado de una planta de café, se construyó un modelo que permite representar las causalidades de los posibles valores de los índices de color respecto a la detección de la enfermedad de la roya en hojas del cultivo de café, dónde el índice de color GCC está enfocado en la luminosidad y el EG en la diferenciación de superficies, cómo se puede observar en la Figura 8.

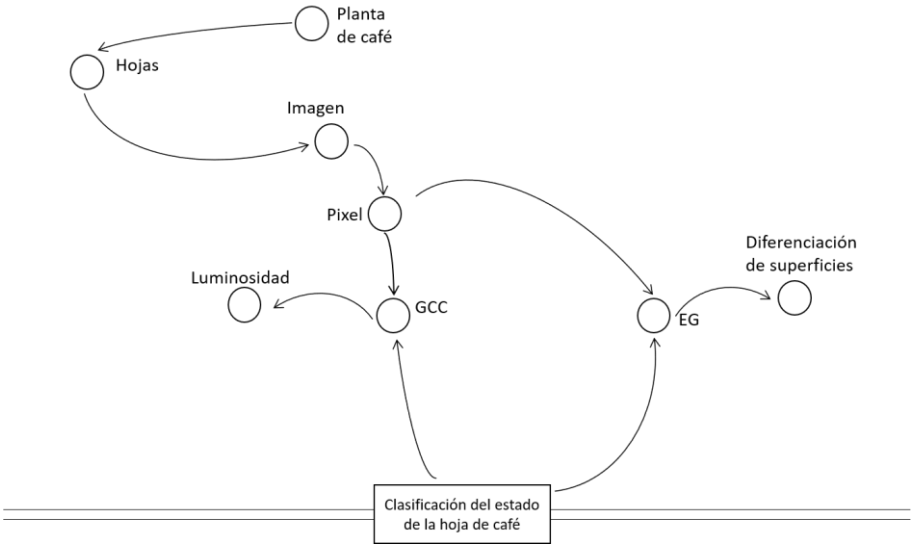


Figura 8: Modelo Conceptual. Elaboración propia.

8.2 IDENTIFICACIÓN DE CONJUNTO DE DATOS Y VALORES DE FUENTES DE INCERTIDUMBRE

Como primer paso desarrollado en esta sección, se identificó como conjunto de datos a ser utilizado para el presente proyecto de investigación, el denominado como “BRACOL” que cuenta con 882 ejemplos de imágenes que representan hojas del cultivo de café con un fondo blanco o directamente sobre el área de la hoja, que presentan el estado de sanas o enfermas por la roya, permitiendo así analizar solamente la zona de interés sin

distractores o posibles ruidos en la imagen generados por fondos que posiblemente se presenten en la vida real.



Figura 9: Ejemplo sano y enfermo de una hoja de café. Tomado de (Krohling et al. 2019)

Una vez identificado el conjunto de datos se escogen 426 imágenes que permitan analizar a nivel de pixel los valores característicos que determinan la clasificación evaluando índices de color EG y GCC, escogidos como variables de incertidumbre en la anterior subsección. Para el presente proyecto se utilizan 426 imágenes distribuidas de la siguiente manera: 299 para entrenamiento que permiten encontrar un patrón de diferenciación de un píxel en estado sano de uno enfermo y 127 destinadas a la validación que permite comprobar su efectividad, dónde cada uno de estos es previamente clasificado en una de dos clases, siendo la categoría 1 correspondiente a la categoría de sana y 2 como enferma.

Para medir los índices de color EG y GCC en cada imagen a nivel de píxel, se escoge un píxel característico del estado que esta representa y se extraen tres valores correspondientes a las componentes de color R (rojo), G (verde) y B (Azul).

8.2.1 Índice de color EG

En el caso de las 299 imágenes utilizadas para extraer los valores característicos evaluados en el índice de color EG, en dónde se puede evidenciar que el estado *sano* de un píxel que está comprendido por la categoría 1 (sano) cuenta con un intervalo definido entre 39 y 151, mientras que para el estado *enfermo* (2) se establece entre -33 y 74, como se observa en la Tabla 1 que representa una porción de los datos analizados.

Tabla 1: Porción de valores de píxel evaluados bajo el índice de color EG. Elaboración propia.

Clase	R	G	B	EG
1	56	67	33	45
1	79	88	45	52
1	53	70	16	71
1	44	59	20	54
1	41	51	16	45
1	41	53	15	50
1	64	81	27	71

1	88	106	56	68
2	65	42	1	18
2	182	147	57	55
2	120	86	14	38
2	98	61	6	18
2	101	67	3	30
2	138	98	2	56
2	108	76	17	27

Clase	Mínimo	Máximo
1	39	151
2	-33	74

Para el índice de color EG se realiza una normalización del intervalo obtenido mediante el método min-max (Petrellis 2019), que define para el estado sano [0.3783, 1] el rango y para el enfermo [0, 0.4427].

Prueba de normalidad y correlación

El conjunto de datos se sometió a una prueba de normalidad que permitiera identificar si el índice de color EG presenta una distribución normal mediante la prueba de Kolmogorov Sirmov, dado que es ideal para datos con más de 30 ejemplos y el conjunto de datos de entrenamiento presenta 299 observaciones (Mathworks 2022a).

- H0: La distribución es normal
- Ha: La distribución no es normal
- p-value = 2.10e-98

Teniendo en cuenta que el p-vale es menor que 0.05, se rechaza la hipótesis nula y se establece que la distribución no es normal, por lo que para comprobar la relación entre la variable independiente (EG), con la variable dicotómica estado (sano o enfermo) se establece la prueba de correlación U de mann-whitney (Mathworks 2022b).

- H0: El estado de un píxel es independiente al índice de color EG
- Ha: El estado de un píxel depende del índice de color EG
- p-value = 2.08e-66

A partir del p-value obtenido, se rechaza la hipótesis nula estableciendo que el estado de un píxel depende del índice de color EG.

8.2.2 Índice de color GCC

En el caso de los valores obtenidos para los píxeles evaluados bajo el índice de color GCC, se obtiene que el estado *sano* (1) de un píxel cuenta con un intervalo definido entre 0.3783 y 0.6911, mientras que para el estado *enfermo* (2) se establece entre 0.1857 y 0.4427.

Tabla 2: Porción de valores de píxel evaluados bajo el índice de color GCC. Elaboración propia.

Clase	R	G	B	GCC
1	56	67	33	0,4295
1	79	88	45	0,4151
1	53	70	16	0,5036
1	44	59	20	0,4797
1	41	51	16	0,4722
1	41	53	15	0,4862
1	64	81	27	0,4709
1	88	106	56	0,4240
2	65	42	1	0,3889
2	182	147	57	0,3808
2	120	86	14	0,3909
2	98	61	6	0,3697
2	101	67	3	0,3918
2	138	98	2	0,4118
2	108	76	17	0,3781

Clase	Mínimo	Máximo
1	0,3783	0,6911
2	0,1857	0,4427

De lo anterior, se puede inferir que el índice de color GCC discrimina de una manera más clara y sin tanto solapamiento el estado de un píxel sano de uno enfermo afectado por la roya, debido a que el EG presenta un solapamiento entre los valores 39 y 74, mientras que el índice de color GCC, solo presenta un solapamiento entre los valores 0.3783 y 0.4427.

Prueba de normalidad y correlación

De igual manera que con el índice de color EG, para el GCC se realiza una prueba de normalidad sobre el conjunto de datos de prueba empleando el método de Kolmogorov Sirmov, considerando que el conjunto de datos de entrenamiento presenta 299 observaciones (Mathworks 2022a).

- H0: La distribución es normal
- Ha: La distribución no es normal
- p-value = 3.48e-129

Teniendo en cuenta que el p-vale es 3.48e-129 y si este llega a ser menor que 0.05, se rechaza la hipótesis nula, se determina que el índice de color GCC representa una distribución anormal, permitiendo escoger la prueba de correlación U de mann-whitney que se enfoca en establecer la relación entre una variable cuantitativa, con una dicotómica (Mathworks 2022b).

- H0: El estado de un píxel es independiente al índice de color GCC

- Ha: El estado de un píxel depende del índice de color GCC
- p-value = 4.00e-67

Con base en el p-value obtenido se determina que el estado de un píxel depende del índice de color GCC al rechazar la hipótesis nula.

8.3 DISEÑO E IMPLEMENTACIÓN DE MODELOS DE DETECCIÓN INICIALES

Al obtener los intervalos de valores correspondientes a la evaluación del estado de un píxel se establecen cuatro modelos iniciales basados en sistemas de inferencia difusa, los cuales presentan las siguientes configuraciones:

8.3.1 Mamdani con entrada GCC

El primer modelo inicial diseñado y establecido a través de la herramienta computacional científica Matlab, se basa en un sistema de inferencia difusa tipo Mamdani, que presenta en su conjunto de entrada el índice de color GCC de un píxel y en su salida el estado que representa este como se observa en la Figura 10.

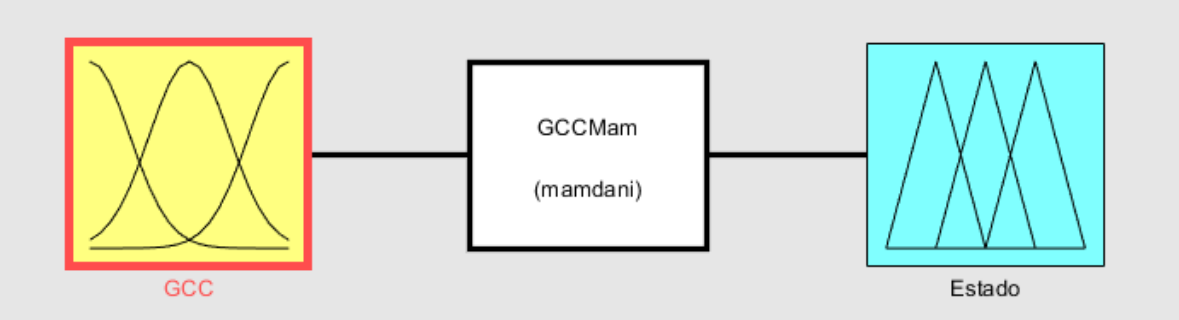


Figura 10: Sistema de inferencia difusa tipo Mamdani con entrada definida bajo el índice de color GCC. Elaboración propia.

Este sistema de inferencia difuso en su entrada cuenta con un solo conjunto de entradas que presenta 2 funciones de pertenencia tipo triangular que representan un alto y bajo valor en el índice de color GCC definido en un intervalo entre 0 y 1 que facilita la inferencia realizada por el sistema.

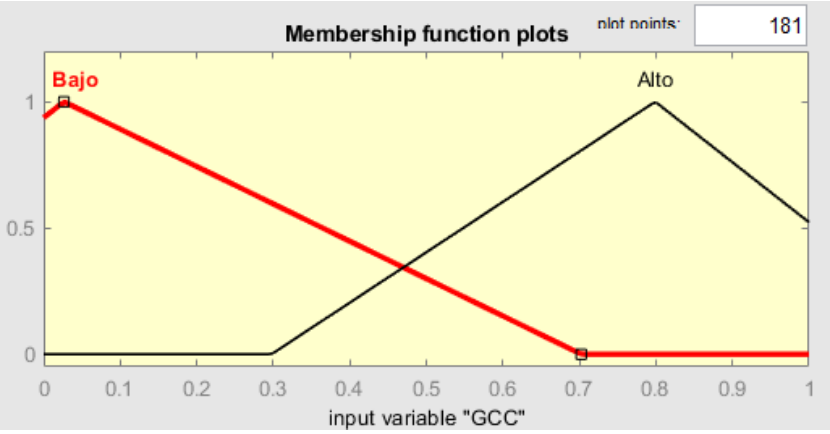


Figura 11: Conjunto de entrada GCC con dos funciones de pertenencia tipo triangular Mamdani. Elaboración propia.

Las funciones de pertenencia presentadas en la Figura 11 se escogen a partir de un análisis subjetivo sobre el posible solapamiento que puede existir en la relación de las clasificaciones de un estado de un píxel con su valor del índice de color GCC. La función de pertenencia que representa valores bajos se define entre 0 y 0.7, y la que representa valores altos entre 0.3 y 1.

La salida del sistema de inferencia difusa se define bajo un conjunto que cuenta de igual manera con dos funciones de pertenencia que representan el estado de enfermo o sano para un píxel, definidas entre el rango [0, 1], las cuales presentan simetría entre estas como se observa en la Figura 12.

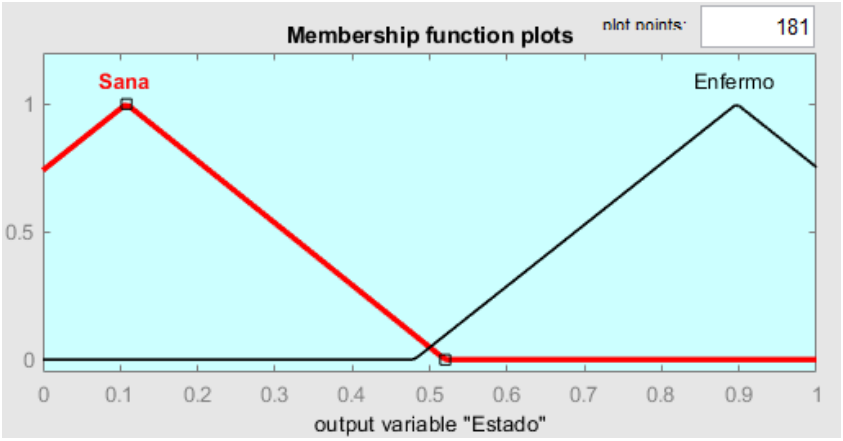


Figura 12: Conjunto de salida que representa el estado o clasificación de un píxel, Mamdani GCC. . Elaboración propia

El conjunto de reglas del sistema, se define bajo los condicionales tipo AND y con las siguientes dos reglas:

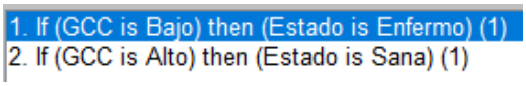


Figura 13: Reglas del sistema de inferencia difuso tipo Mamdani con entrada índice GCC. Elaboración propia

8.3.2 Sugeno con entrada GCC

El segundo modelo definido cambia respecto al inmediatamente anterior respecto a la tipología de sistema de inferencia difuso definido, dado que para este caso particular se determina un sistema tipo Sugeno, a través de la herramienta computacional científica Matlab, que presenta en su conjunto de entrada el índice de color GCC de un píxel y en su salida el estado que representa este como se observa en la Figura 14.

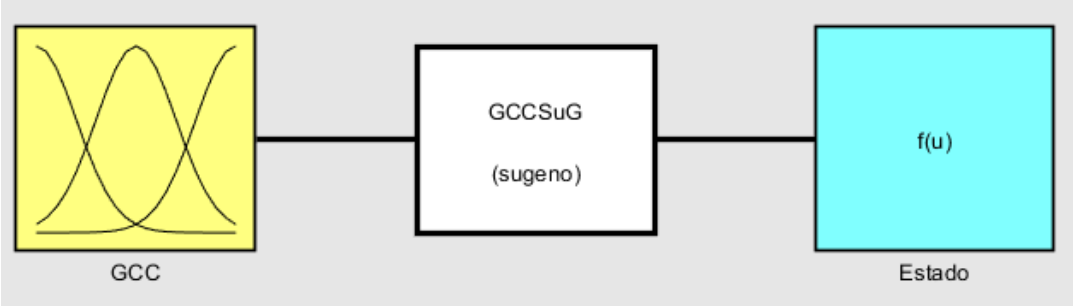


Figura 14: Sistema de inferencia difusa tipo Sugeno con entrada definida bajo el índice de color GCC. Elaboración propia.

De igual manera que con el modelo inicial tipo Mamdani con entrada el índice de color GCC, este sistema cuenta con un conjunto de entrada que asocia dos funciones de pertenencia que representan los valores bajos y altos de este índice de color que se define en un intervalo entre 0 y 1 que facilita la inferencia realizada por el sistema. Ambas funciones de pertenencia se definen bajo los rangos obtenidos en la sección anterior, dónde para valores bajos el rango se compone por [0, 0.4427] y para valores altos por [0.3783, 1], cómo se observa en la Figura 15.

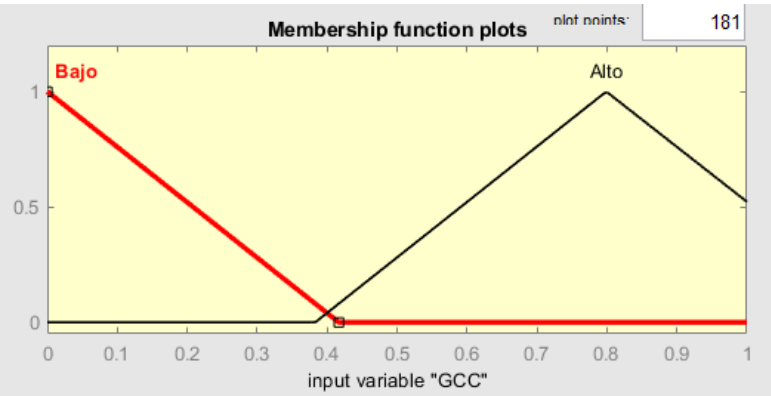


Figura 15: Conjunto de entrada GCC con dos funciones de pertenencia tipo triangular Sugeno. Elaboración propia.

La salida del sistema de inferencia difuso se define a partir de dos constantes que sirven como pesos para la clasificación según la tipología Sugeno definida en el modelo. Para el estado de sano, se definió la constante: 0x+1 y para el estado enfermo 0x+0.48.

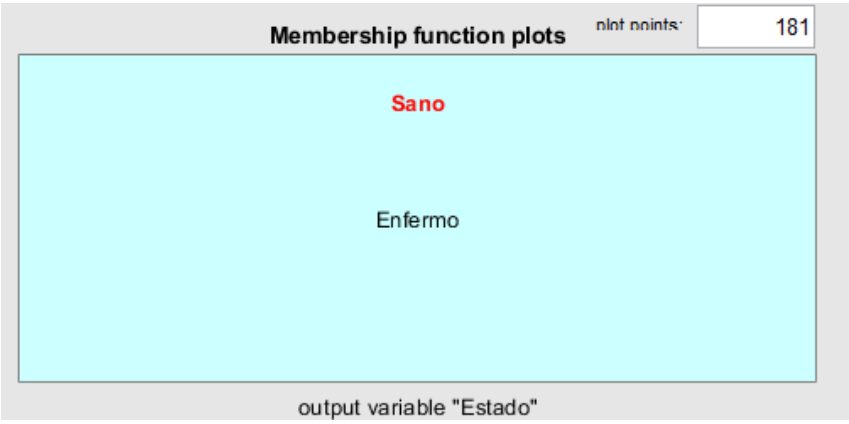


Figura 16: Conjunto de salida que representa el estado o clasificación de un píxel, sistema Sugeno GCC. Elaboración propia

El conjunto de reglas del sistema, se define bajo los condicionales tipo AND y con las siguientes dos reglas:

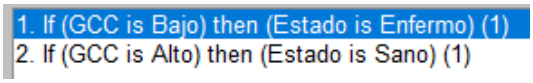


Figura 17: Reglas del sistema de inferencia difuso tipo Sugeno con entrada índice GCC. Elaboración propia

8.3.3 Mamdani con entrada EG

El tercer modelo inicial tiene una diferencia respecto a los dos anteriores en el conjunto de entrada, dado que está relacionado con el índice de color EG. Su tipología se establece de tipo Mamdani, su salida de igual manera corresponde al estado que representa el píxel y se realiza bajo la herramienta de desarrollo científico Matlab, como se observa en la Figura 18.

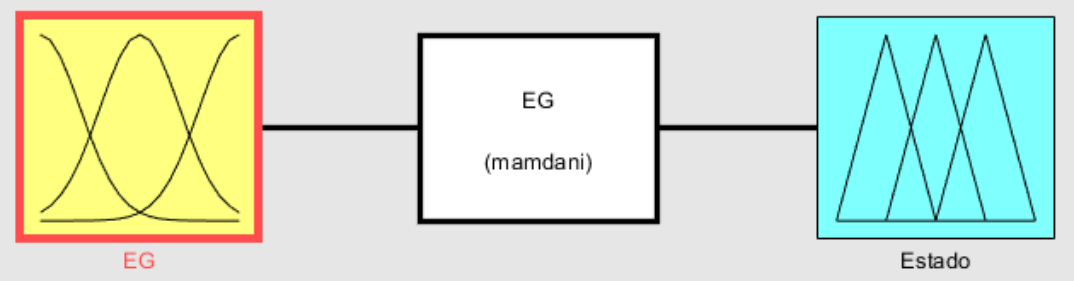


Figura 18: Sistema de inferencia difusa tipo Mamdani con entrada definida bajo el índice de color EG. Elaboración propia.

El conjunto de entrada de este modelo se basa en los valores que comprenden el intervalo del índice de color EG definido entre 0 y 1, el cual es alcanzado a través de una normalización de los valores que corresponden al intervalo [-33, 151], dónde el valor -33 es representado por 0 y 151 por 1. El conjunto de entrada se define bajo dos funciones de pertenencia que representan los valores bajos [0, 0.5815] y altos [0.3913, 1] del índice de color EG, como se observa en la Figura 19.

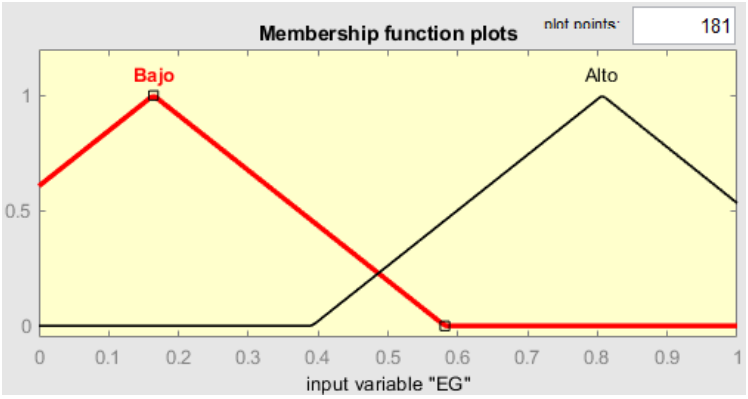


Figura 19: Conjunto de entrada EG con dos funciones de pertenencia tipo triangular Mamdani. Elaboración propia.

La salida del sistema de inferencia difuso tipo Mamdani, se define bajo dos funciones de pertenencia triangulares que representan los estados de un píxel (sano o enfermo), las cuales están distribuidas de manera casi simétrica en el intervalo [0, 1].

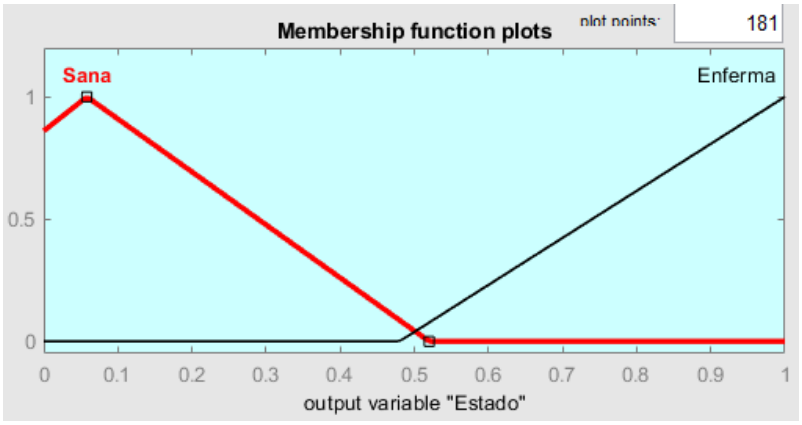


Figura 20: Conjunto de salida que representa el estado o clasificación de un píxel, sistema Mamdani EG. Elaboración propia

El conjunto de reglas del sistema, se define bajo los condicionales tipo AND y con las siguientes dos reglas:

1. If (EG is Bajo) then (Estado is Enferma) (1)
2. If (EG is Alto) then (Estado is Sana) (1)

Figura 21: Reglas del sistema de inferencia difuso tipo Mamdani con entrada índice EG. Elaboración propia

8.3.4 Sugeno con entrada EG

El último modelo inicial definido se establece en un sistema de inferencia difuso tipo Sugeno, que en su conjunto de entrada se utiliza el índice de color EG y su conjunto de salida representa el estado de un píxel, a través de la herramienta computacional científica Matlab como se observa en la Figura 22.

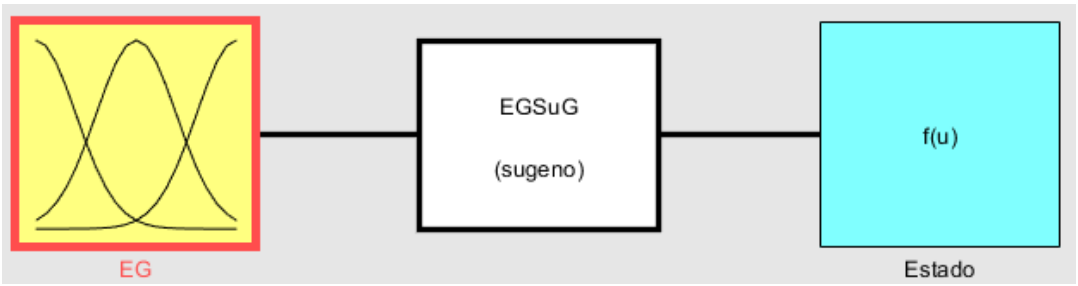


Figura 22: Sistema de inferencia difusa tipo Sugeno con entrada definida bajo el índice de color EG. Elaboración propia.

De igual manera que con el modelo inmediatamente anterior este cuenta con una entrada definida bajo los valores bajos y altos del índice de color EG, obtenidos en un píxel con

base en las componentes de color R, G y B. Los valores del índice son representados por dos funciones de pertenencia de tipo triangular, definidos en un rango de 0 a 1 para mejora en el procesamiento computacional a la hora de realizar la inferencia, por lo que se aplica una normalización de los datos dónde el valor -33 es representado por el 0 y el valor 151 es representado por el 1. Tal y como se observó en el primer modelo, se realiza la definición de las funciones de pertenencia bajo un estimado subjetivo dónde los valores bajos se definen por [0, 0.7] y los altos por [0.3, 1], como se presenta en la Figura 23.

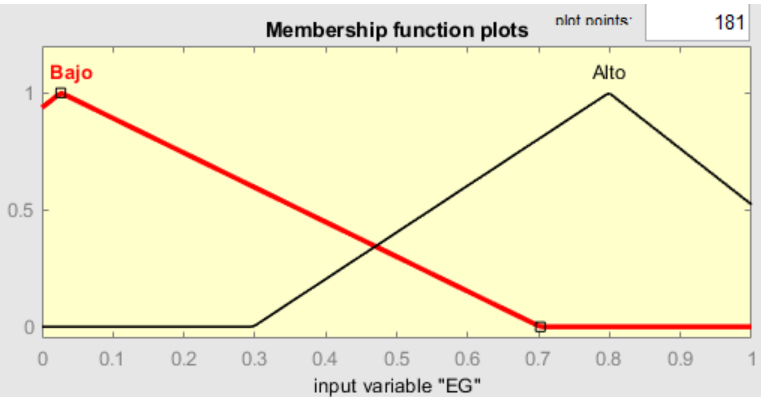


Figura 23: Conjunto de entrada EG con dos funciones de pertenencia tipo triangular Sugeno. Elaboración propia.

La salida del sistema de inferencia difuso se define a partir de dos constantes que funcionan como pesos para su clasificación, para el estado de sano. La primera constante se define por la expresión: 0x+1 que representa el estado sano, mientras que para el estado enfermo se emplea la expresión 0x+0.48.

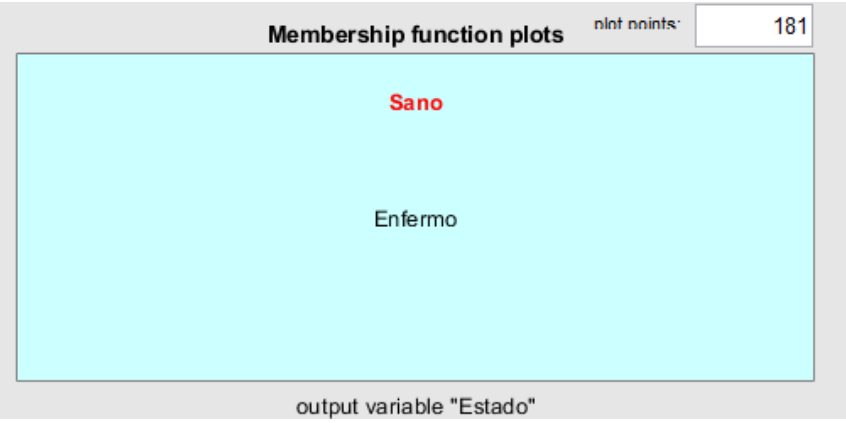


Figura 24: Conjunto de salida que representa el estado o clasificación de un píxel, sistema Sugeno EG. Elaboración propia

El conjunto de reglas del sistema, se define bajo los condicionales tipo AND y con las siguientes dos reglas:

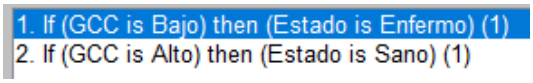


Figura 25: Reglas del sistema de inferencia difuso tipo Sugeno con entrada índice EG. Elaboración propia

8.3.5 Resultados modelos iniciales

Para cada uno de los modelos iniciales se realizó una evaluación de diferentes métricas de clasificación las cuales se basan en la matriz de confusión que representa los aciertos y desaciertos que estos obtuvieron cuando validaron el estado de los píxeles correspondientes a los conjuntos de datos de entrenamiento y prueba establecidos en la sección anterior, siendo estás: Accuracy, precisión, recall, especificidad y valor AUC, los cuales se presentan a continuación en la Tabla 3 (Conjunto de datos de entrenamiento) y Tabla 4 (Conjunto de datos de prueba).

Tabla 3: Métricas de clasificación evaluadas en el conjunto de datos de entrenamiento. Elaboración propia.

Modelo	Accuracy	Precisión	Recall	Especificidad	AUC
GCC Mamdani	0,7726	0,4333	1,0000	0,7247	0,7167
GCC Sugeno	0,7826	0,4583	1,0000	0,7336	0,7292
EG Mamdani	**0,9565**	**0,8992**	**0,9907**	**0,9372**	**0,9468**
EG Sugeno	0,6020	0,0000	NaN	0,6020	0,5000

Dónde se puede apreciar que el modelo inicial que mejor efectividad a nivel de análisis de píxel con el conjunto de datos de entrenamiento corresponde al que implementa un sistema de inferencia difusa de tipo Mamdani, el cual representa en su conjunto de entrada en índice de color EG, presentando un accuracy del 95.65%, una precisión del 89.92%, recall de 0.9907, especificidad del 93.72% y un AUC del 94.68%, valores obtenidos de la matriz de confusión presentada en la Figura 26.

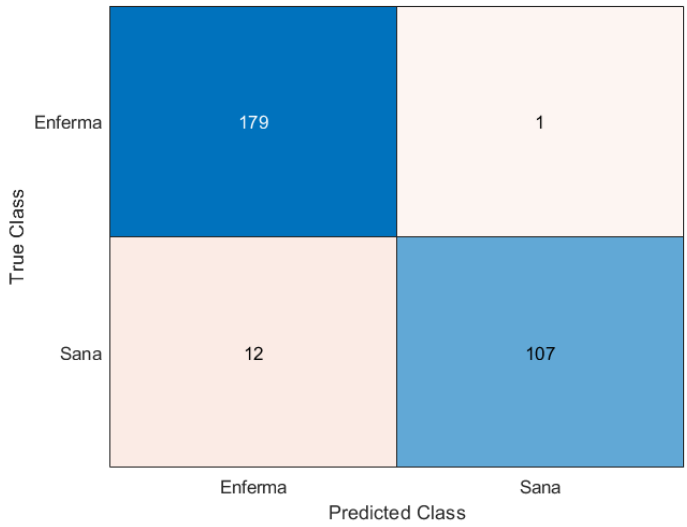


Figura 26. Matriz de confusión datos de entrenamiento evaluados por el modelo EG tipo Mamdani. Elaboración propia.

A continuación, se muestran los resultados obtenidos por los modelos iniciales con el conjunto de datos de prueba bajo las métricas de clasificación definidas previamente, en dónde se continua con la tendencia a declarar inicialmente como mejor modelo al que se define bajo un sistema de inferencia difusa tipo Mamdani con un conjunto de entrada que representa los valores del índice de color EG, como se presenta en la Tabla 4.

Tabla 4: Métricas de clasificación evaluadas en el conjunto de datos de prueba. Elaboración propia

Modelo	Accuracy	Precisión	Recall	Especificidad	AUC
GCC Mamdani	0,8110	0,5102	1,0000	0,7647	0,7551
GCC Sugeno	0,7874	0,4490	1,0000	0,7429	0,7245
EG Mamdani	**0,9055**	**0,7800**	**0,9750**	**0,8736**	**0,8835**
EG Sugeno	0,6063	0,0000	NaN	0,6063	0,5000

La matriz de confusión que soporta los resultados obtenidos previamente por el modelo EG tipo Mamdani en el conjunto de datos de prueba se presenta en la Figura 27.

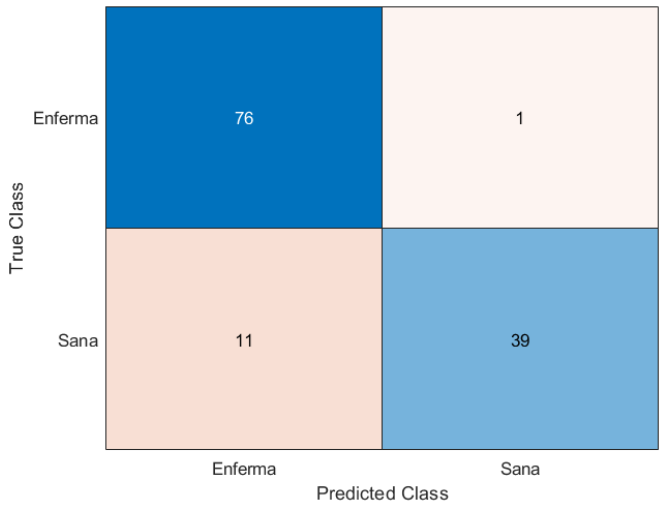


Figura 27: Matriz de confusión datos de prueba evaluados por el modelo EG tipo Mamdani. Elaboración propia.

8.4 DISEÑO E IMPLEMENTACIÓN DE MODELOS INICIALES AUTOMATIZADOS

Teniendo en cuenta que la idea de este trabajo de investigación es proporcionar el modelo con mayor significancia y efectividad posible, se encuentra en la literatura de la herramienta computacional Matlab (MathWorks 2022a), que existe la posibilidad de generar un sistema de inferencia difuso a partir de los argumentos de entrada: Datos de entrada y datos de salida, por lo que se propone realizar otros cuatro modelos más a partir de esta semi-automatización de los conjuntos difusos con base en los datos de entrada y de salida.

La configuración de los hiperparámetros en el aplicativo para poder generar los sistemas de inferencia difusa se define como:

- clusteringType (Tipo de clusterización para definir las funciones de pertenencia, funciones y reglas del sistema de inferencia difuso): FCMClustering, que genera un sistema de inferencia difuso usando funciones de pertenencia y reglas obtenidas de la los clusters hallados utilizando la clusterización FCM.
- FISType (Tipo de sistema de inferencia difuso resultante – Mamdani o Sugeno): depende de la configuración escogida.
- NumClusters (Determina el número de clusters a definir por FCM): 5.

Teniendo en cuenta la configuración de los hiperparámetros necesarios para la generación de sistemas de inferencia difusa se definen 4 configuraciones muy similares a las observadas en la anterior subsección:

8.4.1 Mamdani con entrada GCC

El quinto modelo inicial se compone muy similarmente al primero, dado que su conjunto de entrada se basa en el índice de color GCC y su conjunto de salida se asocia al estado de un píxel, el tipo de sistema de inferencia difuso se define de tipo Mamdani, con la herramienta Matlab como se observa en la Figura 28.

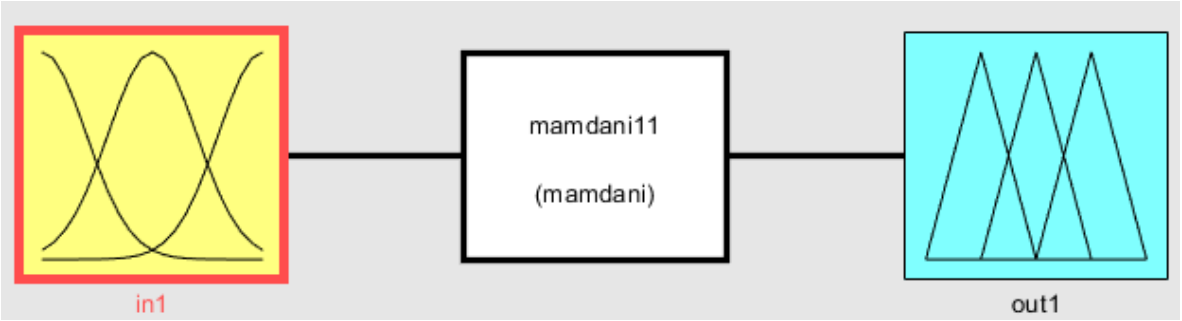


Figura 28: Sistema de inferencia difusa tipo Mamdani con entrada definida bajo el índice de color GCC, FMC. Elaboración propia

Este sistema de inferencia difuso en su entrada cuenta con un solo conjunto de entradas que presenta 5 funciones de pertenencia relacionadas con el hiperparámetro “NumClusters”, siendo estas de tipo gaussianas que representan un alto medio-alto, medio, medio-bajo y bajo valor en el índice de color GCC definido en un intervalo entre 0 y 1 que facilita la inferencia realizada por el sistema.

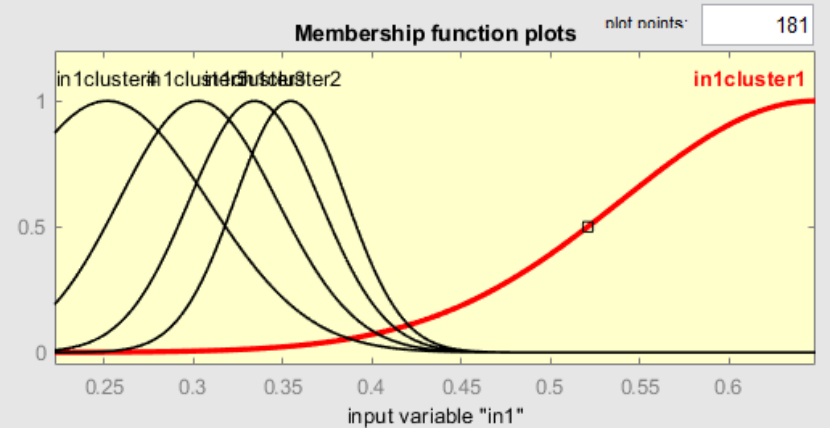


Figura 29: Conjunto de entrada GCC con cinco funciones de pertenencia tipo gaussianas Mamdani, FMC. Elaboración propia.

Las funciones de pertenencia presentadas en la Figura 29 se escogen a partir de la inferencia resultante del método de clusterización FMC, dónde se aprecia que las cuatro primeras funciones están orientadas a valores inferiores a 0.45 en el valor del índice de color GCC.

La salida del sistema de inferencia difusa se define bajo un conjunto que cuenta con cinco funciones de pertenencia de tipo gaussianas que representan el estado de enfermo o sano para un píxel, definidas entre el rango [0, 0.8], las cuales presentan un solapamiento en valores altos como se observa en la Figura 30.

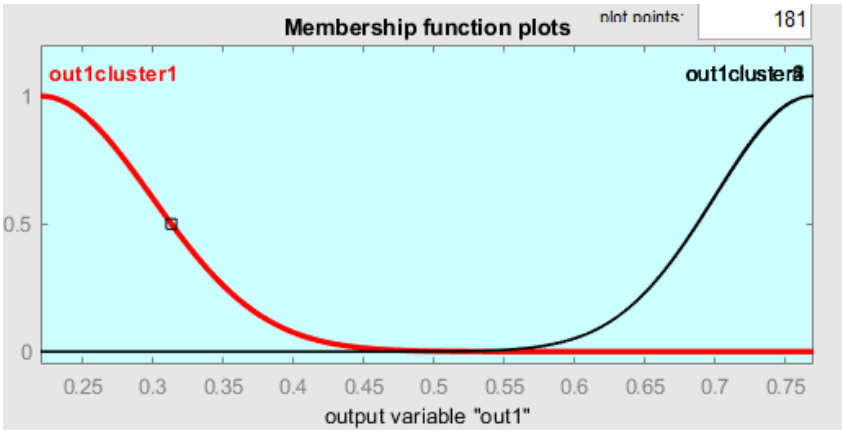


Figura 30: Conjunto de salida que representa el estado o clasificación de un píxel, Mamdani GCC, FMC. Elaboración propia.

El conjunto de reglas del sistema, se define bajo los condicionales tipo AND y con las siguientes cinco reglas:

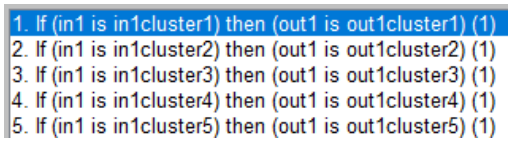


Figura 31: Reglas del sistema de inferencia difuso tipo Mamdani con entrada índice GCC, FMC. Elaboración propia.

8.4.2 Sugeno con entrada GCC

El segundo modelo se define con un conjunto de entrada orientado al índice de color GCC, el conjunto de salida al estado de un píxel, de tipo Sugeno, resultante de la clusterización FMC, como se presenta en la Figura 32.

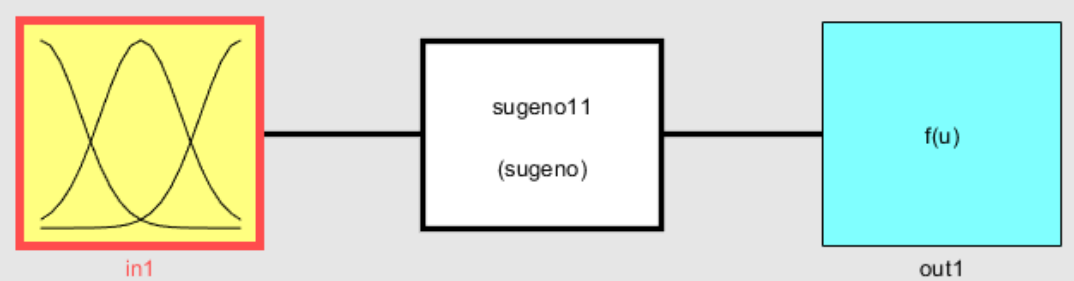


Figura 32: Sistema de inferencia difusa tipo Sugeno con entrada definida bajo el índice de color GCC, FCM. Elaboración propia.

El conjunto de entrada de este sistema de inferencia difusa se define bajo 5 funciones de pertenencia de tipo gaussianas que representan los valores altos, medio-altos, medios, medio-bajos y bajos del índice de color GCC, las cuales se distribuyen en un intervalo entre 0 y 0,7, cómo se observa en la Figura 33.

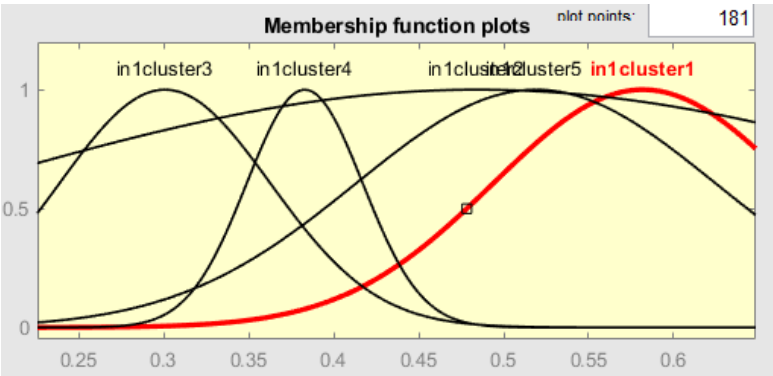


Figura 33: Conjunto de entrada GCC con cinco funciones de pertenencia tipo gaussianas Sugeno, FMC. Elaboración propia.

La salida del sistema de inferencia difuso se define a partir de cinco funciones lineares que funcionan como pesos para la clasificación del estado de un píxel según la tipología Sugeno definida en el modelo.

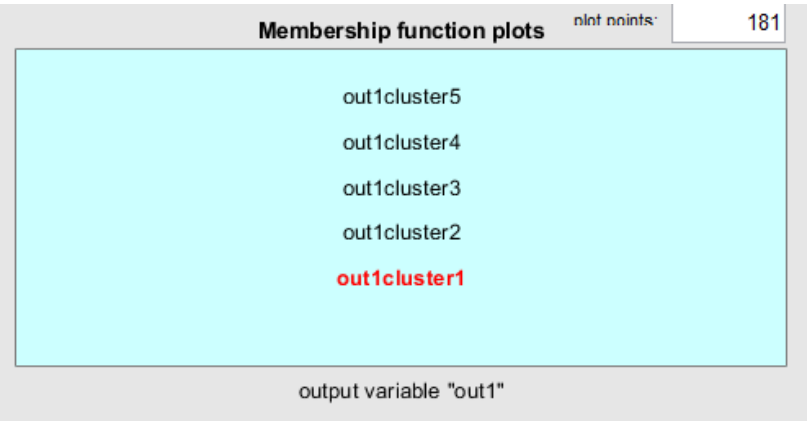


Figura 34: Conjunto de salida que representa el estado o clasificación de un píxel, sistema Sugeno GCC, FCM. Elaboración propia.

El conjunto de reglas del sistema, se define bajo los condicionales tipo AND y con las siguientes cinco reglas:

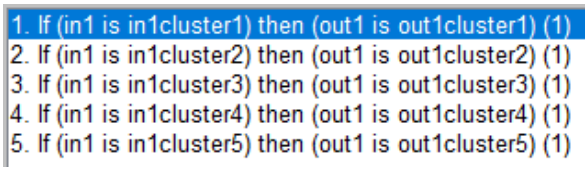


Figura 35: Reglas del sistema de inferencia difuso tipo Sugeno con entrada índice GCC, FCM. Elaboración propia

8.4.3 Mamdani con entrada EG

El séptimo modelo inicial se define con base en un sistema de inferencia difuso tipo Mamdani, en el cual su conjunto de entrada se establece a partir del índice de color EG, su salida de igual manera representa el estado que tiene un píxel y se realiza bajo la herramienta de desarrollo científico Matlab, como se observa en la Figura 36.

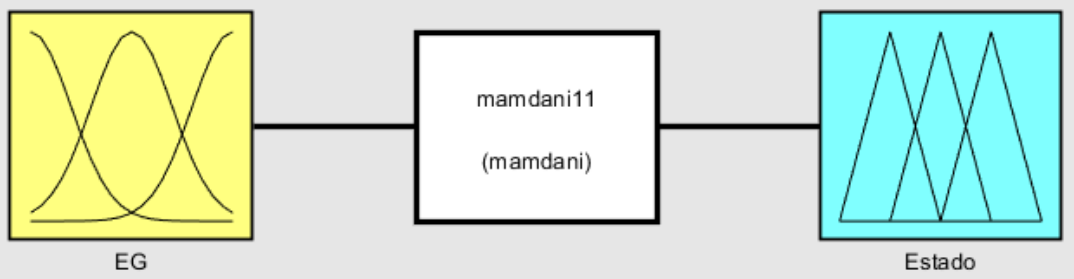


Figura 36: Sistema de inferencia difusa tipo Mamdani con entrada definida bajo el índice de color EG, FMC. Elaboración propia.

El conjunto de entrada de este modelo se basa en los valores que comprenden el intervalo del índice de color EG definido entre 0 y 1, dado por una normalización de los valores definidos en [-33, 151], dónde el valor -33 es representado por 0 y 151 por 1. El conjunto de entrada se define bajo cinco funciones gaussianas que representan los valores bajos, medio-bajos, medios, medio-altos y altos, como se observa en la Figura 37.

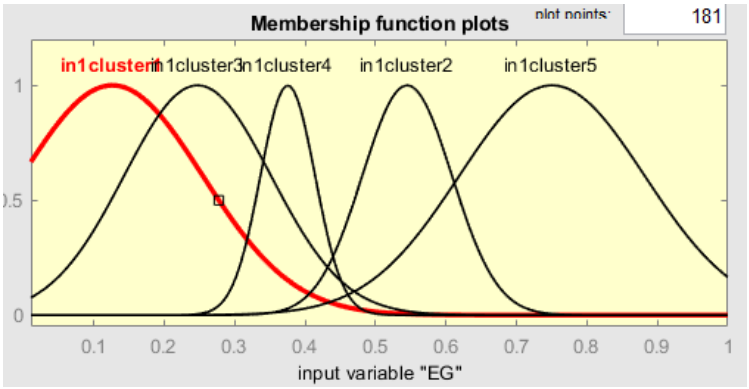


Figura 37: Conjunto de entrada EG con cinco funciones de pertenencia tipo gaussianas Mamdani, FMC. Elaboración propia.

La salida del sistema de inferencia difuso tipo Mamdani, se define bajo cinco funciones de pertenencia gaussianas que representan los estados de un píxel, las cuales están distribuidas en el intervalo [0.17, 0.82] en dónde las funciones claramente se solapan en ambos extremos.

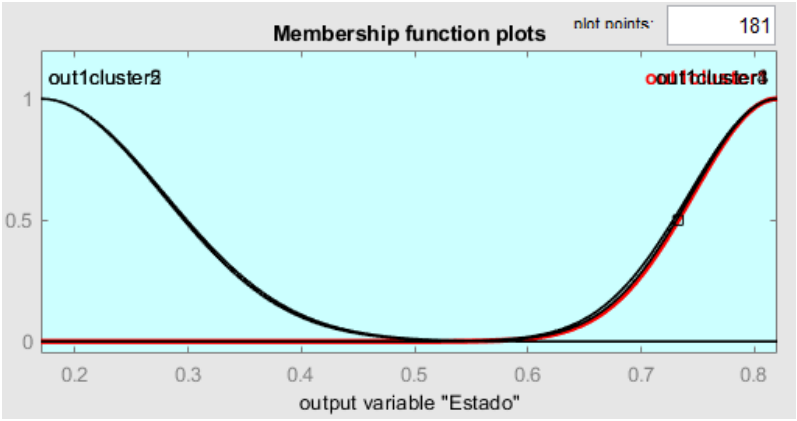


Figura 38: Conjunto de salida que representa el estado o clasificación de un píxel, sistema Mamdani EG, FMC. Elaboración propia.

El conjunto de reglas del sistema, se define bajo los condicionales tipo AND y con las siguientes cinco reglas:

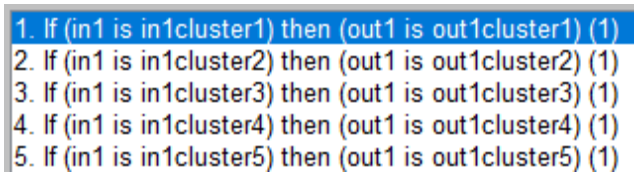


Figura 39: Reglas del sistema de inferencia difuso tipo Mamdani con entrada índice EG, FMC. Elaboración propia

8.4.4 Sugeno con entrada EG

El último modelo inicial basado en la clusterización FMC, se define en un sistema de inferencia difuso tipo Sugeno, que en su conjunto de entrada representa los valores del índice de color EG y su conjunto de salida representa el estado de un píxel, a través de la herramienta computacional científica Matlab como se observa en la Figura 40.

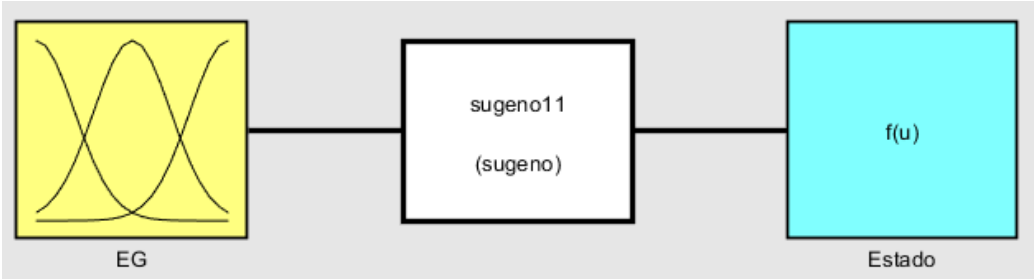


Figura 40: Sistema de inferencia difusa tipo Sugeno con entrada definida bajo el índice de color EG, FMC. Elaboración propia.

De igual manera que con el modelo inmediatamente anterior este cuenta con una entrada definida bajo los valores bajos, medios-bajos, medios, medios-altos y altos del índice de color EG, obtenidos en un píxel con base en las componentes de color R, G y B. Los valores del índice son representados por cinco funciones de pertenencia de tipo gaussianas, definidos en un rango de 0 a 1 para mejora en el procesamiento computacional a la hora de realizar la inferencia, haciéndose necesaria la normalización de los datos dónde el valor -33 es representado por el 0 y el valor 151 es representado por el 1, como se presenta en la Figura 41.

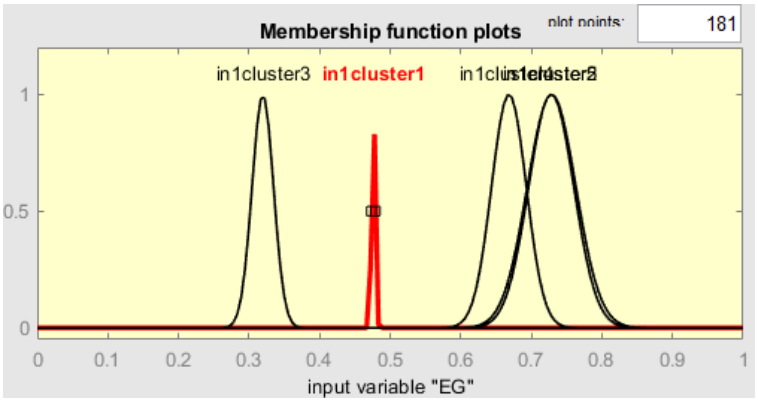


Figura 41: Conjunto de entrada EG con dos funciones de pertenencia tipo triangular Sugeno, FMC. Elaboración propia.

La salida del sistema de inferencia difuso se define a partir de cinco funciones lineares que funcionan como pesos para su clasificación, como se presenta en la Figura 42.

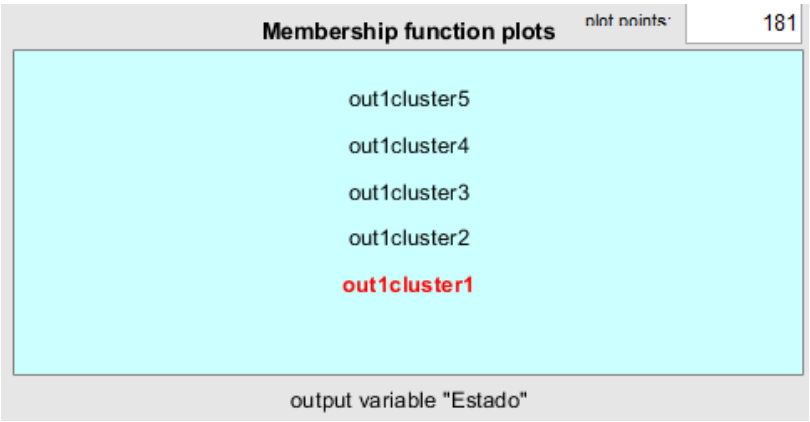


Figura 42: Conjunto de salida que representa el estado o clasificación de un píxel, sistema Sugeno EG, FMC. Elaboración propia.

El conjunto de reglas del sistema, se define bajo los condicionales tipo AND y con las siguientes cinco reglas:

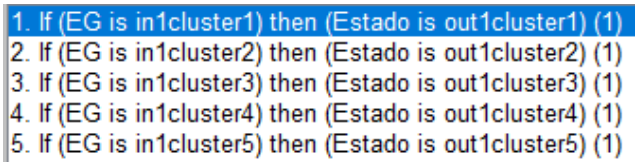


Figura 43: Reglas del sistema de inferencia difuso tipo Sugeno con entrada índice EG, FMC. Elaboración propia.

8.4.5 Resultados modelos iniciales automatizados

Para cada uno de los modelos iniciales automatizados se realizó una evaluación de las mismas métricas de clasificación establecidas en la subsección 7.3 en los conjuntos de datos de entrenamiento y prueba, los cuales se presentan a continuación en la Tabla 5Tabla 3 (Conjunto de datos de entrenamiento) y Tabla 6Tabla 4 (Conjunto de datos de prueba).

Tabla 5: Métricas de clasificación evaluadas en el conjunto de datos de entrenamiento para modelos creados a partir de FMC. Elaboración propia.

Modelo	Accuracy	Precisión	Recall	Especificidad	AUC
Cluster GCC Mamdani	0,7826	0,4628	1,0000	0,7325	0,7314
Cluster GCC Sugeno	0,9431	0,8583	1,0000	0,9133	0,9292
Cluster EG Mamdani	0,9465	0,8983	0,9636	0,9365	0,9381
Cluster EG Sugeno	**0,9599**	**0,9106**	**0,9912**	**0,9409**	**0,9524**

Dónde se puede apreciar que el modelo inicial que mejor efectividad a nivel de análisis de píxel con el conjunto de datos de entrenamiento corresponde al que implementa un sistema de inferencia difusa de tipo Sugeno, el cual representa en su conjunto de entrada en índice de color EG, presentando un accuracy del 95.99%, una precisión del 91.06%, recall de 0.9912, especificidad del 94.09% y un AUC del 95.24%, valores obtenidos de la matriz de confusión presentada en la Figura 44.

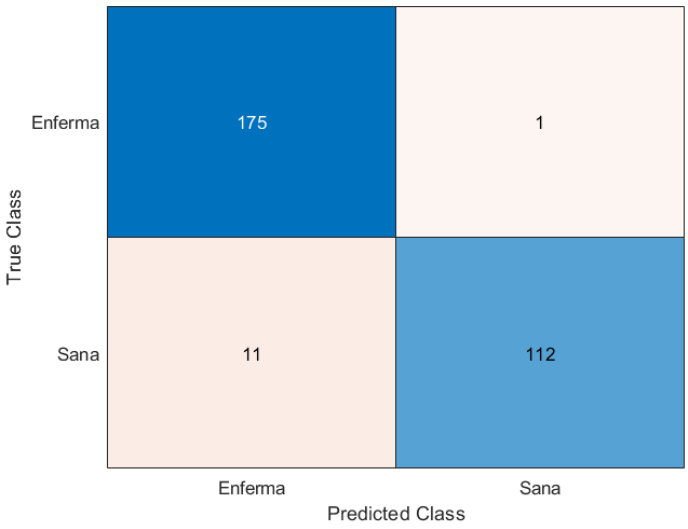


Figura 44. Matriz de confusión datos de entrenamiento evaluados por el modelo EG tipo Sugeno, FMC. Elaboración propia.

A continuación, se muestran los resultados obtenidos por los modelos iniciales creados a partir de la clusterización FMC con el conjunto de datos de prueba bajo las métricas de clasificación definidas previamente, en dónde cambia el modelo con mejor rendimiento dado que aquel definido con una tipología Mamdani y el índice de color EG en su entrada presenta la mayor efectividad, como se presenta en la Tabla 6.

Tabla 6: Métricas de clasificación evaluadas en el conjunto de datos de prueba para modelos creados a partir de FMC. Elaboración propia

Modelo	Accuracy	Precisión	Recall	Especificidad	AUC
Cluster GCC Mamdani	0,7874	0,4375	1,0000	0,7453	0,7188
Cluster GCC Sugeno	0,9431	0,8583	1,0000	0,9133	0,9292
Cluster EG Mamdani	**0,9528**	**0,9412**	**0,9412**	**0,9605**	**0,9509**
Cluster EG Sugeno	0,8898	0,7174	0,9706	0,8602	0,8525

La matriz de confusión que soporta los resultados obtenidos previamente por el modelo EG tipo Mamdani en el conjunto de datos de prueba se presenta en la Figura 45.

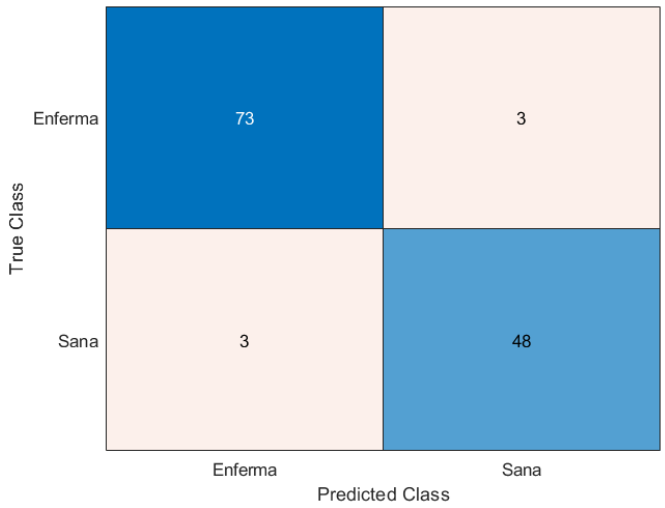


Figura 45: Matriz de confusión datos de prueba evaluados por el modelo EG tipo Mamdani, FMC. Elaboración propia.

8.5 OPTIMIZACIÓN DE MODELOS

El proceso de optimización de los modelos iniciales establecidos en las dos subsecciones previas, se define debido a que en la mayoría de casos los conjuntos de entrada y de salida se definieron con valores subjetivos o con base en una clusterización que puede ser mejorada a través de técnicas de precisión como lo son los algoritmos híbridos que permiten acercarse a los mínimos globales del problema a tratar (clasificación del estado de un píxel). Lo que quiere decir que la significancia del modelo sigue estando presente en todos los modelos por la interpretabilidad que proporcionan los sistemas de inferencia difusa, pero las funciones de pertenencia de las entradas y salidas, serán ajustadas para que la clasificación del sistema sea más precisa, aumentando así la efectividad de cada uno de los modelos optimizados.

Para la optimización se emplea un algoritmo híbrido conformado por un algoritmo genético y un algoritmo exacto, dónde primero se ejecuta el algoritmo genético y una vez este termina se ejecuta un algoritmo de minimización exacto conocido como “punto interior” permitiendo alcanzar el mínimo objetivo más rápido (Vanegas Ayala 2022). Teniendo en cuenta que el algoritmo genético se ejecuta antes del exacto, a continuación, se especifican cada uno de los hiperparámetros utilizados en la herramienta Matlab.

- PopulationSize (tamaño de la población inicial): 50.
- EliteCount (Individuos escogidos después de la selección): 20%
- MaxGenerations (Número máximo de generaciones): 100
- CrossOverFraction (Individuos escogidos por mutación): 80%
- MaxTime (Tiempo máximo de ejecución): 300 minutos.

Los argumentos de entrada al algoritmo son las funciones de pertenencia de los conjuntos de entrada y de salida, los datos de entrada y de salida, y los hiperparámetros definidos.

Respecto al algoritmo exacto “Punto interior” se define bajo los siguientes hiperparámetros recomendados por la documentación de Matlab (MathWorks 2022c):

- MaxIter (Iteraciones máximas por ejecución): 1000.
- MaxFunEvals (Número máximo de funciones evaluadas por ejecución): 3000.

Teniendo en cuenta la configuración establecida para la optimización de los modelos y la recomendación de ejecutar en promedio 30 veces el proceso de optimización por cada uno de estos (Rocha Calderón and Leal Lara 2020)(Barón Velandia, Rocha Calderón, and Leal Lara 2021), se establecen 240 modelos optimizados. Además del proceso de optimización presentado previamente, para los modelos conformados por un sistema de inferencia difuso tipo Sugeno se crea un sistema de tipo ANFIS con base en estos, aumentando así 120 modelos a la cifra presentada anteriormente, dando un total de 360 modelos optimizados que servirán para escoger a aquel que presente un mejor desempeño en las métricas de clasificación a nivel de píxel y de las imágenes completas. La parametrización de modelos Anfis se establece de la siguiente manera:

- EpochNumber (Número de épocas de entrenamiento: 100.
- InitialStepSize (tamaño de paso inicial): 0.001.
- ValidationData (datos de validación): [V1_in V1_out].

8.6 RESULTADOS

En esta sección se encuentran los resultados correspondientes a la evaluación de cada uno de los modelos optimizados en los conjuntos de datos de entrenamiento y prueba a nivel de píxel, dónde se verifica la capacidad de discriminar el estado que representa un píxel (sano o enfermo). Una vez se obtienen los mejores modelos por cada configuración disponible (tipo de modelo e índice de color) estos son evaluados a nivel de imagen completa, queriendo decir que se valida la capacidad que tienen para discriminar el estado que representa una imagen completa de una hoja de café (sana o enferma). Finalmente, en esta sección se escoge el mejor modelo para clasificar el estado de una planta de café a partir de imágenes completas que se enfocan en el área de las hojas.

8.6.1 Modelos optimizados a nivel de píxel

La primera parte de los resultados está asociada a los obtenidos por los modelos diseñados y establecidos inicialmente que posteriormente fueron optimizados, dónde se

presentan 12 configuraciones y 30 ejecuciones de optimización por cada uno de estos, divididos parcialmente en aquellos que cuentan con el conjunto de entrada basado en valores altos y bajos del índice de color EG, de los que se generan a partir del GCC. Los resultados se enmarcan entorno a métricas de clasificación: Accuracy, precisión, recall, especificidad y valor AUC.

Modelos configurados a partir del índice de color GCC

Cada uno de los 120 modelos resultantes de la optimización en las 6 configuraciones asociadas al índice de color GCC en la entrada de los sistemas de inferencia difusos, se probó mediante el conjunto de datos de prueba a partir de las métricas de clasificación mencionadas anteriormente, escogiéndose el mejor por cada una de estas como se puede apreciar en la Tabla 7 con un resaltado en verde claro.

Tabla 7: Resultados de los modelos estructurados a partir del índice de color GCC a nivel de píxel con el conjunto de datos de prueba. Elaboración propia.

Configuración	Modelo	Accuracy	Precisión	Recall	Especificidad	AUC
Mamdani	Inicial	0,8110	0,5102	1,0000	0,7647	0,7551
	Optimizado 1	0,9685	0,9388	0,9787	0,9625	0,9630
	Optimizado 2	0,9685	0,9388	0,9787	0,9625	0,9630
	Optimizado 3	0,9764	0,9388	1,0000	0,9630	0,9694
	Optimizado 4	**0,9764**	**0,9388**	**1,0000**	**0,9630**	**0,9694**
	Optimizado 5	0,9764	0,9388	1,0000	0,9630	0,9694
	Optimizado 6	0,9764	0,9388	1,0000	0,9630	0,9694
	Optimizado 7	0,9764	0,9388	1,0000	0,9630	0,9694
	Optimizado 8	0,9764	0,9388	1,0000	0,9630	0,9694
	Optimizado 9	0,9764	0,9388	1,0000	0,9630	0,9694
	Optimizado 10	0,9764	0,9388	1,0000	0,9630	0,9694
	Optimizado 11	0,9764	0,9388	1,0000	0,9630	0,9694
	Optimizado 12	0,9764	0,9388	1,0000	0,9630	0,9694
	Optimizado 13	0,9764	0,9388	1,0000	0,9630	0,9694
	Optimizado 14	0,9764	0,9388	1,0000	0,9630	0,9694
	Optimizado 15	0,9764	0,9388	1,0000	0,9630	0,9694
	Optimizado 16	0,9764	0,9388	1,0000	0,9630	0,9694
	Optimizado 17	0,9764	0,9388	1,0000	0,9630	0,9694
	Optimizado 18	0,9764	0,9388	1,0000	0,9630	0,9694
	Optimizado 19	0,9764	0,9388	1,0000	0,9630	0,9694
	Optimizado 20	0,9764	0,9388	1,0000	0,9630	0,9694
	Optimizado 21	0,9764	0,9388	1,0000	0,9630	0,9694

	Optimizado 22	0,9764	0,9388	1,0000	0,9630	0,9694
	Optimizado 23	0,9764	0,9388	1,0000	0,9630	0,9694
	Optimizado 24	0,9764	0,9388	1,0000	0,9630	0,9694
	Optimizado 25	0,9764	0,9388	1,0000	0,9630	0,9694
	Optimizado 26	0,9764	0,9388	1,0000	0,9630	0,9694
	Optimizado 27	0,9764	0,9388	1,0000	0,9630	0,9694
	Optimizado 28	0,9764	0,9388	1,0000	0,9630	0,9694
	Optimizado 29	0,9764	0,9388	1,0000	0,9630	0,9694
	Optimizado 30	0,9764	0,9388	1,0000	0,9630	0,9694
Sugeno	Inicial	0,7874	0,4490	1,0000	0,7429	0,7245
	Optimizado 1	**0,9606**	**0,9388**	**0,9583**	**0,9620**	**0,9566**
	Optimizado 2	0,9449	0,8776	0,9773	0,9277	0,9324
	Optimizado 3	0,9370	0,8367	1,0000	0,9070	0,9184
	Optimizado 4	0,9370	0,9388	0,9020	0,9605	0,9373
	Optimizado 5	0,9370	0,9388	0,9020	0,9605	0,9373
	Optimizado 6	0,9449	0,8776	0,9773	0,9277	0,9324
	Optimizado 7	0,9370	0,9388	0,9020	0,9605	0,9373
	Optimizado 8	0,9370	0,9388	0,9020	0,9605	0,9373
	Optimizado 9	0,9449	0,8571	1,0000	0,9176	0,9286
	Optimizado 10	0,9606	0,9388	0,9583	0,9620	0,9566
	Optimizado 11	0,9291	0,8571	0,9545	0,9157	0,9158
	Optimizado 12	0,9449	0,8776	0,9773	0,9277	0,9324
	Optimizado 13	0,9528	0,8776	1,0000	0,9286	0,9388
	Optimizado 14	0,9606	0,9388	0,9583	0,9620	0,9566
	Optimizado 15	0,9606	0,9388	0,9583	0,9620	0,9566
	Optimizado 16	0,9606	0,9388	0,9583	0,9620	0,9566
	Optimizado 17	0,9370	0,9388	0,9020	0,9605	0,9373
	Optimizado 18	0,9370	0,9388	0,9020	0,9605	0,9373
	Optimizado 19	0,9528	0,8776	1,0000	0,9286	0,9388
	Optimizado 20	0,9606	0,9388	0,9583	0,9620	0,9566
	Optimizado 21	0,9449	0,8776	0,9773	0,9277	0,9324
	Optimizado 22	0,9528	0,8776	1,0000	0,9286	0,9388
	Optimizado 23	0,9370	0,9388	0,9020	0,9605	0,9373
	Optimizado 24	0,9528	0,8776	1,0000	0,9286	0,9388
	Optimizado 25	0,9370	0,9388	0,9020	0,9605	0,9373
	Optimizado 26	0,9370	0,9388	0,9020	0,9605	0,9373
	Optimizado 27	0,9370	0,9388	0,9020	0,9605	0,9373
	Optimizado 28	0,9449	0,8776	0,9773	0,9277	0,9324
	Optimizado 29	0,9606	0,9388	0,9583	0,9620	0,9566
	Optimizado 30	0,9370	0,9388	0,9020	0,9605	0,9373

ANFIS	Inicial	0,7874	0,4490	1,0000	0,7429	0,7245
	Optimizado 1	**0,9528**	**0,8980**	**0,9778**	**0,9390**	**0,9426**
	Optimizado 2	0,9528	0,8980	0,9778	0,9390	0,9426
	Optimizado 3	0,9528	0,8980	0,9778	0,9390	0,9426
	Optimizado 4	0,9528	0,8980	0,9778	0,9390	0,9426
	Optimizado 5	0,9528	0,8980	0,9778	0,9390	0,9426
	Optimizado 6	0,9528	0,8980	0,9778	0,9390	0,9426
	Optimizado 7	0,9528	0,8980	0,9778	0,9390	0,9426
	Optimizado 8	0,9528	0,8980	0,9778	0,9390	0,9426
	Optimizado 9	0,9528	0,8980	0,9778	0,9390	0,9426
	Optimizado 10	0,9528	0,8980	0,9778	0,9390	0,9426
	Optimizado 11	0,9528	0,8980	0,9778	0,9390	0,9426
	Optimizado 12	0,9528	0,8980	0,9778	0,9390	0,9426
	Optimizado 13	0,9528	0,8980	0,9778	0,9390	0,9426
	Optimizado 14	0,9528	0,8980	0,9778	0,9390	0,9426
	Optimizado 15	0,9528	0,8980	0,9778	0,9390	0,9426
	Optimizado 16	0,9528	0,8980	0,9778	0,9390	0,9426
	Optimizado 17	0,9528	0,8980	0,9778	0,9390	0,9426
	Optimizado 18	0,9528	0,8980	0,9778	0,9390	0,9426
	Optimizado 19	0,9528	0,8980	0,9778	0,9390	0,9426
	Optimizado 20	0,9528	0,8980	0,9778	0,9390	0,9426
	Optimizado 21	0,9528	0,8980	0,9778	0,9390	0,9426
	Optimizado 22	0,9528	0,8980	0,9778	0,9390	0,9426
	Optimizado 23	0,9528	0,8980	0,9778	0,9390	0,9426
	Optimizado 24	0,9528	0,8980	0,9778	0,9390	0,9426
	Optimizado 25	0,9528	0,8980	0,9778	0,9390	0,9426
	Optimizado 26	0,9528	0,8980	0,9778	0,9390	0,9426
	Optimizado 27	0,9528	0,8980	0,9778	0,9390	0,9426
	Optimizado 28	0,9528	0,8980	0,9778	0,9390	0,9426
	Optimizado 29	0,9528	0,8980	0,9778	0,9390	0,9426
	Optimizado 30	0,9528	0,8980	0,9778	0,9390	0,9426
Mamdani Clusterizado	Inicial	0,7874	0,4375	1,0000	0,7453	0,7188
	Optimizado 1	0,9764	0,9583	0,9787	0,9750	0,9728
	Optimizado 2	0,9764	0,9583	0,9787	0,9750	0,9728
	Optimizado 3	0,9764	0,9583	0,9787	0,9750	0,9728
	Optimizado 4	0,9764	0,9583	0,9787	0,9750	0,9728
	Optimizado 5	0,9764	0,9375	1,0000	0,9634	0,9688
	Optimizado 6	0,9764	0,9583	0,9787	0,9750	0,9728
	Optimizado 7	0,9764	0,9583	0,9787	0,9750	0,9728
	Optimizado 8	0,9843	0,9583	1,0000	0,9753	0,9792

	Optimizado 9	0,9764	0,9583	0,9787	0,9750	0,9728
	Optimizado 10	**0,9764**	**0,9792**	**0,9592**	**0,9872**	**0,9769**
	Optimizado 11	0,9764	0,9792	0,9592	0,9872	0,9769
	Optimizado 12	0,9764	0,9583	0,9787	0,9750	0,9728
	Optimizado 13	0,9764	0,9583	0,9787	0,9750	0,9728
	Optimizado 14	0,9764	0,9583	0,9787	0,9750	0,9728
	Optimizado 15	0,9843	0,9583	1,0000	0,9753	0,9792
	Optimizado 16	0,9843	0,9583	1,0000	0,9753	0,9792
	Optimizado 17	0,9843	0,9583	1,0000	0,9753	0,9792
	Optimizado 18	0,9843	0,9583	1,0000	0,9753	0,9792
	Optimizado 19	0,9843	0,9583	1,0000	0,9753	0,9792
	Optimizado 20	0,9764	0,9583	0,9787	0,9750	0,9728
	Optimizado 21	0,9764	0,9375	1,0000	0,9634	0,9688
	Optimizado 22	0,9764	0,9792	0,9592	0,9872	0,9769
	Optimizado 23	0,9843	0,9583	1,0000	0,9753	0,9792
	Optimizado 24	0,9764	0,9583	0,9787	0,9750	0,9728
	Optimizado 25	0,9764	0,9583	0,9787	0,9750	0,9728
	Optimizado 26	0,9843	0,9583	1,0000	0,9753	0,9792
	Optimizado 27	0,9843	0,9583	1,0000	0,9753	0,9792
	Optimizado 28	0,9764	0,9583	0,9787	0,9750	0,9728
	Optimizado 29	0,9764	0,9583	0,9787	0,9750	0,9728
	Optimizado 30	0,9764	0,9583	0,9787	0,9750	0,9728
Sugeno Clusterizado	Inicial	0,8976	0,7347	1,0000	0,8571	0,8673
	Optimizado 1	**0,9764**	**0,9388**	**1,0000**	**0,9630**	**0,9694**
	Optimizado 2	0,9764	0,9388	1,0000	0,9630	0,9694
	Optimizado 3	0,9606	0,8980	1,0000	0,9398	0,9490
	Optimizado 4	0,9764	0,9388	1,0000	0,9630	0,9694
	Optimizado 5	0,9764	0,9388	1,0000	0,9630	0,9694
	Optimizado 6	0,9606	0,8980	1,0000	0,9398	0,9490
	Optimizado 7	0,9764	0,9388	1,0000	0,9630	0,9694
	Optimizado 8	0,9764	0,9388	1,0000	0,9630	0,9694
	Optimizado 9	0,9764	0,9388	1,0000	0,9630	0,9694
	Optimizado 10	0,9764	0,9388	1,0000	0,9630	0,9694
	Optimizado 11	0,9764	0,9388	1,0000	0,9630	0,9694
	Optimizado 12	0,9764	0,9388	1,0000	0,9630	0,9694
	Optimizado 13	0,9764	0,9388	1,0000	0,9630	0,9694
	Optimizado 14	0,9764	0,9388	1,0000	0,9630	0,9694
	Optimizado 15	0,9764	0,9388	1,0000	0,9630	0,9694
	Optimizado 16	0,9764	0,9388	1,0000	0,9630	0,9694

	Optimizado 17	0,9764	0,9388	1,0000	0,9630	0,9694
	Optimizado 18	0,9764	0,9388	1,0000	0,9630	0,9694
	Optimizado 19	0,9764	0,9388	1,0000	0,9630	0,9694
	Optimizado 20	0,9764	0,9388	1,0000	0,9630	0,9694
	Optimizado 21	0,9606	0,8980	1,0000	0,9398	0,9490
	Optimizado 22	0,9764	0,9388	1,0000	0,9630	0,9694
	Optimizado 23	0,9764	0,9388	1,0000	0,9630	0,9694
	Optimizado 24	0,9764	0,9388	1,0000	0,9630	0,9694
	Optimizado 25	0,9764	0,9388	1,0000	0,9630	0,9694
	Optimizado 26	0,9685	0,9388	0,9787	0,9625	0,9630
	Optimizado 27	0,9764	0,9388	1,0000	0,9630	0,9694
	Optimizado 28	0,9764	0,9388	1,0000	0,9630	0,9694
	Optimizado 29	0,9764	0,9388	1,0000	0,9630	0,9694
	Optimizado 30	0,9764	0,9388	1,0000	0,9630	0,9694
ANFIS clusterizado	Inicial	0,8976	0,7347	1,0000	0,8571	0,8673
	Optimizado 1	**0,9764**	**0,9592**	**0,9792**	**0,9747**	**0,9732**
	Optimizado 2	0,9764	0,9592	0,9792	0,9747	0,9732
	Optimizado 3	0,9764	0,9592	0,9792	0,9747	0,9732
	Optimizado 4	0,9764	0,9592	0,9792	0,9747	0,9732
	Optimizado 5	0,9764	0,9592	0,9792	0,9747	0,9732
	Optimizado 6	0,9764	0,9592	0,9792	0,9747	0,9732
	Optimizado 7	0,9764	0,9592	0,9792	0,9747	0,9732
	Optimizado 8	0,9764	0,9592	0,9792	0,9747	0,9732
	Optimizado 9	0,9764	0,9592	0,9792	0,9747	0,9732
	Optimizado 10	0,9764	0,9592	0,9792	0,9747	0,9732
	Optimizado 11	0,9764	0,9592	0,9792	0,9747	0,9732
	Optimizado 12	0,9764	0,9592	0,9792	0,9747	0,9732
	Optimizado 13	0,9764	0,9592	0,9792	0,9747	0,9732
	Optimizado 14	0,9764	0,9592	0,9792	0,9747	0,9732
	Optimizado 15	0,9764	0,9592	0,9792	0,9747	0,9732
	Optimizado 16	0,9764	0,9592	0,9792	0,9747	0,9732
	Optimizado 17	0,9764	0,9592	0,9792	0,9747	0,9732
	Optimizado 18	0,9764	0,9592	0,9792	0,9747	0,9732
	Optimizado 19	0,9764	0,9592	0,9792	0,9747	0,9732
	Optimizado 20	0,9764	0,9592	0,9792	0,9747	0,9732
	Optimizado 21	0,9764	0,9592	0,9792	0,9747	0,9732
	Optimizado 22	0,9764	0,9592	0,9792	0,9747	0,9732
	Optimizado 23	0,9764	0,9592	0,9792	0,9747	0,9732
	Optimizado 24	0,9764	0,9592	0,9792	0,9747	0,9732
	Optimizado 25	0,9764	0,9592	0,9792	0,9747	0,9732

	Optimizado 26	0,9764	0,9592	0,9792	0,9747	0,9732
	Optimizado 27	0,9764	0,9592	0,9792	0,9747	0,9732
	Optimizado 28	0,9764	0,9592	0,9792	0,9747	0,9732
	Optimizado 29	0,9764	0,9592	0,9792	0,9747	0,9732
	Optimizado 30	0,9764	0,9592	0,9792	0,9747	0,9732

Se evidencia que se escogieron como mejores modelos optimizados aquellos que presentaron un alto nivel de rendimiento en todas las métricas y en orden en los que fueron ejecutados, dando como resultado los evidenciados en la Tabla 8.

Tabla 8: Mejores modelos resultantes de la optimización con entrada índice GCC. Elaboración propia.

Configuración	Modelo	Accuracy	Precisión	Recall	Especificidad	AUC
Mamdani	Optimizado 4	0,9764	0,9388	1,0000	0,9630	0,9694
Sugeno	Optimizado 1	0,9606	0,9388	0,9583	0,9620	0,9566
ANFIS	Optimizado 1	0,9528	0,8980	0,9778	0,9390	0,9426
Mamdani Clusterizado	Optimizado 10	0,9764	0,9792	0,9592	0,9872	0,9769
Sugeno Clusterizado	Optimizado 1	0,9764	0,9388	1,0000	0,9630	0,9694
ANFIS Clusterizado	Optimizado 1	0,9764	0,9592	0,9792	0,9747	0,9732

Los modelos que mejor rendimiento presentaron con los mismos resultados obtenidos en accuracy (97.64%) corresponden a los configurados por un sistema de inferencia Mamdani y los tres resultantes de la clusterización FMC, para la métrica de precisión (97.92%), especificidad (98.72%) y AUC (97.69%) corresponden a la mejor optimización de la configuración Mamdani clusterizado, mientras que para la métrica de clasificación recall los modelos con mejor desempeño (100%) son las configuraciones Mamdani y Sugeno clusterizado.

Modelos configurados a partir del índice de color EG

Los resultados a nivel de píxel de los modelos configurados a partir de los valores del índice de color EG con el conjunto de datos de prueba, una vez cada uno de estos se optimiza mediante el proceso descrito en la subsección 8.5 entorno a las métricas de clasificación definidas, proporcionan los mejores ejemplares de cada una de las configuraciones como se evidencia en la Tabla 9, resaltados en color verde claro.

Tabla 9: Resultados de los modelos estructurados a partir del índice de color EG a nivel de píxel con el conjunto de datos de prueba. Elaboración propia.

Configuración	Modelo	Accuracy	Precisión	Recall	Especificidad	AUC
Mamdani	Inicial	0.9055	0.7800	0.9750	0.8736	0.8835

	Optimizado 1	0.9213	0.8600	0.9348	0.9136	0.9105
	Optimizado 2	0.9055	0.7800	0.9750	0.8736	0.8835
	Optimizado 3	0.9213	0.8600	0.9348	0.9136	0.9105
	Optimizado 4	0.9213	0.8600	0.9348	0.9136	0.9105
	Optimizado 5	0.9213	0.8600	0.9348	0.9136	0.9105
	Optimizado 6	**0.9213**	**0.8600**	**0.9348**	**0.9136**	**0.9105**
	Optimizado 7	0.9213	0.8600	0.9348	0.9136	0.9105
	Optimizado 8	0.9213	0.8600	0.9348	0.9136	0.9105
	Optimizado 9	0.9213	0.8600	0.9348	0.9136	0.9105
	Optimizado 10	0.9213	0.8600	0.9348	0.9136	0.9105
	Optimizado 11	0.9055	0.7800	0.9750	0.8736	0.8835
	Optimizado 12	0.9213	0.8600	0.9348	0.9136	0.9105
	Optimizado 13	0.9213	0.8600	0.9348	0.9136	0.9105
	Optimizado 14	0.9213	0.8600	0.9348	0.9136	0.9105
	Optimizado 15	0.9213	0.8600	0.9348	0.9136	0.9105
	Optimizado 16	0.9213	0.8600	0.9348	0.9136	0.9105
	Optimizado 17	0.9213	0.8600	0.9348	0.9136	0.9105
	Optimizado 18	0.9213	0.8600	0.9348	0.9136	0.9105
	Optimizado 19	0.9213	0.8600	0.9348	0.9136	0.9105
	Optimizado 20	0.9213	0.8600	0.9348	0.9136	0.9105
	Optimizado 21	0.9213	0.8600	0.9348	0.9136	0.9105
	Optimizado 22	0.9213	0.8600	0.9348	0.9136	0.9105
	Optimizado 23	0.9213	0.8600	0.9348	0.9136	0.9105
	Optimizado 24	0.8976	0.7800	0.9512	0.8721	0.8770
	Optimizado 25	0.9213	0.8600	0.9348	0.9136	0.9105
	Optimizado 26	0.9213	0.8600	0.9348	0.9136	0.9105
	Optimizado 27	0.9213	0.8600	0.9348	0.9136	0.9105
	Optimizado 28	0.9213	0.8600	0.9348	0.9136	0.9105
	Optimizado 29	0.9213	0.8600	0.9348	0.9136	0.9105
	Optimizado 30	0.9213	0.8600	0.9348	0.9136	0.9105
Sugeno	Inicial	0.6063	0.0000	NaN	0.6063	0.5000
	Optimizado 1	0.9134	0.8000	0.9756	0.8837	0.8935
	Optimizado 2	0.9134	0.8000	0.9756	0.8837	0.8935
	Optimizado 3	0.9134	0.8000	0.9756	0.8837	0.8935
	Optimizado 4	0.9055	0.7800	0.9750	0.8736	0.8835
	Optimizado 5	0.9134	0.8400	0.9333	0.9024	0.9005
	Optimizado 6	0.9134	0.8400	0.9333	0.9024	0.9005
	Optimizado 7	0.9134	0.8000	0.9756	0.8837	0.8935
	Optimizado 8	0.9134	0.8000	0.9756	0.8837	0.8935
	Optimizado 9	0.9134	0.8000	0.9756	0.8837	0.8935

	Optimizado 10	0.9134	0.8000	0.9756	0.8837	0.8935
	Optimizado 11	0.9134	0.8000	0.9756	0.8837	0.8935
	Optimizado 12	0.9134	0.8000	0.9756	0.8837	0.8935
	Optimizado 13	0.8976	0.8000	0.9302	0.8810	0.8805
	Optimizado 14	0.9134	0.8400	0.9333	0.9024	0.9005
	Optimizado 15	0.9134	0.8000	0.9756	0.8837	0.8935
	Optimizado 16	0.9134	0.8000	0.9756	0.8837	0.8935
	Optimizado 17	0.9134	0.8000	0.9756	0.8837	0.8935
	Optimizado 18	0.9134	0.8000	0.9756	0.8837	0.8935
	Optimizado 19	0.9134	0.8000	0.9756	0.8837	0.8935
	Optimizado 20	0.8898	0.7800	0.9286	0.8706	0.8705
	Optimizado 21	0.9134	0.8400	0.9333	0.9024	0.9005
	Optimizado 22	0.9134	0.8000	0.9756	0.8837	0.8935
	Optimizado 23	**0.9134**	**0.8000**	**0.9756**	**0.8837**	**0.8935**
	Optimizado 24	0.9134	0.8000	0.9756	0.8837	0.8935
	Optimizado 25	0.9134	0.8000	0.9756	0.8837	0.8935
	Optimizado 26	0.9134	0.8000	0.9756	0.8837	0.8935
	Optimizado 27	0.9134	0.8000	0.9756	0.8837	0.8935
	Optimizado 28	0.9134	0.8000	0.9756	0.8837	0.8935
	Optimizado 29	0.9134	0.8000	0.9756	0.8837	0.8935
	Optimizado 30	0.9134	0.8000	0.9756	0.8837	0.8935
ANFIS	Inicial	0.6063	0.0000	NaN	0.6063	0.5000
	Optimizado 1	**0.9134**	**0.8000**	**0.9756**	**0.8837**	**0.8935**
	Optimizado 2	0.9134	0.8000	0.9756	0.8837	0.8935
	Optimizado 3	0.9134	0.8000	0.9756	0.8837	0.8935
	Optimizado 4	0.9134	0.8000	0.9756	0.8837	0.8935
	Optimizado 5	0.9134	0.8000	0.9756	0.8837	0.8935
	Optimizado 6	0.9134	0.8000	0.9756	0.8837	0.8935
	Optimizado 7	0.9134	0.8000	0.9756	0.8837	0.8935
	Optimizado 8	0.9134	0.8000	0.9756	0.8837	0.8935
	Optimizado 9	0.9134	0.8000	0.9756	0.8837	0.8935
	Optimizado 10	0.9134	0.8000	0.9756	0.8837	0.8935
	Optimizado 11	0.9134	0.8000	0.9756	0.8837	0.8935
	Optimizado 12	0.9134	0.8000	0.9756	0.8837	0.8935
	Optimizado 13	0.9134	0.8000	0.9756	0.8837	0.8935
	Optimizado 14	0.9134	0.8000	0.9756	0.8837	0.8935
	Optimizado 15	0.9134	0.8000	0.9756	0.8837	0.8935
	Optimizado 16	0.9134	0.8000	0.9756	0.8837	0.8935
	Optimizado 17	0.9134	0.8000	0.9756	0.8837	0.8935

	Optimizado 18	0.9134	0.8000	0.9756	0.8837	0.8935
	Optimizado 19	0.9134	0.8000	0.9756	0.8837	0.8935
	Optimizado 20	0.9134	0.8000	0.9756	0.8837	0.8935
	Optimizado 21	0.9134	0.8000	0.9756	0.8837	0.8935
	Optimizado 22	0.9134	0.8000	0.9756	0.8837	0.8935
	Optimizado 23	0.9134	0.8000	0.9756	0.8837	0.8935
	Optimizado 24	0.9134	0.8000	0.9756	0.8837	0.8935
	Optimizado 25	0.9134	0.8000	0.9756	0.8837	0.8935
	Optimizado 26	0.9134	0.8000	0.9756	0.8837	0.8935
	Optimizado 27	0.9134	0.8000	0.9756	0.8837	0.8935
	Optimizado 28	0.9134	0.8000	0.9756	0.8837	0.8935
	Optimizado 29	0.9134	0.8000	0.9756	0.8837	0.8935
	Optimizado 30	0.9134	0.8000	0.9756	0.8837	0.8935
Mamdani Clusterizado	Inicial	0.9528	0.9412	0.9412	0.9605	0.9509
	Optimizado 1	**0.9449**	**1.0000**	**0.8793**	**1.0000**	**0.9539**
	Optimizado 2	0.9449	1.0000	0.8793	1.0000	0.9539
	Optimizado 3	0.9449	1.0000	0.8793	1.0000	0.9539
	Optimizado 4	0.9449	1.0000	0.8793	1.0000	0.9539
	Optimizado 5	0.9449	1.0000	0.8793	1.0000	0.9539
	Optimizado 6	0.9449	1.0000	0.8793	1.0000	0.9539
	Optimizado 7	0.9449	1.0000	0.8793	1.0000	0.9539
	Optimizado 8	0.9449	1.0000	0.8793	1.0000	0.9539
	Optimizado 9	0.9449	1.0000	0.8793	1.0000	0.9539
	Optimizado 10	0.9449	1.0000	0.8793	1.0000	0.9539
	Optimizado 11	0.9449	1.0000	0.8793	1.0000	0.9539
	Optimizado 12	0.9449	1.0000	0.8793	1.0000	0.9539
	Optimizado 13	0.9449	1.0000	0.8793	1.0000	0.9539
	Optimizado 14	0.9449	1.0000	0.8793	1.0000	0.9539
	Optimizado 15	0.9449	1.0000	0.8793	1.0000	0.9539
	Optimizado 16	0.9449	1.0000	0.8793	1.0000	0.9539
	Optimizado 17	0.9449	1.0000	0.8793	1.0000	0.9539
	Optimizado 18	0.9449	1.0000	0.8793	1.0000	0.9539
	Optimizado 19	0.9449	1.0000	0.8793	1.0000	0.9539
	Optimizado 20	0.9449	1.0000	0.8793	1.0000	0.9539
	Optimizado 21	0.9449	1.0000	0.8793	1.0000	0.9539
	Optimizado 22	0.9449	1.0000	0.8793	1.0000	0.9539
	Optimizado 23	0.9449	1.0000	0.8793	1.0000	0.9539
	Optimizado 24	0.9449	1.0000	0.8793	1.0000	0.9539
	Optimizado 25	0.9370	0.9608	0.8909	0.9722	0.9409
	Optimizado 26	0.9449	1.0000	0.8793	1.0000	0.9539

	Optimizado 27	0.9449	1.0000	0.8793	1.0000	0.9539
	Optimizado 28	0.9449	1.0000	0.8793	1.0000	0.9539
	Optimizado 29	0.9449	1.0000	0.8793	1.0000	0.9539
	Optimizado 30	0.9449	1.0000	0.8793	1.0000	0.9539
Sugeno Clusterizado	Inicial	0.8898	0.7174	0.9706	0.8602	0.8525
	Optimizado 1	0.9134	0.7826	0.9730	0.8889	0.8851
	Optimizado 2	0.8898	0.7174	0.9706	0.8602	0.8525
	Optimizado 3	0.8898	0.7174	0.9706	0.8602	0.8525
	Optimizado 4	0.8898	0.7174	0.9706	0.8602	0.8525
	Optimizado 5	0.8898	0.7174	0.9706	0.8602	0.8525
	Optimizado 6	0.9134	0.7826	0.9730	0.8889	0.8851
	Optimizado 7	0.8898	0.7174	0.9706	0.8602	0.8525
	Optimizado 8	0.8898	0.7174	0.9706	0.8602	0.8525
	Optimizado 9	0.8976	0.7391	0.9714	0.8696	0.8634
	Optimizado 10	0.8898	0.7174	0.9706	0.8602	0.8525
	Optimizado 11	0.8898	0.7174	0.9706	0.8602	0.8525
	Optimizado 12	0.8898	0.7174	0.9706	0.8602	0.8525
	Optimizado 13	**0.9134**	**0.7826**	**0.9730**	**0.8889**	**0.8851**
	Optimizado 14	0.8898	0.7174	0.9706	0.8602	0.8525
	Optimizado 15	0.8898	0.7174	0.9706	0.8602	0.8525
	Optimizado 16	0.8898	0.7174	0.9706	0.8602	0.8525
	Optimizado 17	0.8898	0.7174	0.9706	0.8602	0.8525
	Optimizado 18	0.8898	0.7174	0.9706	0.8602	0.8525
	Optimizado 19	0.8976	0.7391	0.9714	0.8696	0.8634
	Optimizado 20	0.9134	0.7826	0.9730	0.8889	0.8851
	Optimizado 21	0.8898	0.7174	0.9706	0.8602	0.8525
	Optimizado 22	0.8898	0.7174	0.9706	0.8602	0.8525
	Optimizado 23	0.9134	0.7826	0.9730	0.8889	0.8851
	Optimizado 24	0.8898	0.7174	0.9706	0.8602	0.8525
	Optimizado 25	0.9134	0.7826	0.9730	0.8889	0.8851
	Optimizado 26	0.9134	0.7826	0.9730	0.8889	0.8851
	Optimizado 27	0.9134	0.7826	0.9730	0.8889	0.8851
	Optimizado 28	0.8898	0.7174	0.9706	0.8602	0.8525
	Optimizado 29	0.8898	0.7174	0.9706	0.8602	0.8525
	Optimizado 30	0.8898	0.7174	0.9706	0.8602	0.8525
ANFIS clusterizado	Inicial	0.8898	0.7174	0.9706	0.8602	0.8525
	Optimizado 1	**0.9134**	**0.7826**	**0.9730**	**0.8889**	**0.8851**
	Optimizado 2	0.9134	0.7826	0.9730	0.8889	0.8851
	Optimizado 3	0.9134	0.7826	0.9730	0.8889	0.8851

	Optimizado 4	0.9134	0.7826	0.9730	0.8889	0.8851
	Optimizado 5	0.9134	0.7826	0.9730	0.8889	0.8851
	Optimizado 6	0.9134	0.7826	0.9730	0.8889	0.8851
	Optimizado 7	0.9134	0.7826	0.9730	0.8889	0.8851
	Optimizado 8	0.9134	0.7826	0.9730	0.8889	0.8851
	Optimizado 9	0.9134	0.7826	0.9730	0.8889	0.8851
	Optimizado 10	0.9134	0.7826	0.9730	0.8889	0.8851
	Optimizado 11	0.9134	0.7826	0.9730	0.8889	0.8851
	Optimizado 12	0.9134	0.7826	0.9730	0.8889	0.8851
	Optimizado 13	0.9134	0.7826	0.9730	0.8889	0.8851
	Optimizado 14	0.9134	0.7826	0.9730	0.8889	0.8851
	Optimizado 15	0.9134	0.7826	0.9730	0.8889	0.8851
	Optimizado 16	0.9134	0.7826	0.9730	0.8889	0.8851
	Optimizado 17	0.9134	0.7826	0.9730	0.8889	0.8851
	Optimizado 18	0.9134	0.7826	0.9730	0.8889	0.8851
	Optimizado 19	0.9134	0.7826	0.9730	0.8889	0.8851
	Optimizado 20	0.9134	0.7826	0.9730	0.8889	0.8851
	Optimizado 21	0.9134	0.7826	0.9730	0.8889	0.8851
	Optimizado 22	0.9134	0.7826	0.9730	0.8889	0.8851
	Optimizado 23	0.9134	0.7826	0.9730	0.8889	0.8851
	Optimizado 24	0.9134	0.7826	0.9730	0.8889	0.8851
	Optimizado 25	0.9134	0.7826	0.9730	0.8889	0.8851
	Optimizado 26	0.9134	0.7826	0.9730	0.8889	0.8851
	Optimizado 27	0.9134	0.7826	0.9730	0.8889	0.8851
	Optimizado 28	0.9134	0.7826	0.9730	0.8889	0.8851
	Optimizado 29	0.9134	0.7826	0.9730	0.8889	0.8851
	Optimizado 30	0.9134	0.7826	0.9730	0.8889	0.8851

De lo anterior se evidencia que se escogieron aquellos modelos con los valores en las métricas más altos en todas las componentes, especialmente en el accuracy, precisión, recall y especificidad. Los modelos escogidos se presentan a continuación en la Tabla 10.

Tabla 10: Mejores modelos resultantes de la optimización con entrada índice EG. Elaboración propia.

Configuración	Modelo	Accuracy	Precisión	Recall	Especificidad	AUC
Mamdani	Optimizado 6	0.9213	0.8600	0.9348	0.9136	0.9105
Sugeno	Optimizado 23	0.9134	0.8000	0.9756	0.8837	0.8935
ANFIS	Optimizado 1	0.9134	0.8000	0.9756	0.8837	0.8935
Mamdani Clusterizado	Optimizado 1	0.9449	1.0000	0.8793	1.0000	0.9539
Sugeno Clusterizado	Optimizado 13	0.9134	0.7826	0.9730	0.8889	0.8851

ANFIS Clusterizado	Optimizado 1	0.9134	0.7826	0.9730	0.8889	0.8851

El modelo que mejor rendimiento obtuvo en la métrica accuracy (94.49%), precisión (100%), especificidad (100%) y AUC (95.39%) corresponde al mejor de la configuración Mamdani clusterizado con conjunto de entrada basado en el índice de color EG, mientras que los modelos optimizados tipo Sugeno y Mamdani presentaron los mejores valores en Recall (97.56%).

8.6.2 Modelos optimizados a nivel de imagen

Una vez establecidos los mejores modelos optimizados en cada una de las 12 configuraciones dispuestas en esta investigación, se prueba su efectividad a nivel de imagen, evaluando cada uno de los píxeles de la imagen completa de las 426 imágenes escogidas del conjunto de datos BRACOL. Lo anterior, dado que los conjuntos de datos de entrenamiento y prueba fueron establecidos para caracterizar un único píxel, mientras que en esta sección se evalúa toda la imagen completa a partir del porcentaje de píxeles detectados como enfermos sobre el total de los píxeles evaluados, estableciendo así el estado de la imagen completa. Los resultados obtenidos por los mejores modelos se basan en las métricas de clasificación con las que este trabajo de investigación ha sido desarrollado y se presentan en la Tabla 11.

Tabla 11: Resultados obtenidos por los mejores modelos optimizados al evaluar las imágenes completas del conjunto de datos. Elaboración propia.

Modelo	Accuracy	Precisión	Recall	Especificidad	AUC
GCC - Mamdani	0,8685	0,9261	0,8655	0,8742	0,8536
GCC - Sugeno	0,8850	0,9572	0,8662	0,9225	0,8662
GCC - ANFIS	0,8451	0,9922	0,7994	0,9813	0,8068
GCC - Mamdani Clusterizado	0,8685	0,9611	0,8430	0,9248	0,8445
GCC - Sugeno Clusterizado	0,8638	0,9767	0,8284	0,9512	0,8345
GCC - ANFIS Clusterizado	0,8850	0,9572	0,8662	0,9225	0,8662
EG - Mamdani	0,8756	0,9611	0,8517	0,9265	0,8533
EG - Sugeno	0,8756	0,9611	0,8517	0,9265	0,8533
EG - ANFIS	0,8756	0,9455	0,8617	0,9028	0,8574
EG - Mamdani Clusterizado	0,9155	0,9805	0,8905	0,9650	0,8986
EG - Sugeno Clusterizado	0,8474	0,9261	0,8380	0,8662	0,8269
EG - ANFIS Clusterizado	0,8357	0,9261	0,8235	0,8613	0,8121

Se establece como mejor modelo de clasificación a nivel de imagen el EG de tipo Mamdani clusterizado, dado que obtiene el mejor rendimiento en las métricas de accuracy (91.55%), recall (89.05%) y AUC (89.86%), mientras que en las métricas de precisión (98.05%) y Especificidad (96.5%) no se encuentra muy distante de los mejores resultados. Las anteriores métricas se derivan a partir de la matriz de confusión presentada en la Figura 46.

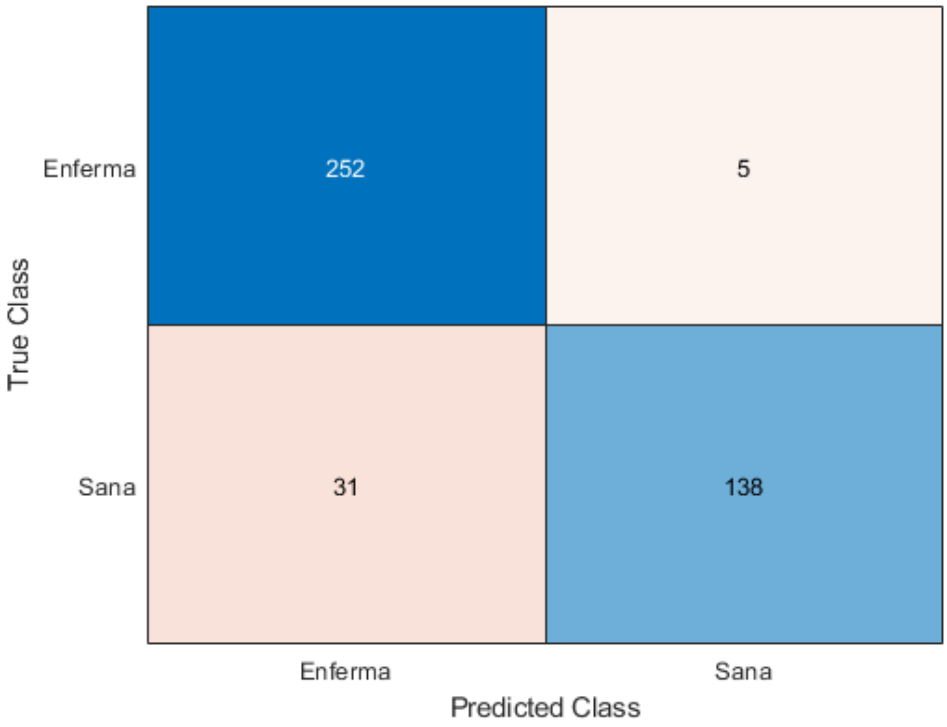


Figura 46: Matriz de confusión mejor modelo en clasificación de imágenes completas. Elaboración propia.

De la anterior imagen se evidencia que el modelo clasifica correctamente la mayoría de imágenes en estado sano, dado que solo 5 sanas fueron clasificadas como enfermas, mientras que 31 fueron clasificadas como sanas cuando estas en realidad son enfermas; teniendo en cuenta que, los verdaderos positivos son 252 imágenes, los falsos positivos 5 los verdaderos negativos 138 y los falsos negativos 31.

8.6.3 Modelo con mejor desempeño

El mejor modelo escogido respecto a la clasificación del estado de una imagen a través de la medición del porcentaje de píxeles detectados como enfermos sobre el total de píxeles evaluados de la imagen, es equivalente con el mejor modelo optimizado de

clasificación del estado de un píxel que corresponde al configurado por un sistema de inferencia difusa tipo Mamdani con su conjunto de entrada basado en el índice de color EG y estructurado a partir de una clusterización, como se presenta en la Figura 47.

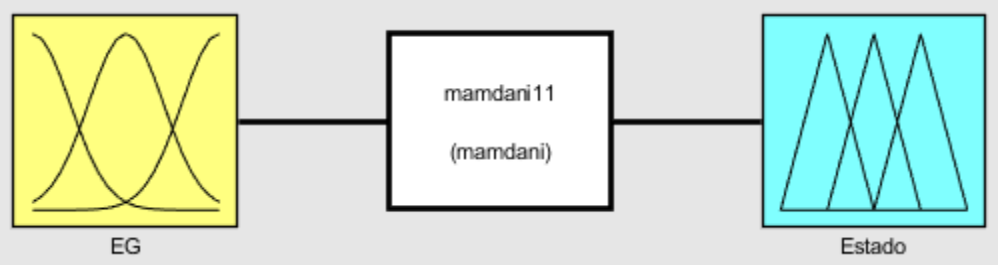


Figura 47: Mejor modelo de clasificación del estado de un píxel y de una imagen. Elaboración propia.

La entrada de este sistema de inferencia difusa se define bajo 5 funciones de pertenencia de tipo gaussianas que representan valores: Bajos, medio bajos, medios, medio altos y altos del índice de color EG, que se encuentran establecidas en el rango de valores [0, 1], como se presenta en la Figura 48.

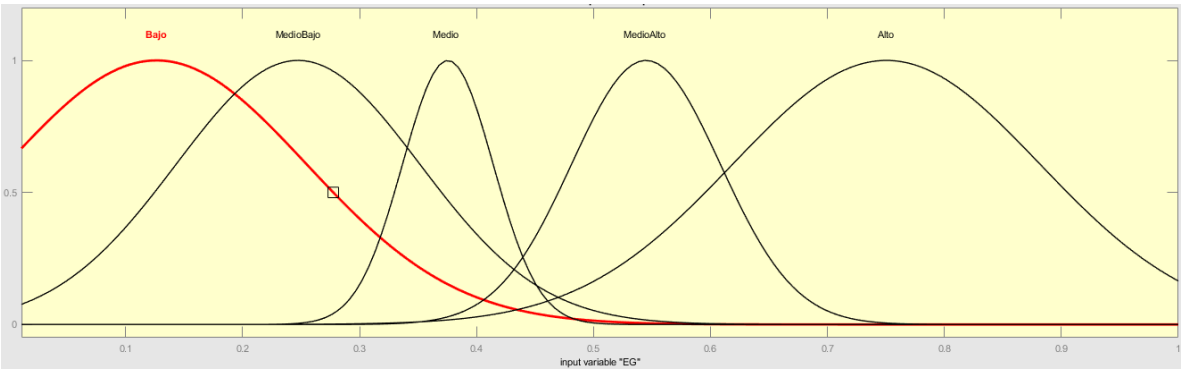


Figura 48: Conjunto de entrada del mejor modelo de clasificación del estado de un píxel y de una imagen. Elaboración propia.

En cuanto al conjunto de salida, se encuentran 5 funciones de pertenencia gaussianas definidas en el rango de valores [0, 1], dónde las primeras dos presentan un solapamiento frente al estado de sano que se encuentra en el rango [0, 0.5], mientras que las tres restantes un solapamiento orientado al estado enfermo establecidas en el rango [0.58, 1], como se evidencia en la Figura 49.

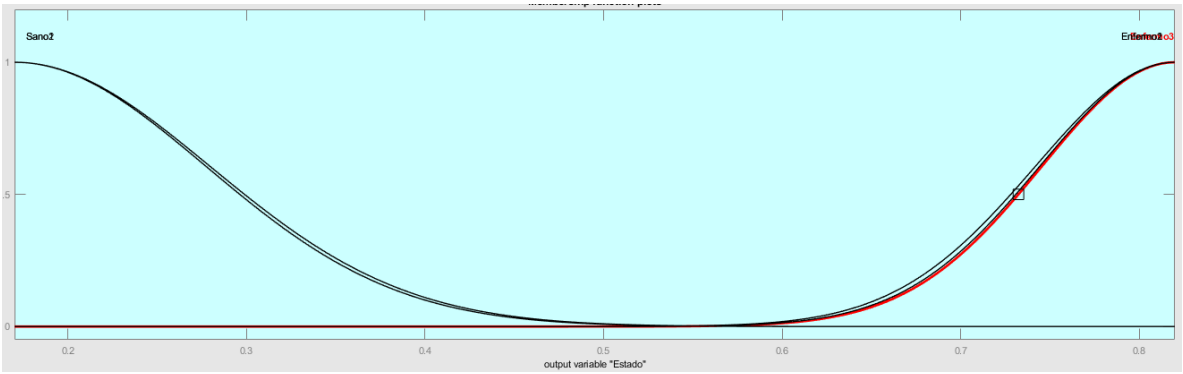


Figura 49: Conjunto de salida del mejor modelo para clasificar el estado de un píxel y de una imagen. Elaboración propia.

Las reglas definidas para el sistema de inferencia difusa están orientadas a que los valores medio bajos y bajos del índice de color EG representan un estado enfermo mientras que para valores medios, medio altos y altos el estado es sano, como se presenta en la Figura 50.

1. If (EG is Bajo) then (Estado is Enfermo3) (1)
2. If (EG is MedioAlto) then (Estado is Sano2) (1)
3. If (EG is MedioBajo) then (Estado is Enfermo2) (1)
4. If (EG is Medio) then (Estado is Enfermo1) (1)
5. If (EG is Alto) then (Estado is Sano1) (1)

Figura 50: Reglas del mejor modelo de clasificación de un píxel y y de una imagen. Elaboración propia.

El desempeño del modelo resultado de la investigación frente a los encontrados en la literatura es destacable debido a que se presentan diferentes implementaciones orientadas al uso de técnicas conocidas por su alto nivel de precisión como: Redes neuronales convolucionales – CNN, redes neuronales - NN, Redes adversarias generativas – GAN, máquinas de soporte vectorial (SVM), entre otras, que representan un alto desempeño con porcentajes de accuracy del 78.70 % hasta del 92.60% con conjuntos de datos de validación o prueba, pero no cuentan con un alto nivel de interpretabilidad dado que las técnicas que emplean estructuran modelos de tipo caja negra, mientras que el modelo resultado de esta investigación al permitirle a usuarios no sofisticados conocer cómo se relacionan las variables independientes (índices de color) de las dependientes (estado de un píxel) mediante funciones de pertenencia y reglas que las relacionan, dada la naturaleza intrínseca de los sistemas de inferencia difusa que no pierden interpretabilidad después de la optimización obteniendo una efectividad del 91.5%. Lo anterior se puede evidenciar en la Tabla 12.

Tabla 12: Comparativa de rendimiento de modelos encontrados en la literatura vs el implementado en este proyecto de investigación. Elaboración propia.

Artículo	Accuracy	Interpretable
A Deep-Learning-Based Real-Time Detector for Grape Leaf Diseases Using Improved Convolutional Neural Networks (Xie et al. 2020)	86,20%	
A novel method of maize leaf disease image identification based on a multichannel convolutional neural network (Lin et al. 2018)	92,30%	
Classification of apple leaf conditions in hyper-spectral images for diagnosis of Marssonina blotch using mRMR and deep neural network (Park et al. 2018)	85,70%	
Detection and differentiation between potato (Solanum tuberosum) diseases using calibration models trained with non-imaging spectrometry data (Bienkowski et al. 2019)	84,60%	
Disease detection in tomato leaves via CNN with lightweight architectures implemented in Raspberry Pi 4 (Gonzalez-Huitron et al. 2021)	84,00%	
Exploring the potential of PROCOSINE and close-range hyperspectral imaging to study the effects of fungal diseases on leaf physiology (Morel et al. 2018)	78,70%	
Real-Time Detection of Apple Leaf Diseases Using Deep Learning Approach Based on Improved Convolutional Neural Networks (Jiang et al. 2019)	78.80%	
Modified ride-NN optimizer for the IoT based plant disease detection (Mishra, Choudhury, and Pati 2021)	91.56%	
GANs-Based Data Augmentation for Citrus Disease Severity Detection Using Deep Learning (Zeng et al. 2020)	92,60%	
Grape Leaf Spot Identification Under Limited Samples by Fine Grained-GAN (Zhou et al. 2021)	89,67%	
Kuan noise filter with Hough transformation based reweighted linear program boost classification for plant leaf disease detection (Deepa and Nagarajan 2021)	88%	
Modelo resultado de esta investigación	91,50%	X

8.6.4 Prototipo Software

El prototipo software desarrollado para probar los modelos resultado de esta investigación se realiza en el entorno de desarrollo Matlab (MathWorks 2019), a través del App Designer proporcionado por el aplicativo. Esta subsección se divide en dos, principalmente por las funcionalidades del aplicativo y secundariamente el despliegue del mismo.

Funcionalidades del prototipo

Funcionalmente el prototipo software se encuentra seccionado en las funcionalidades del aplicativo y la documentación del mismo, por lo que inicialmente en la pantalla de carga se puede apreciar la pestaña “Obtener estado planta”, la cual permite inicialmente escoger la configuración del modelo optimizado a través del botón “Cargar modelo” y de los switches inferiores, que denota en cargar internamente en el sistema el escogido y en mostrar bajo las gráficas de la matriz de confusión y ROC las métricas obtenidas con el conjunto de datos de prueba, posteriormente se puede encontrar la opción de “Descargar conjunto de datos” que descarga un archivo .txt que contiene la dirección web del conjunto de datos de imágenes con el que se puede probar cada uno de los modelos, como se muestra en la Figura 51.



Figura 51: Prootipo software - carga de modelo. Elaboración propia, entorno Matlab.

Otra funcionalidad que se puede encontrar en la pestaña “Obtener estado planta” corresponde a la de cargar una imagen a través del botón “Seleccionar imagen”, que permitirá cargar una ilustración desde el computador del usuario y posteriormente podrá obtener el estado (enferma o sana) que esta representa con el modelo cargado anteriormente, como se presenta en la Figura 52.

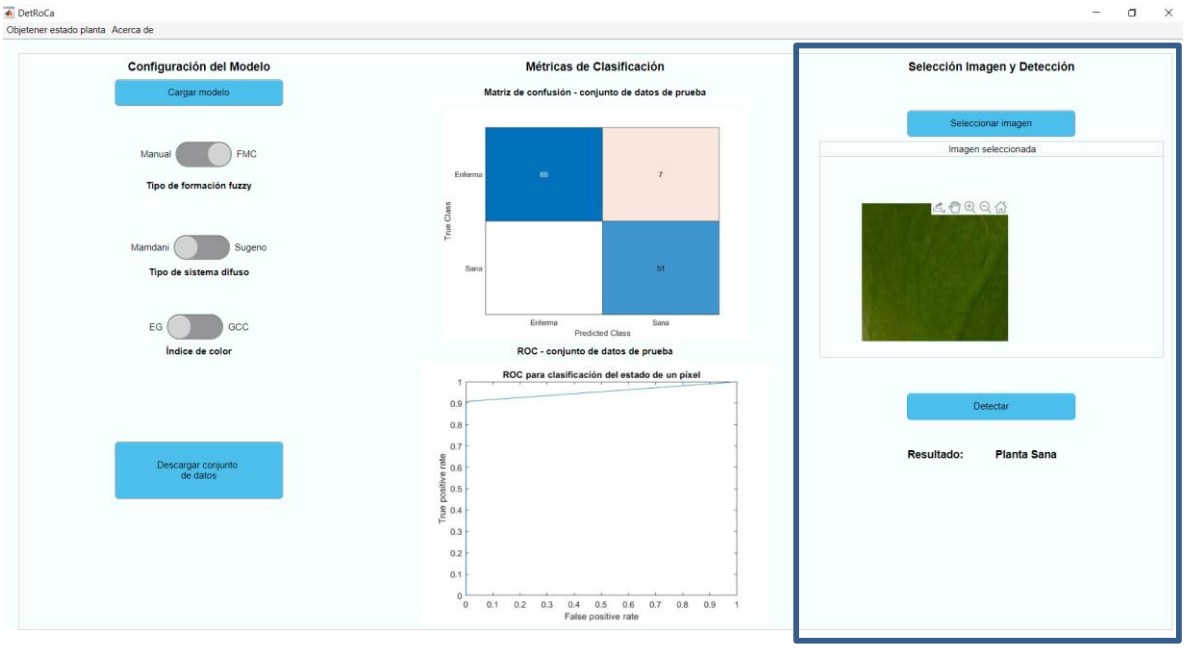


Figura 52: Prototipo software - detección de estado. Elaboración propia, entorno Matlab.

Continuando con la otra pestaña “Acerca de”, inicialmente se muestra la documentación del aplicativo que muestra las instrucciones generales para hacer buen uso del aplicativo, como se evidencia en la Figura 53.

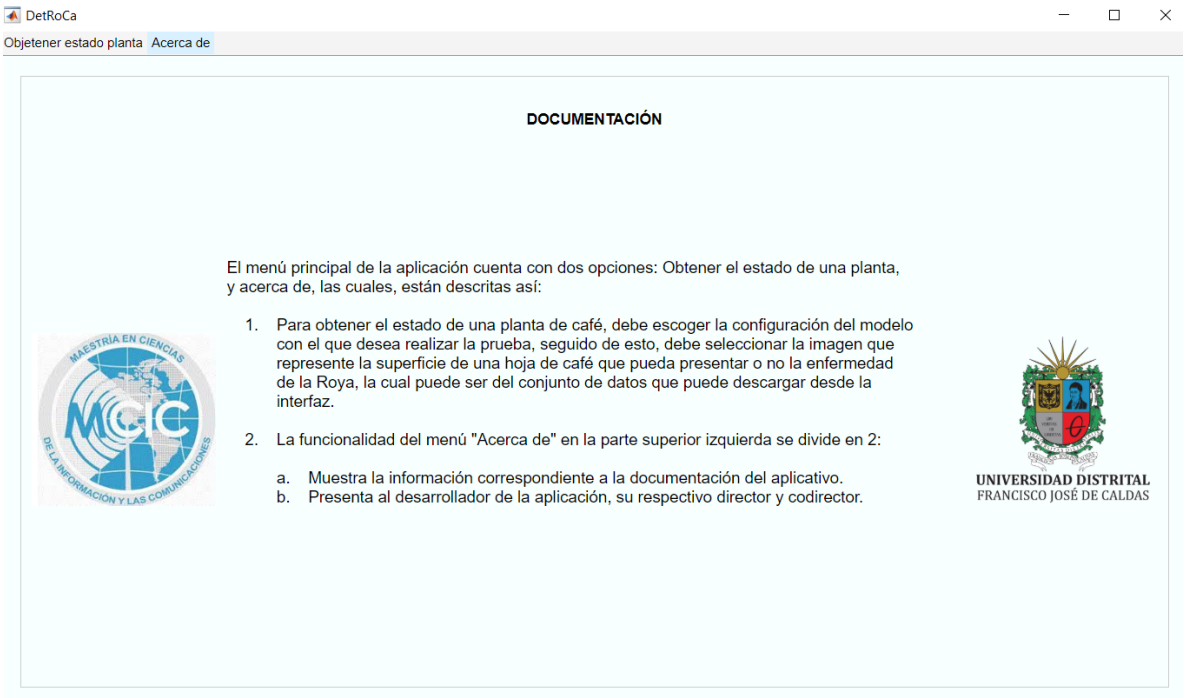


Figura 53: Prototipo software - documentación. Elaboración propia, entorno Matlab.

Finalmente se muestran los créditos que relacionan el autor, director y codirector del artefacto resultante de esta investigación, como se presenta en la Figura 54.

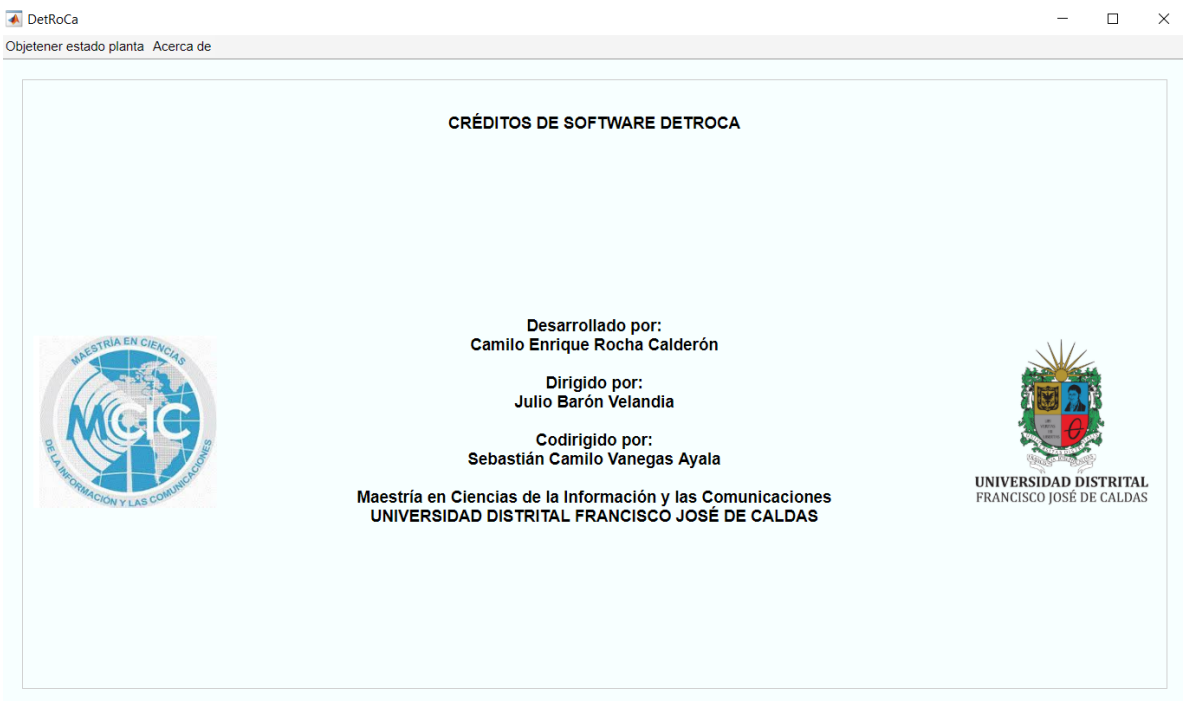


Figura 54: Prototipo software - acerca de. elaboración propia, entorno Matlab.

Despliegue del prototipo

El despliegue del prototipo se puede realizar bajo tres opciones: Standalone Desktop App, Web App y Matlab App, que corresponden respectivamente a aplicación de escritorio que se instala a través de un ejecutable (.exe - windows), aplicación web que se ejecuta mediante un servidor web de Matlab, y una aplicación que se puede compartir a través de una app store con la que cuenta Matlab.

Con respecto al despliegue particular implementado para el prototipo de software desarrollado, se utiliza el tipo “Web App”, mediante el uso de un servidor proporcionado por el CECAD del doctorado en ingeniería de la Universidad Distrital Francisco José de Caldas que cuenta con el siguiente link de acceso: https://comunidad.udistrital.edu.co/intecse/deteccion-de-la-roya/, lo anterior, debido a que se busca desligar al caficultor de la necesidad de contar con un experto en la detección de la Roya, dado que a través de un navegador pueden acceder al aplicativo, cargar las imágenes y obtener la clasificación del estado de una planta. La pantalla de acceso al

aplicativo corresponde a un apartado de la página web del grupo de investigación, dónde al dar clic sobre la imagen se cargará el aplicativo web.



Figura 55: Acceso a prototipo software – servicio Web. Elaboración propia.

Al acceder al servicio se despliega en un recuadro el aplicativo, dónde se debe escoger la única opción existente “DetRoCa”, como se observa en la Figura 56.



Figura 56: Acceso a prototipo web. Elaboración propia.

Al escoger el prototipo se mostrarán las dos pestañas explicadas en el apartado de funcionalidades del aplicativo, explicadas previamente.

9. CONCLUSIONES

De acuerdo con resultados establecidos en las investigaciones consultadas, la caracterización del estado de una hoja de café respecto a la presencia o ausencia de Roya, se realiza a nivel de píxel mediante los índices de color EG y GCC. Con base en el conjunto de datos de entrenamiento, se determinaron los rangos de valores [0.3913, 1] para estado sano y [0, 0.5815] enfermo, según el índice de color EG, observando un solapamiento definido entre el rango [0.3913, 0.5815], mientras que para el GCC el rango de valores sanos se define en [0.3783, 0.6911] y los enfermos en [0.1857, 0.4427], presentando un solapamiento entre [0.3783, 0.4427].

Para establecer el modelo que presenta el mejor rendimiento, se plantean 8 configuraciones iniciales mediante la técnica de sistemas de inferencia difusos, variando la configuración en su tipología (Sugeno o Mamdani), el conjunto de entrada dependiente a un índice de color (EG o GCC), y la formación del sistema de inferencia que puede ser de tipo manual dependiente a los intervalos encontrados para cada índice o automatizada mediante la técnica de clusterización FMC. Cada uno de los modelos iniciales fue probado a partir del conjunto de datos de prueba que cuenta con 127 píxeles obteniendo un accuracy de 60.63% para el peor modelo y de 95.28% para el más destacado en la métrica de clasificación. Aunque los resultados en términos de precisión para algunos modelos son bajos, cada uno presenta alta interpretabilidad inherente a los sistemas de inferencia difusa, facilitando la comprensión de la relación entre las variables dependientes (estado de un píxel) e independientes (índices de color) a través de las asociaciones especificadas mediante reglas.

La precisión de los modelos obtenidos se mejora mediante un algoritmo de optimización híbrido compuesto por técnicas heurísticas y exactas como los algoritmos de optimización genéticos y el algoritmo de punto interior respectivamente, y bajo la técnica Anfis para configuraciones tipo Sugeno, permitiendo obtener mediante la métrica accuracy un valor de 91.34% para el modelo con menor rendimiento y 97.64% para el de mejor desempeño a nivel de píxel con el conjunto de datos de prueba, sin disminuir la interpretabilidad debido a que la significancia de las reglas entre los conjuntos difusos se mantiene y los parámetros ajustados corresponden a los valores que definen las funciones de pertenencia de los conjuntos de entrada y de salida.

La precisión de los modelos establecidos y optimizados en 426 imágenes que representan hojas de plantas de café sanas o afectadas por la Roya, es evaluada mediante el porcentaje de píxeles clasificados como enfermos sobre el total de píxeles de la imagen, obteniendo como mejor modelo el correspondiente a la configuración: sistema tipo Mamdani, con conjunto de entrada que representa valores del índice de color EG y conformación a partir de la clusterización FMC, con base en las métricas de accuracy 91.55%, precisión 98.05%,

recall con 89.05%, especificidad 96.50% y AUC del 89.86%, siendo relevantes frente a resultados encontrados en documentos de investigación que presentan rendimiento en accuracy desde el 78.7% hasta el 92.60%, aunque ninguno de estos presenta la característica de interpretable al basarse en técnicas que proporcionan modelos tipo caja negra.

9.1 PRINCIPALES APORTES

Con base en los resultados obtenidos en el proyecto de investigación y alcanzando los objetivos planteados, a continuación, se presentan los principales aportes:

- Publicación de artículos de investigación, presentación de ponencias en eventos científicos internacionales, libro, proyección de registro de software y proyecto de investigación institucionalizado ante el CIDC.
- El modelo interpretable obtenido se define a través de un sistema de inferencia difuso basado en la clusterización FMC, facilita comprender la relación entre el índice de color EG de un píxel y su estado, para posteriormente clasificar todos los píxeles de una imagen y mediante el cálculo del porcentaje de píxeles clasificados como enfermos por Roya respecto al total de píxeles, identificar si representa una hoja del cultivo de café sana o enferma.
- De los modelos estructurados y optimizados bajo los dos índices de color GCC y EG, se obtuvieron altos valores de precisión al evaluar 426 imágenes que representan hojas de café sanas y afectadas por la roya, al obtener un accuracy del 88.5% para el índice GCC y del 91.5% para el EG.
- Los modelos obtenidos son altamente interpretables sin perder nivel de rendimiento al optimizarlos gracias a su estructura basada en sistemas de inferencia difusa y la optimización realizada mediante un método híbrido conformado por un algoritmo genético y el algoritmo de punto interior que modificaba los valores de las funciones de pertenencia de los conjuntos de entrada y salida.
- El prototipo software desarrollado permite utilizar cada uno de los modelos de clasificación resultantes que están orientados a ambos índices de color: EG y GCC, mediante una interfaz gráfica que habilita la carga de una imagen que representa una hoja del cultivo de café y se retorne el estado que presenta respecto a la enfermedad de la Roya, facilitando su utilización por parte de personas que no cuentan con herramientas para su identificación.

10. PROSPECTIVA DEL TRABAJO DE GRADO

En este apartado se presentan dos prospectivas de grado, que corresponden inicialmente a los productos que se han obtenido a partir de todo el desarrollo de esta investigación y el análisis previo para escogerlo como temática de grado, y secundariamente entorno a recomendaciones y posibles trabajos futuros

10.1 PRODUCTOS

Los productos resultantes del proceso investigativo desarrollado a lo largo de los últimos años presentados en esta subsección, abarca desde la elaboración de la monografía como trabajo de grado de pregrado y aportes al grupo de investigación INTECSE, relacionada con la gestión de un invernadero, detección de la enfermedad Xanthomonas Campestris en hojas de plantas de Judía y actualmente en el trabajo de grado de maestría la detección de la enfermedad de la Roya en hojas del cultivo de Café. Los aportes se evidencian en publicaciones tipo artículo de investigación en revistas indexadas, ponencias en eventos científicos, registro de software, libros y proyecto de investigación.

10.1.1 Artículos

- Gestión del ambiente del invernadero mediante un microcontrolador electrónico para el cultivo de vegetales. Revista Espacios. ISSN: 0798-1015, publicado.
- Optimization techniques on fuzzy inference systems to detect Xanthomonas campestris disease. International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE). ISSN: 2088-8708, publicado.
- Supervised model for the detection of coffee leaf diseases by image analysis. International Journal of Intelligent Systems and Applications in Engineering (IJISAE). ISSN: 2147-6799, aceptado.
- Diagnosing plant leaf diseases using digital image processing techniques: a systematic review according to PRISMA guidelines. Journal of Engineering. ISSN: 2314-4904, en revisión.

10.1.2 Ponencias en eventos científicos

- Modelo de Clasificación Supervisado para la Detección de la Roya en hojas del Cultivo de Café. IX Semana Internacional de Ciencia, Tecnología e Innovación, San José de Cúcuta, Colombia.

- Modelo de Detección de la Enfermedad de la Roya en Hojas de Café mediante Análisis de Imagen. XI Congreso Internacional de Ingeniería Mecánica, Mecatrónica y Automatización, Cartagena, Colombia.

10.1.3 Registro de software y propiedad intelectual

- "DetRoCa" Software desarrollado para el presente proyecto, en fase de registro de derechos de autor ante la Dirección Nacional de Derecho de Autor.

10.1.4 Libros

- Modelo para la detección de la enfermedad Xanthomonas Campestris en hojas de judía aplicando algoritmos de optimización genéticos y de gradiente. Pink Petals Publication Pvt Ltd. ISBN: 9-788195-380428, publicado.

10.1.5 Proyecto de investigación

- Modelo de clasificación supervisado para la detección de la roya en hojas del cultivo de café aplicando técnicas de machine Learning. Centro de Investigaciones y Desarrollo Científico – CIDC, en ejecución fase de cierre.

10.2 RECOMENDACIONES Y TRABAJOS FUTUROS

En esta subsección se proponen algunas recomendaciones y prospectivas para continuar con el proyecto de investigación a partir de otros enfoques complementarios al ya empleado.

10.2.1 Recomendaciones

Con base en los índices de color escogidos en esta investigación para analizar a nivel de píxel el estado que representa una imagen de una hoja de café, empleando sistemas de inferencia difusa optimizados, se presentan las siguientes consideraciones:

- En dado caso de requerir ser añadidas otras variables independientes para mejorar el nivel de precisión del modelo obtenido, se debe realizar un estudio de normalidad y correlación de esta variable respecto a la variable dependiente, posteriormente debe añadirse el/los conjuntos de entrada necesarios en el sistema difuso y relacionarlos en las reglas con las funciones de pertenencia del conjunto de salida.

- Debe tenerse en cuenta que para una mejor precisión no solo para el modelo resultado de esta investigación si no para cualquier otro enfocado en la misma temática, que el entorno dónde se toman las imágenes debe ser idealmente similar para que se puedan obtener altos niveles de precisión, o en dado caso experimentar con otra variable independiente que considere las posibles variaciones del entorno.
- El modelo resultado de esta investigación puede servir para detectar enfermedades representadas visualmente con un color anaranjado, café o gris, dado que son las posibles caracterizaciones de la Roya en las que se estructuro el sistema de inferencia difusa.

10.2.2 Trabajos futuros

Con el propósito de que este proyecto de investigación continúe hacia una posible industrialización de la detección de enfermedades en plantas mediante la agricultura de precisión, se presentan las siguientes alternativas para complementar este trabajo de tesis en su versión actual o para realizar incrementos sobre el mismo.

- Para complementar este trabajo de grado se sugiere realizar un modelo de segmentación que permita obtener cada una de las hojas que puedan llegar a encontrarse en una imagen tomada sobre un cultivo de café con el objetivo de poder pasar todos los registros de hojas al modelo clasificador resultado de esta investigación y así realizar un incremento en la semi-automatización de la detección de la enfermedad de la Roya en culticos de Café.
- La precisión del modelo puede ser mejorada si se encuentra una variable independiente que a nivel de píxel permita interpretar la luminosidad que este presenta, dado que en algunas imágenes la luminosidad al ser muy baja en hojas sanas puede llegarse a interpretar colores grises u oscuros haciendo que se clasifique como enferma y se disminuya la efectividad de este.
- Debido a que la clasificación de una imagen depende del resultado de píxeles establecidos como enfermos respecto al total de píxeles de la imagen, se puede complementar esa clasificación de la imagen total con algoritmos de Machine o Deep Learning como redes neuronales, sistemas de soporte vectorial SVM, entre otras.

11. BIBLIOGRAFIA

Agrios, G. 1995. *Introducción a La Fitopatología*. México: Limusa.

Arauz Cavallini, Luis Felipe. 1998. *Fitopatología : Un Enfoque Agroecológico*. Costa Rica: Editorial Universidad de Costa Rica.

Avelino, J., S. Vílchez, M. B. Segura-Escobar, M. A. Brenes-Loaiza, E. de M. Virginio Filho, and F. Casanoves. 2020. "Shade Tree Chloroleucon Eurycyclum Promotes Coffee Leaf Rust by Reducing Uredospore Wash-off by Rain." *Crop Protection* 129:105038.

Avelino, J., L. Willocquet, and S. Savary. 2004. "Effects of Crop Management Patterns on Coffee Rust Epidemics." *Plant Pathology* 53(5):541–47.

Avelino, Jacques, Marco Cristancho, Selena Georgiou, Pablo Imbach, Lorena Aguilar, Gustavo Bornemann, Peter Läderach, Francisco Anzueto, Allan J. Hruska, and Carmen Morales. 2015. "The Coffee Rust Crises in Colombia and Central America (2008–2013): Impacts, Plausible Causes and Proposed Solutions." *Food Security* 7(2):303–21.

Barón Velandia, Julio, Camilo Enrique Rocha Calderón, and Daniel David Leal Lara. 2021. "Optimization Techniques on Fuzzy Inference Systems to Detect Xanthomonas Campestris Disease." *International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE)*.

Bienkowski, Damian, Matt J. Aitkenhead, Alison K. Lees, Christopher Gallagher, and Roy Neilson. 2019. "Detection and Differentiation between Potato (Solanum Tuberosum) Diseases Using Calibration Models Trained with Non-Imaging Spectrometry Data." *Computers and Electronics in Agriculture* 167(June):105056.

Billy, Thomas J., Thomas E. Feltmate, Christopher E. Fisher, Steve C. Hathaway, Héctor J. Lazaneo, and Alicia Lustre. 1997. *Gestión de Riesgos e Inocuidad de Los Alimentos*. Roma, Italia.

Boa Sorte, Lucas Ximenes, Carolina Toledo Ferraz, Francisco Fambrini, Roseli Dos Reis Goulart, and José Hiroki Saito. 2019. "Coffee Leaf Disease Recognition Based on Deep Learning and Texture Attributes." Pp. 135–44 in *Procedia Computer Science*. Vol. 159. Elsevier B.V.

Caballero, E. M. T. and A. M. .. Duke. 2020. "Implementation of Artificial Neural Networks Using NVIDIA Digits and OpenCV for Coffee Rust Detection." Pp. 246–51 in *International Conference on Control and Robotics Engineering*. Osaka: Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc.

Calvo, Ingrid. 2016. "Proyectacolor. Modelos de Color." Universidad de Chile.

Canale, Peretti and Latorre Rapela. n.d. *Validación de Un Método de Detección Precoz de Cercospora En Plantas de Soja Basado En Una Técnica de PCR*.

Castro, Wilson, Jimy Oblitas, Jorge Maicelo, and Himer Avila-George. 2018. "Evaluation of Expert Systems Techniques for Classifying Different Stages of Coffee Rust Infection in Hyperspectral Images." *International Journal of Computational Intelligence Systems* 11(1):86–100.

CESAN. 1998. *Guía Para Reducir Al Mínimo El Riesgo Microbiano En Los Alimentos, Para Frutas y Hortalizas Frescas*.

Chemura, Abel, Onisimo Mutanga, Mbulisi Sibanda, and Pardon Chidoko. 2018. "Machine Learning Prediction of Coffee Rust Severity on Leaves Using Spectroradiometer Data." *Tropical Plant Pathology* 43(2):117–27.

Clohessy, James W., Santosh Sanjel, G. Kelly O'Brien, Rebecca Barocco, Shivendra Kumar, Scott Adkins, Barry Tillman, David L. Wright, and Ian M. Small. 2021.

"Development of a High-Throughput Plant Disease Symptom Severity Assessment Tool Using Machine Learning Image Analysis and Integrated Geolocation." *Computers and Electronics in Agriculture* 184:106089.

Club, Coffee Tasting. 2015. "The Influence of Coffee Around the World." *NATIONALCOFFEE*. Retrieved November 19, 2020 (https://nationalcoffee.blog/2015/06/15/the-influence-of-coffee-around-the-world/).

Coombs, Crispin, Donald Hislop, Stanimira K. Taneva, and Sarah Barnard. 2020. "The Strategic Impacts of Intelligent Automation for Knowledge and Service Work: An Interdisciplinary Review." *Journal of Strategic Information Systems* 101600.

Couto Bazame, Helizani, José Paulo Molin, Daniel Althoff, and Maurício Martello. 2021. "Detection, Classification, and Mapping of Coffee Fruits during Harvest with Computer Vision." *Computers and Electronics in Agriculture* 183:168–1699.

Deepa, N. R. and N. Nagarajan. 2021. "Kuan Noise Filter with Hough Transformation Based Reweighted Linear Program Boost Classification for Plant Leaf Disease Detection." *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing* 12(6):5979–92.

Denu Mosley, Lawrence Se'kou. 2013. "A Balanced Approach to the Multi-Class Imbalance Problem." IOWA STATE UNIVERSITY.

Esgario, José G. M., Pedro B. C. de Castro, Lucas M. Tassis, and Renato A. Krohling. 2021. "An App to Assist Farmers in the Identification of Diseases and Pests of Coffee Leaves Using Deep Learning." *Information Processing in Agriculture*.

Federación Nacional de Cafeteros. 2017. "MANEJO AGRONÓMICO." *Federación Nacional de Cafeteros*. Retrieved November 19, 2020 (https://www.cafedecolombia.com/particulares/manejo-agronomico/).

Federación Nacional de Cafeteros de Colombia. 2007. *Guía Ambiental Para El Sector Cafetero*. Quindio.

Francis, Jobin, Anto Sahaya Dhas D, and Anoop B K. 2016. "Identification of Leaf Diseases in Pepper Plants Using Soft Computing Techniques." Pp. 168–73 in. Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE).

Gómez Vargas, Ernesto. 2015. "Modelo Para La Estimación Cuantitativa de Precipitación a Partir de Datos de Radares Polarimétricos." Pontificia Universidad Javeriana, Bogotá D.C.

Gonzalez-Huitron, Victor, José A. León-Borges, A. E. Rodriguez-Mata, Leonel Ernesto Amabilis-Sosa, Blenda Ramírez-Pereda, and Hector Rodriguez. 2021. "Disease Detection in Tomato Leaves via CNN with Lightweight Architectures Implemented in Raspberry Pi 4." *Computers and Electronics in Agriculture* 181:105951.

Grupo Bancolombia. 2018. "Guía Para Cultivar Café En Colombia." *Grupo Bancolombia*. Retrieved November 19, 2020 (https://www.grupobancolombia.com/wps/portal/negocios/actualizate/sostenibilidad/guia-cultivo-cafe-colombia).

Guyon, Isabelle, Kristin Bennett, Gavin Cawley, Hugo Jair Escalante, Sergio Escalera, Tin Kam Ho, Núria Macià, Bisakha Ray, Mehreen Saeed, Alexander Statnikov, and Evelyne Viegas. 2015. "Design of the 2015 ChaLearn AutoML Challenge." *Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks* 2015-Septe.

IICCA. 1997. "Técnicas Para El Diagnóstico de Enfermedades En Plantas."

Isanta Navarro, Roger. 2013. *Study of a Neural Network-Based System for Stability Augmentation of an Airplane*.

Izquierdo, Segismundo S. and Luis R. Izquierdo. 2018. "Mamdani Fuzzy Systems for Modelling and Simulation: A Critical Assessment." *Jasss* 21(3).

Jang, Jyh Shing Roger. 1993. "ANFIS: Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System." *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics* 23(3):665–85.

Jiang, Peng, Yuehan Chen, Bin Liu, Dongjian He, and Chunquan Liang. 2019. “Real-Time Detection of Apple Leaf Diseases Using Deep Learning Approach Based on Improved Convolutional Neural Networks.” *IEEE Access* 7:59069–80.

Kaur, Sukhvir, Shreelekha Pandey, and Shivani Goel. 2018. “Semi-Automatic Leaf Disease Detection and Classification System for Soybean Culture.” *IET Image Processing* 12(6):1038–48.

Kelleher, John D., Brian Mac Namee, and Aoife D’Arcy. 2017. *Fundamentals of Machine Learning for Predictive Data Analytics*. 5th ed. Cambridge, Massachusetts: MIT PRESS.

Klir, George J. and Bo. Yuan. 1995. *Fuzzy Sets and Fuzzy Logic : Theory and Applications*. Prentice Hall PTR.

Knapp, R. B. 2007. “Fuzzy Sets and Pattern Recognition - Fuzzy Inference Systems.”

Krohling, Renato, José Esgario, and Jose A. Ventura. 2019. “BRACOL - A Brazilian Arabica Coffee Leaf Images Dataset to Identification and Quantification of Coffee Diseases and Pests.” 1.

Kumar, M., Gupta P., Madhav P., and Sachin. 2020. “Disease Detection in Coffee Plants Using Convolutional Neural Network.” Pp. 755–60 in *5th International Conference on Communication and Electronics Systems*. Coimbatore: Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc.

Lasso, Emmanuel, David Camilo Corrales, Jacques Avelino, Elias de Melo Virginio Filho, and Juan Carlos Corrales. 2020. “Discovering Weather Periods and Crop Properties Favorable for Coffee Rust Incidence from Feature Selection Approaches.” *Computers and Electronics in Agriculture* 176:105640.

Lasso, Emmanuel, Thiago Toshiyuki Thamada, Carlos Alberto Alves Meira, and Juan Carlos Corrales. 2017. “Expert System for Coffee Rust Detection Based on Supervised Learning and Graph Pattern Matching.” *International Journal of Metadata, Semantics and Ontologies* 12(1):19–27.

Lin, Zhongqi, Shaomin Mu, Aiju Shi, Chao Pang, and Xiaoxiao Sun. 2018. “A Novel Method of Maiz Leaf Disease Image Identification Based on a Multichannel Convolutional.” 1–29.

Liu, Tiantian, Sofien Bouaziz, and Ladislav Kavan. 2017. “Quasi-Newton Methods for Real-Time Simulation of Hyperelastic Materials.” *ACM Transactions on Graphics (TOG)* 36(3).

López, Jaime Cárdenas, Oscar Rodrigo Suarez, and Edin Francisco Orozco Miranda. 2016. “Roya Del Cafeto.” *CropLife*. Retrieved November 19, 2020 (https://www.croplifela.org/es/plagas/listado-de-plagas/roya-del-cafeto).

Lubis, Arif Ridho, Santi Prayudani, Muharman Lubis, and Al Khowarizmi. 2018. “Decision Making in the Tea Leaves Diseases Detection Using Mamdani Fuzzy Inference Method.” *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science* 12(3):1273–81.

Luis Espinoza Pineda, Francisco and Martin Urbina Chavarría. 2011. *L, Espinoza: Introducción a La Fitopatología*.

Marcos, A. P., N. L. S. Rodovalho, and A. R. Backes. 2019. “Coffee Leaf Rust Detection Using Genetic Algorithm.” Pp. 16–20 in *15th Workshop of Computer Vision*. Sao Paulo: Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc.

Mathworks. 2022a. “One-Sample Kolmogorov-Smirnov Test.” Retrieved May 4, 2023 (https://la.mathworks.com/help/stats/kstest.html).

Mathworks. 2022b. “Prueba de Suma de Rangos de Wilcoxon.” Retrieved May 4, 2023 (https://la.mathworks.com/help/stats/ranksum.html).

MathWorks. 2022a. “Choosing the Algorithm - Solver-Based Optimization Problem.”

Retrieved May 1, 2023 (https://la.mathworks.com/help/optim/ug/choosing-the-algorithm.html).
MathWorks. 2022b. “Constrained Nonlinear Optimization Algorithms.” Retrieved May 1, 2023 (https://la.mathworks.com/help/optim/ug/constrained-nonlinear-optimization-algorithms.html).
MathWorks. 2022c. “Fmincon Interior-Point Algorithm with Analytic Hessian.” Retrieved May 1, 2023 (https://la.mathworks.com/help/optim/ug/fmincon-interior-point-algorithm-with-analytic-hessian.html).
MathWorks, Inc. 2019. “Mamdani and Sugeno Fuzzy Inference Systems - MATLAB & Simulink.”
Matsunaga, Tomoko M., Daisuke Ogawa, Fumio Taguchi-Shiobara, Masao Ishimoto, Sachihiro Matsunaga, and Yoshiki Habu. 2017. “Direct Quantitative Evaluation of Disease Symptoms on Living Plant Leaves Growing under Natural Light.” *Breeding Science* 67(3):316–19.
Mattio, Mónica C., María V. Peretti Canale, María C. Lurá, and María G. Latorre Rapela. 2018. “Validation of the Technique Based on Dot Blot for the Detection of Cercospora Kikuchii in Soybean Plants.” *Revista Argentina de Microbiologia* 50(2):211–15.
Merle, Isabelle, Jimmy Pico, Eduardo Granados, Audrey Boudrot, Philippe Tixier, Elías de Melo Virginio Filho, Christian Cilas, and Jacques Avelino. 2020. “Unraveling the Complexity of Coffee Leaf Rust Behavior and Development in Different *Coffea Arabica* Agroecosystems.” *Phytopathology*® 110(2):418–27.
Mishra, Monalisa, Prasenjit Choudhury, and Bibudhendu Pati. 2021. “Modified Ride-NN Optimizer for the IoT Based Plant Disease Detection.” *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing* 12(1):691–703.
Mitić, Marko, Najdan Vuković, Milica Petrović, and Zoran Miljković. 2018. “Chaotic Metaheuristic Algorithms for Learning and Reproduction of Robot Motion Trajectories.” *Neural Computing and Applications* 30(4):1065–83.
Mittal, Kanika, Amita Jain, Kunwar Singh Vaisla, Oscar Castillo, and Janusz Kacprzyk. 2020. “A Comprehensive Review on Type 2 Fuzzy Logic Applications: Past, Present and Future.” *Engineering Applications of Artificial Intelligence* 95:103916.
Mohd Ali, Maimunah, Norhashila Hashim, Samsuzana Abd Aziz, and Ola Lasekan. 2020. “Principles and Recent Advances in Electronic Nose for Quality Inspection of Agricultural and Food Products.” *Trends in Food Science and Technology* 99:1–10.
Morel, Julien, Sylvain Jay, Jean Baptiste Féret, Adel Bakache, Ryad Bendoula, Francoise Carreel, and Nathalie Gorretta. 2018. “Exploring the Potential of PROCOSINE and Close-Range Hyperspectral Imaging to Study the Effects of Fungal Diseases on Leaf Physiology.” *Scientific Reports* 8(1):1–14.
Mustafa, M. S., Z. Husin, Mavi LastNameW.K., and R. S. M. Farook. 2020. “Development of Automated Hybrid Intelligent System for Herbs Plant Classification and Early Herbs Plant Disease Detection.” *Neural Computing and Applications* 32(15):11419–41.
Nijland, Wiebe, Rogier de Jong, Steven M. de Jong, Michael A. Wulder, Chris W. Bater, and Nicholas C. Coops. 2014. “Monitoring Plant Condition and Phenology Using Infrared Sensitive Consumer Grade Digital Cameras.” *Agricultural and Forest Meteorology* 184:98–106.
de Oliveira Pires, Miryan Silva, Marcelo de Carvalho Alves, and Edson Ampélio Pozza. 2020. “Multispectral Radiometric Characterization of Coffee Rust Epidemic in Different Irrigation Management Systems.” *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 86:102016.
Paéz Perilla, Angela Viviana, Andrea Patiño Villarraga, and Santiago Lozada Garcés. 2018. *Manejo de Agroquímicos*. Quindío.

Paéz Perilla, Angela Viviana, Andrea Patiño Villarraga, Santiago Lozada Garcés, and Tirso Fernán Tabares Carreño. 2018. *Calidad Agrícola*. Quindío.

Park, Keunho, Young ki Hong, Gook hwan Kim, and Joonwhoan Lee. 2018. "Classification of Apple Leaf Conditions in Hyper-Spectral Images for Diagnosis of Marssonina Blotch Using MRMR and Deep Neural Network." *Computers and Electronics in Agriculture* 148(January):179–87.

Petrellis, Nikos. 2019. "Plant Disease Diagnosis with Color Normalization." *2019 8th International Conference on Modern Circuits and Systems Technologies, 2019*.

Pressman, Roger S. 2010. *Ingenieria Del Software. Un Enfoque Practico*. McGraw-Hill.

Rao, Singiresu S. 2009. *Engineering Optimization: Theory and Practice*. 4th ed. John Wiley & Sons, INC.

Reid, Anya M., William K. Chapman, Cindy E. Prescott, and Wiebe Nijland. 2016. "Using Excess Greenness and Green Chromatic Coordinate Colour Indices from Aerial Images to Assess Lodgepole Pine Vigour, Mortality and Disease Occurrence." *Forest Ecology and Management* 374:146–53.

Rocha Calderón, Camilo Enrique and Daniel David Leal Lara. 2020. "MODELO PARA LA DETECCION DE LA ENFERMEDAD XANTHOMONAS CAMPESTRIS EN HOJAS DE JUDÍA APLICANDO ALGORITMOS DE OPTIMIZACIÓN GENÉTICOS Y DE GRADIENTE." Universidad Distrital Francisco José de Caldas, Bogotá.

Ross, Timothy J. 2010. *Fuzzy Logic with Engineering Applications*. John Wiley & Sons, Ltd.

Sabrol, H. and S. Kumar. 2019. "Plant Leaf Disease Detection Using Adaptive Neuro-Fuzzy Classification." *Advances in Intelligent Systems and Computing* 943(2020):434–43.

Subramani, Kalaivani, Shantharajah Periyasamy, and Padma Theagarajan. 2018. "Double Line Clustering Based Colour Image Segmentation Technique for Plant Disease Detection." *Current Medical Imaging Formerly Current Medical Imaging Reviews* 15(8):769–76.

Talhinhas, Pedro, Dora Batista, Inês Diniz, Ana Vieira, Diogo N. Silva, Andreia Loureiro, Sílvia Tavares, Ana Paula Pereira, Helena G. Azinheira, Leonor Guerra-Guimarães, Vítor Várzea, and Maria do Céu Silva. 2017. "The Coffee Leaf Rust Pathogen Hemileia Vastatrix : One and a Half Centuries around the Tropics." *Molecular Plant Pathology* 18(8):1039–51.

Toseef, Muhammad and Malik Jahan Khan. 2018. "An Intelligent Mobile Application for Diagnosis of Crop Diseases in Pakistan Using Fuzzy Inference System." *Computers and Electronics in Agriculture* 153:1–11.

Vanegas Ayala, Sebastian Camilo. 2022. "MODELO PREDICTIVO DE HUMEDAD EN INVERNADEROS MEDIANTE INFERENCIA DIFUSA APLICANDO MÉTODOS DE OPTIMIZACIÓN." Universidad Distrital Francisco José de Caldas, Bogotá.

Waller, J. M. 1982. "Coffee Rust-Epidemiology and Control." *Crop Protection* 1(4):385–404.

Xie, Xiaoyue, Yuan Ma, Bin Liu, Jinrong He, Shuqin Li, and Hongyan Wang. 2020. "A Deep-Learning-Based Real-Time Detector for Grape Leaf Diseases Using Improved Convolutional Neural Networks." *Frontiers in Plant Science* 11(June):1–14.

Yadav, Rishabh, Yogesh Kumar, and Sushama Nagpal. 2019. "Plant Leaf Disease Detection and Classification Using Particle Swarm Optimization." *Springer Nature Switzerland* 294–306.

Zeng, Qingmao, Xinhui Ma, Baoping Cheng, Erxun Zhou, and Wei Pang. 2020. "GANS-Based Data Augmentation for Citrus Disease Severity Detection Using Deep Learning." *IEEE Access* 8:172882–91.

Zhou, Changjian, Zhiyao Zhang, Sihan Zhou, Jinge Xing, Qiufeng Wu, and Jia Song. 2021. "Grape Leaf Spot Identification under Limited Samples by Fine Grained-GAN." *IEEE Access* 9:100480–89.