

INSTITUTO TECNOLÓGICO DE ORIZABA

DIVISIÓN DE ESTUDIOS DE POSGRADO E INVESTIGACIÓN

OPCION I.- TESIS

TRABAJO PROFESIONAL

“Sistema de apoyo a la decisión para determinar la vulnerabilidad y riesgo agrícola ante el cambio climático en la producción de fresa a través de un sistema multiagentes e inteligencia artificial”

QUE PARA OBTENER EL GRADO DE:

MAESTRO EN INGENIERÍA INDUSTRIAL

PRESENTA:

ING. EDGAR RODRÍGUEZ AGUIRRE

DIRECTOR DE TESIS:

DR. ALBERTO ALFONSO AGUILAR LASERRE

CODIRECTOR DE TESIS:

DRA. ALINA EVELYN BADILLO MÁRQUEZ

ORIZABA, VER. MÉXICO

JUNIO 2022





EDUCACIÓN
SECRETARÍA DE EDUCACIÓN PÚBLICA



TECNOLÓGICO
NACIONAL DE MÉXICO

Instituto Tecnológico de Orizaba
División de Estudios de Posgrado e Investigación

Orizaba, Ver., 26/02/2023

C. ALMA IVONNE SÁNCHEZ GARCIA
JEFA DEL DEPTO. DE SERVICIOS ESCOLARES
PRESENTE

Por este medio se hace constar que el (la) C.

RODRIGUEZ AGUIRRE EDGAR

Estudiante de la Maestría en Ingeniería Industrial con número de control: **M14010481** ha cumplido satisfactoriamente con los requisitos establecidos en el Lineamiento para la Operación de los Estudios de Posgrado en el Tecnológico Nacional de México en su trabajo de tesis titulado:

SISTEMA DE APOYO A LA DECISIÓN PARA DETERMINAR LA VULNERABILIDAD Y RIESGO AGRÍCOLA ANTE EL CAMBIO CLIMÁTICO EN LA PRODUCCIÓN DE FRESA A TRAVÉS DE UN SISTEMA MULTIAGENTES E INTELIGENCIA ARTIFICIAL

por lo que se emite la siguiente calificación en sus créditos de tesis:

TESIS (40 CREDITOS)

ACREDITADA (100%)

Agradeciendo su atención, me es grato despedirme de usted, manifestándole mi distinguida consideración.

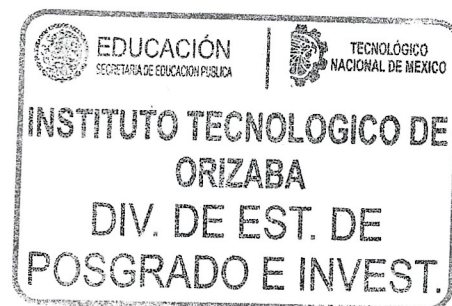
ATENTAMENTE

Excelencia en Educación Tecnológica®
CIENCIA-TÉCNICA- CULTURA

Cuahtemoc Sanchez R.

CUAUHTEMOC SANCHEZ RAMIREZ
JEFE DE LA DIVISIÓN DE ESTUDIOS DE POSGRADO
E INVESTIGACIÓN.

c.c.p. Archivo 599
MLAR/Magh



OG-13-F01



Av. Oriente 9 Núm. 852, Colonia Emiliano Zapata. C.P. 94320 Orizaba, Veracruz.
Tel. 01 (272)1105360 e-mail: depi_orizaba@tecnm.mx, mii@orizaba.tecnm.mx



2023
AÑO DE
Francisco
VILLA

 TECNOLÓGICO NACIONAL DE MÉXICO®	Nombre del documento: Carta de No Inconveniencia	
	Referencia a la Norma ISO9001:2015: 8.1, 8.2.2, 8.5.1, 8.6	
	Página 1 de 1	
	Código: ITO-VI-PO-016-02 / Revisión: 01	

Orizaba, Ver. a 17 de ABRIL de 2023

C. RODRIGUEZ AGUIRRE EDGAR
EGRESADO/A

Me permito informarle de acuerdo a su solicitud, que **NO EXISTE INCONVENIENTE** para que pueda Ud. presentar su Acto de Recepción Profesional, ya que su expediente quedó integrado para tal efecto.

ATENTAMENTE

Excelencia en Educación Tecnológica®
 CIENCIA – TÉCNICA - CULTURA®



ALMA IVONNE SANCHEZ GARCIA
JEFE/A DEL DEPARTAMENTO DE SERVICIOS ESCOLARES



c.c.p. Archivo
 c.c.p. División de Estudios Profesionales



EDUCACIÓN
SECRETARÍA DE EDUCACIÓN PÚBLICA



TECNOLÓGICO
NACIONAL DE MÉXICO

Instituto Tecnológico de Orizaba
División de Estudios de Posgrado e Investigación

Orizaba, Veracruz **Febrero 22, de 2023.**

Asunto: **Revisión de trabajo escrito**

C. CUAUHTÉMOC SANCHEZ RAMIREZ
JEFE DE LA DIVISIÓN DE ESTUDIOS
DE POSGRADO E INVESTIGACIÓN
P R E S E N T E.-

Los que suscriben, miembros del jurado, han realizado la revisión de la Tesis del (la) C.:

RODRIGUEZ AGUIRRE EDGAR

La cual lleva el título de:

**SISTEMA DE APOYO A LA DECISIÓN PARA DETERMINAR LA VULNERABILIDAD Y
RIESGO AGRÍCOLA ANTE EL CAMBIO CLIMÁTICO EN LA PRODUCCIÓN DE FRESA A
TRAVÉS DE UN SISTEMA MULTIAGENTES E INTELIGENCIA ARTIFICIAL**

y concluyen que se acepta.

A T E N T A M E N T E
Excelencia en Educación Tecnológica®
CIENCIA - TÉCNICA - CULTURA®

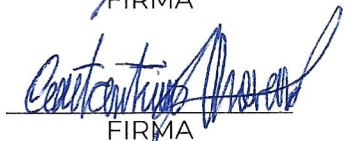
PRESIDENTE: **DR. ALBERTO A AGUILAR LASSERRE**


FIRMA

SECRETARIO: **M.C. MAGNO ÁNGEL GONZÁLEZ HUERTA**


FIRMA

VOCAL: **MII CONSTANTINO GERARDO MORAS
SÁNCHEZ**


FIRMA

VOCAL SUP.: **DRA. ALINA EVELYN BADILLO MÁRQUEZ**


FIRMA

TA-09-F18



Av. Oriente 9 Núm.852, Colonia Emiliano Zapata. C.P. 94320 Orizaba, Veracruz.
Tel. 01 (272)1105360 e-mail: dir_orizaba@tecnm.mx tecnm.mx | orizaba.tecnm.mx



2023
Año de
**Francisco
VILA**

Declaración de originalidad y cesión de derechos

Orizaba, Veracruz, el día 31 del mes de marzo del año 2023.

El(la) que suscribe

C. Edgar Rodríguez Aguirre

Declaro que esta tesis, que tiene una extensión de 145 cuartillas, ha sido escrita por mí y constituye el registro escrito del trabajo de la tesis titulada

“Sistema de apoyo a la decisión para determinar la vulnerabilidad y riesgo agrícola ante el cambio climático en la producción de fresa a través de un sistema multiagentes e inteligencia artificial”

del programa: Maestría en Ingeniería Industrial bajo la asesoría y dirección del (la) Dr. Alberto Alfonso Aguilar Lasserre y Dra. Alina Evelyn Badillo Márquez y no ha sido sometida en ninguna otra institución previamente.

Todos los datos y las referencias a materiales ya publicados están debidamente identificados con su respectivo crédito e incluidos en las notas bibliográficas y en las citas que se destacan como tal y, en los casos que así lo requieran, cuento con las debidas autorizaciones de quienes poseen los derechos patrimoniales. Por lo tanto, me hago responsable de cualquier litigio o reclamación relacionada con derechos de propiedad intelectual, exonerando de toda responsabilidad al Tecnológico Nacional de México campus Orizaba.

También declaro que, al presentar esta tesis, cedo los derechos del trabajo al Tecnológico Nacional de México campus Orizaba para su difusión, con fines académicos y de investigación, bajo las regulaciones propias de la institución y que si existe algún acuerdo de confidencialidad de la información lo haré saber en forma escrita para que se omitan las secciones correspondientes.

Los usuarios de la información no deben reproducir el contenido textual, gráficas o datos del trabajo sin el permiso expreso del autor y del director del trabajo. Este puede ser obtenido escribiendo a la siguiente dirección: depi_orizaba@tecnm.mx. Si el permiso se otorga, el usuario deberá dar el agradecimiento correspondiente y citar la fuente de este.

Edgar Rodríguez Aguirre

RESUMEN

La constante actividad humana ha provocado un desequilibrio ambiental, el cual se ve reflejado en el cambio climático y todas las múltiples consecuencias que se tienen debido a esto, tales como las variaciones de temperatura, los niveles negativos de la calidad del aire, fenómenos meteorológicos más frecuentes y con mayor intensidad, entre otros, provocando de este modo grandes consecuencias para el sector agrícola.

Estos cambios provocan un grado de vulnerabilidad para el sector agrícola, desde las características edáficas, climáticas, hídricas, así como de los recursos que se tienen disponibles para la producción agrícola desde un punto socioeconómico siendo que esta combinación de factores afecta de gran manera.

El presente proyecto genera un modelo basado en agentes inteligentes para poder tener una estimación de la vulnerabilidad en la producción de fresa perteneciente al Estado de Veracruz, mediante una valoración dinámica.

La implementación de las técnicas y metodologías de Inteligencia Artificial permite plantearse diferentes escenarios y analizar la información mediante la modificación de determinados parámetros. Por lo tanto, la aplicación de Lógica Difusa y Procesamiento de imágenes permite obtener una mayor visión y por ende tener un mayor alcance e impacto en pro de la agricultura.

INDICE

Introducción.....	1
Planteamiento del problema.	3
Justificación.....	6
Estado del Arte	7
a) Vulnerabilidad al cambio climático e impactos económicos en el sector agrícola en América Latina y el Caribe.....	7
b) Predicción del rendimiento de cultivos agrícolas usando aprendizaje automático.....	7
c) Big Data Architectures for the Climate Change Analysis: A Systematic Mapping Study.....	7
d) Inteligencia artificial enfocada al uso y distribución de terrenos para procesos de producción agrícola.	8
e) Método preliminar de detección de patógenos biológicos en cultivos de fresa por medio del procesamiento digital de imágenes.....	8
f) An Integrated System for Regional Environmental Monitoring and Management Based on Internet of Things.	8
g) Big Data and Climate Change.	9
h) Multi Agent Based System Technologies in Environmental Issues.....	9
i) Redes neuronales artificiales aplicadas al análisis de datos en ingeniería e impacto ambientales.	10
j) Red neuronal artificial aplicado para el pronóstico de eventos críticos de PM2.5 en el Valle de Aburrá.....	10
k) Despliegue de modelos Deep Learning para procesamiento de datos climáticos.	

Study.....	11
m) Big Data Architectures for the Climate Change Analysis: A Systematic Mapping Study.....	12
n) Big Data Architectures for the Climate Change Analysis: A Systematic Mapping Study.....	12
o) Big Data Architectures for the Climate Change Analysis: A Systematic Mapping Study.....	12
Objetivos.....	18
Objetivo General.....	18
Objetivo Específicos	18
Hipótesis	18
CAPITULO I. Marco Teórico	19
1.1 Impacto del cambio climático a los sistemas agrícolas.....	19
1.1.1 Vulnerabilidad frente al cambio climático.....	19
1.1.2 Estimación de la vulnerabilidad.....	19
1.1.3 Escenarios de impacto.	20
1.1.4 Riesgos e incertidumbre ante el cambio climático.....	20
1.1.5 México ante los riesgos del cambio climático.	20
1.1.6 México, el cambio climático y la educación.	21
1.1.7 La crisis ambiental y de salud en México.	21
1.1.8 La pobreza como factor de vulnerabilidad.	22
1.2 Técnicas de IA y Simulación.	23
1.2.1 Inteligencia Artificial.....	23
1.2.2 Machine Learning	24
1.2.3 Deep Learning.	25
1.2.4 Redes Neuronales.	26

1.2.5 Sistemas basados en Agentes.....	26
1.2.6 Lógica Difusa.....	26
1.2.7 Simulación de Dinámica de Sistemas.....	26
1.2.8 Big Data.....	27
CAPITULO II. Metodología	29
2.1 Diagnostico.....	31
2.1.1 Determinación de factores causantes de desastres.	31
2.1.2 Características de los factores.....	32
2.1.3 Clasificación los de los indicadores de vulnerabilidad y definición de las variables.....	34
2.1.3.1 Variables de indicadores de exposición.....	34
2.1.3.2 Variables de indicadores de sensibilidad.....	37
2.1.3.3 Variables de indicadores de capacidad adaptativa.	40
2.1.4 Construcción de los indicadores de vulnerabilidad y obtención del índice de vulnerabilidad.	42
2.2 Etapa 2: Desarrollo del modelo de vulnerabilidad a través de un sistema multi- agente.....	43
2.2.1 Aplicación de dinámica de sistema mediante AnyLogic.....	45
2.2.1.1 Conceptualización.	45
2.2.1.1 Implementación.	50
2.3 Etapa 3. Desarrollo del modelo de cultivo: Fresa (Caso de estudio).....	53
2.3.1 Aplicación de Lógica difusa.	58
2.3.1.1 Modelo rendimiento de cultivo	60
2.3.1.2 Modelo para la predicción el Riesgo de Cosecha mediante el uso de parámetros inciertos.....	64
2.3.1.3 Modelo de Predicción para la Vulnerabilidad del cultivo de Fresa.....	68

2.3.1.4 Modelo de Prácticas Agrícolas (Agente Reactivo).....	72
2.4 Etapa 4. Desarrollo del modelo de riesgo agrícola a través del procesamiento de imágenes.	76
2.4.1 Selección de variables.	76
2.4.2 Recopilación de imágenes	77
2.4.3 Procesamiento de imágenes.....	81
2.4.3.1 Captura de imágenes en negativo.	82
2.4.3.2 Aplicación de filtro.....	87
2.4.3.3 Aplicación de Thershold Mask.....	90
2.4.3.4 Resolución de mejora de imagen.....	90
2.4.3.4 Proceso de detección	92
2.4.4 Aplicación de una Red Neuronal Convolucional (CNN)	93
2.4.4.1 Etiquetado de variables.....	95
CAPITULO III Resultados.....	98
3.1 Perfil de cambio climático.....	98
3.2 Resultados obtenidos en los modelos dinámicos.....	103
3.2.1 Análisis de sensibilidad.	104
3.2 Resultados obtenidos en los modelos difusos.	111
3.3 Resultados obtenidos del modelo de riesgo agrícola a través de procesamiento de imágenes.	124
Conclusiones.....	128
Fuentes de Información.	130

Índice de tablas

Tabla 1. Concentrado del Estado del Arte (Parte 1)	15
Tabla 2. Concentrado del Estado del Arte (Parte 2)	16
Tabla 3. Concentrado del Estado del Arte (Parte 3)	17
Tabla 4. Las 10 V de la información de Big Data.	28
Tabla 5. Clasificación de las fuentes de información	33
Tabla 6. Indicadores de exposición.	36
Tabla 7. Indicadores de sensibilidad.....	39
Tabla 8. Indicadores de capacidad adaptativa.	41
Tabla 9. Clasificación de agentes inteligentes.....	45
Tabla 10. Variables del agente de indicadores de vulnerabilidad	47
Tabla 11. Variables del agente de indicadores de vulnerabilidad parte 2 (Badillo Márquez, 2021).....	48
Tabla 12. Regiones geográficas de México (Badillo Márquez, 2021)	53
Tabla 13. Volumen de producción de México (Badillo Márquez, 2021).....	53
Tabla 14. Producción de fresa en el estado de Veracruz	54
Tabla 15. Índice de Simpson	55
Tabla 16. Variables del Modelo de Lógica Difusa.....	60
Tabla 17. Parámetros del Modelo Rendimiento de Cultivo	62
Tabla 18. Parámetros del Modelo Riesgo de Cosecha	66
Tabla 19. Parámetros del Modelo de Vulnerabilidad de Cultivo	70
Tabla 20. Parámetros del Modelo Prácticas Agrícolas.....	74
Tabla 21. Variables del Modelo difuso Rendimiento de cultivo.....	111
Tabla 22. Comparación del modelo de Lógica difusa con datos históricos	111
Tabla 23. Variables usadas para el modelo difuso Riesgo de Cosecha históricos	115
Tabla 24. Variables usadas para el modelo difuso Vulnerabilidad de Cultivo.....	118
Tabla 25. Parámetros de entrada del modelo difuso: Prácticas agrícolas.....	122

Índice de figuras

Figura 1. Clasificación de la Inteligencia Artificial	24
Figura 2. Estructura de las Redes Neuronales	25
Figura 3. Metodología del proyecto. (Badillo Márquez, 2021).....	30
Figura 4. Etapa 2. (Badillo Márquez, 2021)	44
Figura 5. Diagrama causal del modelo de agentes inteligentes.....	49
Figura 6. Rendimiento de tierras agrícolas.....	51
Figura 7. Valor de la Agricultura.....	51
Figura 8. Eficiencia de los Recursos Hídricos.....	52
Figura 9. Contingencia Ambiental	52
Figura 10. Valor de la producción	54
Figura 11. Etapa 3: Modelo de Agente de la Vulnerabilidad del cultivo.	57
Figura 12. Procesamiento de la Lógica Difusa.....	59
Figura 13. Representación gráfica del Modelo de Rendimiento de Cultivo.	63
Figura 14. Representación gráfica del Modelo de Riesgo de Cosecha.	67
Figura 15. Principales exportadores de Fresa. (SAGARPA, 2017).....	68
Figura 16. Principales importadores de Fresa (SAGARPA, 2017)	68
Figura 17. Representación gráfica del Modelo de Vulnerabilidad de Cultivo.	71
Figura 18. Representación gráfica del Modelo de Prácticas Agrícolas.....	75
Figura 19. Imagen RGB.	78
Figura 20. Imágenes correspondientes a la variable Temperatura.	78
Figura 21. Imágenes correspondientes a la variable Precipitacion.....	79
Figura 22. Canal L*a*b.	80
Figura 23. Conversión del fondo para la variable temperatura.	81
Figura 24. Conversión del fondo para la variable precipitación.....	81
Figura 25. Metodología Propuesta.....	82
Figura 26. Codificación de Colores.....	83
Figura 27. Codificación de los pixeles del canal RGB para la variable Temperatura.....	83

Figura 28. Codificación de los pixeles del canal RGB para la variable Precipitación.	84
Figura 29. Aplicación de la escala RGB para obtener el umbral de los pixeles para la variable Temperatura.	84
Figura 30. Aplicación de la escala RGB para obtener el umbral de los pixeles para la variable Precipitación.	85
Figura 31. Captura en negativo para la variable Temperatura.	86
Figura 32. Captura en negativo para la variable Precipitación.	86
Figura 33. Aplicación de filtro para la variable Temperatura.	89
Figura 34. Aplicación de filtro para la variable Precipitación.	89
Figura 35. Aplicación de la Mascara para la variable Temperatura.	91
Figura 36. Aplicación de la Mascara para la variable Precipitación.	92
Figura 37. Comparación de las imágenes resultados respecto a las etapas del procesamiento de imágenes para la variable precipitación.	95
Figura 38. Definición de etiqueta para las variables (ejemplo variable precipitación).	95
Figura 39. Asignación de etiquetas para la variable Temperatura.	96
Figura 40. Asignación de etiquetas para la variable Precipitación.	96
Figura 41. Estimaciones del Incremento del nivel del mar por el aumento de Temperaturas. (INECC Y SEMARNAT, 2018).	99
Figura 42. Estimaciones de la Temperatura Media Anual para el 2020. (IPCC, 2022).	101
Figura 43. Estimaciones de la Temperatura Media Anual para el 2040. (IPCC, 2022).	101
Figura 44. Estimaciones de la Precipitación Media Anual para el 2020. (IPCC, 2022).	102
Figura 45. Estimaciones de la Precipitación Media Anual para el 2040. (IPCC, 2022).	102
Figura 46. Estimaciones de Sequias para el 2040. (IPCC, 2022).	103
Figura 47. Análisis de Sensibilidad mediante AnyLogic Professional.	105
Figura 48. Análisis de Sensibilidad para la variable de la eficiencia de Recursos Hídricos en agricultura.	105
Figura 49. Análisis de Sensibilidad para la variable de Volumen de Agua Disponible.	106
Figura 50. Eficiencia de los recursos hídricos para la agricultura en México.	106
Figura 51. Eficiencia y volumen de los recursos hídricos para la agricultura en México. (CONAGUA, Estadísticas agrícolas de los distritos de riego, 2018).	107
Figura 52. Emisión de GEI en México por tipo de gas. (INECC Y SEMARNAT, 2018).	108

Figura 53. Número de desastres ocurridos en México. (Alcántara Ayala, 2019).....	108
Figura 54. Análisis de Sensibilidad para la variable de Emisiones de gases de efecto invernadero.	109
Figura 55. Análisis de Sensibilidad para la variable de Situación de emergencia o riesgo.....	109
Figura 56. Rendimiento agrícola en México. (INECC Y SEMARNAT, 2018).....	110
Figura 57. Predicción vs datos históricos de producción.	112
Figura 58. Rendimiento de cultivo. Arcilla vs Arena.....	114
Figura 59. Rendimiento de cultivo. Fosforo vs Arena.	114
Figura 60. Rendimiento de cultivo. Fosforo vs Arena.	114
Figura 61. Rendimiento de cultivo. Pesticida vs Insecticida.....	115
Figura 62. Riesgo de cosecha. Vientos vs Temperatura.....	116
Figura 63. Riesgo de cosecha. Sequía vs Precipitación.....	117
Figura 64. Riesgo de cosecha. Eventos Meteorológicos vs Precipitación	117
Figura 65. Vulnerabilidad del cultivo. Rendimiento de cultivo vs Riesgo de cosecha.	119
Figura 66. Vulnerabilidad del cultivo. Rendimiento de cultivo vs Superficie cosechada.....	120
Figura 67. Vulnerabilidad del cultivo. Rendimiento de cultivo vs Riesgo de cosecha.	121
Figura 68. Prácticas Agrícolas. Humedad del Suelo vs pH.....	123
Figura 69. Prácticas Agrícolas. Materia Orgánica vs Salinidad.	124
Figura 70. Prácticas Agrícolas. Materia Orgánica vs pH.	124
Figura 71. Metodología Propuesta. (Badillo Márquez, 2021).....	125
Figura 72. Proceso de entrenamiento de la Red Neuronal Convolucional para la Temperatura	125
Figura 73. Proceso de entrenamiento de la Red Neuronal Convolucional para la Precipitación	126
Figura 74. Resultados del entrenamiento de la Red Neuronal Convolucional para la Temperatura.....	126
Figura 75. Datos del proceso del entrenamiento de la Red Neuronal Convolucional para la Temperatura.....	127
Figura 76. Resultados del entrenamiento de la Red Neuronal Convolucional para la Precipitación.	127
Figura 77. Datos del proceso del entrenamiento de la Red Neuronal Convolucional para la	

Temperatura.....	127
------------------	-----

Índice de Ecuaciones

Ecuación 1	42
Ecuación 2	42
Ecuación 3	43
Ecuación 4	43
Ecuación 4	55
Ecuación 6	88
Ecuación 7	91

Introducción

Actualmente, las actividades agropecuarias en México son de gran importancia para las diferentes áreas y sectores que existen, pasando a su vez por diferentes etapas, para poder suministrar a todos los sectores posibles, desde el mismo campo, hasta la parte industrial y llegar a un consumidor final. México se ha convertido en un país productor de alimentos aprovechando su gran diversidad, convirtiéndose las actividades agrícolas en una de las principales fuentes de ingreso para el país. (Cano, 2014).

La Secretaría de Agricultura, Ganadería, Desarrollo Rural, Pesca y Alimentación cuenta con información de los múltiples programas de apoyo los cuales están sujetos a diferentes reglas de operación y lineamientos, los cuales brindan diferentes recursos y herramientas para poder satisfacer las diferentes necesidades que se tengan. Sin embargo, las condiciones climáticas, afectan en gran medida la producción agrícola, sumado a factores como la disponibilidad de recursos y poco o nulo desarrollo de tecnologías y metodologías para el mejoramiento agrícola, hacen que el desempeño agrícola no sea el óptimo. (SAGARPA, 2012).

La agricultura se ve relacionada en áreas de la política, economía y tecnología, ya que el desarrollo de las ciudades y su continua expansión han provocado en cierta medida que los productores agrícolas se muden o busquen oportunidades para crecer, sumado a factores de una paga bastante baja y muchas horas de trabajo, provocan finalmente que estos abandonen o hagan de lado las actividades agrícolas, para lo cual deben crearse nuevas y mejores tecnologías y metodologías que satisfagan las necesidades agrícolas y por ende mejoren la eficiencia en la producción así como todas aquellas actividades que estén relacionadas en su cadena logística. (Gil Méndez & Vivar Arenas, 2015).

Las emisiones de gases de efecto invernadero correspondiente al sector agropecuario, que equivalen al 17-32% de las emisiones a escala mundial y el 12% de las emisiones a nivel nacional. La mayor parte de las emisiones son generadas por estiércol de los animales y por el uso de fertilizantes en los suelos agrícolas. (Saynes Santillán, 2016).

Atendiendo esta problemática, se propone una evaluación referente a la vulnerabilidad contra el cambio climático enfocado al sector agrícola por medio de un modelo de vulnerabilidad en base a agentes y riesgo agrícola a través de escenarios de impactos cuantitativos.

La metodología propone una estimación de la vulnerabilidad agrícola de la fresa cultivada en el centro de Veracruz por medio del análisis de componentes que provocan desastres, disponibilidad de recursos, emisiones de gases de efecto invernadero, prácticas agrícolas adecuadas, correcta nutrición del suelo para el sector agrícola, evaluación del desempeño de cultivo y determinación de riesgo.

Se determinará el riesgo de cosecha a través de la predicción de las variables de impacto (Precipitación y Temperatura).

La metodología de investigación comprende las fases de diagnóstico, modelo de vulnerabilidad multi-agente, modelo de cultivo aplicado a un caso de estudio y modelo de riesgo agrícola a través del procesamiento de imágenes.

Planteamiento del problema.

El cambio climático ha tenido un gran impacto en los últimos años, afectando a diferentes áreas, trabajos, empresas, familias, etc. Dentro del sector agropecuario se han visto efectos negativos, los cuales son altamente considerables, ya que México, es un país el cual su economía se apoya en este sector, siendo dependiente del tipo de clima y por ende vulnerable a todos los cambios que puedan ser provocados por el cambio climático. Dichos cambios pueden verse en altibajos de patrones de temperatura, los cuales afectan cultivos y cosechas a lo largo del país, provocando además la aparición de plagas, desde insectos hasta enfermedades que puedan afectar la producción. Subsecuente al cambio climático se tiene registro actual de numerosas sequías, heladas, inundaciones, tormentas, huracanes y suradas, las cuales han provocado un desequilibrio ambiental viéndose reflejado de forma negativa en el sector agropecuario, lo cual a su vez afecta la oferta y demanda de los diferentes alimentos de este sector, reflejándose en los diferentes precios actuales, con lo cual se demuestra que los análisis de los cambios climáticos son de vital importancia actualmente. (CEDRSSA, 2019).

Siguiendo este enfoque, la vulnerabilidad presente y la capacidad de respuesta para afrontar dicha problemática, así como la variedad de metodologías para la determinación del impacto que se tenga, se toma en cuenta la complejidad de la problemática en base a las variables que se ven involucradas en producción agropecuaria como el agua, suelo y temperatura, así como a los diferentes análisis que se pueden generar, ya sea a nivel global, regional, nacional, local, etc. Dentro del enfoque planteado, se pueden seguir tres modelos para el uso de escenarios de cambios macro-climáticos para la determinación de los impactos de primer orden (efectos climáticos a nivel regional, local, nacional), la segunda incluye impactos de segundo orden (productividad de cultivos y desempeño de la tierra) y la tercera incluye impactos de orden superior (producción a nivel regional, local, nacional). Es importante tomar en cuenta los estudios que incorporan respuestas con respecto a los cambios climáticos registrados o que se infieren en base a datos históricos, desde la adaptación y mitigación, así como las consecuencias de ausencia y respuesta que se tenga; ya que dichos estudios se basan en los Modelos de Evaluación Integrada (Integrated Assessment Models), siendo una mezcla de información

climatológica; así como datos acerca del uso que tiene la tierra, requisitos ecológicos, recursos naturales presentes, gestión y administración de las herramientas y tecnologías, información socioeconómica, etc. (ONU, 2011).

La producción de fresa a nivel nacional representa un 1.14% del PIB agrícola nacional, así como el 2.19% de la producción de las frutas que se producen en México. Dentro de esta producción el 52.21% (253.66 toneladas) se destina al mercado extranjero, siendo así el tercer proveedor de fresa a nivel internacional, representando el 14.83% de las exportaciones mundiales de Fresa, siendo el principal comprador Estados Unidos el cual representa el 87.79% de compra a nivel internacional. (SAGARPA, 2017).

Uno de los factores que afecta el rendimiento de los plantíos y producción de fresa a nivel internacional, nacional y local, son las condiciones climatológicas relacionadas, ya que estas deben ser temperaturas moderadas y se debe tener un porcentaje de humedad bajo, favoreciendo así la producción. El impacto climático impide una buena producción ya que existe una mayor variabilidad con respecto a diferentes factores y condiciones necesarias para la producción de la fresa. Además, el suelo donde se produce dicho fruto debe de estar bien nutrido y tener las condiciones adecuadas para su crecimiento. (Mark Bolda, 2015).

En la presente investigación, se abordará el estudio de vulnerabilidad del sector agrícola frente a cambio climático. Para obtener una mejor comprensión del sistema, se buscará evaluar bajo un enfoque de agentes, englobando desde aspectos generales a particulares. En primer plano, se identifican las variables con mayor impacto en el sistema, tanto variables físicas, ambientales y socioeconómicas para establecer un panorama global aún en presencia de incertidumbre y proponer esquemas que ayuden a minimizar vulnerabilidad y riesgo agrícola.

Se evaluará la vulnerabilidad frente a un estresor físico específico, porque se evaluó el comportamiento climático y sus cambios (Temperatura y precipitaciones) así como se evaluará los efectos consecuentes que son generados por el comportamiento climático y sus cambios. Por último, se buscará analizar el estrés provocado por dichos impactos y la capacidad de respuesta del sistema con respecto al cambio climático.

Con la información obtenida, se desarrollará un modelo basado en agentes capaz de evaluar la vulnerabilidad agrícola del cultivo de fresa el cuál sirva como apoyo a la toma de decisiones.

Justificación

Los sistemas agrícolas, así como los diversos ecosistemas existentes, se van visto afectados por la amenaza potencial originada por los efectos del estrés climático. El sector alimenticio y su seguridad se verán afectados a nivel nacional, pero también a nivel mundial, debido a una disminución en la producción agrícola por los cambios en el funcionamiento del comportamiento climático. Minimizar el impacto originado por el cambio climático, ha sido posible ya que en los últimos años se han desarrollado nuevas medidas de adaptación para minimizar esta situación. Enfrentar los nuevos desafíos que puedan existir en un futuro, es posible gracias al surgimiento de políticas agrícolas las cuales permiten establecer una serie de medidas de adaptación.

Realizar una evaluación integral de los sistemas agrícolas, implica un análisis que comprenda diferentes escalas espacio temporales mediante diversos enfoques metodológicos, ya que actualmente en México, los productores del sector agrícola dependen de los recursos y materiales que puedan ofrecer a los encargados de la cosecha, para poder tener, una flexibilidad referente a la adaptación, ante el inminente caso del cambio climático y el contexto económico y político que lo rodea. (SAGARPA, 2012).

Los impactos generados por el cambio climático con respecto a los sistemas agrícolas son de gran importancia, ya que se debe estudiar la interrelación entre parámetros políticos, ambientales y socioeconómicos, debido al enfoque que se sigue, representando la función respecto a la variación de factores y variables biofísicas y socioeconómicas en actividades agrícolas, lo cual es sinónimo de la vulnerabilidad agroambiental respecto al cambio climático.

México es un país que ha ido desarrollando diferentes estudios sobre la vulnerabilidad, riesgo agrícola, impacto ambiental y los escenarios cuantitativos que puedan generarse referente a emisiones, captura de gases y partículas de efecto invernadero, debido al cambio climático, permitiendo de esta forma, estructurar una serie de trabajos que lleven a una toma de decisiones y acciones adecuadas.

Estado del Arte

a) Vulnerabilidad al cambio climático e impactos económicos en el sector agrícola en América Latina y el Caribe.

(Martínez, 2017) Menciona durante la convención de la ONU sobre el cambio climático (CMNUCC) que el cambio climático es uno de los principales problemas actualmente, afirmando que el sistema climático está en un cambio constante, lo cual seguirá pasando si no se toman las medidas adecuadas.

b) Predicción del rendimiento de cultivos agrícolas usando aprendizaje automático.

(Adalberto Tejeda Martínez, 2020) Hace referencia en México a que el acceso a la información y documentos apropiados respecto a la condición actual de ecosistemas y cambios que son generados por las actividades humanas, suelen ser bastante escasos. Esto condiciona las acciones y análisis de información en pro de la conservación de los recursos naturales, reduciendo así el impacto positivo que se tenga. Es por ello por lo que se busca un programa que podrá atender acciones como establecer un sistema de seguimiento información para la toma de decisiones sobre el cambio climático y la biodiversidad del estado, la posible orientación de políticas en pro del medio ambiente, así como diferentes programas ecológicos, protección al medio ambiente, vigilancia, programas relacionados al sector socioeconómico, económico, político y social, salud, entre otros relacionados al medio ambiente.

c) Big Data Architectures for the Climate Change Analysis: A Systematic Mapping Study.

(Steven Prager, 2020) Evaluó los posibles impactos climáticos, utilizando diferentes modelos de circulación para la región de América Latina y el Caribe. Prevé que las temperaturas tendrán un incremento significativo que va desde 1°C hasta los 4°C para el 2050 en dicha región. Para el caso de México se hace referencia a que el rendimiento de productos como maíz, arroz, trigo,

soja y frijol puedan disminuir significativamente por los efectos producidos por el cambio climático, sobre todo en un país con una amplia diversidad de flora, fauna, climas y demás condiciones medio ambientales. ambiente.

d) Inteligencia artificial enfocada al uso y distribución de terrenos para procesos de producción agrícola.

(Vuolo, 2014) El consumismo actual es uno de los pilares actuales que rigen a la organización social, política y económica en una gran cantidad de países alrededor del mundo, lo cual plantea una serie de objetivos que deben cumplirse para satisfacer las diferentes necesidades que se tengan, provocando un aumento de demanda de recursos importando solamente el bienestar de los empresarios, políticos y demás personas que se benefician de esta sobreexplotación de los recursos.

e) Método preliminar de detección de patógenos biológicos en cultivos de fresa por medio del procesamiento digital de imágenes.

(García Arteaga, Zambrano Zambrano, Alcivar Cevallos, & Zambrano Romero, 2020) La agricultura actualmente va de la mano de técnicas de Inteligencia Artificial en beneficio de obtener mejores resultados, es por ello por lo que dicho estudio plantea la predicción del rendimiento de cultivos mediante técnicas de Inteligencia Artificial, utilizando diferentes variables que se ven involucradas en la producción de determinado producto y ver el grado de afectación en la producción y desempeño final de este.

f) An Integrated System for Regional Environmental Monitoring and Management Based on Internet of Things.

(A. Cravero, 2020) Propone el desarrollo de sistemas de observación referente al clima, basándose en la observación meteorológica satelital y modelos de imágenes de gran resolución, generando así una gran cantidad de datos mediante Big Data. Esto proporciona un procesamiento de información, integrando además información a otros sistemas como la

información en la nube, ampliando así la capacidad y el impacto que se tenga de los análisis de datos e información de los factores climáticos, ayudando a comprender el comportamiento y evolución del ambiente. Entre estos factores se puede observar el cambio del nivel del mar, la presión atmosférica y sus diferentes componentes, así como la presión marítima y de igual forma sus respectivos componentes, así como la propagación de enfermedades tanto al ser humano como a la flora y fauna producidas por el cambio climático y la evolución y adaptación de virus y bacterias como efecto de este último. Dichos impactos afectan a los seres humanos y los diferentes sectores en los que se ve involucrado, sin embargo, el uso de Big Data permite un análisis más dinámico con información obtenida en tiempo real para obtener datos y posteriormente analizar dicha información y las relaciones con otras variables que puedan surgir.

g) Big Data and Climate Change.

(Marjorie Cristina Caicedo Coello, 2021) Propone el uso de Inteligencia artificial enfocada al uso y distribución de terrenos para procesos de producción agrícola. La producción agrícola es una de las fuentes de ingreso principales en Ecuador, la cual se ve afectada por las diferentes necesidades del momento en cuanto a optimización de recursos y la producción de cada producto. La falta de conocimiento referente a la construcción y elaboración de un invernadero y el estado climatológico y geográfico afectan la producción de las personas que dependen de este tipo de productos, por lo cual se genera una solución mediante el desarrollo de un módulo de medición de las tierras utilizando técnicas de Inteligencia Artificial, facilitando así el proceso de producción agrícola desde la preparación del terreno hasta la obtención de los productos que se obtienen finalmente. Se obtuvo un análisis cuantitativo-cualitativo, optimizando finalmente el tiempo y recursos utilizados, además del uso de datos e información recabada en Internet.

h) Multi Agent Based System Technologies in Environmental Issues.

(Darío Amaya Hurtado, 2014) Propone el procesamiento digital de imágenes para el reconocimiento de patógenos biológicos, mediante la captación de imágenes de fresas lo cual se ha logrado mediante la realización de un algoritmo mediante C# que permite el análisis de cada

fruto, el cual es capaz de distinguir las enfermedades que pueda tener dicho producto, logrando además un monitoreo referente a la calidad que se tiene, siendo posible adaptar a futuras y nuevas investigaciones con este proyecto.

i) Redes neuronales artificiales aplicadas al análisis de datos en ingeniería e impacto ambientales.

(Shifeng Fang, 2014) En dicho proyecto se propone un Sistema Integrado de Monitoreo y Gestión Ambiental Regional basado en Internet de las Cosas. El monitorio del cambio climático ha cambiado la manera en que se gestiona el medio ambiente y los recursos, lo cual ha sido una alarma en la actualidad, además de la generación de Sistemas de Información Integrado los cuales se vuelven muy valiosos a la hora del análisis de la información. Dicho sistema integrado al Internet de las Cosas, computación en la nube, así como otros aspectos de gran relevancia como el uso de aplicaciones de geolocalización que conforman a la geo-informática y materias relacionadas a ella como detección remota, sistemas de información geográfica y sistemas de posicionamiento global ayudan a obtener un mejor desempeño para el monitoreo y toma de decisiones. La gestión del impacto climático y los efectos ecológicos es posible gracias a los sensores que se utilizaron durante la realización del proyecto, junto al Internet de Servidores Web que permitían recopilar datos e información relevante para obtener resultados más precisos y acordes a la investigación propuesta.

j) Red neuronal artificial aplicado para el pronóstico de eventos críticos de PM2.5 en el Valle de Aburrá.

(Hossein Hassani, 2014) Propone la utilización de Big Data relacionada a la ciencia del clima, para el uso y obtención de datos, la cual ha tenido un auge en los tiempos actuales debido a los macrodatos y las nuevas tecnologías que han ido surgiendo. Big Data y la importancia que ha tenido en otras áreas han permitido también en un tema que ha sido bastante controversial y polémico en los últimos años, el conocido cambio climático y el impacto ambiental que se tiene.

El cambio climático es un tema que ha tenido más relevancia en tiempos actuales debido a todas

las alarmas relacionadas a este, es por ello la urgencia de análisis de una enorme cantidad de datos relacionados, además de diferentes investigaciones y proyectos a raíz de esta variedad de temas.

Las tecnologías actuales se prestan para estar a la vanguardia y por ende realizar estudios más profundos y detallados del cambio climático, permitiendo además diferentes aplicaciones generadas por el uso de Big Data, permitiendo así un marco de referencia para futuros nuevos proyectos, investigaciones y demás trabajos de todos aquellos interesados en este tema, el cual ha sido y se volverá tendencia con el pasar de los años si no se toman las medidas correspondientes.

k) Despliegue de modelos Deep Learning para procesamiento de datos climáticos.

(Marina Sokolova, 2009) Plantea el uso de Tecnologías de Sistemas basados en Agentes Múltiples en cuestiones medioambientales, lo cual permite evaluar el impacto ambiental, así como los principales indicadores relacionadas a la salud humana, medicina ocupacional, salud pública y planificación poblacional.

El principal problema para recopilar información y posterior evaluación de impacto ambiental se debe al origen de contaminantes y las características sanitarias de la zona presente, así como a la dificultad de procesar información de diferentes fuentes, la falta de calidad de estos, así como información que se encuentra dispersa y requiere una estructuración.

Los Sistemas Multi-Agente ayudan a operar la información, generando a su vez mejores decisiones lo cual termina por encontrar soluciones generalizadas a los diferentes problemas planteados. Este tipo de proyecto permite que se tenga una reutilización en cualquier área de aplicación la cual simple y sencillamente requiera toma de decisiones, demostrando así, que existe una organización y funcionamiento dentro de Sistema Multi-Agente, proporcionando información segura y confiable.

l) Big Data Architectures for the Climate Change Analysis: A Systematic Mapping Study.

(M. Parodi, 2014) Utiliza Redes Neuronales Artificiales para el análisis de información obtenida de bases de datos del medio ambiente, revisando así los antecedentes y por ende aplicando dichos conocimientos y resultados en las áreas de ingeniería Ambiental y los impactos que se llegan a tener. Dicha información se obtuvo en general de Internet.

m) Red neuronal artificial aplicado para el pronóstico de eventos críticos de PM_{2.5} en el Valle de Aburrá.

(Daniela Baena Salazar, 2018) En dicho proyecto se aplican Redes Neuronales Artificiales para analizar la contaminación de la atmosfera y los principales problemas que puede traer a la salud de las personas y la constante exposición a este tipo de contaminantes, teniendo como consecuencias la disminución de la calidad de vida, la economía, así como la calidad de los sistemas ecológicos presentes.

Este análisis buscar prever eventos futuros y minimizar los problemas mediante la toma de decisiones adecuadas para la disminución de contaminantes que se producen por la concentración de materia particulada (PM) la cual se produce día a día con las actividades humanas, mediante estaciones de monitoreo de la calidad del aire en determinada zona de la ciudad.

n) Despliegue de modelos Deep Learning para procesamiento de datos climáticos.

(López, 2018) Aplica Deep Learning para el procesamiento de datos climáticos, para hacer downscaling estadístico utilizando diferentes datos que generan un mayor impacto ambiental, así como posteriormente utilizar y comparar el uso GPU y CPU a la hora de aplicar Redes Neuronales Profundas. día con las actividades humanas, mediante estaciones de monitoreo de la calidad del aire en determinada zona de la ciudad.

o) Sistema de Evaluación de Impacto Ambiental.

(Vicente Cruz Mínguez, 2009) Realiza un software especializado cuya función consiste en realizar un estudio del impacto ambiental que tenga un proyecto, actividad humana o cualquier tipo de acción que se realice sobre algún entorno ambiental. Esto permite predecir los principales problemas que trae consigo la contaminación y demás variables que ocasionan el deterioro ambiental, así como las posibles consecuencias que se tengan a futuro respecto a la zona específica donde se plantea la utilización de dicho software. La interfaz es fácil de manejar, manejando además los posibles pros y contras de cada variable que se tenga, recopilando además información para un posterior análisis de aquellos datos principales y posteriormente ver los diferentes resultados y por ende tomar decisiones en base a estos, facilitando así el proceso y conclusiones que puede tardar un estudio de investigaciones similares o que se tengan planteadas por empresas, personas, etc. Neuronales Profundas. día con las actividades humanas, mediante estaciones de monitoreo de la calidad del aire en determinada zona de la ciudad.

La inteligencia artificial y lo relacionado a ella, ha jugado un papel muy importante para descubrir y generar nuevas propuestas de investigación, que ayuden a minimizar los problemas actuales referentes al impacto ambiental. Algunos proyectos han logrado grandes avances y contribuciones al sector agrícola, siendo que este sector es de gran importancia para México, pero también para ciertas regiones del país como Michoacán. (Ortiz-Paniagua, Zamora-Torres, & Bonales-Valencia, 2018) elaboran un proyecto para ver el desempeño agrícola y como se ve afectado por eventos meteorológicos extremos, el cambio climático, la competencia, entre muchos factores. Dicho proyecto plantea un análisis de diferentes características y factores mostrando finalmente los resultados de dicho análisis y un índice de vulnerabilidad y la relación del impacto económico respecto a la agricultura municipal en Michoacán.

El internet juega un papel importante, ya que aquí se puede encontrar información de todo tipo y muy extensa, como lo pueden ser datos históricos referentes al cambio climático de una ciudad o país, así como otro de información. Por esta razón, el uso de Machine Learning y Deep Learning juegan un papel muy importante para la generación de algoritmos, que ayuden a identificar y resolver ciertos problemas específicos, así como la creación y modelación de sistemas que ayuden a ver todas las variables involucradas que puedan afectar, esto con ayuda de Sistemas basados en Agentes Múltiples, Agentes Inteligentes, etc.

(Badillo Márquez, y otros, 2021) es un proyecto elaborado en territorio mexicano el cual utiliza una metodología que incluye redes de información para poder realizar una evaluación dinámica del riesgo agrícola basándose en series de tiempo, dinámica de sistemas, parámetros inciertos y la experiencia, desarrollándose mediante tres etapas correspondientes a indicadores de vulnerabilidad, vulnerabilidad del cultivo y por ultimo la vulnerabilidad total del sistema. Con el desarrollo de un modelo basado en agentes inteligentes se lograr obtener un mayor impacto referente al impacto ambiental debido a factores como los gases de efecto invernadero, así como los fenómenos meteorológicos que amenazan constantemente a los cultivos, siendo que cada vez es mas vulnerable el sector agrícola, disminuyendo los rendimientos de cosecha.

Las áreas de oportunidad actualmente son muy variadas, este tipo de sistemas se puede aplicar a otro tipo de áreas, porque son adaptativos, existiendo proyectos que incluso mencionan esto, ya que solo se tendría que hacer el mismo proceso con el cual se obtuvo dicho sistema, para aplicarlo a otro tipo de área. La inteligencia artificial ha tenido sus altibajos, pero generalmente cuando se aplica se obtiene resultados muy satisfactorios, ya que de igual forma se pueden aplicar a una gran variedad de áreas por el increíble potencial que tiene.

Mi propuesta pretende crear una conciencia en México para tomar acciones en contra del cambio climático, pero también servir de base para futuros proyectos que se realicen, y en base a esto se pueda tener un punto de partida para poder obtener más información y, por ende, buscar solucionar los problemas relacionados con el cambio climático.

A continuación (ver Tablas 1, 2 y 3) se presenta un resumen de los trabajos mencionados anteriormente.

Tabla 1. Concentrado del Estado del Arte (Parte 1)

Titulo	Autor	Técnicas	Aportación
Vulnerabilidad al cambio climático e impactos económicos en el sector agrícola en América Latina y el Caribe.	Steven Prager, Ana R. Ríos, Benjamín Schiek, Juliana S. Almeida, Carlos E. González.	Modelos de circulación general.	Evaluación de los posibles impactos y vulnerabilidades climáticas en América Latina y el Caribe.
Predicción del rendimiento de cultivos agrícolas usando aprendizaje automático.	García-Arteaga, Joel Junior; Zambrano-Zambrano, Jesús Javier; Alcívar Cevallos, Roberth; Zambrano-Romero, Walter Daniel	Machine Learning y Deep Learning.	Predicción de la producción agrícola mediante el uso de aprendizaje automático para mejorar el rendimiento de estos.
Big Data Architectures for the Climate Change Analysis: A Systematic Mapping Study.	A. Cravero, S. Sepúlveda, L. Muñoz.	Big Data.	Recopilación de información y análisis de esta mediante sistemas referente al clima utilizando Big Data
Inteligencia artificial enfocada al uso y distribución de terrenos para procesos de producción agrícola.	Marjorie Cristina Caicedo Coello, Edwin José Chicaiza Guerra, Manuel William Villa Quishpe.	Inteligencia Artificial.	Optimización de la distribución de terrenos para la producción agrícola en la región de Colombia.
Método preliminar de detección de patógenos biológicos en cultivos de fresa por medio del procesamiento digital de imágenes.	Darío Amaya Hurtado, Juan David Sandino Mora.	Deep Learning.	Sistema de procesamiento de imágenes para analizar y evaluar la aparición de patógenos en productos agrícolas.
An Integrated System for Regional Environmental Monitoring and Management Based on Internet of Things.	Shifeng Fang, Li Da Xu, Yunqiang Zhu, Jiaerheng Ahati, Huan Pei, Jianwu Yan, and Zhihui Liu.	Internet de las Cosas.	Elaboración de un Sistema de Monitoreo Ambiental conectado a la Internet para lograr un mayor alcance referente a los datos e información obtenida.

Tabla 2. Concentrado del Estado del Arte (Parte 2)

Titulo	Autor	Técnicas	Aportación
Big Data and Climate Change.	Hossein Hassani, Xu Huang, Emmanuel Silva.	Big Data.	Utilización de Big Data para crear un sistema de recopilación de información medio ambiental.
Multi Agent Based System Technologies in Environmental Issues.	Marina Sokolova, Antonio Fernández Caballero.	Sistema basado en Agentes Múltiples.	Plantea el uso de Tecnologías de Sistemas basándose en Agentes Múltiples para evaluar el impacto ambiental y diferentes variables relacionadas a este.
Redes neuronales artificiales aplicadas al análisis de datos en ingeniería e impacto ambientales.	M. Parodi, L. Herrera, M. Matar, L. Barrera, M. Mechni, E, Masramón, E. Luccini.	Redes Neuronales.	Aplicación de redes neuronales para el análisis de información recopilada de datos medio ambientales para conocer el impacto ambiental de determinada región.
Red neuronal artificial aplicado para el pronóstico de eventos críticos de PM2.5 en el Valle de Aburrá.	Daniela Baena Salazar, José F. Jiménez, Carmen E. Zapata, Álvaro Ramírez Cardona.	Machine Learning	Aplicación de redes neuronales para el análisis de datos obtenidos de partículas materializadas para conocer el impacto que tiene sobre el entorno en general.
Despliegue de modelos Deep Learning para procesamiento de datos climáticos.	López, Sergio Soler.	Deep Learning	Procesamiento de imágenes y variables medioambientales para conocer el impacto que se genera.

Tabla 3. Concentrado del Estado del Arte (Parte 3)

Título	Autor	Técnicas	Aportación
Sistema de Evaluación de Impacto Ambiental.	Vicente Cruz Mínguez, Enrique Gallego Martín, Luis González dePaula.	Inteligencia Artificial.	Elaboración de un software especializado que permite ingresas diferentes variables y factores que afectan y son los que ocasionan el impacto ambiental.

Objetivos

Objetivo General

Desarrollar un modelo de vulnerabilidad y riesgo agrícola a través de escenarios de impactos cuantitativos generados por cambio climático para proponer esquemas de trabajo que conlleven a acciones de adaptación que ayudaran a maximizar el rendimiento.

Objetivo Específicos

- Definir el objeto de estudio y determinar los fenómenos climáticos del análisis de vulnerabilidad y riesgo agrícola para determinar las causas de desastre y su relación funcional con los impactos al sistema.
- Desarrollar indicadores de vulnerabilidad en base a la recolección de información para alimentar un modelo de vulnerabilidad a través de un sistema multi-agente basado en técnicas de inteligencia artificial para establecer una escala de referencia de vulnerabilidad.
- Validar el modelo de vulnerabilidad en base a la dinámica histórica del riesgo para proyectar tendencialmente los índices de vulnerabilidad aplicados a un caso de estudio.
- Desarrollar un agente reactivo capaz de obtener escenarios alternativos de vulnerabilidad a través análisis multicriterio que ayude al proceso de toma de decisiones.
- Desarrollar un modelo de riesgo ante el cambio climático a través de procesamiento de imágenes capaz de detectar áreas de interés que pudieran incrementar potencialmente el riesgo de cosecha.

Hipótesis

Desarrollar un modelo para poder evaluar la vulnerabilidad y riesgo agrícola por medio de escenarios de impactos cuantitativos (captura de gases, partículas de efecto invernadero y emisiones contaminantes) que son provocados por el cambio climático.

CAPITULO I. Marco Teórico

1.1 Impacto del cambio climático a los sistemas agrícolas.

El actual impacto ambiental se debe en gran medida o casi en su totalidad a todas las actividades que son generadas por el hombre. Dichas actividades provocan diferentes alteraciones o desequilibrios climáticos los cuales han traído consecuencias las cuales se han visto aceleradas en los últimos años. Dichos problemas afectan a diferentes áreas, desde la salud, sector agropecuario, productivo, económico, político, social, etc. (Jorge Riechmann, 2012)

1.1.1 Vulnerabilidad frente al cambio climático.

El cambio climático cada día tiene mayores repercusiones, ya que existen diferentes sectores que se ven afectados y por lo tanto las personas también. Esto afecta desde el sector económico, el sector salud, político, así como a las empresas y sus actividades, ya que debe de haber un equilibrio entre las actividades humanas y el medio ambiente, sin embargo, en la mayoría de los casos no se respeta dicho equilibrio, lo que conlleva a sobreexplotar los recursos y por ende acelerar el proceso del cambio climático, lo cual a su vez llega a diversas consecuencias desde el aumento del nivel del mar, mayores temperaturas, sequías, etc. (Jorge Riechmann, 2012).

1.1.2 Estimación de la vulnerabilidad.

No existe una metodología exacta para conocer la vulnerabilidad, pero existen ciertas generalidades para obtener indicadores que ayuden a estimar esto. Cada país es diferente y la forma en que evalúa o estima la vulnerabilidad cambia. En el caso de México existen diferentes autoridades y organismos encargados de estimar dicha vulnerabilidad, además de diferentes normas tanto nacionales como internacionales que se encargan de controlar ciertos aspectos relacionados al medio ambiente (Vicente Cruz Mínguez, 2009).

1.1.3 Escenarios de impacto.

Los escenarios de impacto referente al cambio climático se suelen hacer por determinadas regiones específicas, así como los diversos sectores socioeconómicos existentes, ya que la relación entre ambos es bastante fuerte. La evaluación cuantitativa de los escenarios es importante para comprender además la variabilidad climática para tener un panorama claro del desempeño climático de cada región y por variable, lo cual gracias a nuevas materias y proyectos que han surgido en los últimos años, permite que dichos avances faciliten el procesamiento y manejo de información, mejorando así las simulaciones y panoramas referente a los escenarios de impacto. (José Antonio Salinas, 2014)

1.1.4 Riesgos e incertidumbre ante el cambio climático.

El cambio climático ha prendido las alarmas en todo el mundo en estos últimos años, sobre todo por todos los riesgos que trae consigo dicho problema, además de la incertidumbre que se tiene, ya que las medidas y esfuerzos en conjunto que se han tomado para detener este problema no han funcionado o no han tenido un impacto para minimizar dicha situación. La incertidumbre afecta principalmente al sector agrícola, ya que los recientes cambios en el ambiente son bastantes variados, lo cual dificulta la producción agrícola y por ende resulta difícil satisfacer la demanda alimenticia. Esto a su vez, viendo todo como un sistema afecta a otros sectores y la interrelación que tienen entre sí. (SAGARPA, 2012)

1.1.5 México ante los riesgos del cambio climático.

México es un país que no ha hecho los esfuerzos necesarios para tomar las medidas adecuadas contra el cambio climático, ya que desde la época colonial, se estima que México ha perdido al menos la mitad de todos sus bosques, además de que según el Programa de Naciones Unidas para el Medio Ambiente (PNUMA), en el país se han llegado a talar aproximadamente 6.3 millones de hectáreas de sus bosques, siendo que la nación ocupa en segundo lugar a nivel

latinoamericano en destrucción forestal, solo debajo de Brasil. (Conde, 2011)

1.1.6 México, el cambio climático y la educación.

El cómo se eduque a las futuras generaciones será de vital importancia para poder definir el destino de nuestro planeta ya que de no tomar las medidas y acciones adecuadas lo antes posible, los cambios cada vez serán más difíciles de realizar y por ende las personas tendrán mayores problemas relacionados al cambio climático, desde una disminución considerable de agua, una mayor cantidad de enfermedades como la pandemia de COVID 19 y los todos aquellos problemas subsecuentes que puedan surgir, como problemas sociales y económicos. Una buena planificación de acciones permitirá que la humanidad todavía pueda tener un punto de retorno en cuanto al daño que se le hace al planeta, siendo una de las principales bases la educación que se le da a las personas logrando así un cambio de lo individual a lo general y haciendo retroceder al constante cambio e impacto ambiental, siendo este uno o sino el mayor problema que enfrentara la humanidad en estos años. (Lacy Niebla, 2021)

1.1.7 La crisis ambiental y de salud en México.

Actualmente se pueden sentir algunos de los efectos ocasionados por las actividades hechas por el hombre a lo largo de su historia y que las generaciones que están por venir sentirán aun mas aquellos impactos y consecuencias. Siendo uno de estos principales problemas la utilización de contenedores plásticos sea cual sea el producto o material que contengan, lo cual sugiere una planificación de estrategias para minimizar significativamente el ritmo de producción, el consumo y los desechos, orientándose a reciclar, reutilizar y reducir aquellos productos y desechos que aceleran el deterioro de nuestro planeta, evitándose así que dichas consecuencias sigan incrementándose y por lo tanto se llegue a un punto sin retorno.

origen a esta crisis sanitaria. (Romero & Zavala, 2020)

El impacto ambiental y por ende el cambio climático es una forma de demostrar la alteración que tiene la naturaleza, lo cual como consecuencia trae el surgimiento de nuevas enfermedades

y el agravamiento de otros problemas de salud, economía, sociales, entre otros. En la actualidad el impacto ambiental y el COVID 19 han generado un mayor grado de vulnerabilidad en diferentes sectores, afectando a todo el mundo. Aquí es donde se recalca la importancia de las estrategias y acciones necesarias que deben tomar tanto los gobiernos, la iniciativa privada y las personas de manera individual para evitar y reducir los problemas ambientales del mundo, buscando así una adaptación con las necesidades de cada sector respecto al medio ambiental, haciendo así frente al cambio climático y por ende reduciendo en mayor medida la vulnerabilidad de los sectores más afectados. (López-Feldman, y otros, 2020)

1.1.8 La pobreza como factor de vulnerabilidad.

La pobreza en México es un problema que ha venido dándose desde hace varios años atrás y que se ha ido incrementando con el pasar del tiempo, tomando en cuenta que no se han tomado las medidas y acciones adecuadas para mitigar dicho problema o al menos minimizarlo. La pobreza se ha incrementado cada vez más y en materia económica la población mexicana se ha visto más afectada debido a que no tiene aquella accesibilidad para la obtención de bienes y servicios como si lo tienen otros países más desarrollados, así también es importante mencionar la parte cultural de México, ya que la falta de educación generalizada y la escasez de empleo constituyen uno de los principales problemas para que la población mexicana tenga un nivel de vida digno, teniendo así las condiciones de salud y seguridad adecuadas. Dicho lo anterior, resulta como un factor de vulnerabilidad sumado a los actuales problemas hídricos que se viven en el país, siendo una de las principales consecuencias del cambio climático y que como se ha mencionado, si no se toman las medidas adecuadas, dichos problemas se agravaran aún más, llegando a un punto de no retorno. Dichas situaciones incrementan las condiciones de problema a nivel nacional generando así diferentes consecuencias a nivel físico, económico y social dentro de la población. No hay que desestimar al cambio climático y al impacto ambiental que existe hoy en día, ya que generalmente se han ido agudizando diferentes consecuencias el gobierno tanto a nivel local, estatal y nacional deben tomar las medidas y acciones necesarias para poder combatir dichos problemas desde el ámbito político, social y económico. (Martínez, Gamboa, & Zuniga, 2015)

El objetivo de este trabajo es presentar estimaciones micro-económicas del impacto económico del cambio climático en el nivel de pobreza en los habitantes de la Ciudad de México, que sirvan como referente para el diseño e implementación de políticas públicas para mitigar los impactos del cambio climático en la pobreza urbana. Así, nuestros principales hallazgos muestran que los habitantes de las delegaciones Gustavo A. Madero, Iztapalapa y Tlalpan se encuentran entre los más propensos a presentar mayores niveles de pobreza, y una gran variabilidad en el clima. Adicionalmente, los resultados estimados indican que con el cambio climático (temperaturas más altas) las delegaciones del D.F. recibirían con menor frecuencia agua potable (casi cinco días al mes), tendrían percepciones de su estado de salud más negativas y preferirían migrar hacia otros lugares. Asimismo, tendrían menores ingresos (una reducción de 1 493 pesos al trimestre) y mayores dificultades para acceder a los alimentos (una reducción del gasto alimentario de 358 pesos al mes). Dado lo anterior, se infiere que en el futuro cercano es posible que la Ciudad de México, pudiera presentar mayores niveles de pobreza y vulnerabilidad de la población, atribuibles a los procesos vinculados con el cambio climático. La importancia de las cifras presentadas en este documento es que constituyen un insumo básico para plantear escenarios, presupuestos y acciones concretas para contener la expansión de la pobreza, derivada del cambio climático, que podría comprometer la viabilidad y el desarrollo sustentable de nuestra ciudad en el mediano plazo.

1.2 Técnicas de IA y Simulación.

1.2.1 Inteligencia Artificial.

El actual avance tecnológico permite facilitar las actividades del día a día, desde los móviles y dispositivos con reconocimiento de voz para poder interactuar con estos de manera fácil y rápida. Esto ha permitido que las computadoras puedan reconocer imágenes, realizar descripciones textuales, así como otros procesos que antes no eran capaces de realizar en tan solo segundos. Dentro de la Inteligencia Artificial existen diferentes áreas que son de gran importancia, las cuales a su vez son aplicadas a diferentes ramos y sectores, desde la robótica,

hasta medicina, así como lo es ecología, etc. Finalmente, y en base a lo anterior se puede definir a la IA como “la capacidad de una máquina de simular el comportamiento de un humano, desde sus capacidades, reacciones, así como su aprendizaje, creatividad, estrategias, etc.” (Torres, 2020). La inteligencia artificial engloba lo que se conoce como Machine Learning, que a su vez engloba a Deep Learning, lo cual puede verse a continuación en la Figura 1.

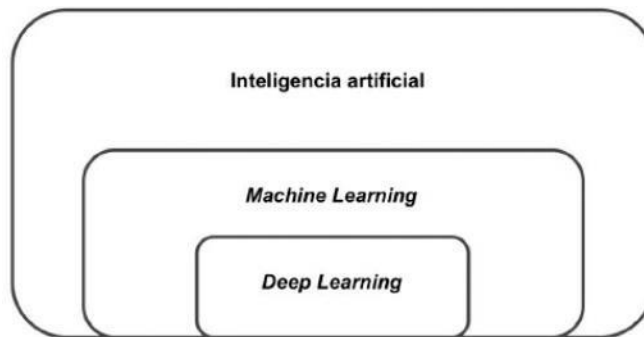


Figura 1. Clasificación de la Inteligencia Artificial

1.2.2 Machine Learning.

A Machine Learning se le conoce también como aprendizaje automático, la cual se puede describir como el “subcampo de la inteligencia artificial que proporciona a los ordenadores la capacidad de aprender sin ser explícitamente programados” (Torres, 2020), en simples palabras, una persona no necesita indicar las condiciones y reglas a la computadora o programa que se maneje de aprendizaje automático para que se logre el objetivo deseado. Esto permite desarrollar un algoritmo de predicción de acuerdo con cada caso específico que se tenga cuyo objetivo consiste en parte, en encontrar patrones o secuencias de datos que nos muestren los resultados que deseamos. (Torres, 2020) Machine Learning puede agruparse en tres categorías dependiendo del tipo de modelo que se implemente:

- Aprendizaje por refuerzo se refiere a un modelo que debe afrontar situaciones desconocidas llevando a cabo dicho aprendizaje mediante prueba y error. Un ejemplo es un niño que aprende acerca de su entorno mediante observación y aprende lo que es bueno o malo para el dentro de su entorno.

- Aprendizaje supervisado cuando el modelo incluye la solución que se espera. Un ejemplo es un niño que aprende acerca de su entorno con ayuda de su padre.
- Aprendizaje no supervisado se refiere a un modelo que intentara clasificar y actuar todos los datos e información obtenida por sí solo. Un ejemplo es un niño que aprende acerca de su entorno con ayuda de su padre y lo ayuda cada vez que aprende de forma adecuada.

1.2.3 Deep Learning.

Deep Learning o también conocido como aprendizaje profundo es una rama de la inteligencia artificial de reciente aplicación donde la información se procesa en diferentes jerarquías para poder comprender los datos y sus representación y características en niveles que van creciendo en cuanto complejidad. Al final de cuentas, Deep Learning es igual a redes neuronales que se encuentran interconectadas, pero se organizan en diferentes capas, siendo la principal diferente respecto a Machine Learning la arquitectura de la red que se forma al final, en otras palabras, una red neuronal se enfoca en aprendizaje automático cuando esta tiene una o más capas ocultas como puede verse en la Figura 2. Las principales redes neuronales que existen son:

- Perceptrón multicapa (MLP, del inglés Multi-layer perceptron).
- Redes neuronales convolucionales (CNN del inglés Convolutional Neural Networks).
- Redes neuronales recurrentes (RNN del inglés Recurrent Neural Network).

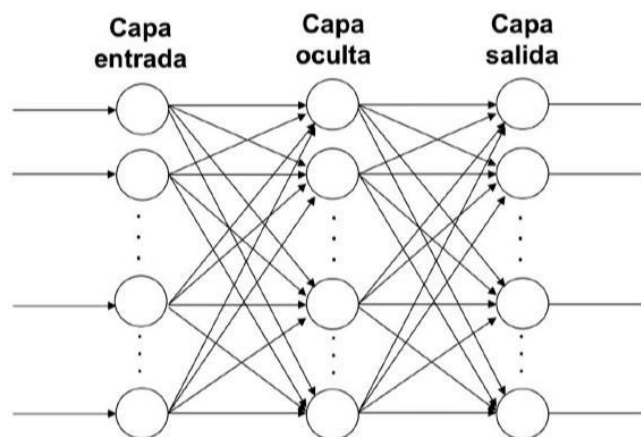


Figura 2. Estructura de las Redes Neuronales

1.2.4 Redes Neuronales.

Dentro de Machine Learning podemos encontrar a las redes neuronales artificiales las cuales se encargan de imitar la actividad que realizarían las neuronas humanas, donde ocurren todos los procesos para dar origen a un aprendizaje, etc. Dichas redes se basan en estructuras que están en un orden jerárquico y se representan por diferentes niveles para poder entender los patrones de datos, ya sea videos, texto, sonidos, etc. Gracias a las redes neuronales una máquina puede aprender funciones que serían sumamente complejas para una persona normal, facilitando así el proceso de aprendizaje que realizaría una persona normal, quedando solamente la explicación de los resultados obtenidos por parte de este último. Quitando la complejidad de las redes sociales, se basa en una o más entradas de información para finalmente tener una salida de datos o resultados.

1.2.5 Sistemas basados en Agentes.

Es un sistema que actúa de manera independiente mediante un conjunto de agentes que lo conforman e interactúan entre sí para lograr una serie de resultados. Con este tipo de sistema se permite evaluar diferentes características que conforman a un sistema, incorporando a su vez cierto grado de incertidumbre dentro del mismo, además de modificar diferentes valores de acuerdo con los requerimientos que se tengan. (Aracil, 1995)

1.2.6 Lógica Difusa.

La lógica difusa (Fuzzy Logic) permite convertir el conocimiento y experiencia que se tiene en forma de datos cuantitativos o cualitativos, en un lenguaje matemático que a través de una estructuración de la información y posteriormente atravesando por diferentes procesos matemáticos permite obtener una serie de resultados concretos en base a los datos previamente mencionados. (Umberto, 2014)

1.2.7 Simulación de Dinámica de Sistemas.

La simulación de la dinámica de sistemas, se hace referencia a un sistema que está conformado por diversas variables y como está conformada entre sí y sus interrelaciones, los cambios que surgen a través del cambio, a causa de estas mismas interacciones. Dichocomportamiento se da por el accionar de todas las variables y el camino que estas toman.(Aracil, 1995)

1.2.8 Big Data.

El mundo actual sugiere el manejo de grandes volúmenes de información los cuales se pueden obtener actualmente de Internet. Plataformas como Facebook, Google, Amazon, Mercado Libre, Twitter, entre otros más, manejan grandes cantidades de información para plantearse diferentes objetivos a los datos. La información no está limitada a solo un área o sector en particular, la información puede ir desde el área de la salud, hasta el deporte, así como las redes sociales o incluso el impacto ambiental. Las características de Big Data se pueden ver en la Tabla 4, donde a mayor cantidad de “V”, más confiable, segura y directa es la información que se obtiene. (Janev, Graux, Jabeen, & Sallinger., 2020)

Tabla 4. Las 10 V de la información de Big Data.

3 v.	Volumen.	Gran cantidad de datos que deben capturarse, almacenarse, procesarse y mostrarse.
	Velocidad.	Tasa a la que se generan o analizan los datos.
	Variedad.	Diferencias en la estructura (formato) de los datos o diferencias en los datos.
5 v	Veracidad.	Veracidad (falta de certeza) de los datos, autenticidad, procedencia, responsabilidad
	Validación.	Idoneidad del conjunto de datos seleccionado para una aplicación determinada, precisión y corrección de los datos para su uso previsto
7 v	Volatibilidad	Validez temporal y fluidez de los datos, vigencia y disponibilidad de los datos, y aseguramiento de una rápida recuperación de la información según sea necesario
	Valor	Utilidad y relevancia de los datos extraídos en la toma de decisiones y capacidad para convertir la información en acción
10 v	Visualización.	Representación de datos y comprensión de los métodos
	Vulnerabilidad	Preocupaciones de seguridad y privacidad asociadas con el procesamiento de datos

CAPITULO II. Metodología

La metodología usada se basa en la tesis “Evaluación de vulnerabilidad y riesgo agrícola ante el cambio climático a través de un sistema multi-agente”, la cual consta de cuatro etapas principales (Badillo Márquez, 2021), las cuales se subdividen en diferentes actividades a realizar para lograr el objetivo de cada etapa (Figura 3).

La presente metodología tiene como objetivo estimar la vulnerabilidad y riesgo para la generación de escenarios de impactos producto del cambio climático en el sector agrícola. El diagnóstico y análisis de las causas de desastres entre busca identificar aquellos factores vulnerables para el desarrollo de diferentes acciones para adaptación.

La primera fase de la metodología consiste en realizar un diagnóstico. Dicha fase permitirá crear un perfil para el cambio climático, el cual se encarga de definir los principales factores causantes de desastres para posteriormente obtener aquellos indicadores de vulnerabilidad en materia de capacidad adaptativa, sensibilidad y exposición.

En un primer momento se elabora un modelo de vulnerabilidad el cual se basa es un sistema multi-agentes mediante técnicas de inteligencia artificial (Dinámica de sistemas y agentes inteligente). Posteriormente se desarrolla un modelo de cultivo enfocado a la fresa, siendo este el caso de estudio, mediante la obtención del Agente de Vulnerabilidad de cultivo con el desarrollo de los modelos correspondientes de lógica difusa.

Finalmente, los resultados anteriores permitirán obtener la vulnerabilidad total del sistema, para posteriormente mediante la obtención de aquellas variables de impacto de mayor importancia se pueda desarrollar un modelo de riesgo agrícola mediante técnicas de inteligencia artificial como lo es el Deep Learning.

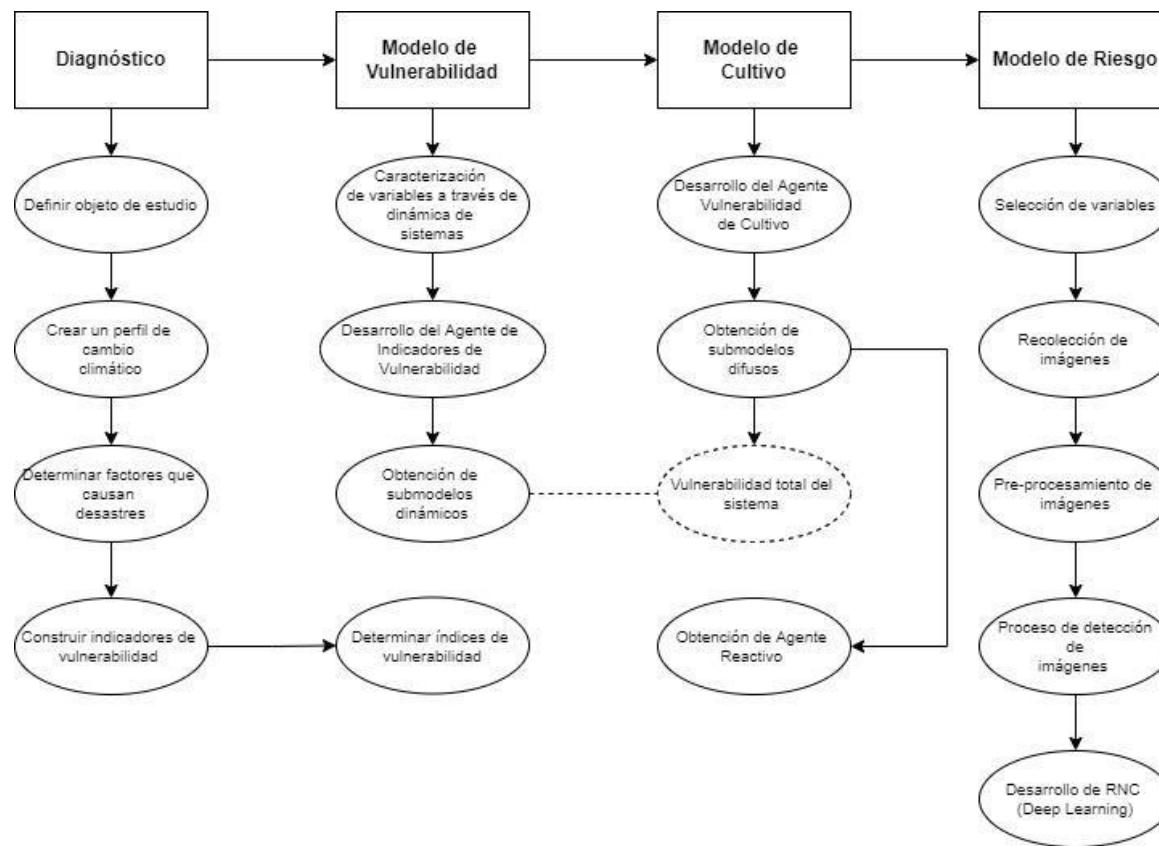


Figura 3. Metodología del proyecto. (Badillo Márquez, 2021)

2.1 Diagnostico

La primera parte de la metodología consta de cuatro actividades a realizar lo cual permitirá crear un perfil de cambio climático, logrando caracterizar los factores más importantes que provocan desastres, además de definir los indicadores de la vulnerabilidad en materia de sensibilidad, capacidad adaptativa y exposición.

Con base a la metodología, el diagnostico se encarga de delimitar el objeto de estudio, creando un perfil de cambio climático permitiendo conocer los factores más importantes causantes de desastres naturales lo cual provoca un aumento en la vulnerabilidad en el sector agrícola. Las actividades que conforman a la primera fase son las siguientes

- Definir objeto de estudio: se evalúa la vulnerabilidad y el riesgo de cultivo de Fresa en Ciudad Mendoza, Veracruz, delimitando el objeto de estudio (Región, grupo social o sector económico). Las variables más representativas permitirán modelar aquellos indicadores de vulnerabilidad en materia de sensibilidad, exposición y capacidad adaptativa, desarrollando un modelo de vulnerabilidad y riesgo con el apoyo de técnicas de Inteligencia Artificial.
- Crear un perfil de cambio climático: determinar los factores climatológicos que provocan un riesgo y son causantes impactos en contra. La información y datos recolectados se utiliza para la creación de un perfil generando escenarios de impactos ambientales, socioeconómicos, riesgos históricos, población, sectores vulnerables, medidas de adaptación, etc.
- Determinar factores que causan desastres: Los indicadores de vulnerabilidad proporcionaran la información necesaria para generar modelos que engloben todo el sistema para la evaluación de la vulnerabilidad. Los indicadores deben tener valores normalizados y cada valor será asignado a una ponderación en base a diferentes argumentos y criterios.
- Construir indicadores de vulnerabilidad: Con base a la construcción de indicadores de vulnerabilidad se genera una ponderación que se asigna a cada indicador representando un cierto grado de influencia al sistema actual.

2.1.1 Determinación de factores causantes de desastres.

En Diferentes desastres y eventos referentes a la temperatura, precipitación, así como heladas,

sismos, entre otros, generan ciertas alarmas en la producción de diferentes productos agrícolas. Como ejemplo actual, se pueden ver las bajas temperaturas de la actualidad que no solamente afectan la producción de la fresa, sino también a otros productos agrícolas, así mismo el incremento de temperaturas en las temporadas primavera-verano trae un desequilibrio en la producción, llegando a provocar ciertas sequías, así como la pérdida de tierras fértiles.

Asimismo, las intensas lluvias en las temporadas de verano suelen generar gran cantidad de inundaciones en diferentes zonas del país, afectando de igual forma a una gran cantidad de productos agrícolas. Teniendo conocimiento de esto y como la fresa es un producto de gran cuidado, se deben tomar las estrategias adecuadas para lograr una producción óptima y disminuir los impactos ambientales.

2.1.2 Características de los factores.

En base a la metodología propuesta y a lo planteado actualmente en el proyecto se establecen tres clasificaciones para los indicadores de vulnerabilidad.

1. Indicadores por exposición
2. Indicadores de sensibilidad
3. Indicadores de capacidad adaptativa

Los indicadores de vulnerabilidad permiten lograr una estimación de los diferentes efectos subsecuentes correspondientes al cambio climático, por lo cual estos son de gran importancia, ya que estos pueden repercutir en el rendimiento de cultivos, asimismo como el manejo y administración de todos los recursos referentes a actividades agrícolas. Por tal motivo la construcción de indicadores de vulnerabilidad se realizó a partir de los medios disponibles correspondientes a sistemas de información abierta de organismos de tipo gubernamental nacionales e internacionales, así como organismos cuyos datos están abiertos a todo público. La siguiente tabla muestra la clasificación de los organismos consultados para el presente proyecto.

Tabla 5. Clasificación de las fuentes de información

Nacionales	Internacionales
▪ Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI) ▪ Secretaría de Medio Ambiente y Recursos Naturales (SEMARNAT) ▪ Comisión Nacional del Agua (CONAGUA) ▪ Servicio de Información Agroalimentaria y Pesquera (SIAP) ▪ Secretaría de Agricultura, Ganadería, Desarrollo Rural, Pesca y Alimentación (SAGARPA) ▪ Instituto Nacional de Ecología y Cambio Climático(INECC) ▪ Consejo Nacional de Población (CONAPO) ▪ Encuesta Nacional Agrícola 2012 - 2019 (ENA) ▪ Servicio Meteorológico Nacional (SMN) ▪ Atlas Nacional de Riesgos ▪ Centro Nacional para la Prevención de Desastres (CENAPRED) ▪ Comisión Nacional Forestal (CONAFOR) ▪ Instituto Nacional de Ecología (INE) ▪ Servicio Sismológico Nacional (SSN) ▪ Sistema de Información Agroalimentaria de Consulta (SIACON) ▪ Instituto Nacional de Investigaciones Forestales, Agrícolas y Pecuarias (INIFAP)	▪ Banco Mundial de Datos (The World Bank) ▪ CLImate COMputing project (CLICOM)

Con base a indicadores ya propuestos y establecidos por organismos como “The World Bank” o el “Sistema Nacional de Indicadores Ambientales”, así como de los datos e información que se obtuvo de diferentes medios, se lograron obtener los indicadores de exposición, sensibilidad y capacidad adaptativa.

2.1.3 Clasificación los de los indicadores de vulnerabilidad y definición de las variables.

Como se ha mencionado anteriormente, los indicadores de vulnerabilidad se dividieron en tres grupos, indicadores de exposición, indicadores de sensibilidad e indicadores de capacidad adaptativa. Por tal motivo, a continuación, se describen todas aquellas variables (definición, periodo, relación con vulnerabilidad, fuente de obtención) correspondiente a los conjuntos de indicadores.

2.1.3.1 Variables de indicadores de exposición.

Las variables correspondientes a los indicadores de exposición que se obtuvieron fueron un total de 12. Las variables de Temperatura (C°) y Precipitación (mm) se obtuvieron mediante datos observados anualmente. Para las variables de Sequía, Inundación, Sismo, Ciclón Tropical, Heladas-Granizadas, Frente Frio, Tormentas Severas e Incendios forestales se basan en valores observados del número de eventos declarados como un estado de emergencia y/o como un desastre natural. Además, para la variable Sismo se consideración movimientos telúricos cuyos valores estén por encima de los 6.9° Richter, ya que se considera que los sismos de dicha magnitud pueden generar la degradación de suelo.

El INIFAP se encarga de emitir los diferentes dictámenes para la corroboración de desastres naturales como lo son los ciclones, granizadas, inundaciones significativas, lluvias torrenciales, heladas, granizadas, huracanes, deslaves y sequías atípicas en base a un registro de datos e interpretación agronómica del grado de afectación dado por este tipo de eventos meteorológicos de carácter extremo. Por tal motivo la SAGARPA ha declarado al INIFAP como aquella autoridad competente para estos dictámenes.

La variable “Superficie afectada por incendios forestales” señala el número total de hectáreas donde ocurrieron pérdidas totales y/o parciales de los cultivos ocasionados por los diferentes incendios forestales. Finalmente, la variable de “Gases de Efecto Invernadero” se expresa en porcentaje de Gases de Efecto Invernadero emitidos en la atmosfera en un periodo anual.

En la siguiente tabla se muestra la variable seguido de una breve descripción, así como las características correspondientes a indicador por exposición, como lo son el periodo de consulta, la relación que tiene ante la vulnerabilidad y la fuente o medio de información.

Tabla 6. Indicadores de exposición.

	Indicador	Descripción	Periodo	Relación ante Vulnerabilidad	Fuente
1	Temperatura	Temperatura histórica en México, en °C	1991-2022	Temp ↑ → Vul ↑	The World Bank CONAGUA, SEMARNAT, SMN
2	Precipitación	Precipitación histórica en México, en mm	2000-2022	Pp ↑ → Vul ↑	
3	Sequía	Eventos con falta de lluvias durante un período prolongado de tiempo produciendo sequedad en los campos agrícolas y escasez de agua	2000-2016	Sequía ↑ → Vul ↑	CENAPRED, INIFAP
4	Inundación	Eventos con declaratoria de "Riesgo y/o Desastre" por inundación	2000-2016	Inund ↑ → Vul ↑	CENAPRED, INIFAP
5	Sismo	Eventos con declaración de "Riesgo y/o Desastre" por sismos mayores a 6.9° Richter	2000-2016	Sismo ↑ → Vul ↑	CENAPRED, SSN
6	Ciclón tropical	Eventos con declaración de "Emergencia, Riesgo y/o Desastre"	2000-2016	CicTrp ↑ → Vul ↑	CENAPRED, SMN, CLICOM
7	Heladas / Granizadas	Eventos con declaración de "Emergencia"	2000-2016	HelGr ↑ → Vul ↑	CENAPRED, INIFAP
8	Frente frío	Eventos con declaración de "Emergencia"	2000-2016	FFrío ↑ → Vul ↑	CENAPRED, SMN
9	Tormentas severas	Eventos con declaración de "Emergencia"	2000-2016	TormSev ↑ → Vul ↑	CENAPRED, SMN, CLICOM
10	Incendios forestales	Número de incendios forestales	1991-2018	IncFor ↑ → Vul ↑	CONAFOR
11	Superficie afectada por incendios forestales	Superficie agrícola afectada por incendios forestales, en Ha	1991-2018	Sup.IncFor ↑ → Vul↑	CONAFOR
12	Emisiones GEI	Inventario Nacional de Gases y Compuestos de Efecto Invernadero en agricultura, silvicultura y otros usos de la tierra, en porcentaje.	1990-2022	GEI ↑ → Vul ↑	The World Bank, INECC

2.1.3.2 Variables de indicadores de sensibilidad.

Las variables correspondientes a “Población rural” y “Población urbana” se definen como aquellas personas que viven en áreas rurales o urbanas según lo definen las oficinas nacionales de estadística. Para lograr obtener las variables se realizan cálculos haciendo uso de las estimaciones de población del Banco Mundial y las proporciones rurales/urbanas de las Perspectivas de Urbanización Mundial de las Naciones Unidas. Es importante mencionar que no se puede sumar a la población total la agregación de la población urbana y rural, debido a que cada país cuenta con una cobertura diferente de estos indicadores.

La variable de “Área agrícola disponible” hace referencia a relación de la proporción entre la superficie de tierra cultivable, la superficie de cultivos permanentes y la superficie de pastos permanentes. Es importante mencionar que las tierras arables incluyen también a aquellas tierras que se categorizan como tierras de cultivo temporal, así como praderas temporales para cortar el césped o pastos, tierras con huertas comerciales o incluso huertas y tierras temporalmente en barbecho. Las Tierras de Cultivo Permanente se refieren a aquellas que son empleadas a través de un periodo extenso siendo que no necesariamente se debe sembrar algo durante el termino de cada cosecha.

“Temperatura media mensual” (°C) y “Precipitación media mensual” (mm) corresponden a datos que se obtienen en un promedio medio mensual a nivel nacional. La variable de “Evapotranspiración” indica la evaporación y/o transpiración de la cantidad de agua que retorna hacia la atmosfera a través de las plantas.

El “Valor de la producción” se expresa en miles de pesos cuyo valor corresponde a aquella relación entre la superficie cosechada y la superficie sembrada incluyendo de igual forma a las pérdidas que se tuvieron. La variable correspondiente a “Insecticidas/Plaguicidas” se refieren al total de toneladas que son producidas y empleadas. La variable “Eficiencia del agua en el sector agrícola” se expresa por kg/m³ de agua utilizada.

La variable “Disponibilidad de agua en la agricultura” corresponde al volumen de agua

permitido para consumo agrupado en hectómetros cúbicos, incluyendo a las regiones de abastecimiento de la Península de Baja California y Yucatán, Noreste, Pacífico Norte y Sur, Balsas, Río Bravo, Cuencas Centrales del Norte, Lema-Santiago-Pacífico, Golfo Norte y Centro, Frontera Sur y Aguas del Valle de México.

La “Superficie agrícola (Riego-Temporal)” hace referencia a la extensión de tierras las cuales dependen del tipo de riego empleado para el desarrollo y crecimiento de cultivos, es decir, si emplea un sistema de riego o si este depende de la lluvia o precipitaciones de la zona. La variable “Origen del agua” hace referencia al origen del agua empleada para riego, es decir, si esta proviene de un pozo profundo, bordo, pozo a cielo abierto, río, manantial o presa. La variable “Sistema de irrigación” corresponde a los riegos por gravedad, canales recubiertos o revestidos, tuberías de compuerta, microaspersión, aspersión o goteo. La variable “Tipo de agua” hace referencia al agua usada para los cultivos, desde agua negra, agua tratada, agua blanca o agua salubre. La variable de “Principales problemas” corresponde a los problemas que pueden presentarse en las actividades agrícolas, ya que generalmente pueden presentarse una gran variedad de problemas para el desarrollo de las unidades de producción, desde el acceso a diferentes créditos bancarios, pérdidas agrícolas por las condiciones climatológicas, meteorológicas o medioambientales, una menor productividad del suelo, inflación, falta de organización y administración de la producción, plagas y enfermedades de la cosecha; así como enfermedades que puedan afectar al personal, nula o poca comercialización del producto, nula o poca capacitación, altos costos de los productos y servicios para la producción, corrupción e inseguridad que afecte a las cosechas, entre otros muchos más. “Superficie Sembrada / Cosechada” es representada en unidades de hectáreas para el cultivo.

En la siguiente tabla se muestra la variable seguido de una breve descripción, así como las características correspondientes a indicador por sensibilidad, como lo son el periodo de consulta, la relación que tiene ante la vulnerabilidad y la fuente o medio de información.

Tabla 7. Indicadores de sensibilidad.

	Indicador	Descripción	Periodo	Relación ante Vulnerabilidad	Fuente
1	Población rural	Número de habitantes de población rural en México	1960-2019	PRural ↑ → Vul ↑	CONAPO, INEGI, The World Bank
2	Población urbana	Número de habitantes de población urbana en México	1960-2019	PRural ↓ → Vul ↓	CONAPO, INEGI, The World Bank
3	Área agrícola	Tierra agrícola cultivable que incluye cultivos y pastos, en porcentaje	1961-2020	AreAgr ↑ → Vul ↓	The World Bank, SAGARPA
4	Precipitación media mensual	Temperatura media en México, en °C	1991-2022	Ppmed ↑ → Vul ↑	The World Bank, SMN
5	Temperatura media mensual	Precipitación media en México, en mm	1991-2022	Tmed ↑ → Vul ↑	The World Bank, SMN
6	Evapotranspiración	Evapotranspiración media anual, en km ³ /año	1998-2015	EvT ↑ → Vul ↑	CONAGUA, SEMARNAT
7	Valor de la producción	Valor de la producción agrícola, en miles de pesos	1980-2020	ValorProd ↑ → Vul ↓	SAGARPA, SIACON, SIAP
8	Insecticidas/Plaguicidas (2)	Uso de insecticidas y/o plaguicidas, en Ton	1994-2009	Insecticidas ↑ → Vul ↓ Plaguicidas ↑ → Vul ↓	INEGI, ENA
9	Eficiencia del agua en el sector agrícola	Eficiencia en el uso del agua en el sector agrícola de riego, en kg/m ³	1994-2020	EfcAgua ↑ → Vul ↓	CONAGUA, SEMARNAT
10	Disponibilidad de agua en agricultura	Volumen concesionado por uso consuntivo agrupado, en hm ³	2001-2020	H ₂ O Agr ↑ → Vul ↓	CONAGUA, SAGARPA
11	Superficie agrícola (Riego y/o Temporal)	Superficie agrícola con disponibilidad de agua para reproducción de sus cultivos (riego y/o temporal), en Ha	2007-2019	Riego_Temporal ↑ → Vul ↓	INEGI, ENA, SEMARNAT
12	Origen de agua	Superficie agrícola de riego según el origen de agua, en porcentaje	2007-2019	OrigenH ₂ O ↑ → Vul ↓	INEGI, ENA, SEMARNAT
13	Sistemas de irrigación	Producción con superficie agrícola de riego y tipo de canales por sistema de irrigación utilizado, en porcentaje	2007-2019	Irrigación ↑ → Vul ↓	INEGI, ENA, SEMARNAT
14	Tipo de agua	Tipo de agua utilizada en agricultura (negra, tratada, blanca, salobre), en porcentaje	2007-2019	Tipoh ₂ O ↑ → Vul ↓	INEGI, ENA
15	Principales problemas	Unidades de producción según principales problemas presentados en el desarrollo de las actividades agropecuarias, en porcentaje	2007-2019	Problemas ↑ → Vul ↑	INEGI, ENA
16	Superficie Sembrada/Cosechada (2)	Superficie agrícola sembrada y cosechada, en Ha	1980-2020	SupSembrada ↑ → Vul ↓ SupCosechada ↑ → Vul ↓	SAGARPA, SIACON, SIAP

2.1.3.3 Variables de indicadores de capacidad adaptativa.

La variable de “Marginación” corresponde a aquella población que tiene viviendas en condiciones precarias, esto en referencia al Instituto Nacional de Estadística y Geográfica, definiendo que aquellas viviendas que no tengan al menos con acceso a fuentes de agua mejoradas, drenaje y saneamiento, materiales de producción apropiados o suficiente espacio para vivir.

La variable de “Nivel de estudios” hace referencia al nivel de estudios que tiene el productor agrícola, ya sea, ninguno, primaria, secundaria, preparatoria o profesional. La variable de “Edad del productor” se define como el nivel del estudio del productor: ninguno, primaria, secundaria, preparatoria o profesional. La “Edad del productor” está dada en años. Las variables de “Empleos en la agricultura” y “Sexo del productor” corresponden a la cantidad de empleos que en la actualidad se destinan a la agricultura, así como dependiendo del género del producto respectivamente.

La variable de “Vulnerabilidad del productor” define aquellas situaciones que pueden llegar a afectar al productor, como lo es la pobreza, pobreza extrema, la vulnerabilidad dada por carencias sociales y la vulnerabilidad por el nivel de ingresos. La variable de “Valor agregado a la agricultura” define el porcentaje correspondiente de la agricultura el cual beneficia el Producto Interno Bruto. Las variables de “Índice de productividad”, de “Índice de producción de alimentos” y de “Índice de cosecha” hacen referencia a índices que ayudan a medir el PIB resultante por hora trabajada, producción de alimentos y producción agrícola anualmente, respectivamente. Las variables de “Tierras agrícolas”, de “Tierras cultivables” corresponden a la superficie (Ha) destinada de acuerdo con cada variable. La variable de “Consumo de fertilizantes” se refiere a la utilización en kg/Ha de los fertilizantes por tierras cultivables, siendo que estos fertilizantes pueden ser: Nitrogenados, Fosfatados y Complejos.

En la siguiente tabla se muestra la variable seguida de una breve descripción, así como las características correspondientes a indicador por capacidad adaptativa, como lo son el periodo de consulta, la relación que tiene ante la vulnerabilidad y la fuente o medio de información.

Tabla 8. Indicadores de capacidad adaptativa.

	Indicador	Descripción	Periodo	Relación ante Vulnerabilidad	Fuente
1	Marginación	Población que vive en condiciones de marginación, en porcentaje	1992-2014	Marginación ↑ → Vul ↑	INEGI, CONAPO
2	Nivel de estudio	Nivel de estudios del productor, en porcentaje	2007-2019	NivEstudios ↑ → Vul ↑	INEGI, CONAPO, ENA
3	Edad	Edad del productor agrícola, en años	2007-2019	Edad ↑ → Vul ↑	ENA, INEGI
4	Total de empleos en la agricultura	Total de empleos en el sector agrícola, en porcentaje	1991-2017	Empleos ↑ → Vul ↓	The World Bank, CONAPO, INEGI
5	Sexo del Productor	Hombres y/o mujeres que ejercen la agricultura, en porcentaje	1991-2018	H/M ↑ → Vul ↓	The World Bank, INEGI
6	Vulnerabilidad de productores	Condiciones de vulnerabilidad de productores, en porcentaje	2010-2019	VulProductor ↑ → Vul ↑	CONEVAL, INEGI, ENA
7	Valor agregado a la agricultura	Producción neta del sector agrícola, en porcentaje al PIB	1965-2017	ValorAgr ↑ → Vul ↓	The Bank World
8	Productividad laboral	PIB obtenido por hora trabajada	2005-2016	PLaboral ↑ → Vul ↓	INEGI
9	Índice de producción de alimentos	Índice de producción de alimentos que se consideran comestibles	1961-2016	IPA ↑ → Vul ↓	The World Bank
10	Índice de cosecha	Indica la producción agrícola de cada año	1990-2020	ICosecha ↑ → Vul ↓	The World Bank
11	Tierras agrícolas	Extensión de tierras destinadas a la agricultura, en porcentaje	1961-2020	TierAgr ↑ → Vul ↓	The World Bank
12	Tierras cultivables	Extensión de tierras aptas para cultivo, en porcentaje	1961-2020	TCultivable ↑ → Vul ↓	The World Bank
13	Consumo de fertilizantes	Consumo de fertilizantes en el sector agrícola, en Kg/Ha	2002-2017	UsoFertiliz ↑ → Vul ↓	The World Bank, ENA

2.1.4 Construcción de los indicadores de vulnerabilidad y obtención del índice de vulnerabilidad.

Se construyen indicadores en base a la clasificación de los factores de vulnerabilidad. Dichos indicadores normalizados permiten obtener el índice de vulnerabilidad. Los indicadores se normalizan en un rango correspondiente a [0, 1] para ser estandarizados, donde, a mayor sea el resultado del indicador, mayor será la vulnerabilidad. Dicha normalización se obtiene mediante la siguiente ecuación.

Ecuación 1

$$X_j = \frac{x_i - x_{min}}{x_{max} - x_{min}}$$

Donde:

- X_j , corresponde al valor normalizado de los valores de la variable x_i .
- x_{min} y x_{max} son los valores mínimos y máximos del conjunto de datos x_i .

Los indicadores normalizados para cada grupo de indicadores: Sensibilidad (S), Exposición (E) y Capacidad Adaptativa (CA) se estimaron mediante la siguiente expresión:

Ecuación 2

$$E, S, CA = \sum_{j=1}^n P_i X_j$$

Donde:

- P_j , corresponde al factor de ponderación.
- X_j corresponde al valor normalizado del indicador j para estimar los componentes de vulnerabilidad.

El índice de vulnerabilidad se sitúa entre [0,1]; por lo que mientras el índice se acerque a cero la

vulnerabilidad será mínima y por otro lado, si el valor se acerca a uno la vulnerabilidad aumenta.

Ecuación 3

$$P_i = \frac{c}{\sqrt{\frac{1}{var_i(X_{i,j})}}}$$

Donde:

- P_j , es el peso para el indicador normalizado i .
- c es la constante de normalización estimada como la suma total de las inversas de las desviaciones estándar, de los indicadores seleccionados en componentes de vulnerabilidad.

La constante de normalización se obtuvo mediante la ecuación:

Ecuación 4

$$c = \sum_{i=1}^n \frac{1}{\sqrt{var_i(X_{i,j})}}$$

2.2 Etapa 2: Desarrollo del modelo de vulnerabilidad a través de un sistema multi-agente.

La Etapa 2 (Figura 4), busca identificar a aquellas variables socioeconómicas y ambientales que determinan la vulnerabilidad y riesgo agrícola, dicho esto, con las variables resultantes se propone desarrollar un modelo para evaluar la vulnerabilidad agrícola basándose en agentes inteligentes, denominado como “Agente Indicadores de Vulnerabilidad”, el cual consta de cuatro sistemas de información los cuales fueron modelados a través de dinámica de sistemas teniendo a) Rendimiento de tierras agrícolas, b) Valor de la agricultura, c) Eficiencia de los recursos hídricos en las actividades agrícolas y d) Contingencia ambiental. En la siguiente etapa se desarrolla un modelo conocido como “Agente Cultivo” mediante técnicas de inteligencia artificial (lógica difusa) para poder determinar la

vulnerabilidad del cultivo de fresa. Subsecuentemente se estima la vulnerabilidad global de la fresa. (Etapa 4)

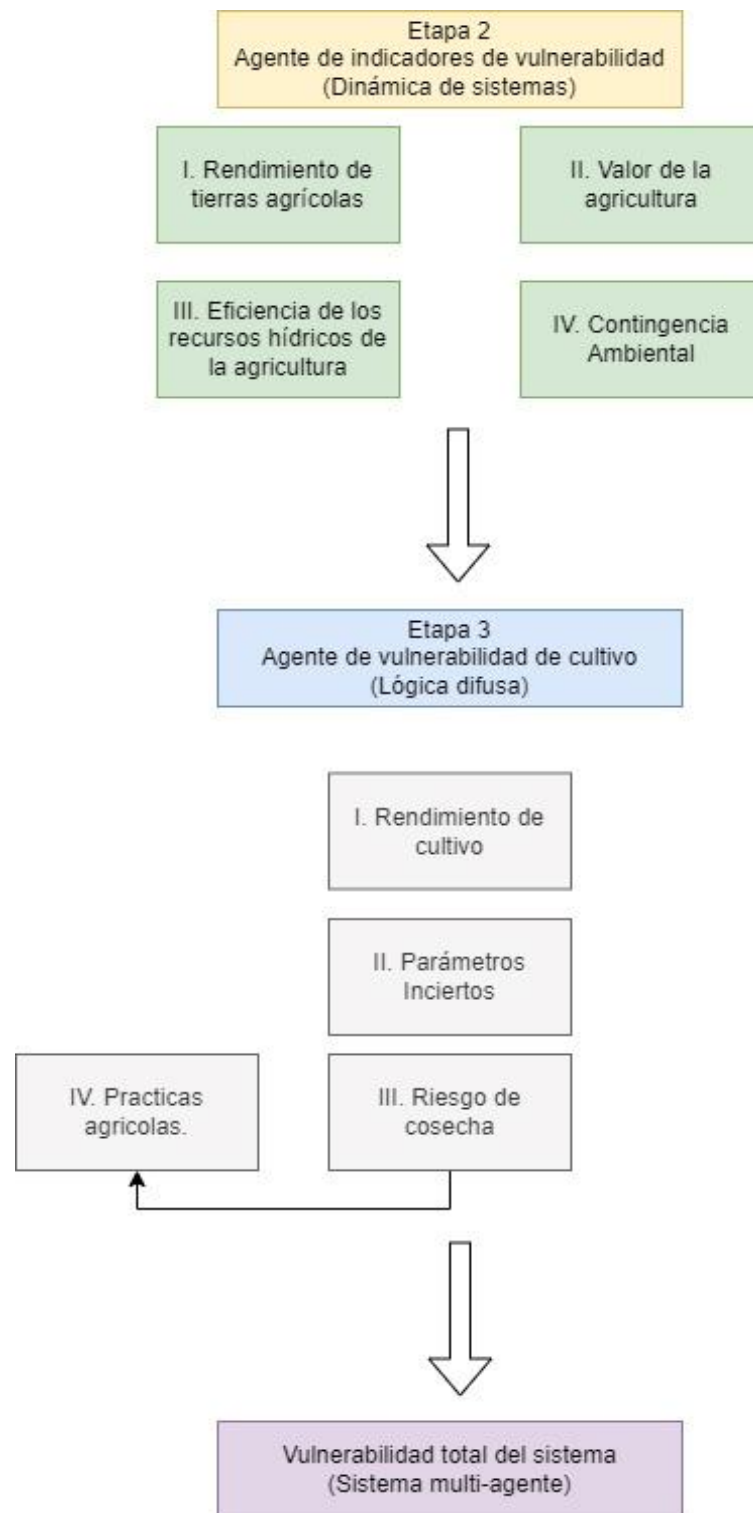


Figura 4. Etapa 2. (Badillo Márquez, 2021)

Para obtener mejores resultados acorde a la representación del sistema agrícola propuesto, dicho

modelo consiste de representaciones complejas y lo más apegadas a la realidad, por lo tanto se llega a considerar el riesgo, así como el aprendizaje y aquellas interacciones de carácter social entre los agentes, por ende, el modelo multi-agente sirve como base para el conocimiento que se integra por distribuciones de probabilidad definida por sistema de información así como de expertos en la materia.

Cada etapa hace referencia a un agente conformando así el sistema multi-agente, donde cada agente es una entidad que muestra autonomía y proactividad (agentes reactivos), mientras tanto, todas aquellas entidades pasivas hacen referencia a las variables que integran las redes de información. La siguiente tabla describe los tipos de agentes en el sistema multi-agente, así como su principal función.

Tabla 9. Clasificación de agentes inteligentes.

Agente	Rol	Actividades
Indicadores de vulnerabilidad	Activo	Modela el comportamiento de las redes para llevar la información al centro de decisión.
Vulnerabilidad de cultivo	Decisión	Se encarga de la toma de decisiones al modificar las prácticas agrícolas para minimizar la vulnerabilidad en el cultivo.
Prácticas agrícolas	Reactivo	Proporciona un estímulo-respuesta ante eventos no esperados en el sistema.
Vulnerabilidad total del sistema	Activo	Modela la información obtenida por los agentes para determinar el nivel de vulnerabilidad en el sistema.
Redes de información (población de agentes)	Pasivo	Almacenar información a través de bases de datos. Distribuir información hacia los agentes a través de redes.

2.2.1 Aplicación de dinámica de sistema mediante AnyLogic.

Dinámica de sistemas es una metodología la cual modela y simula sistemas de gran complejidad como el del presente proyecto.

Para la modelación del agente de indicadores de vulnerabilidad, se desarrollaron los diagramas causales y de flujo para poder representar la estructura del sistema y finalmente poder simular el comportamiento de este.

2.2.1.1 Conceptualización.

Para realizar el diagrama causal, primero se identificación a todas aquellas principales variables que describen los indicadores de vulnerabilidad referente a los aspectos socioeconómicos y ambientales.

La red correspondiente al “Rendimiento de tierras agrícolas” determina la disponibilidad de tierras correspondiente a la agricultura y la vulnerabilidad del producto de sobreexplotación con respecto al suelo agrícola o la degradación. Con la red “Valor de la agricultura” se puede determinar un “valor agregado” resultado de las actividades agrícolas a partir de la información obtenida respecto a la productividad, problemas referentes a actividades agrícolas, valor de cosecha y horas trabajadas.

La red “Eficiencia de recursos hídricos en la agricultura” determina la vulnerabilidad del uso del agua respecto a actividades del tipo agrícola.

La red “Contingencia ambiental” se refiere a todos aquellos fenómenos severos que son resultado de las condiciones climatológicas que ponen en riesgo la cosecha agrícola ya sea por su frecuencia y magnitud, además de aquellas emisiones de gases de efecto invernadero.

Las variables que alimentan al agente de indicadores de vulnerabilidad están modeladas mediante distribuciones de probabilidad que describen datos históricos del periodo 2001- 2022. (CENAPRED; CONAFOR; CONAGUA; ENA; INECC; INEGI; INIFAP; SAGARPA; SEMARNAT; SIAP; SMN; The World Bank).

La Tabla 10 y Tabla 11 describen las principales variables empleadas en los modelos que constituyen el agente de indicadores de vulnerabilidad. En la Figura 5, se muestra el diagrama causal del modelo de agente de indicadores de vulnerabilidad.

Tabla 10. Variables del agente de indicadores de vulnerabilidad

Variable	Descripción	Unidad
Terreno agrícola	Extensión de tierras destinadas a la agricultura	Ha
Extensión de tierras	Extensión de tierra en territorio mexicano	Ha
Superficie afectada por incendios forestales	Extensión de tierra afectada por incendios forestales	Ha
Degradación física	Degradación del suelo originada por aspectos físicos: Compactación (Fc), Pérdida de la función y productividad (Fu), Anegamineto (Fa), Disminución de la disponibilidad de agua (Fd), Encrostamineto y sellamiento (Fe)	Ha
Degradación química	Degradación de suelo originada por aspectos químicos: Reducción de fertilidad y contenido de materia orgánica (Qd), Polución (Qp), Salinización y/o alcalinización (Qs), Eurotrificación (Qe)	Ha
Sobrepastoreo	Superficie agrícola afectada por pastoreo intensivo durante un periodo prolongado	Ha
Erosión eólica	Desgaste de la superficie debido a la acción del viento	Ha
Erosión hídrica	Segregación y sedimentación de partículas de agua en el suelo a causa de lluvia o escurrimiento superficial	Ha
Superficie incultivable	Superficie no apta para actividades agrícolas debido a degradación severa o extrema	Ha
Superficie sembrada/cosechada	Superficie agrícola sembrada y cosechada	Ha
Tierras para cultivar	Extensión de tierras disponibles para cultivo	Ha
Tierras de cultivo	Extensión de tierras permanentes para cultivo	Ha
Rendimiento de tierras agrícolas	Rendimiento del área agrícola por hectárea	Kg/Ha
Unidad de producción agrícola	Unidad estadística agropecuaria para medir la producción agrícola en un área determinada	m2
Problemas de actividades agrícolas	Principales problemas para el desarrollo de actividades agrícolas, relacionados directamente con el agricultor	-

Tabla 11. Variables del agente de indicadores de vulnerabilidad parte 2 (Badillo Márquez, 2021)

Variable	Descripción	Unidad
INPC	Índice Nacional de Precios al Consumidor, indicador para estimar la evolución de precios de bienes y servicios en México.	-
Índices de desempeño	Indicador para estimar la producción de alimentos, horas trabajadas, etc.	%
PIB	Producto Interno Bruto, base 2013	MUS\$
Valor de la agricultura	Valor agregado de la agricultura en relación al GDP	MUS\$
Origen de agua	Origen de agua según su tipo de fuente: pozo, río, manantial, presa, pozo de agua a cielo abierto, etc.	Hm ³
Suministro de agua	Abastecimiento de agua subterráneo y superficial	Hm ³
Disponibilidad nacional de agua	Volumen de agua disponible, el cual es distribuido a diversos sectores	Hm ³
Tipos de agua	Volumen de agua según su clasificación: aguas negras, aguas de tratamiento residual, agua salobre, etc.	Hm ³
Eficiencia de recursos hídricos	Eficiencia de los recursos hídricos destinados para el desarrollo de actividades agrícolas	Kg/m ³
Situación de riesgo/emergencia	Eventos naturales catalogados como estado de emergencia o desastre los cuales ponen el riesgo las actividades agrícolas. incluye: incendios forestales, tormentas, frente frío, heladas, ciclones, sismos, sequías	Number of events
GEI agrícolas	Gases de efecto invernadero (GEI) generados por el desarrollo de actividades agrícolas	Gt CO ₂ eq
Emisiones de CO ₂	Emisiones de dióxido de carbono, el cual es un gas incoloro, denso y poco reactivo que forma parte de la capa de la atmósfera más cerca a la tierra	Gt CO ₂ eq
Emisiones de CH ₄	Emisiones de metano producidas por la descomposición de la materia orgánica.	Gt CO ₂ eq
Emisiones de N ₂ O	Las emisiones de óxido nitroso son el principal contaminante de la capa de ozono	Gt CO ₂ eq
Emisiones de HFC	Los hidrofluorocarbonos es la tercera generación de gases refrigerantes	Gt CO ₂ eq
Emisiones de PFC	Los perfluorocarburos son compuestos sintéticos que contienen átomo de flúor y carbono. Son gases incoloros no inflamables a temperatura ambiente	Gt CO ₂ eq
Emisiones de SF ₆	El hexafluoruro de azufre es un compuesto inorgánico que en condiciones normales de presión y temperatura es un gas no tóxico y no inflamable. El SF ₆ es cinco veces más pesado que el aire.	Gt CO ₂ eq
Ton/Ha: toneladas por hectárea m ² : metros cuadrados MUS\$:Millones de dólares Hm ³ : hectómetros cúbicos Kg/m ³ : kilogramos por metro cúbico Gt CO ₂ eq: gigatoneladas de dióxido de carbono equivalente.		

2.2.1.1 Implementación.

El modelo de agente de indicadores de vulnerabilidad se realizó mediante el software Anylogic® mediante la librería correspondiente a dinámica de sistemas simulando un periodo de doce ciclos.

La red correspondiente al Rendimiento de tierras agrícolas (Figura 6) determina los principales tipos de degradación referente al suelo y también dependiendo del grado de degradación se puede estimar la superficie incultivable. La superficie agrícola disponible estima el área potencialmente cultivable evitando aquellas superficies que han sido afectadas de forma severa y extrema, para así, poder determinar el rendimiento y la vulnerabilidad de la superficie agrícola.

La red correspondiente al Valor de la agricultura (Figura 7) depende del área agrícola disponible, el cual determina la superficie agrícola ya que la falta de recursos aumenta la vulnerabilidad, para posteriormente en base a índices de desempeño agrícola se puede obtener la vulnerabilidad en el valor agrícola.

La red referente a la Eficiencia de los recursos hídricos (Figura 8) se obtiene mediante el cálculo correspondiente a la cantidad de agua disponible para el sector agrícola tanto de fuentes subterráneas como superficiales y si dicha superficie agrícola emplea algún sistema de irrigación.

La red perteneciente a la Contingencia ambiental (Figura 9) está compuesta de dos módulos, el primero determina la suma total de emisiones de gases de efecto invernadero resultantes del sector agrícola, el segundo permite estimar la cantidad de eventos climatológicos que son potencialmente riesgosos.

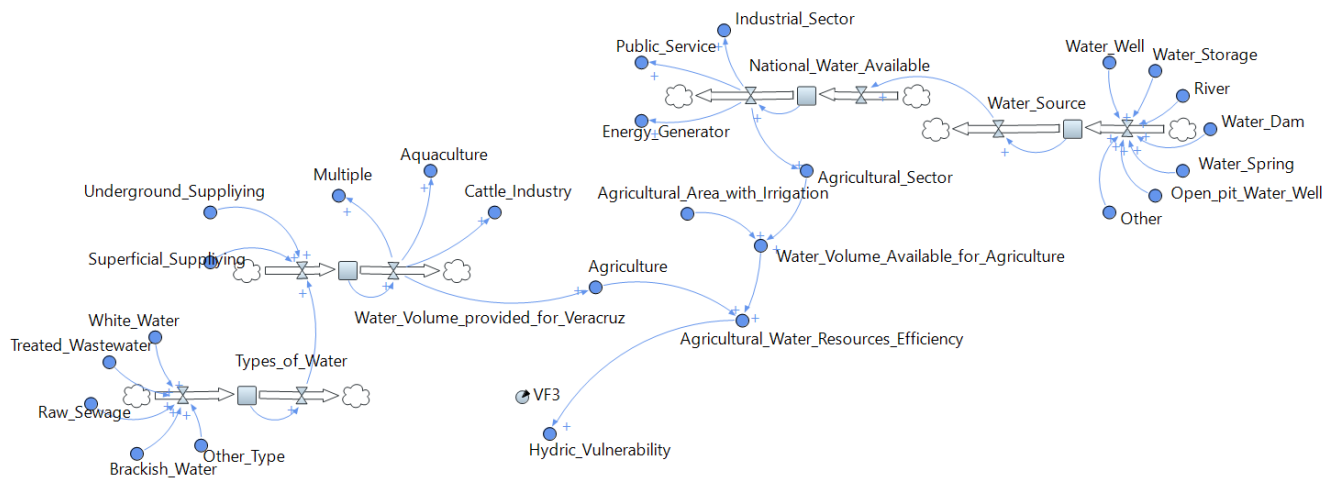


Figura 8. Eficiencia de los Recursos Hídricos

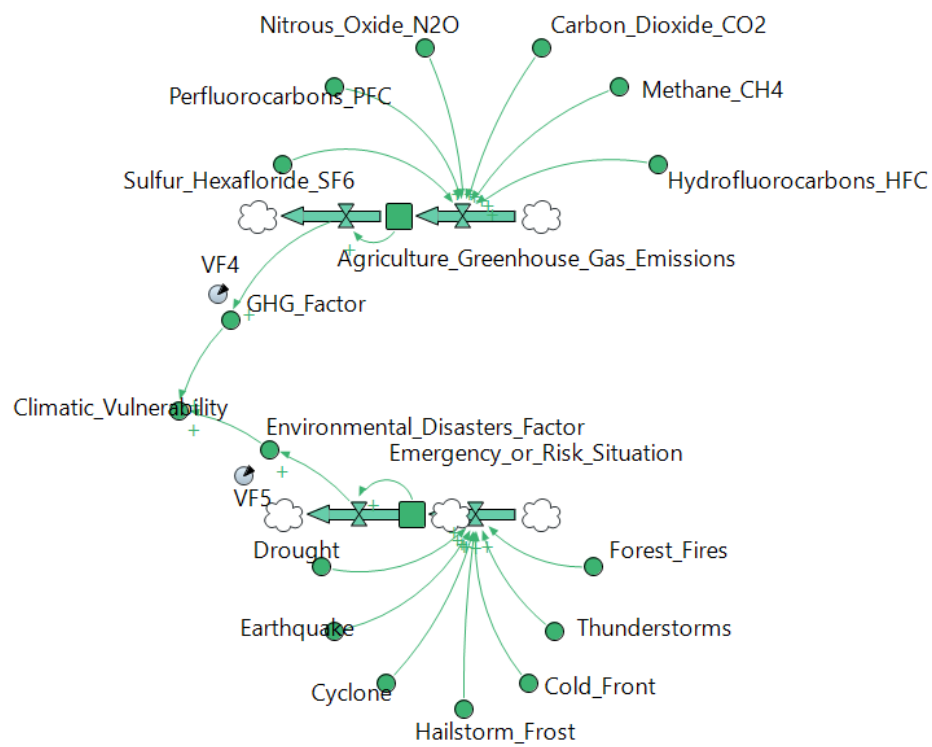


Figura 9. Contingencia Ambiental

2.3 Etapa 3. Desarrollo del modelo de cultivo: Fresa (Caso de estudio).

Para la selección de la fresa se realizó una clasificación de las regiones geográficas en México dependiendo de su extensión territorial y las diferencias climáticas, geográficas y económicas del país (SAGARPA, 2012) obteniéndose ocho regiones (Tabla 12).

Tabla 12. Regiones geográficas de México (Badillo Márquez, 2021)

Región	Estado
1	Tabasco y Veracruz
2	Chihuahua, Coahuila, Durango y Zacatecas
3	Chiapas, Guerrero y Oaxaca
4	Nuevo León y Tamaulipas
5	Colima, Guanajuato, Jalisco, Michoacán, Nayarit y Querétaro
6	Campeche, Quintana Roo y Yucatán
7	Aguascalientes, Hidalgo, México, Morelos, Puebla, San Luis Potosí y Tlaxcala
8	Baja California, Baja California Sur, Sinaloa y Sonora

Posteriormente se seleccionaron los principales cultivos para cada región según el volumen de producción en toneladas (Ton) para el año 2018 (Tabla 13).

Tabla 13. Volumen de producción de México (Badillo Márquez, 2021)

Región: Tabasco - Veracruz	
Cultivo	Volumen (Ton)
Caña de azúcar	21,526,269.13
Naranja	2,417,877.30
Maíz	1,351,452.50
Plátano	919,015.37
Limón	742,175.25
Piña	600,050.96
Café	276,927.15
Uva	249,772.26
Mandarina	178,955.00

Dado que el caso de estudio se llevó a cabo en Veracruz, y el cultivo selecciona es la fresa, se busca la información correspondiente a dicho cultivo. Para ello se elaboró una base de datos del año 2001 al 2020 con información de la superficie sembrada y cosechada, producción por cultivo, valor de la producción y pérdida de cultivo (Tabla 14).

Tabla 14. Producción de fresa en el estado de Veracruz

Año	Sembrada	Cosechada	Siniestrada	Producción		Rendimiento (udm/ha)	PMR (\$/udm)	Valor Produccion (miles de Pesos)
2005	3.00	3.00	0.00	22.50	6.54	7.50	12,000.00	270.00
2006	3.00	3.00	0.00	27.00	8.11	9.00	6,000.00	162.00
2007	3.00	3.00	0.00	27.00	8.32	9.00	9,000.00	243.00
2008	3.00	3.00	0.00	27.00	8.51	9.00	9,000.00	243.00
2009	3.00	3.00	0.00	27.00	8.77	9.00	8,000.00	216.00
2010	3.00	3.00	0.00	24.00	7.89	8.00	9,000.00	216.00
2011	3.00	3.00	0.00	27.00	7.61	9.00	10,000.00	270.00
2012	3.00	3.00	0.00	27.00	7.92	9.00	9,000.00	243.00
2013	3.00	3.00	0.00	28.50	7.55	9.50	9,000.00	256.50
2014	3.00	3.00	0.00	24.00	7.12	8.00	9,500.00	228.00
2015	3.00	3.00	0.00	27.00	8.91	9.00	6,500.00	175.50
2016	3.00	3.00	0.00	28.50	8.98	9.50	8,500.00	242.25
2017	4.00	4.00	0.00	38.20	8.85	9.55	12,500.00	477.50
2018	2.00	2.00	0.00	20.00	8.88	10.00	3,500.00	70.00
2019	3.33	3.33	0.00	31.30	8.27	9.37	9,500.00	296.40
2020	4.50	4.50	0.00	42.80	9.05	9.52	8,859.50	379.54

La Figura 10 muestra la relación de Producción-Valor de producción de la fresa. Para el año 2017 se obtuvo una mayor producción de fresa, mientras que al siguiente año se obtuvo la peor producción de fresa.

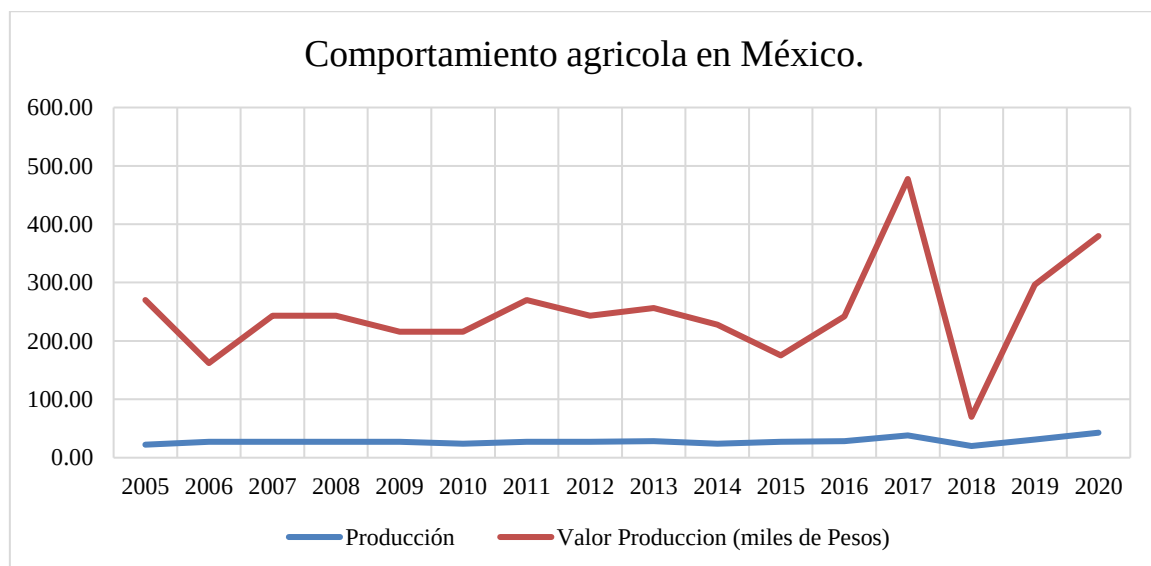


Figura 10. Valor de la producción

Para determinar si el área de estudio pudiera experimentar vulnerabilidad agrícola, se aplicó el

“índice de diversidad de cultivos de Simpson”. La correlación entre el índice de diversidad de cultivos de Simpson y la vulnerabilidad agrícola es la siguiente:

Ecuación 5

$$Indice = 1 - \frac{(\sum_{i=1}^{Nc} A_j)^2}{At^2}$$

Donde:

At = Superficie cosechada dada en hectáreas.

Nc = Cantidad total de cultivos reportados.

Aj = Cosecha de cultivo i dada en hectáreas.

$(\sum_{i=1}^{Nc} A_j)^2$ = Sumatoria de la superficie cosechada Aj de cada cultivo i dada en Hectáreas siendo elevado el resultado obtenido al cuadrado.

Esto indica que “A medida que el índice de Simpson se acerca a 1 existe baja vulnerabilidad, debido a que existe una alta cantidad de cultivos, por lo contrario, a medida que el índice se acerca a 0 la vulnerabilidad será alta por la baja cantidad de cultivos”. (Badillo Márquez, 2021)

Tabla 15. Índice de Simpson

Año	Área total cosechada	Número total de Cultivos	Cosecha de cultivo (Fresa)	Sembrada
2005	1,272,799.48	82.00	3.00	0.99999999984815
2006	1,335,219.04	87.00	3.00	0.99999999985360
2007	1,274,905.95	89.00	3.00	0.99999999983573
2008	1,389,615.80	93.00	3.00	0.99999999985552
2009	1,344,486.33	91.00	3.00	0.99999999984898
2010	1,346,412.00	89.00	3.00	0.99999999985272
2011	1,360,879.75	89.00	3.00	0.99999999985583
2012	1,420,704.94	90.00	3.00	0.99999999986623
2013	1,420,509.40	89.00	3.00	0.99999999986768
2014	1,444,899.99	85.00	3.00	0.99999999987786
2015	1,436,386.06	92.00	3.00	0.99999999986623
2016	1,450,333.83	100.00	3.00	0.99999999985738
2017	1,425,811.28	100.00	4.00	0.99999999980324
2018	1,431,415.79	99.00	2.00	0.99999999990337
2019	1,383,893.58	98.00	3.33	0.99999999982960
2020	1,393,620.71	69.00	4.50	0.99999999984013

La Tabla 15 determina los resultados tras la obtención del índice de Simpson para el periodo 2001-2020 arrojando una media de ≈ 0.99 , esto quiere decir que, con los datos obtenidos anteriormente, se observa que en la producción agrícola de fresa en el estado de Veracruz hay presencia de vulnerabilidad; por lo cual, para posteriormente desarrollar el modelo para determinar la vulnerabilidad de la caña de azúcar a través de técnicas de IA (lógica difusa).

La Figura 11 muestra la metodología empleada en la etapa 3.

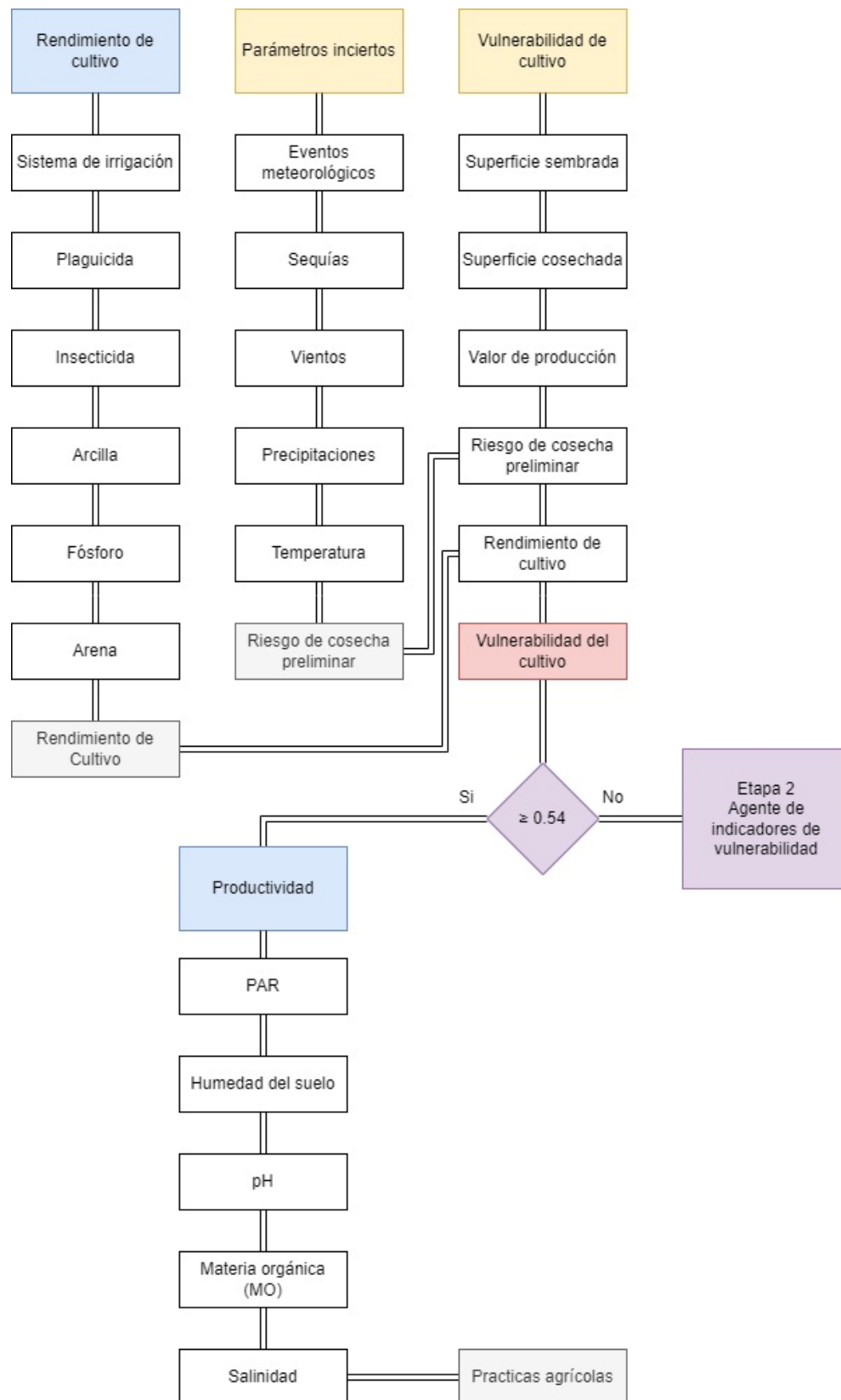


Figura 11. Etapa 3: Modelo de Agente de la Vulnerabilidad del cultivo.

El modelo de Agente de vulnerabilidad de cultivo consta de tres modelos de lógica difusa los cuales son Rendimiento de cultivo, Parámetros inciertos y Vulnerabilidad de cultivo.

El modelo Rendimiento de cultivo incluye variables enfocadas con buenas prácticas agrícolas y la nutrición de los suelos para obtener el rendimiento resultante del cultivo bajo condiciones óptimas.

El modelo de Parámetros inciertos permite modelar variables no controlables relacionadas con fenómenos climatológicos que influyen en la producción agrícola.

El modelo Vulnerabilidad del cultivo engloba variables relacionadas con la producción agrícola. Si la vulnerabilidad es ≥ 0.54 existe una vulnerabilidad alta en la producción agrícola, la cual pudiera estar relacionada con las prácticas agrícolas. De lo contrario, si la vulnerabilidad del cultivo es menor a 0.54; con base a los resultados de la Etapa 2. Agente: Indicadores de Vulnerabilidad (dinámica de sistemas), se puede determinar la vulnerabilidad total del sistema.

2.3.1 Aplicación de Lógica difusa.

Para el desarrollo del modelo de cultivo, se utilizará el software de Matlab para poder elaborar los modelos correspondientes de lógica difusa, mediante los modelos tipo Mandami, los cuales se conforman por diferentes variables de acuerdo con las respectivas funciones de pertenencia. La lógica difusa se puede definir como un tipo de lógica que evalúa diferentes casos, para poder representar de manera numérica la incertidumbre, brindando de este modo herramientas más precisas para el análisis, siendo en este caso muy diferente a la probabilidad, ya que esta última no debe de haber confusiones, ya que esta solo mide la ocurrencia de un suceso. (González Morcillo, 2011)

Durante el año de 1965, Zadeh menciona por primera vez lo que es un conjunto difuso, siendo este un suceso que marca el comienzo de lo que se conoce hoy en día como la Teoría de los Conjuntos Difusos. Dichos términos están relacionados a los llamados conjuntos difusos, los cuales a su vez se asocian a los valores de pertenencia, en un proceso conocido como

fuzzificación. Una vez hecho esto, los valores que fueron “fuzzificados”, permiten el uso de reglas lingüísticas obteniendo de este modo una salida, siendo en este caso difusa teniendo como resultado un valor discreto.

Dentro del proceso de fusificación tenemos las llamadas variables lingüísticas, siendo valores que representan palabras o sentencias cuyo lenguaje es de tipo natural o artificial, dicho de otro modo, estas variables ayudan a poder interpretar cualquier valor que tenga una gran complejidad y por ende no se tenga un concepto directo o determinante, en otras palabras, algo que no se puede definir numéricamente hablando.

En general, hablar de lógica difusa, es hablar de diferentes variables con diferentes valores, pasando al proceso de fuzzificación, conformando de este modo lo que se conoce como un conjunto difuso de entradas. Posteriormente, gracias a diferentes reglas difusas y al motor de inferencia, siendo para el presente proyecto, de tipo Mandami, se hace un proceso de desfuzzificación, y obteniendo de este un conjunto difuso de salidas, obteniendo finalmente una salida de tipo discretas. Es importante mencionar que la experiencia de los investigadores es de gran importancia en este tipo de sistemas, ya que se toma muy en cuenta a diferencia de otros sistemas o modelos. Este modelo de lógica difusa puede verse en la Figura 12.

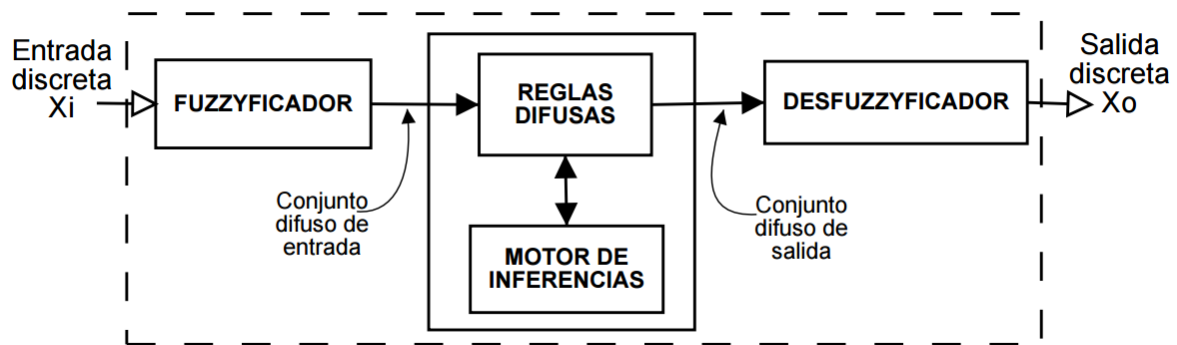


Figura 12. Procesamiento de la Lógica Difusa.

La Tabla 16 muestra las variables utilizadas para cada modelo de lógica difusa, mostrando las variables de entrada y las variables de salida.

Tabla 16. Variables del Modelo de Lógica Difusa

Rendimiento de Cultivo (Salida)
Sistema de irrigación (Entrada)
Plaguicida (Entrada)
Insecticida (Entrada)
Arcilla (Entrada)
Fósforo (Entrada)
Arena (Entrada)
Riesgo de Cosecha Preliminar (Salida)
Eventos meteorológicos (Entrada)
Sequías (Entrada)
Vientos (Entrada)
Precipitaciones (Entrada)
Temperatura (Entrada)
Vulnerabilidad de Cultivo (Salida)
Superficie sembrada (Entrada)
Superficie cosechada (Entrada)
Valor de producción (Entrada)
Rendimiento de cultivo (Entrada)
Riesgo de cosecha (Entrada)
Productividad (Salida)
PAR (Entrada)
Humedad del suelo (Entrada)
pH (Entrada)
Materia orgánica (Entrada)
Salinidad (Entrada)

2.3.1.1 Modelo rendimiento de cultivo

El Modelo de Rendimiento de Cultivo hace referencia a la estimación que existe entre la cosecha y la siembra. Dicho modelo está compuesto por cinco variables de entrada, siendo el sistema de irrigación, la arena, la arcilla, el fosforo, pesticida e insecticida. Durante el año de 2016, se tuvo que alrededor de un 57% de la producción es de temporal, mientras que modalidad de riego se tiene que aproximadamente 1% es por goteo, 3.50% es por aspersión, 3% por gravedad, mientras que solo un 0.01% es por bombeo, siendo que el porcentaje restante está sin especificar. (Guzmán, 2012)

La Tabla 17 muestra aquellos parámetros que fueron utilizados para la realización del modelo, siendo estas las variables de entrada, las etiquetas lingüísticas con los respectivos intervalos y las reglas de inferencia para finalmente obtener una variable de salida. La Figura 13 describe de manera grafica el modelo de Rendimiento de Cultivo con sus respectivos conjuntos difusos referentes a cada variable lingüística.

Tabla 17. Parámetros del Modelo Rendimiento de Cultivo

Entrada				Base de conocimiento	Salida			
Variable	Conjuntos difusos				Variable	Conjuntos difusos		
	Función de Pertenencia	Intervalo	Etiqueta			Función de Pertenencia	Intervalo	Etiqueta
Sistema de irrigación	Triangular	[0 1 1.1]	Ninguno	482 reglas de inferencia	Rendimiento de cultivo	Triangular	[0 0.1 0.2]	Bajo
	Triangular	[1.05 2 2.01]	Gravedad					
	Triangular	[2.05 3 3.1]	Canal			Triangular	[0.15 0.3 0.45]	Muy bajo
	Triangular	[2.05 3 3.1]	Aspersor					
	Triangular	[4.05 5 5.1]	Goteo			Trapezoidal	[0.4 0.5 0.55 0.65]	Medio
	Triangular	[5.05 6 6.1]	tubería					
Arena	Trapezoidal	[0 0.2 0.4 0.6]	Bajo-Medio			Trapezoidal	[0.6 0.7 0.75 0.85]	Alto
	Trapezoidal	[0.45 0.65 0.8 1]	Alto					
Arcilla	Triangular	[0 0.2 0.4]	Bajo-Medio			Trapezoidal	[0.8 0.9 1 1.5]	Muy alto
	Trapezoidal	[0.3 0.5 0.8 1]	Alto					
Fosforo	Triangular	[0 0.25 0.5]	Bajo			Trapezoidal	[0.8 0.9 1 1.5]	Muy alto
	Trapezoidal	[0.4 0.6 0.8 1]	Medio-Alto					
Pesticida	Triangular	[0 1 1.1]	No			Trapezoidal	[0.8 0.9 1 1.5]	Muy alto
	Triangular	[1.05 2 2.1]	Si					
Insecticida	Triangular	[0 1 1.1]	No			Trapezoidal	[0.8 0.9 1 1.5]	Muy alto
	Triangular	[1.05 2 2.1]	Si					

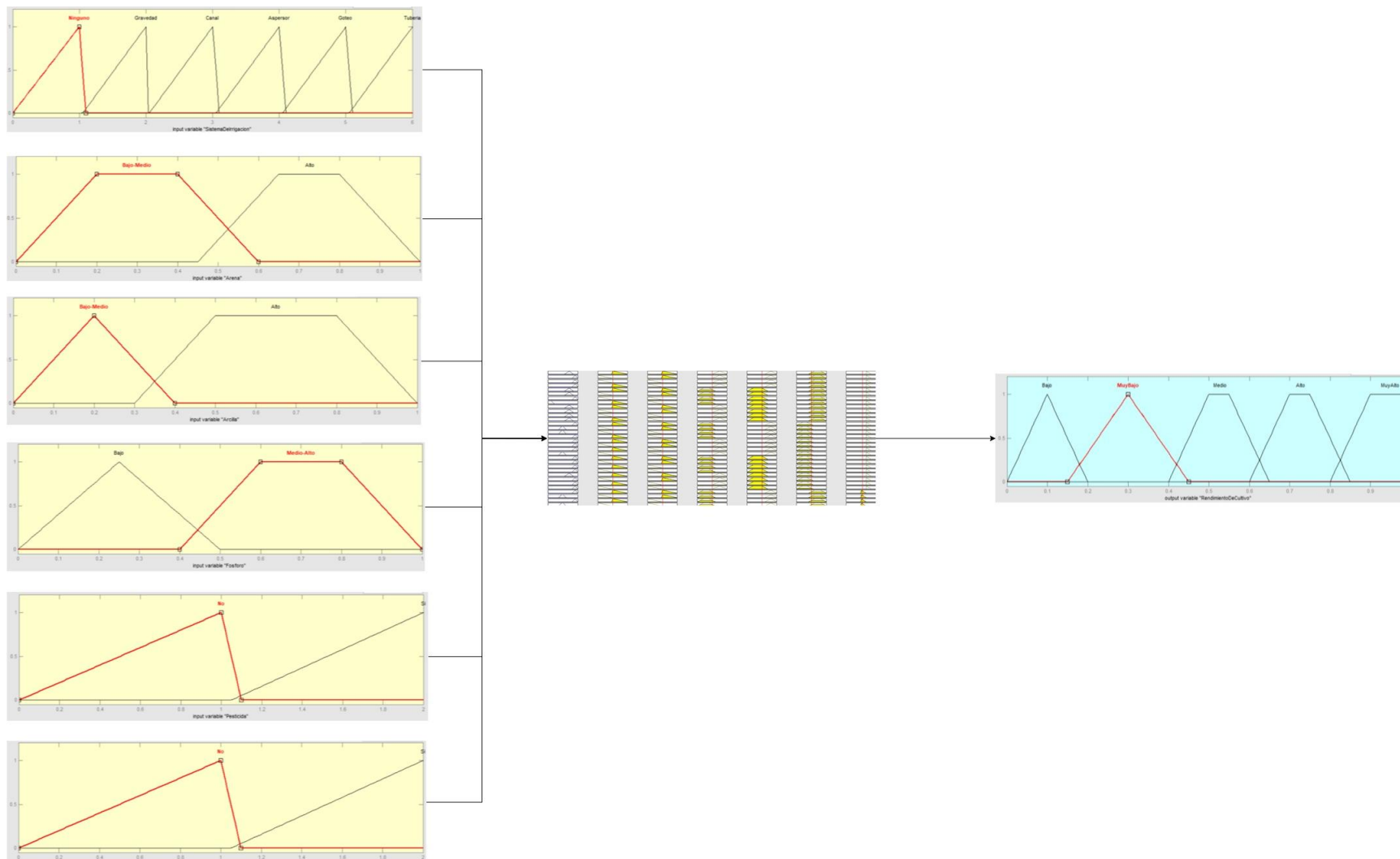


Figura 13. Representación gráfica del Modelo de Rendimiento de Cultivo.

2.3.1.2 Modelo para la predicción el Riesgo de Cosecha mediante el uso de parámetros inciertos.

Mas del 50% de la producción de Fresa en México es para exportación, siendo un producto realmente esencial para el comercio y mercado internacional, representando alrededor de un 15% de las exportaciones mundiales. Por tal motivo, la fresa ha tomado una gran importancia dentro de los productos agroindustriales, ya que se elaboran muchos subproductos derivados de la fresa. (Guzmán, 2012)

Diferentes factores influyen para un adecuado desarrollo y crecimiento de la planta de fresa, para que esta pueda obtener un rendimiento de cultivo favorable, sin embargo, algunos de dichos factores corresponden a variables climáticas. El efecto que puedan tener dichas variables climáticas como la temperatura, precipitación, huracanes, heladas, sequias entre otras, afectan directamente la relación para que la fresa obtenga una adecuada absorción de nutrientes y por ende tener un desarrollo optimo. (Huguet, 2019)

El estudio de los atributos fisicoquímicos de fresa mediante diferentes condiciones climáticas permite determinar el grado de afectación dada por dichas condiciones ambientales. Este resultado se verá reflejado en la calidad del fruto, mostrando un mayor o menor tamaño, cierto grado de firmeza y acidez, así como la cantidad de nutrientes que contenga. Generalmente la temperatura es uno de los factores que más condicionan la calidad de la fresa, así como el porcentaje de humedad relativa, siendo que estos factores aumentan o disminuyen el riesgo de cosecha según sea el caso. (Guzmán, 2012)

Por tales razones es de suma importancia poder tener un “control” de la información que se tiene de las variables que afectan al rendimiento de cultivo, pero aún más importante aquellos parámetros que presentan incertidumbre, ya que como se ha mencionado, estos influyen en gran medida para la producción del cultivo. La principal función del modelo de parámetros inciertos es conocer aquellas variables de las cuales el hombre no puede controlar, y que por ende afectan directamente la producción de la fresa. (Pérez de Camacaro, Ojeda, Gimenez, González, & Hernández, 2017)

El Modelo de Riesgo de Cosecha está compuesto por cinco variables de entrada siendo los eventos meteorológicos (ciclones, tormentas, huracanes, entre otras), sequia, vientos, precipitaciones, temperatura.

La Tabla 18 muestra aquellos parámetros que fueron utilizados para la realización del modelo, siendo estas las variables de entrada, las etiquetas lingüísticas con los respectivos intervalos y las reglas de inferencia para finalmente obtener una variable de salida.

La Figura 14 describe de manera grafica el modelo de Riesgo de Cosecha con sus respectivos conjuntos difusos referentes a cada variable lingüística.

Tabla 18. Parámetros del Modelo Riesgo de Cosecha

Entrada				Base de conocimiento	Salida			
Variable	Conjuntos difusos				Variable	Conjuntos difusos		
	Función de Pertenencia	Intervalo	Etiqueta			Función de Pertenencia	Intervalo	Etiqueta
Eventos meteorológicos	Trapezoidal	[0 25 75 119]	Advertencia	72 reglas de inferencia	Riesgo de cosecha	Triangular	[0 0.18 0.43]	Inofensivo
	Trapezoidal	[95 150 200 258]	Emergencia					
Sequia	Trapezoidal	[0 20 50 117]	Alerta			Triangular	[0.3 0.48 0.72]	Moderado
	Trapezoidal	[75.8 120 160 185]	Urgencia					
Vientos	Triangular	[-50 0 30]	Débil			Triangular	[0.64 0.74 1 1.36]	Riesgo
	Triangular	[20 42.5 65]	Recio					
	Trapezoidal	[60 70 110 146]	Fuerte			Triangular	[10 170 190]	Nivel Alto
Precipitaciones	Trapezoidal	[-50 0 20 50]	Nivel Bajo					
	Triangular	[10 170 190]	Nivel Alto			Trapezoidal	[17 23 35 40]	Máximo
Temperatura	Trapezoidal	[5 8 13 15]	Mínimo					
	Trapezoidal	[14 16 19 21]	Optimo					
	Trapezoidal	[17 23 35 40]	Máximo					

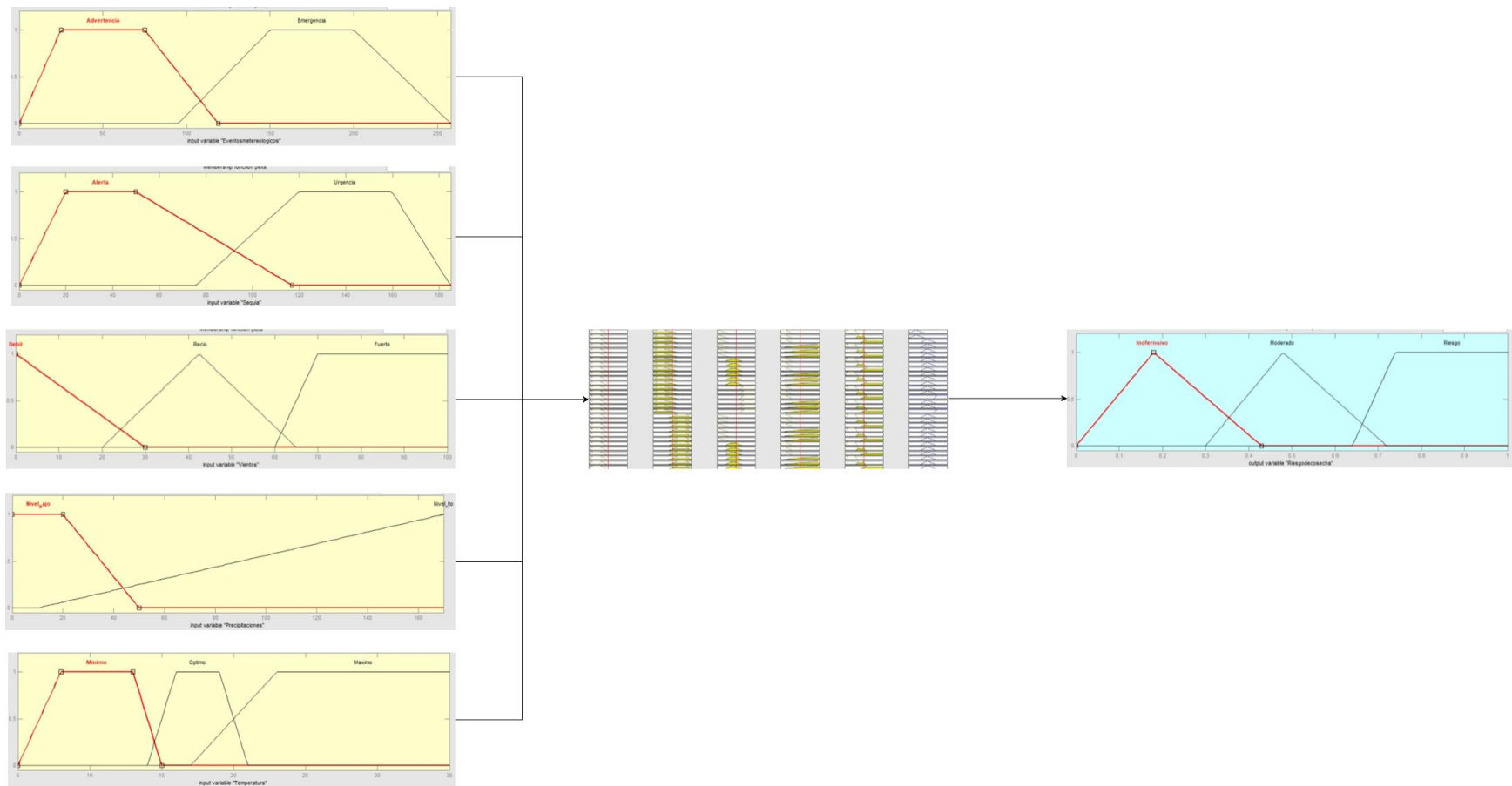


Figura 14. Representación gráfica del Modelo de Riesgo de Cosecha.

2.3.1.3 Modelo de Predicción para la Vulnerabilidad del cultivo de Fresa.

El Modelo de Vulnerabilidad del Cultivo de Fresa tiene como objetivo, conocer que tan vulnerable puede llegar a ser la producción de dicho cultivo, lo cual a su vez ayuda a determinar la capacidad de adaptación para un correcto desarrollo y crecimiento de la fresa. Este modelo es de gran importancia porque México está dentro de los primeros cinco exportadores (Figura 15) de Fresa, siendo su principal y mayor comprador Estados Unidos (Figura 16), lo cual representa una gran fuente de ingresos para el mercado nacional. (SAGARPA, Planeación Agrícola Nacional (2017-2030), 2017)

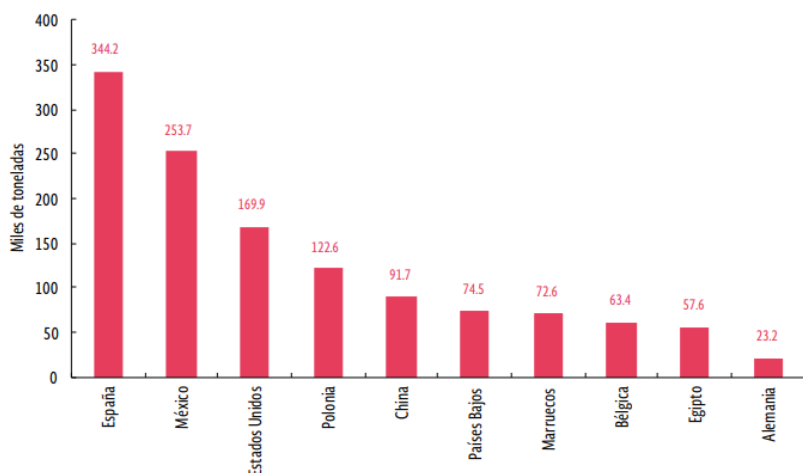


Figura 15. Principales exportadores de Fresa. (SAGARPA, 2017)

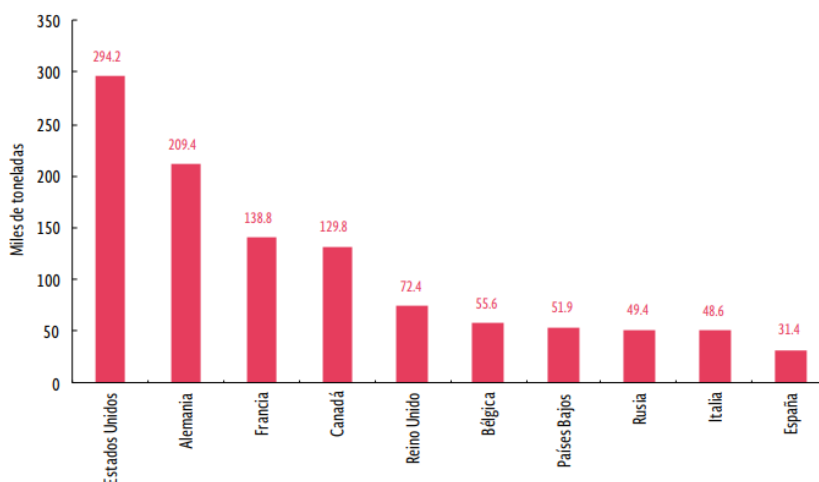


Figura 16. Principales importadores de Fresa (SAGARPA, 2017)

El modelo se alimenta a su vez de los dos modelos anteriormente mencionados, así como datos históricos obtenidos del SIAP de los años correspondientes del 2001-2020 de la producción de fresa.

El modelo está compuesto por cinco variables de entrada, siendo estas variables la superficie sembrada, la superficie cosechada, el valor de producción, el rendimiento de cultivo y el riesgo de cosecha. La Tabla 19 muestra aquellos parámetros que fueron utilizados para la realización del modelo, siendo estas las variables de entrada, las etiquetas lingüísticas con los respectivos intervalos y las reglas de inferencia para finalmente obtener una variable de salida. La Figura 17 describe de manera grafica el Modelo de Predicción para la Vulnerabilidad del cultivo de Fresa con sus respectivos conjuntos difusos referentes a cada variable lingüística.

Tabla 19. Parámetros del Modelo de Vulnerabilidad de Cultivo

Entrada				Base de conocimiento	Salida								
Variable	Conjuntos difusos				Variable	Conjuntos difusos							
	Función de Pertenencia	Intervalo	Etiqueta			Función de Pertenencia	Intervalo	Etiqueta					
Superficie sembrada	Triangular	[2.01 2.565 3.11]	Temporada Baja	204 reglas de inferencia	Vulnerabilidad de cultivo	Triangular	[0 0.16 0.33]	Pobre					
	Triangular	[2.9 3.2 3.5]	Temporada media										
	Triangular	[3.4 3.7 4]	Temporada alta										
Superficie cosechada	Triangular	[2.01 2.565 3.11]	Cosecha Baja			Trapezoidal	[0.2 0.33 0.65 0.76]	Media					
	Triangular	[2.9 3.2 3.5]	Cosecha Media										
	Triangular	[3.4 3.7 4]	Cosecha Alta										
Valor de producción	Triangular	[0 125 250]	Esperada						Trapezoidal	[0.65 0.76 1 1.86]	Optima		
	Trapezoidal	[200 279 379 479]	Alta										
Rendimiento de Cultivo	Triangular	[0.01734 0.5 1]	Muy bajo		Trapezoidal							[0.65 0.76 1 1.86]	Optima
	Trapezoidal	[0.75 1.25 2.5 4]	Bajo										
	Trapezoidal	[3.5 4.5 5.5 7]	Medio										
	Trapezoidal	[6 7.5 10 15]	Alto										
Riesgo de Cosecha	Triangular	[0 0.15 0.3]	Inofensivo		Trapezoidal	[0.65 0.76 1 1.86]	Optima						
	Triangular	[0.2 0.45 0.7]	Moderado										
	Trapezoidal	[0.55 0.75 10 14]	Riesgo										

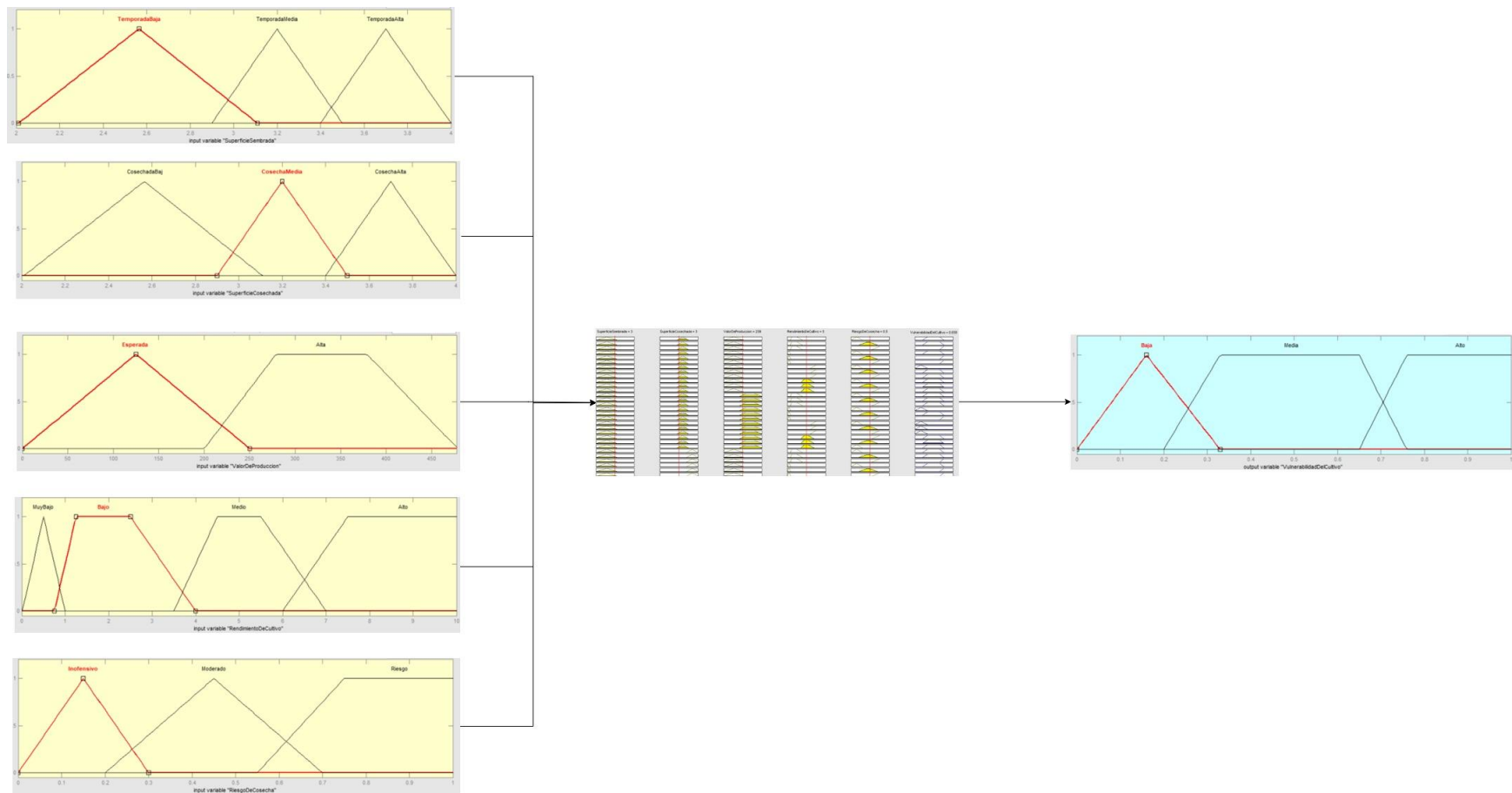


Figura 17. Representación gráfica del Modelo de Vulnerabilidad de Cultivo.

2.3.1.4 Modelo de Prácticas Agrícolas (Agente Reactivo).

Los factores del suelo y referentes a la planta cultivada son un factor determinante para un adecuado crecimiento y por ende obtener una productividad optima, sin embargo, estos factores no son los únicos, ya que factores climatológicos son de gran importancia para tener una planeación adecuada para el desarrollo optimo del cultivo. Con el paso de los años, las actividades del ser humano han afectado en gran medida la aparición de fenómenos climáticos, ya que fenómenos que antes no eran tan comunes anteriormente, ahora se han vuelto más frecuentes y ocasionando mayores pérdidas. Algunos cambios que no se veían anteriormente se ven reflejados en la radiación solar la cual ha ido en aumento en años recientes, así como el aumento de temperatura y como consecuencia un aumento en la precipitación y la humedad relativa que existe en el ambiente afectando en menor o medida la calidad final del cultivo. (Huguet, 2019)

El control y predicción de los factores han generado diferentes investigaciones respecto a cultivos de varios tipos, para poder adaptarse a las variaciones que existen de los factores a través del tiempo y del gran impacto que se tiene en el rendimiento y la calidad de cada producto agrícola, favoreciendo así los procesos y manejo de los encargados de las cosechas y plantíos.

Los cultivos del tipo de campo abierto son aquellos en los que regularmente el clima suele favorecer al tipo de producto que se ha cultivado, lo cual favorece en múltiples aspectos, sin embargo, la exposición constante a determinadas variaciones climatológicas y los impactos que puede tener suelen ser altos. La fresa es un producto delicado que requiere altos cuidados, por tal motivo, para poder proteger el cultivo y por ende reducir el impacto de diferentes factores que pueden afectar la productividad, se ha generado diferentes técnicas y estructuras que ayuden a minimizar los efectos de los factores climáticos principalmente.

Además, también se han creado y desarrollado elementos para poder proteger el suelo y hacer uso eficiente de agua. Las buenas prácticas sugieren una mayor productividad, sin embargo, la única desventaja de este tipo de sistemas se ve reflejada en una mayor proliferación de plagas, lo cual suele ser tener grandes repercusiones si no se tienen los conocimientos adecuados.

(Ferrucho González & Ruíz González, 2013)

El Modelo de Prácticas Agrícolas está compuesto por cinco variables de entrada siendo la radiación PAR, la humedad del suelo, el PH, la materia orgánica y la salinidad

La Tabla 20 muestra aquellos parámetros que fueron utilizados para la realización del modelo, siendo estas las variables de entrada, las etiquetas lingüísticas con los respectivos intervalos y las reglas de inferencia para finalmente obtener una variable de salida.

La Figura 18 describe de manera grafica el Modelo de Prácticas Agrícolas con sus respectivos conjuntos difusos referentes a cada variable lingüística.

Tabla 20. Parámetros del Modelo Prácticas Agrícolas

Entrada				Base de conocimiento	Salida			
Variable	Conjuntos difusos				Variable	Conjuntos difusos		
	Función de Pertenencia	Intervalo	Etiqueta			Función de Pertenencia	Intervalo	Etiqueta
Radiación PAR	Triangular	[-144 0 480]	Bajo Medio	72 reglas de inferencia	Riesgo de cosecha	Triangular	[0 0.18 0.43]	Pobre
	Trapezoidal	[400 600 1400 1600]	Optimo					
Humedad del suelo	Trapezoidal	[-625 0 20 45.03]	Bajo					
	Trapezoidal	[40.17 50 65 80]	Medio					
	Trapezoidal	[74.97 85.1 100 106]	Máximo					
PH	Triangular	[3.5 4.5 5.5]	Mínimo					
	Triangular	[5 6 7]	Medio					
	Triangular	[5 6 7]	Máximo					
Materia Orgánica	Trapezoidal	[-2 0 5 7]	Bajo Medio					
	Trapezoidal	[6 8 12 13]	Máximo					
Salinidad	Triangular	[-0.55 0 0.5]	Bajo Medio					
	Trapezoidal	[0.45 0.7 1.2 1.5]	Optimo					

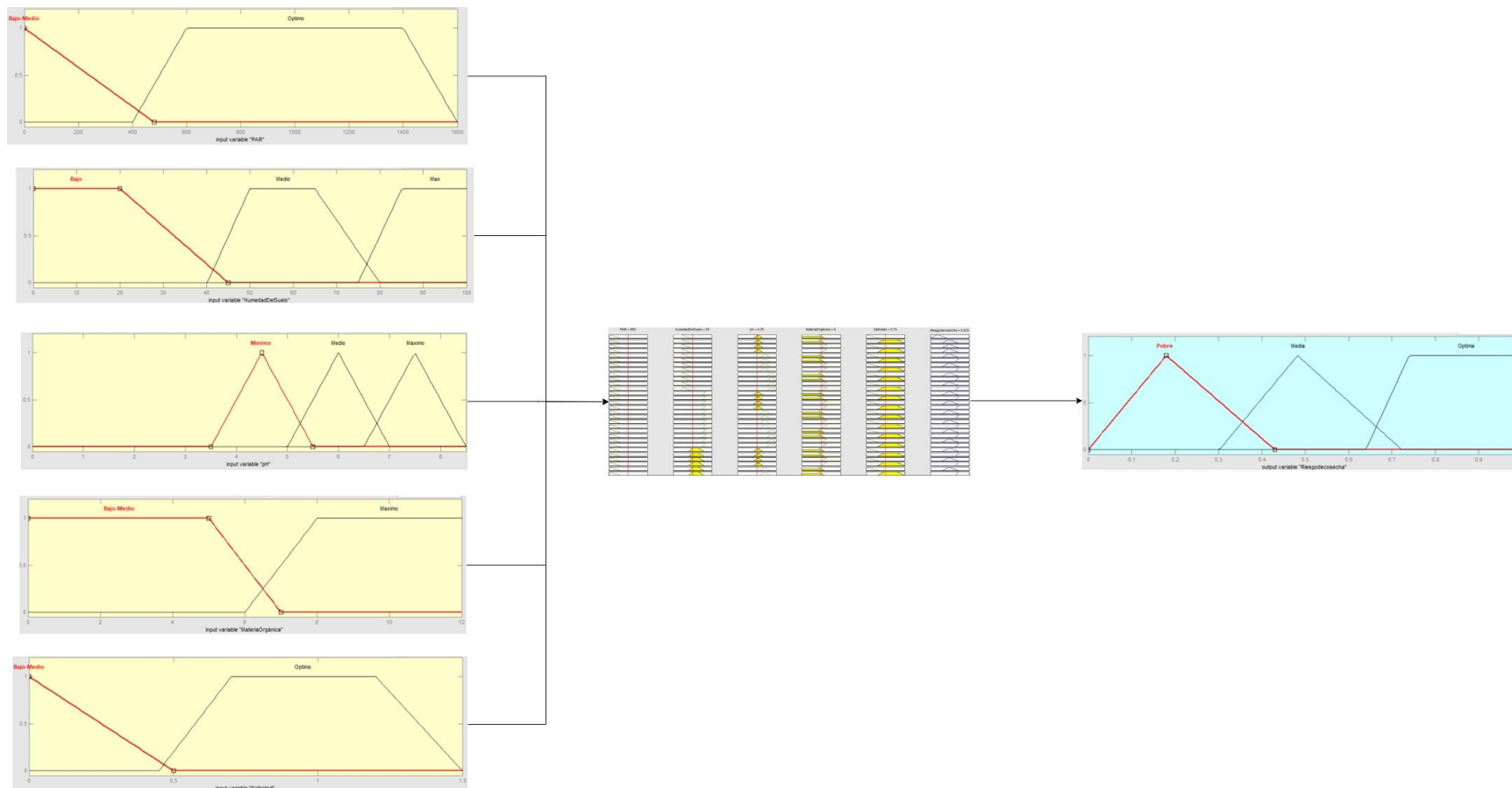


Figura 18. Representación gráfica del Modelo de Prácticas Agrícolas.

2.4 Etapa 4. Desarrollo del modelo de riesgo agrícola a través del procesamiento de imágenes.

En la actualidad existen diferentes medios de información agrícola que presentan de una manera detallada las diferentes áreas que conforman a México, así como información en tiempo real obtenida de satélites que ayuda organismos particulares y gubernamentales, como el Servicio de Información Agroalimentaria y Pesquera, la Comisión Nacional del Agua, Servicio Meteorológico Nacional, Google, entre otros.

El procesamiento de imágenes permite una gran variedad de aplicaciones, ya que para el caso del proyecto permite seleccionar áreas de interés que potencialmente pudieran poner en riesgo al cultivo de fresa, a través de la creación de algoritmos. Además, el procesamiento de imágenes puede aplicarse en el estudio de fruto en particular, puesto que en la actualidad se han desarrollado proyectos enfocados en identificar enfermedades relacionadas a la fresa, la calidad de la fresa respecto a su forma tamaño y color, etc. (Segundo Sevilla, Rocha Rocha, & Barboza Orozco, 2016)

2.4.1 Selección de variables.

Se selección las variables correspondientes a temperatura y precipitaciones para poder desarrollar el modelo de riesgo. La temperatura es un factor asociado con el crecimiento y desarrollo de la fresa, ya que temperaturas por encima de los 30°C afectan a la fructificación, siendo que generalmente una temperatura óptima para la fructificación oscila entre 5-20°C. (Santoyo Juárez & Martínez Alvarado, 2010)

Es importante mencionar que generalmente con valores por debajo de los 12°C puede generar fresas amorfas o deformes por frío o que se queden verdes, en vez de su color rojo característico. La velocidad de vientos es un factor de gran importancia ya que la fresa es un producto muy delicado y aquí dependen factores relacionados a agricultura protegida y los cuidados correspondientes. La fresa requiere una humedad relativa en torno al 60-80% para su adecuado desarrollo. (Bolda, Surenda, Sánchez , Peterson, & Fallon, 2015).

Las plantas de la fresa requieren un suelo húmedo debido a la naturaleza de sus raíces poco profundas, por lo que es necesario mantener bien hidratadas a dichas plantas. Es de gran importancia mantener el riego al cultivo de fresa para reemplazar la humedad que se ha perdido del suelo debido a la absorción de la planta o por la misma evaporación. (Zaragoza Nieto, 2013)

Además, la radiación del sol juega un papel importante ya que causa una evaporación más acelerada del suelo, por lo tanto, la necesidad de mantener un riego del cultivo incrementa referente a la elevación de la temperatura, las condiciones del viento, la duración del día así como la madurez de la planta. (Eugenio Cedillo Portugal, y otros, 2019)

Las variables fueron seleccionadas con base a resultados obtenidos en las superficies de respuesta del modelo difuso Rendimiento de cultivo desarrollado en la etapa 3.

2.4.2 Recopilación de imágenes

Se utilizó información geoespacial obtenida por Agro-Climas, con base a los objetivos de la investigación, ya que; gracias a esta plataforma, se puede obtener información satelital de las variables requeridas para su evaluación, siendo en este caso la temperatura y precipitación.

Las imágenes que se recopilaron se obtuvieron mediante el Sistema Nacional Meteorológico, en su sección GOES Este, siendo esta zona correspondiente a la zona de estudio, seleccionando además el canal RGB gracias a su mayor claridad y resolución para un análisis más adecuado. (Figura 19).

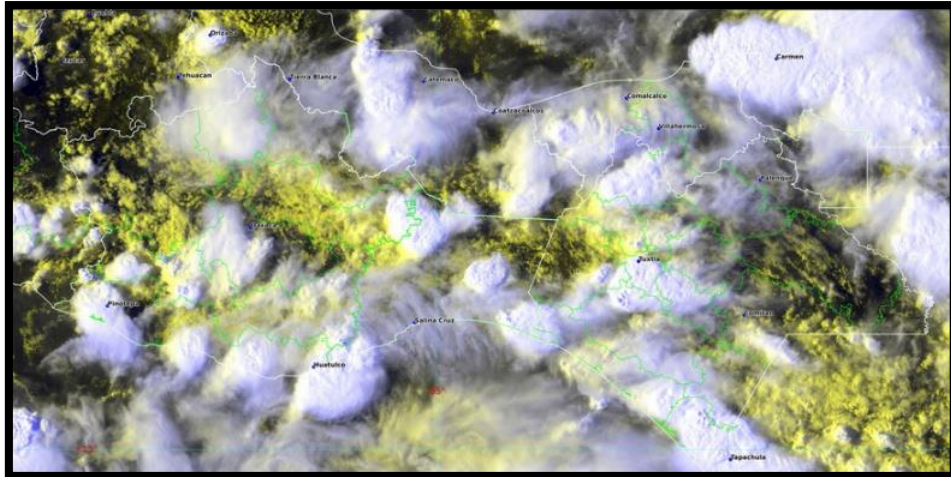


Figura 19. Imagen RGB.

Posteriormente, se creó una base de datos para las variables de Temperatura y Precipitación, capturando las imágenes correspondientes durante un lapso aproximado de 60 días. En las siguientes figuras se indican las zonas que son de interés a evaluar.

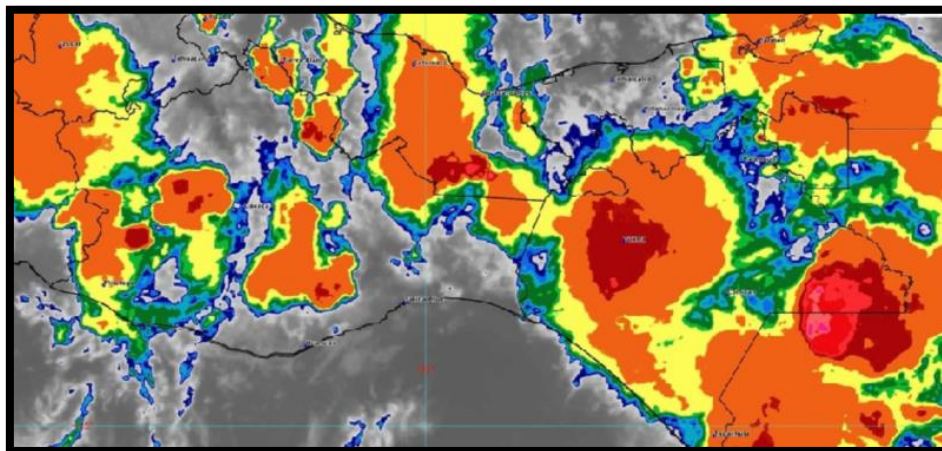


Figura 20. Imágenes correspondientes a la variable Temperatura.

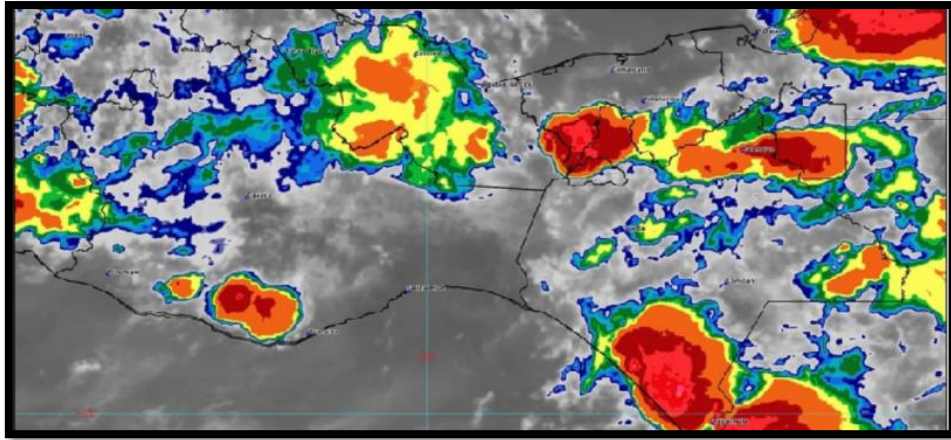


Figura 21. Imágenes correspondientes a la variable Precipitación.

Las escalas correspondientes para cada imagen indican un espectro para la variable temperatura que oscila de un color naranja en adelante correspondiente más de 32° señalan el espectro de interés para la variable temperatura que oscila del rango de color naranja en adelante (>32°C) debido a que como se mencionó anteriormente, valores por encima de esa temperatura podrían poner potencialmente en riesgo el cultivo. Sistema intensivo de producción de fresa bajo condiciones de invernadero (Gutiérrez Roque, 2015)

De igual modo, para la variable precipitación, los valores por debajo de 70 mm (color naranja) causan concentraciones de agua mayormente en la raíz y en menor proporción en otras partes de la planta disminuyendo la capacidad productiva del cultivo. (Zavaleta Vásquez, 2019)

Ya que se obtuvieron las bases de datos correspondiente a cada una de las variables, se desarrolló un preprocesamiento de imágenes para poder eliminar todas las zonas de fondo que pudieran interferir en los canales RGB de cada imagen. Es por ello, por lo que el procesamiento de imágenes se llevó a cabo mediante Matlab, mediante la sección Apps, utilizando la herramienta Thersholder, en el canal correspondiente a L^*a^*b , al ser un canal que es uniforme mediante el cual se puede obtener una representación del color de un objeto, mediante correlaciones de valores numéricos de color, haciendo este proceso más consistente la vista humana. La Figura 22 muestra una representación gráfica del canal L^*a^*b .

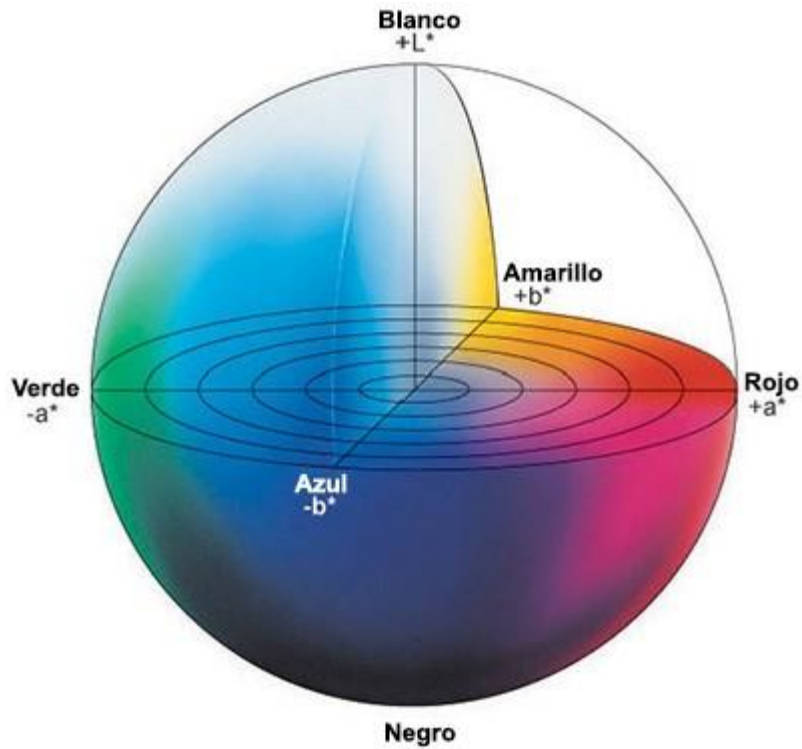


Figura 22. Canal $L^*a^*b^*$.

Donde,

L^* = Luminosidad, diferencia entre la luz y la oscuridad de un objeto

a^* = Diferencia entre los colores rojo y verde (+ rojo, -verde)

b^* = Diferencia entre los colores amarillo y azul (+ amarillo, -azul)

El objetivo de suprimir el fondo es eliminar el color para que al momento de aplicar el canal RGB, Matlab no tenga errores al reconocer algún punto de color en el área de fondo. Las siguientes figuras muestran la conversión del fondo y el canal $L^*a^*b^*$ del área de interés para las variables de temperatura y precipitación, respectivamente.

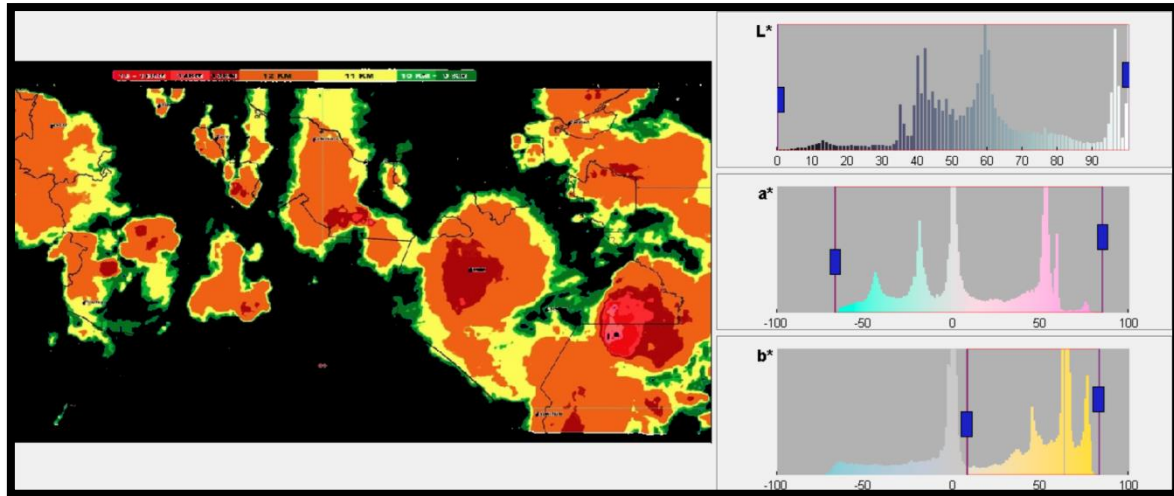


Figura 23. Conversión del fondo para la variable temperatura.

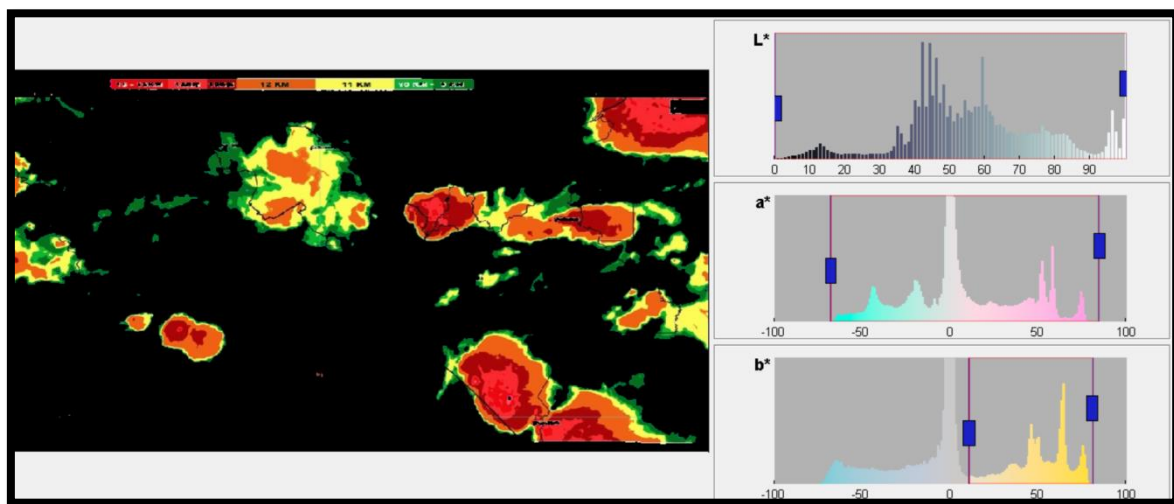


Figura 24. Conversión del fondo para la variable precipitación.

2.4.3 Procesamiento de imágenes

La metodología que se empleó para el procesamiento de imágenes cuenta con un total de siete etapas, la primera etapa de “preprocesamiento” se realizó en la sección anterior. Dicho proceso consistió en un primer momento de recopilar imágenes para las variables de interés temperatura y precipitación. Dichas imágenes fueron recopiladas durante un periodo de tres meses aproximadamente. El preprocesamiento consistía en eliminar aquello que no sea de interés para

cada una de las imágenes que fueron eliminadas, en este caso, se optó por eliminar el fondo haciendo uso de Matlab y las herramientas que posee este para poder lograrlo. Posteriormente se realizará la carga de imágenes preprocesadas en Matlab como se mencionaba con anterioridad para poder continuar con las siguientes etapas correspondientes a la captura de imágenes en negativo, aplicación de filtro, aplicación de Thershold Mask, resolución para mejorar imágenes, las cuales constituyen el procesamiento digital de imagen (DIP) para finalmente realizar la detección de imágenes mediante Deep Learning gracias al desarrollo de una Red Neuronal Convolutacional (CNN) (Figura 25).

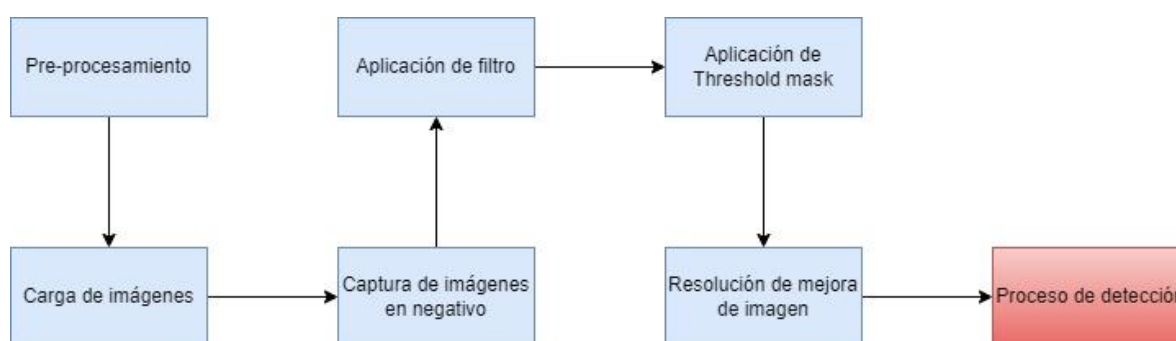


Figura 25. Metodología Propuesta.

2.4.3.1 Captura de imágenes en negativo.

Durante el proceso de captura de las imágenes en negativo, se debe binarizar la imagen, lo cual consiste en determinar la escala de color RGB donde se ubican los pixeles correspondientes a la zona de interés, siendo este caso, la zona de cultivo. Es por ello, que una imagen está formada por una gran cantidad de pixeles, siendo definidos como aquella unidad para poder analizar una imagen, siendo representados en una escala de grises y colores.

Los valores de $[0, 255]$ corresponden a la escala de grises, los cuales van desde el color negro hasta el color blanco. Mientras tanto, los pixeles de color correspondiente a espacios de color como el canal RGB. La Figura 26 muestra un ejemplo de la codificación de algunos colores.

Color	Nombre	RGB
	Negro	(0,0,0)
	Blanco	(255,255,255)
	Rojo	(255,0,0)
	Lima	(0,255,0)
	Azul	(0,0,255)
	Amarillo	(255,255,0)
	Cian	(0,255,255)
	Magenta	(255,0,255)
	Plata	(192,192,192)
	Gris	(128,128,128)

Figura 26. Codificación de Colores.

Para la detección de la codificación de los pixeles en el área de interés del canal RGB, se empleó la función “imtool” de MATLAB

La Figura 27 muestra que el vector de color oscila entre 10-250 correspondiente a tonalidades marrón-rojo para la variable temperatura.

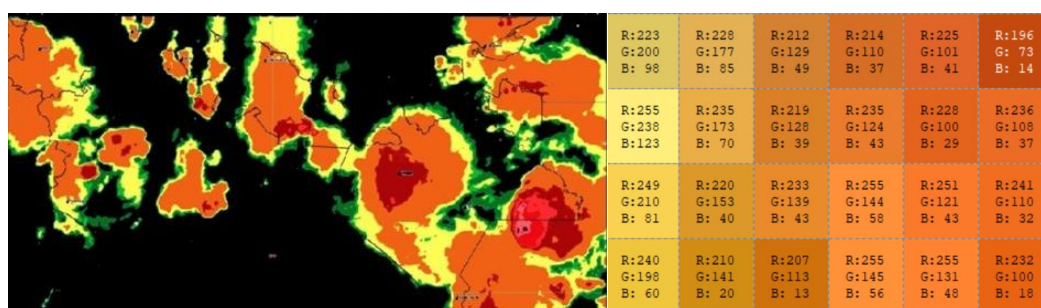


Figura 27. Codificación de los pixeles del canal RGB para la variable Temperatura.

La Figura 28 enseña la región donde hay más niveles de precipitación que pueden afectar la reproducción, desarrollo y crecimiento del cultivo de fresa (>70 mm). En la imagen se observa que la zona de interés se encuentra entre el rango 10-255 oscilando entre los colores verde y marrón.

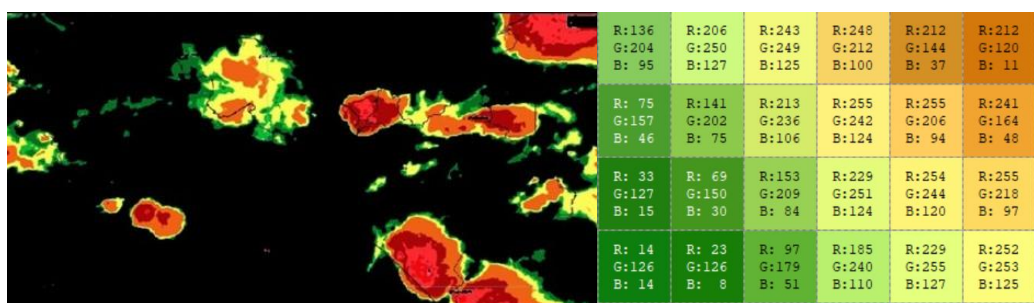


Figura 28. Codificación de los pixeles del canal RGB para la variable Precipitación.

Posteriormente, se aplicó la escala RGB para obtener el umbral de los pixeles que oscilan en la zona de riesgo de ambas variables. La Figura 29 y Figura 30 muestran los resultados obtenidos en los canales RGB para las variables temperatura y precipitación respectivamente.

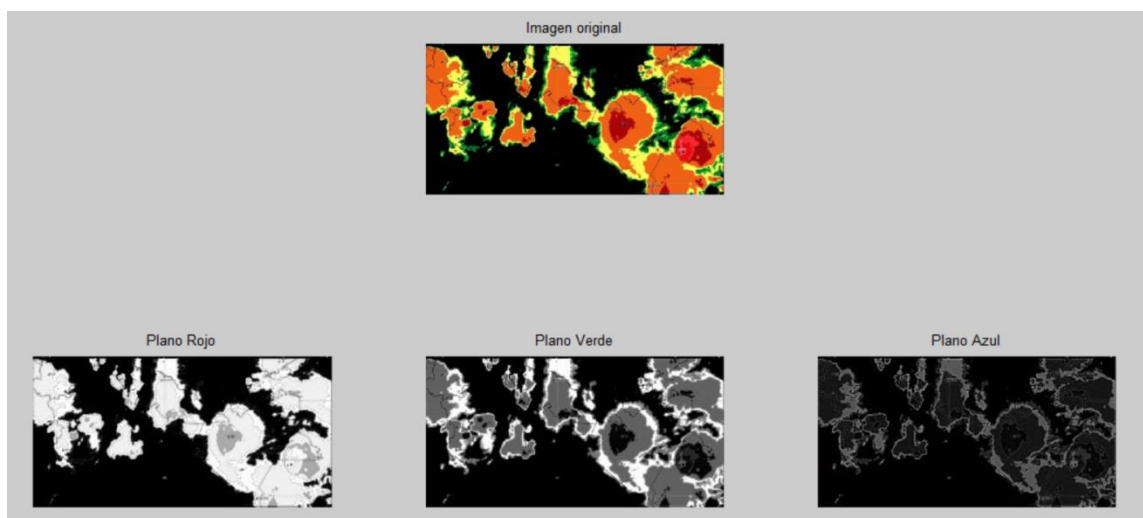


Figura 29. Aplicación de la escala RGB para obtener el umbral de los pixeles para la variable Temperatura.

En la Figura anterior, se puede identificar que para la variable temperatura, el canal rojo (R) específicamente señalando el área de cultivo, puede verse que se acerca más al blanco, lo que indica que ésta se compone en su mayoría de color rojo.

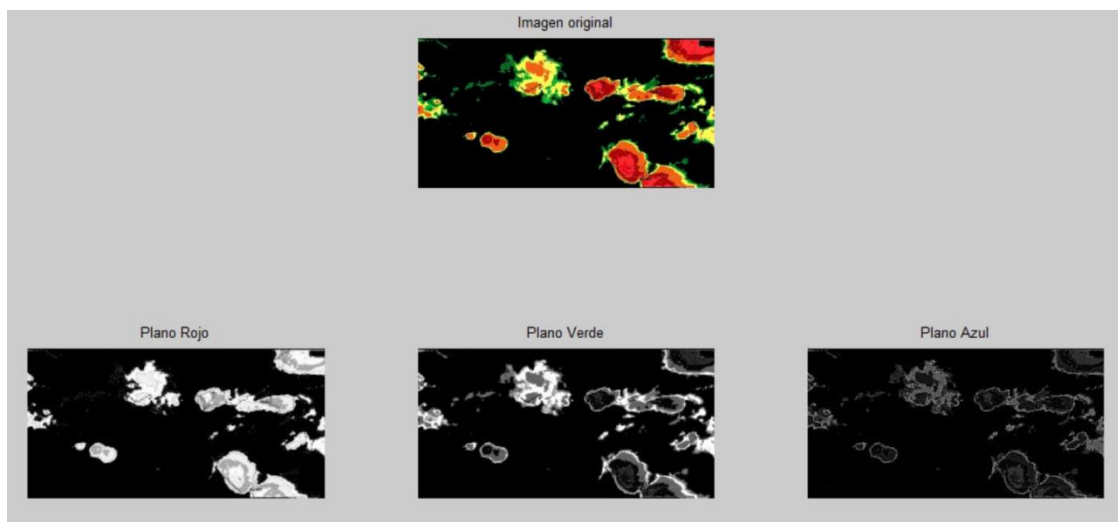


Figura 30. Aplicación de la escala RGB para obtener el umbral de los pixeles para la variable Precipitación.

De igual forma que para la variable precipitación puede verse que el área objetivo es en el plano rojo donde se acerca más al color blanco (Figura 30). Por lo que para el procesamiento de imágenes se selecciona el canal rojo para la variable temperatura y de igual forma el rojo para la precipitación.

Es importante mencionar que el análisis de captura de imágenes en negativo favorece una interpretación más exacta de la imagen, aumentando la resolución y definición de esta, favoreciendo además los colores que contiene dicha imagen por parte de MATLAB.

En la Figura 31 y Figura 32 se observa el punto de intercepción específico, el cual es evaluado, para la zona de riesgo y demás áreas correspondientes a sus valores RGB, posteriormente de aplicar la captura en negativo, teniendo como resultado una mejor definición en la separación de la zona de interés con respecto a regiones que no son de interés para este caso, permitiendo así a MATLAB, tener un mejor entendimiento de los colores que debe segmentar y posteriormente identificar correspondiente a la zona de interés, para finalmente lograr un rendimiento optimo en la red neuronal.

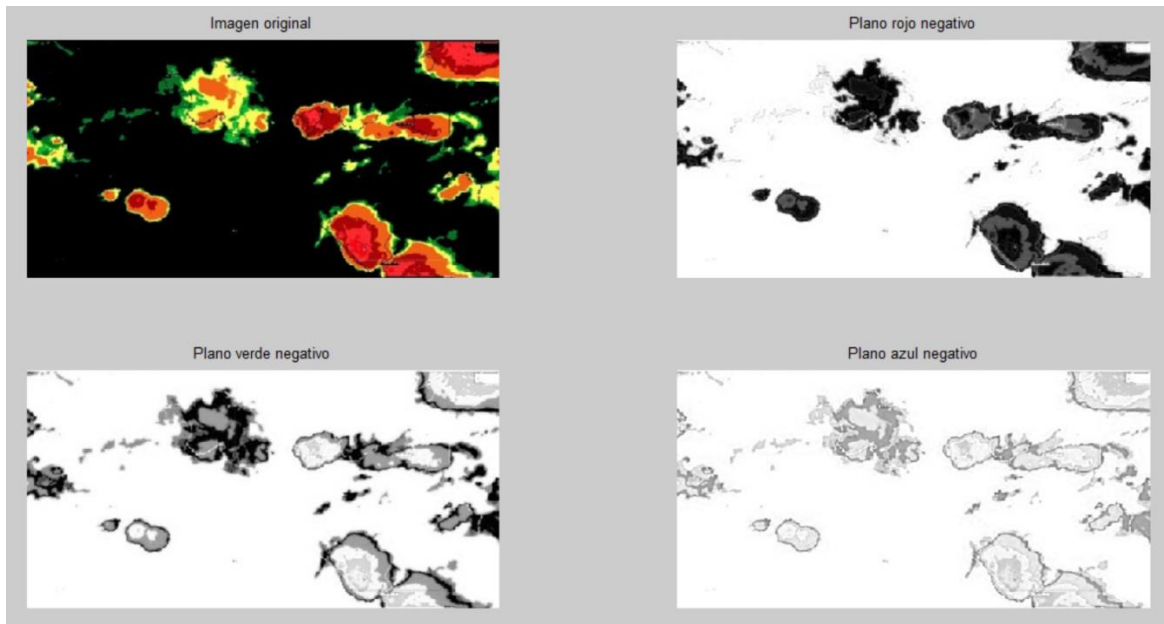


Figura 31. Captura en negativo para la variable Temperatura.

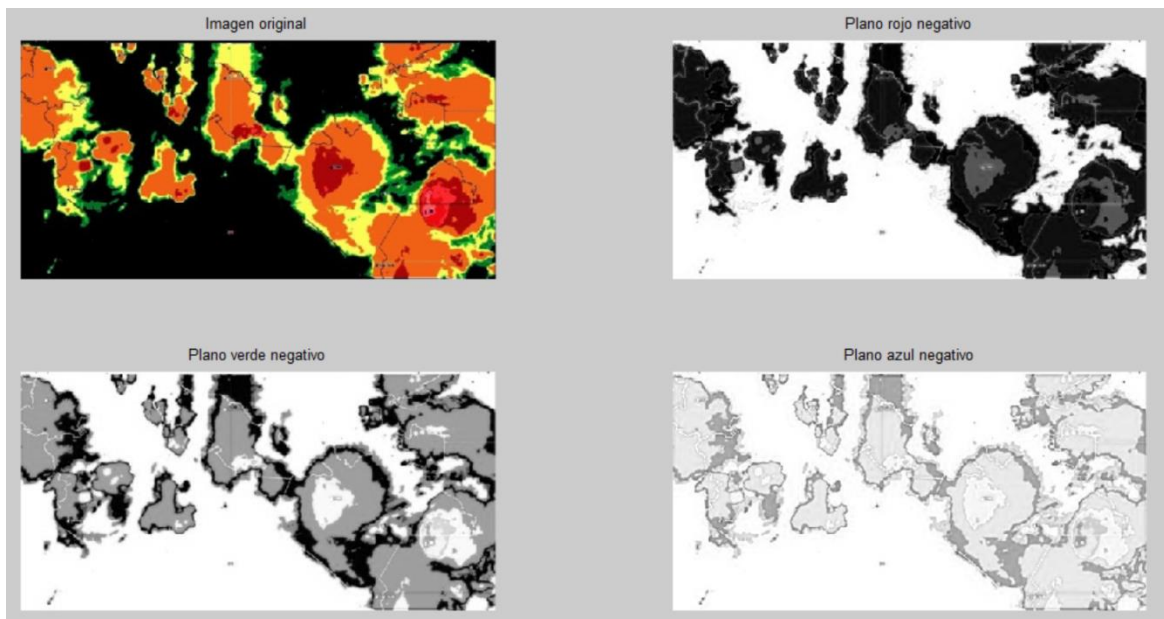


Figura 32. Captura en negativo para la variable Precipitación.

La codificación empleada en MATLAB para la obtención de imágenes en negativo se muestra a continuación:

```
I=imread();  
a = imread('p.jpg');
```

```

figure (1)
imshow (a)
figure (1)
imtool (a)
figure (1), subplot(2,3,2)
imshow (a), title('Imagen original')
ar = a(:,:,1); % Capa roja
ag = a(:,:,2); % Capa verde
ab = a(:,:,3); % Capa azul
figure (1), subplot(2,3,4),imshow (ar), title('Plano Rojo')
figure (1), subplot(2,3,5),imshow (ag), title('Plano Verde')
figure (1), subplot(2,3,6),imshow (ab), title('Plano Azul')
NR=imadjust(ar, [0 1], [1 0]);
imshow(NR)
NG=imadjust(ag, [0 1], [1 0]);
imshow(NG)
NB=imadjust(ab, [0 1], [1 0]);
imshow(NB)
figure (1), subplot (2,2,1), imshow(a), title('Imagen original')
figure (1), subplot (2,2,2), imshow(NR), title('Plano rojo negativo')
figure (1), subplot (2,2,3), imshow(NG), title('Plano verde negativo')
figure (1), subplot (2,2,4), imshow(NB), title('Plano azul negativo')

```

2.4.3.2 Aplicación de filtro.

El ruido es una de las principales problemáticas al realizar el procesamiento digital de imágenes, ya que este problema genera una mayor dificultad al momento de procesar y obtener la información. Es importante conocer la definición de ruido, lo cual se puede considerar como “la variación de manera aleatoria de la intensidad o color en una imagen digital”. (Pereira Junior, Donadon Homem, & Oliveira Teixeira, 2021)

Las principales fuentes de ruido surgen durante la adquisición y/o transmisión de las imágenes. Sin importar el origen, se puede considerar que todas las imágenes poseen un cierto nivel de ruido, principalmente aquellas que se obtienen mediante imágenes satelitales. Sin embargo, es importante mencionar que el ruido presente en las imágenes no se puede llegar a percibir tan fácilmente lo cual puede afectar el resultado y objetivos de extraer la información.

La aplicación de diferentes filtros como el Gaussiano, Promedio, entre otros lograr una mayor reducción del ruido logrando así, tener una mejor calidad en la imagen. Para el presente proyecto se aplicará el filtro promedio para el procesamiento de las imágenes.

El método de filtro promedio busca la agrupación de un patrón de color el cual es dominante en una matriz, generando así un filtro en dos dimensiones, por lo tanto, dicho filtro es un método donde se calcula el promedio de un vector $[i, j]$.

Dicho proceso llega a repetirse en la imagen para poder llegar a estandarizar todas las capas de color en una zona determinada, generando así los promedios de los píxeles, y, por ende, se llega a estandarizar el ruido al valor entero más cercano respecto a la media.

Se determinó que la media respecto al vector $[10 \ 10]$ proporciona el valor óptimo reduciendo así en su mayoría el ruido de la imagen para las variables de Temperatura y Precipitación, todo esto mediante prueba y error. A continuación, se muestra la ecuación correspondiente al filtro promedio, donde “h” es el Kernel de correlación.

Ecuación 6

$$h = \left(n(1), \frac{n(2)}{n(1) * n(2)} \right)$$

Se realiza un ajuste al filtro debido a que las imágenes satelitales que fueron recopiladas tienden a tener una mayor cantidad de ruido, por lo tanto, se minimizará los niveles de ruido que tienen dichas imágenes.

La Figura 33 y Figura 34 se presenta una comparativa respecto a los filtros que fueron aplicados para las imágenes de las variables de temperatura y precipitación, respectivamente



Figura 33. Aplicación de filtro para la variable Temperatura.



Figura 34. Aplicación de filtro para la variable Precipitación.

Como se puede en las figuras anteriores donde fueron aplicados los filtros, se llega a notar una pérdida en la resolución referente a las imágenes originales, ya que, al realizar el proceso de estandarización en las regiones de un grupo determinado de píxeles, donde los bordes que definen a dicha imagen no son dominantes, llegando a ser absorbidos por su entorno.

Aunque parezca contradictorio, ya que, al perder cierta resolución o definición en las imágenes, la obtención de información se vuelve mucho más fácil, debido a que los colores ahora se han homogeneizado, llegando así a minimizar el ruido al mismo tiempo.

A continuación, se describe la codificación empleada en la aplicación de los filtros.

```
AverageF=fspecial('average',6);
filter_media=imfilter(NR,AverageF);
filter_median=medfilt2(NR,[10 10]);
```

```
figure (1), subplot (1,2,1), imshow(filter_media), title('Average filter')
figure (1), subplot (1,2,2), imshow(filter_median), title('Average filter adjust')
figure (2), imshow(filter_median), title('Average filter adjust')
```

2.4.3.3 Aplicación de Thershold Mask.

Implementar Thershold Mask o también mascarar a imágenes en MATLAB, ayuda a separar todos los colores que tiene un área determinada, la cual para el caso de estudio es el área de riesgo, logrando así extraer la información requerida. Dicho proceso se basa en la lógica de IF...THEN, lo cual hace referencia a que, si los niveles de color son distintos a la máscara, el color será cero perteneciendo así al color negro, en caso contrario dicho valor será de 1, perteneciendo en este caso a cualquier color perteneciente al negro.

Para el presente proyecto se aplicó una máscara invertida con la aplicación de Thershold Mask, implementando la lógica anteriormente mencionada de IF...THEN, con el propósito de poder resaltar todas aquellas zonas que sean de mayor interés y por ende poder facilitar la segmentación y el procesamiento de las imágenes. Del mismo modo, dicha implementación de la máscara se realizó mediante el umbral de color visto con anterioridad, siendo el umbral de color $L*a*b$

2.4.3.4 Resolución de mejora de imagen.

Una vez terminado con el procesamiento de imágenes se definen las características que son de interés, siendo que para el caso del cultivo y de acuerdo con las variables serían en este caso la temperatura y precipitación. Para poder obtener dicha información, el proceso consiste en definir e identificar el objetivo, para posteriormente realizar el mismo procedimiento para las variables anteriormente mencionadas, realizando de este modo alrededor de 250 pruebas en múltiples imágenes con áreas de riesgo para poder determinar los niveles de color estándar para el canal $L*a*b$.

Los valores correspondientes al canal $L*a*b$ hacen referencia a la máscara, permitiendo de esta

forma poder identificar determinadas áreas de pixeles contenidas en la monocapa gracias a la siguiente ecuación:

Ecuación 7

$$T_{global}(g) = \begin{cases} 0 & \text{si } g < t \\ 1 & \text{si } g \geq t \end{cases}$$

Donde:

t es la máscara correspondiente al canal de los niveles L*a*b.

La Figura 35 hace referencia a la imagen de la variable temperatura una vez que se aplicó la máscara, donde además se puede llegar a observar el área sombrada en color morado, representado así todas las áreas de riesgo correspondiente al cultivo de fresa que tengan una temperatura mayor a 30°C.



Figura 35. Aplicación de la Mascara para la variable Temperatura.

La Figura 36 hace referencia a la imagen correspondiente a la variable de precipitación, la cual muestra aquellas áreas de riesgo para el cultivo de fresa referente a los niveles de precipitación que se observaron. El color azul representa aquellos valores por debajo de los 100 mm lo cual puede perjudicar al crecimiento, desarrollo y reproducción de la fresa, teniendo de esto modo perdidas tanto económicas como de producción.

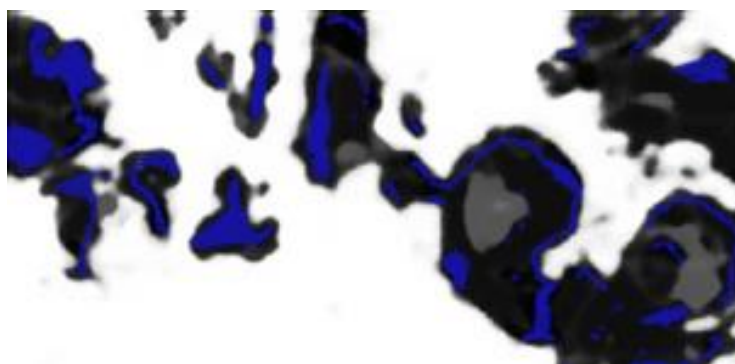


Figura 36. Aplicación de la Mascara para la variable Precipitación.

2.4.3.4 Proceso de detección

El reconocimiento de objetos es una técnica de visión artificial para identificar objetos en imágenes o vídeos. Esto constituye una salida clave de los algoritmos de Deep Learning y Machine Learning. Cuando las personas miramos una fotografía o vemos un vídeo, detectamos con rapidez personas, objetos, lugares y detalles visuales. El objetivo es enseñar a un ordenador a hacer lo que resulta natural para los humanos: adquirir cierto nivel de comprensión del contenido de una imagen.

Es importante aclarar que hay una gran diferencia de cuanto se habla acerca de la detección de objetos y el reconocimiento de objetos, siendo que ambas son técnicas similares para poder identificar objetos, sin embargo, estas cambian en la ejecución. La detección de objetos hace referencia al proceso para poder localizar objetos que se encuentran dentro las imágenes.

Dentro del campo de Deep Learning, la detección de objetos se incluye dentro del reconocimiento de objetivos, ya que no solo se llega a identificar al objeto, si no que de igual forma localiza dicho objeto dentro de la imagen, lo cual permite poder identificar y localizar múltiples objetos dentro de una imagen.

Con el tiempo todas las técnicas relacionadas a Deep Learning han ido convirtiéndose en un método eficaz para el reconocimiento de objetos. Se conocen diferentes modelos de Deep Learning como las famosas redes neuronales convolucionales (CNN), las cuales permiten un

aprendizaje automático en base a las características de un determinado objetivo a fin de poder identificar este.

2.4.4 Aplicación de una Red Neuronal Convolucional (CNN)

Las redes neuronales convolucionales pueden llegar a aprender a identificar diferentes entre perros y gatos mediante el análisis de una gran cantidad de imágenes de entrenamiento y el aprendizaje en base a determinadas características que hacen la diferencia entre un perro y un gato, siendo este ejemplo, uno de los primeros que se llevaron a cabo para la aplicación de las CNN.

Es importante mencionar que existen dos enfoques para el reconocimiento de objetos mediante Deep Learning:

- Entrenamiento de un modelo desde cero: En este caso se recopila una serie de datos para poder entrenar una red desde cero, para ello se recopila dicho conjunto de datos etiquetados para posteriormente diseñar una estructura de red que pueda llegar a aprender las características y así se pueda crear el modelo. Para que funcione adecuadamente dicho modelo se requieren una gran cantidad de datos de entrenamiento además de que es necesario poder configurar las capas y ponderaciones de la red neuronal convolucional.
- Utilización de un modelo de Deep Learning previamente entrenado: Este tipo de modelo hace referencia a un proceso en el cual se utiliza un modelo previamente entrenado. Para ello se empieza una red que ya existe como lo puede ser AlexNet o GoogLeNet, y se le proporcionan datos nuevos que contienen clases previamente desconocidas. Dicho método requiere mucho menos tiempo además de que este puede llegar a brindar un resultado mucho más rápido debido a que dicho modelo ya se había entrenado anteriormente con miles o millones de imágenes, haciendo eficaz.

Por tal razón es importante mencionar que la aplicación de Deep Learning ofrece grandes resultados con niveles altos de precisión sin embargo el único inconveniente es que esto necesita de grandes cantidades de datos para que las predicciones sean sumamente precisas.

De igual forma existen otras técnicas enfocadas en Machine Learning para el reconocimiento de objetos, basándose en diferentes enfoques respecto a los ya mencionados de Deep Learning, siendo algunos de estos los siguientes:

- Extracción de características HOG con un modelo SVM de machine learning
- Modelos bag-of-words con características tales como SURF y MSER
- El algoritmo Viola-Jones, que se puede utilizar para reconocer una serie de objetos, incluidas caras y torsos.

El reconocimiento de objetivos mediante Machine Learning requiere empezar con la recopilación de imágenes y/o videos para posteriormente seleccionar aquellas características que sean de mayor interés de acuerdo con cada imagen. Dicho proceso se puede hacer mediante un algoritmo de extracción de características para poder sustraer aquellas de mayor interés y así diferenciar entre las diferentes clases de datos. Dichas características se añaden posteriormente a un modelo de Machine Learning, en el cual se llegará a dividir de acuerdo con las diferentes categorías, siguiendo de un posterior análisis y clasificación de nuevos objetos.

Dentro de Machine Learning existen diferentes algoritmos y métodos de extracción de características que permiten utilizar múltiples combinaciones para crear un nuevo modelo de reconocimiento de objetos. Esto ofrece una mayor facilidad a la hora de elegir las características y clasificaciones para el aprendizaje, obteniendo finalmente resultados precisos con una pequeña cantidad de datos.

La aplicación y los problemas que se presenten influirá de gran manera para poder determinar el enfoque adecuado para el reconocimiento de objetos. Es importante tomar en cuenta que para la aplicación de Deep Learning referente a reconocimiento de objetos, se requiere una GPU potente, así como una gran cantidad de imágenes de entrenamiento etiquetadas.

Las redes neuronales convolucionales se ayudan del Procesamiento Digital de Imágenes que se ha ido realizando en secciones anteriores, esto con el fin de facilitar la extracción de la

información. La Figura 37 muestra el proceso que conlleva el Procesamiento Digital de Imágenes respecto a la generación de una nueva imagen cuyo fin es crear una nueva base de datos para entrenar la red neuronal convolucional.



Figura 37. Comparación de las imágenes resultados respecto a las etapas del procesamiento de imágenes para la variable precipitación.

2.4.4.1 Etiquetado de variables

Para dicha parte se introducen aquellas imágenes que fueron ya procesadas para posteriormente poder etiquetar la zona que sea de mayor interés utilizando la App de Matlab llamada Image Labeler (Figura 38). Para dicho proceso se etiquetaron un total de 30 imágenes para la variable de temperatura y 30 imágenes para la variable precipitación.

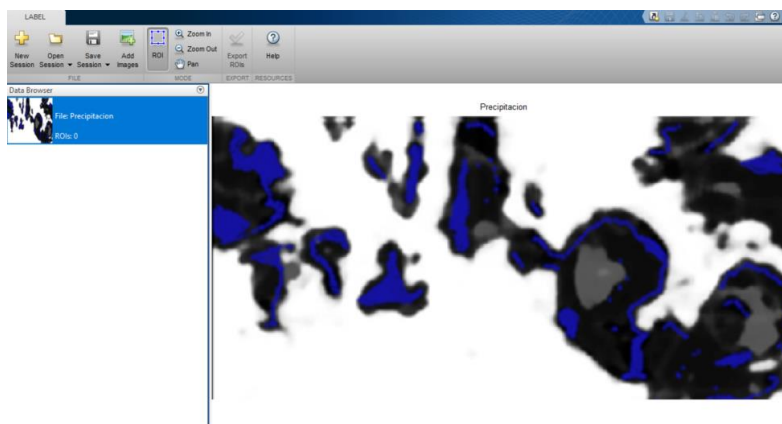


Figura 38. Definición de etiqueta para las variables (ejemplo variable precipitación).

Como se puede observar en la figura, se puede obtener un etiquetado preciso para poder entrenar adecuada la red neuronal convolucional mediante la definición e identificación del área que sea de interés.

La Figura 39 muestra la delimitación de etiquetas para la variable temperatura y la Figura 40

muestra la delimitación para la variable precipitación. Para poder tener una base de entrenamiento más adecuada y por ende facilitar el entrenamiento de la red neuronal convolucional se asignan más de una etiqueta por imagen.

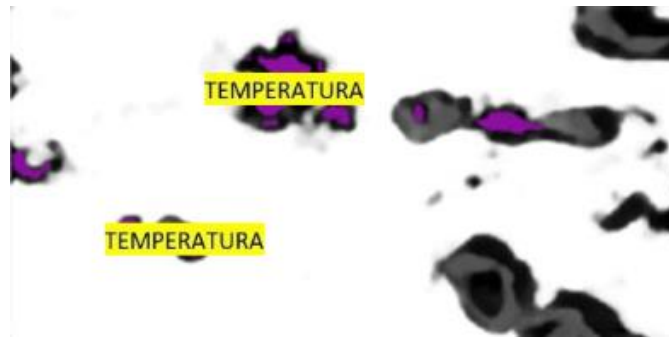


Figura 39. Asignación de etiquetas para la variable Temperatura.

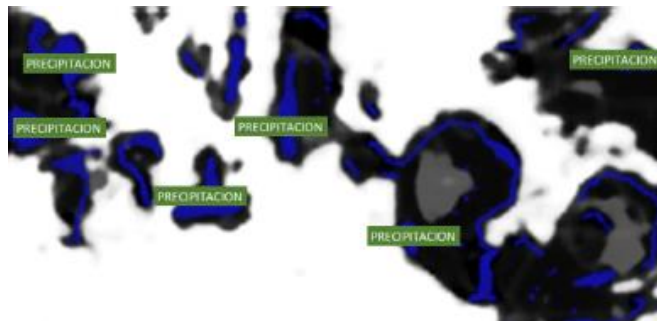


Figura 40. Asignación de etiquetas para la variable Precipitación.

Dicho proceso de asignación de etiquetas se hace para aquellas zonas que tengan una mayor nitidez, para posteriormente poder guardar dichas etiquetas para la variable temperatura y precipitación y finalmente exportar dichos datos para el entrenamiento de la red neuronal convolucional.

El código simplificado para la realización y entrenamiento de CNN se muestra a continuación. Para ambas redes se empleó el mismo código sustituyendo únicamente la variable deseada (temperatura/precipitación) en la detección del objetivo de entrenamiento.

```
“cc=alexnet;
```

```

cc1=cc.Layers;
cc=cc.Layers(1:23);
ccc=[cc
fullyConnectedLayer(2)
softmaxLayer()
classificationLayer()];
options = trainingOptions('sgdm', ...
'MiniBatchSize', 32, ...
'InitialLearnRate', 1e-3, ...
'MaxEpochs', 10);
rcnn1 = trainRCNNObjectDetector(TEMPERATURA / PRECIPITACION, ccc,
options, 'NegativeOverlapRange', [0 0.01]);”

```

CAPITULO III. Resultados.

3.1 Perfil de cambio climático.

México cuenta con un amplio potencial para la producción de diferentes productos agrícolas, ya que el territorio nacional cuenta con las condiciones climáticas, condiciones edáficas, así como en cierta medida con los recursos hídricos necesarios para un cultivo adecuado, pero esto último depende de la zona en la que se encuentre el cultivo. Sin embargo, el cambio climático ha sido un factor de impacto para el rendimiento y productividad de la agricultura en México, ya que los constantes cambios afectan en gran medida a los productores agrícolas y a los pequeños campesinos que se encargan de cosechar diferentes productos, siendo un grave problema para la producción de alimentos en México y a nivel Internacional. (Corona Ramírez, 2016)

Los efectos que tiene el cambio climático varían dependiendo de cada región dentro del territorio nacional debido a su variedad de clima, suelo, recursos económicos, recursos hídricos, condiciones socioeconómicas, condiciones políticas entre otras cosas. Por tal motivo la forma en que cada región se adapta antes los cambios y variaciones que pueden surgir son muy diferentes una a otra, esto debido a las condiciones que tiene cada región anteriormente mencionada. Esto se ve reflejado en la zona sur o centro las cuales en algunas situaciones no tienen una capacidad de respuesta o los recursos económicos ante determinadas situaciones a diferencia de la zona norte que cuenta con mayor cantidad de recursos económicos y una mayor capacidad de respuesta, sin embargo, cuenta con menor cantidad de recursos, principalmente recursos hídricos. (López-Feldman, y otros, 2020)

En la Figura 41 se muestra el impacto que tendría el aumento de las temperaturas a determinadas zonas del país y como se deben de tomar acciones necesarias para contribuir a una cultura del cuidado del medio ambiente.

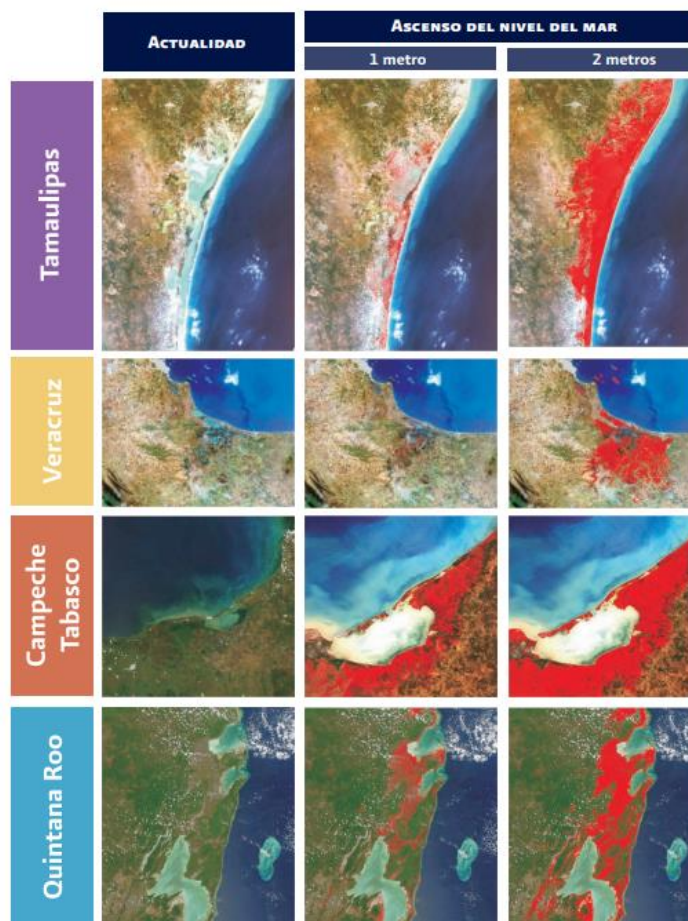


Figura 41. Estimaciones del Incremento del nivel del mar por el aumento de Temperaturas. (INECC Y SEMARNAT, 2018)

El cambio climático responde al proceso correspondiente a un cambio ambiental de manera global. Dicha globalización se presenta en otros ámbitos y todos los países, donde México se ha visto afectado en algunos de estos aspectos de forma negativa debido a las políticas que ha mantenido y no ha ido modificando de acuerdo con las necesidades actuales. Tal es el impacto que se ha tenido ya que México a pesar de ser un país con un amplio potencial para alcanzar múltiples metas y convertirse en un país desarrollado se ha estancado durante varios años en un país en vías de crecimiento, lo cual afecta la calidad de vida de su población. (Delgado, y otros, 2013)

Debido a que la calidad de vida se ha visto afectada, esto ha ocasionado una migración del campo, así como el descuido de zonas agrícolas o zonas forestales. Además, debido a las

condiciones políticas del gobierno mexicano, esto ha hecho que no haya un alto a la deforestación, desertificación, sobreexplotación de suelo y cuerpos acuíferos, así como medidas y restricciones de elementos contaminantes del aire. La continua actividad y sobreexplotación de recursos naturales se ha visto reflejada en una falta de cultura de prevención y cuidado del medio ambiente, así como la aparición de nuevas enfermedades y una calidad de vida muy baja a diferencia de otros países. (Conde, 2011)

Hay probabilidades de que durante los años de 2021-2025 la temperatura media anual a nivel del mar supere en al menos 1° C los niveles correspondientes al periodo de los años de 1850-1900, por lo tanto, la temperatura ira en aumento con el paso del tiempo, incrementando la probabilidad conforme más avanza el tiempo. Por tal motivo se considera que, durante el actual periodo, las temperaturas de múltiples regiones del mundo, a excepciones de las regiones correspondientes a los océanos meridionales y el Atlántico Norte, la temperatura sea mayor que la de años atrás, principalmente el periodo correspondiente a los años de 1981-2010. De igual forma, en los años de 2021-2025 es probable que se produzcan mayores precipitaciones que en años anteriores, principalmente en regiones con latitudes altas, así como un aumento de ciclones y tormentas tropicales en la zona del Atlántico. La zona del Ártico con el paso del tiempo ha alcanzado temperaturas máximas año tras año. Se estima que a partir del año de 2021 se presenten mayores condiciones de sequía en la zona Suroeste de América del Norte, lo cual en cierta medida se ha visto reflejado con las sequias que hubo en algunas zonas del Norte de México durante el año de 2022. (OMM, 2021)

La Figura 42 muestra la temperatura media anual durante el periodo de 2020. La Figura 43 muestra la temperatura media anual durante el periodo de 2040 mostrando un ligero incremento de las temperaturas en algunas regiones de todo el mundo, sin embargo, otras regiones se encuentran igual o no han sufrido cambios significativos, esto sugiere de acuerdo con el párrafo anterior, que las zonas con latitudes más altas tienden a tener variaciones mayores en cuanto a temperatura y precipitaciones.

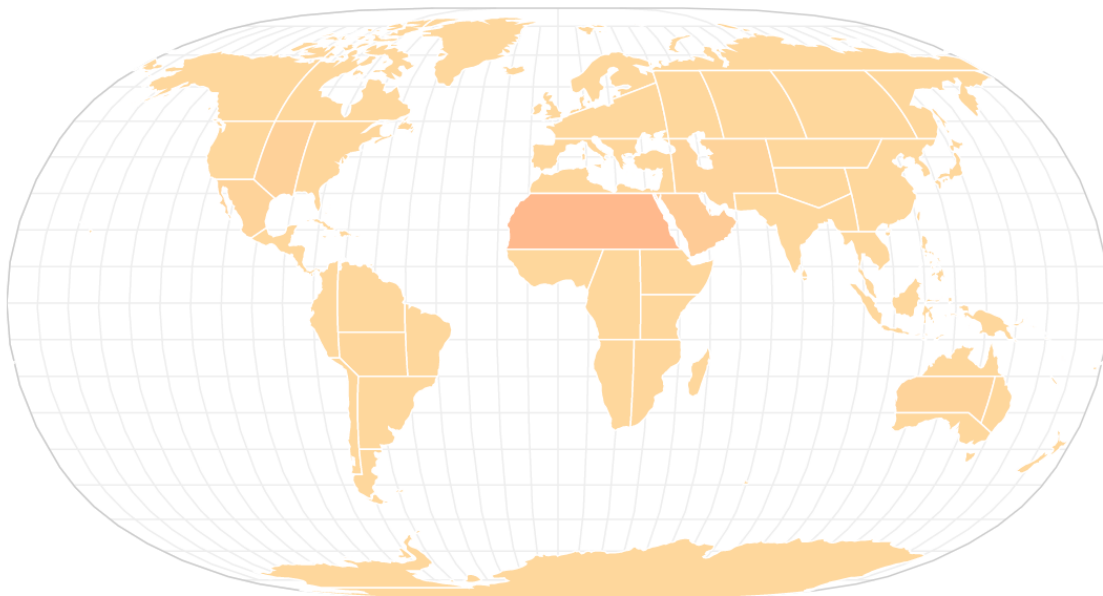


Figura 42. Estimaciones de la Temperatura Media Anual para el 2020. (IPCC, 2022).

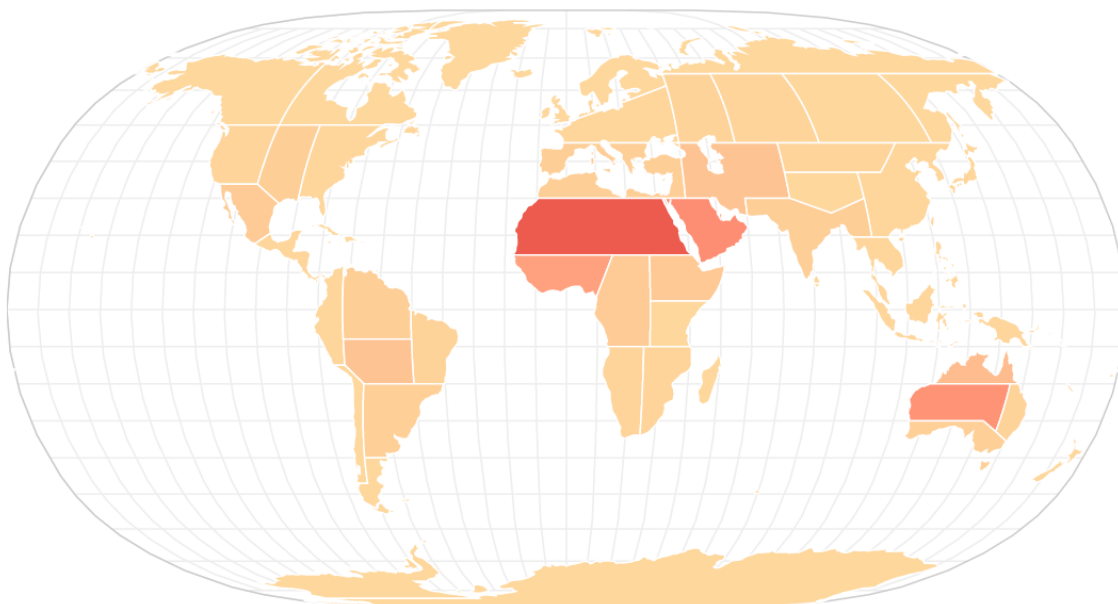


Figura 43. Estimaciones de la Temperatura Media Anual para el 2040. (IPCC, 2022).

La Figura 44 muestra la precipitación media anual durante el periodo de 2020. La Figura 45 muestra la precipitación media anual durante el periodo de 2040 mostrando un ligero incremento de los niveles de precipitación en algunas regiones de todo el mundo, sin embargo, otras regiones se encuentran igual o al contrario, cuentan con una menor cantidad de precipitaciones,

esto sugiere el aumento de normas y planes referente al impacto ambiental.

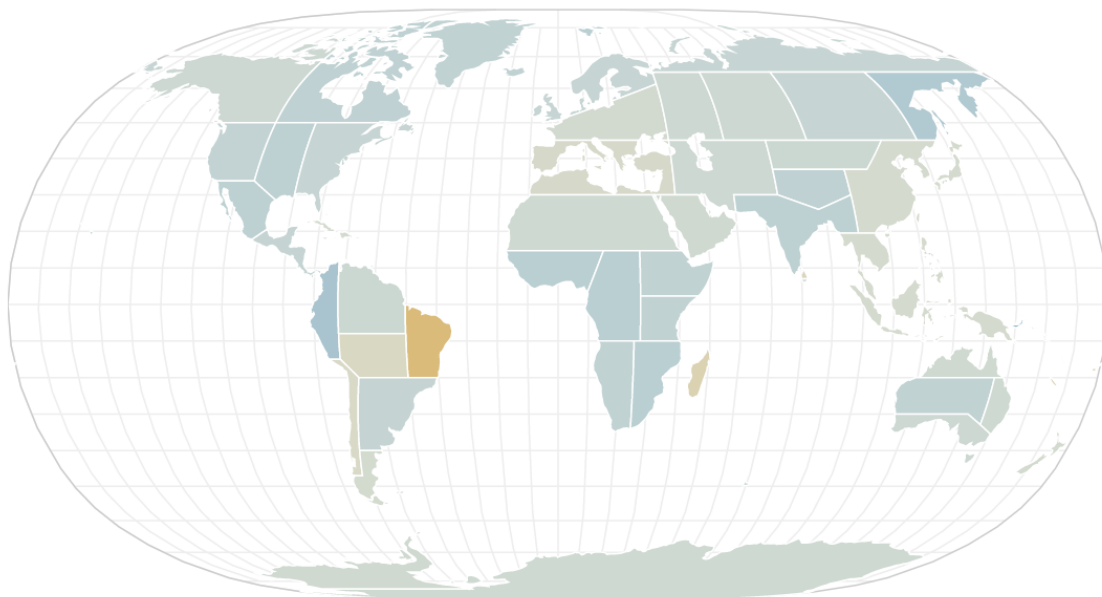


Figura 44. Estimaciones de la Precipitación Media Anual para el 2020. (IPCC, 2022).

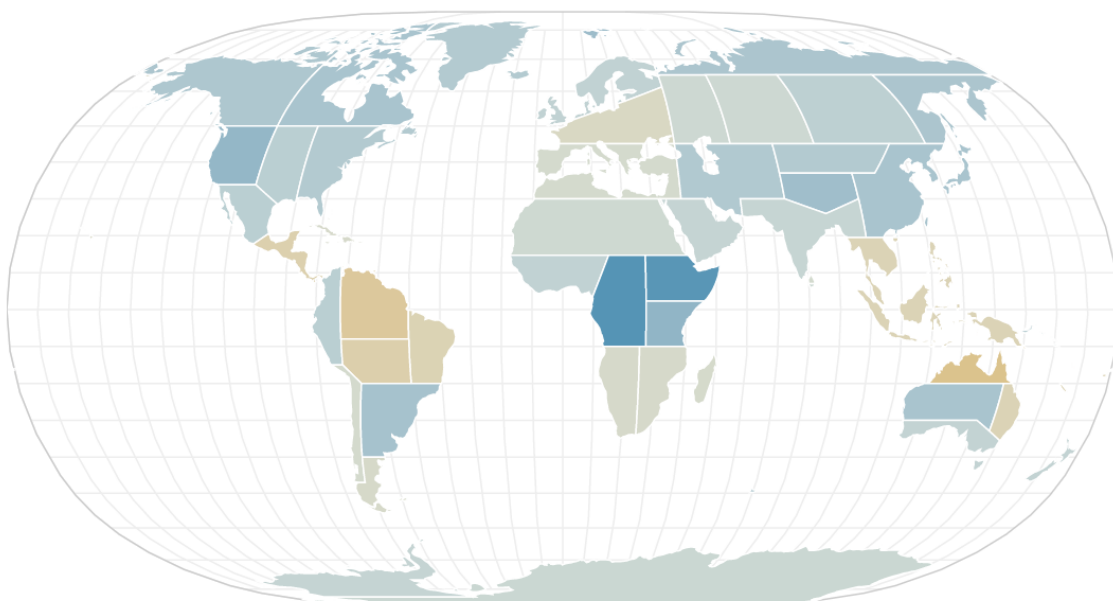


Figura 45. Estimaciones de la Precipitación Media Anual para el 2040. (IPCC, 2022).

La Figura 46 muestra las sequías durante el año de 2040 en todo el mundo, esto sugiere que las regiones con un color café-marrón tendrán una mayor cantidad de sequías, aquellas con una tonalidad grisácea están más equilibradas y aquellas con una tonalidad que empieza de

verde hasta un color verde más oscuro tendrán una menor cantidad de sequías.

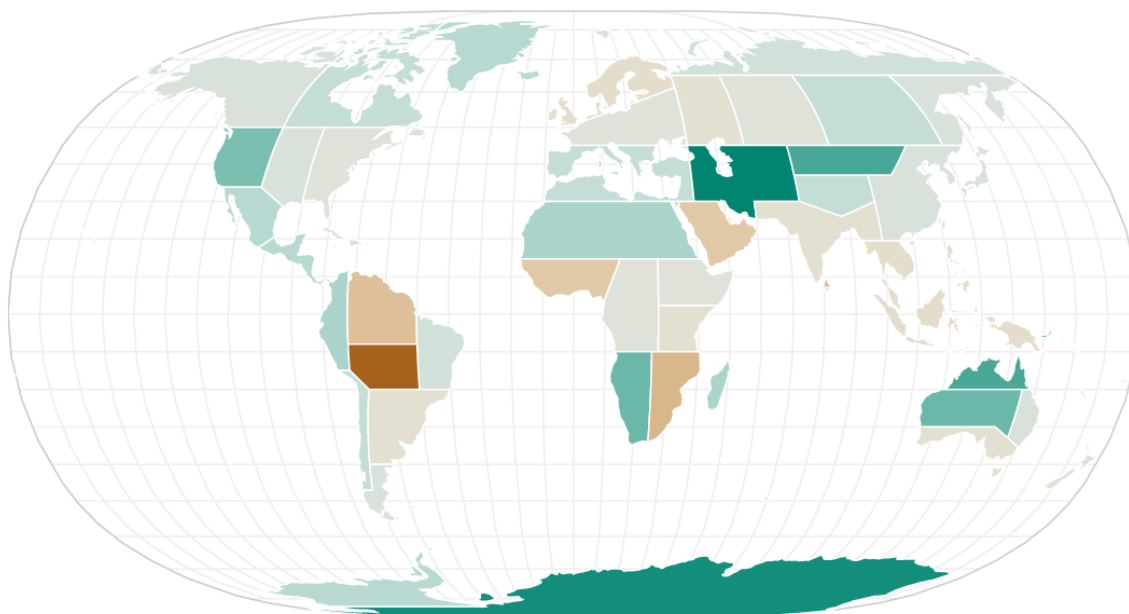


Figura 46. Estimaciones de Sequías para el 2040. (IPCC, 2022).

3.2 Resultados obtenidos en los modelos dinámicos.

Al momento de validar un modelo, no necesariamente la validación debe ser objetiva, de tipo cuantitativa y formal, ya que la validez también refleja el uso con respecto a los objetivos planteados. Por tal motivo, la validez de un modelo de dinámica de sistemas es mucho más compleja que la de otros modelos, ya que la validez depende de la estructura interna de un modelo, mostrando de este modo si dicha estructura resulta no se adecuada tanto teóricamente como en la práctica.

Se puede definir la validación de dinámica de sistemas como aquella evaluación para medir el grado de exactitud de un resultado respecto a un modelo específico, de acuerdo con la solución esperada, por ende, la relación de dicho modelo con la realidad. Algunas formas para validar el modelo son mediante la adecuación de límites, la verificación de la estructura, la consistencia dimensional, la verificación de parámetros y la aplicación de condiciones extremas. (Valencia & Obando, 2012)

3.2.1 Análisis de sensibilidad.

a) De acuerdo con el modelo de Dinámica de Sistemas que se elaboró, se tenían diferentes submodelos los cuales daban determinados valores de salida, siendo que a cada valor que se tenía se le fue asignado un valor de vulnerabilidad cuyo rango va desde 0 hasta el 1, lo cual sirve para poder unificar aquellos valores propensos a vulnerabilidad, siendo que el valor más cercano al 1, tiene una vulnerabilidad máxima. Para este caso se aplica lo que se conoce como consistencia dimensional la cual indica que si cada ecuación en el modelo dimensional corresponde al sistema real. (Valencia & Obando, 2012)

Para ello, como se mencionó, los valores de salida utilizan kilogramos por hectárea (Kg / Ha) para el resultado del rendimiento del cultivo de fresa, kilogramos por metro cubico (kg / m³) para obtener la eficiencia para los recursos hídricos utilizados en la agricultura, millones de dólares para la estimación del valor de la agricultura respecto al PIB y finalmente la utilización de gigatoneladas de dióxido de carbono equivalente (Gt CO_{2eq}) para poder cuantificar la cantidad de emisiones de Gases de Efecto Invernadero que son emitidas en el ámbito agrícola. Finalmente se concluye que dicho modelo es consistente, por lo tanto, ha quedado verificado. (Badillo Márquez, 2021)

b) Las condiciones extremas indican que un modelo de dinámica de sistemas es adecuado cuando mantiene un comportamiento lógico, a pesar de que los parámetros seleccionados son asignados a variaciones extremas en cuanto a sus valores. Esto permite identificar múltiples escenarios posibles, por lo tanto, se modificaron aquellas variables que se consideran más críticas del sistema siendo la disponibilidad del agua a nivel nacional, la emisión de gases de efecto invernadero y situaciones de riesgo o emergencia.

Las variaciones del análisis de sensibilidad se realizaron a través de tres escenarios proyecto valores mínimos, normales y máximos para los años de 2020, por tal motivo se tiene una tendencia extrema negativa, un valor normal sin modificación alguna y un aumento en la tendencia extremo positivo.

El análisis de sensibilidad se realizó en el software AnyLogic, ya que permite poder realizar

múltiples experimentos prediseñados para poder obtener nuevos modelos y escenarios con comportamientos diferentes, esto se puede hacer mediante la opción de Análisis de Sensibilidad, Variación de Parámetros o Monte Carlo. (Figura 47).

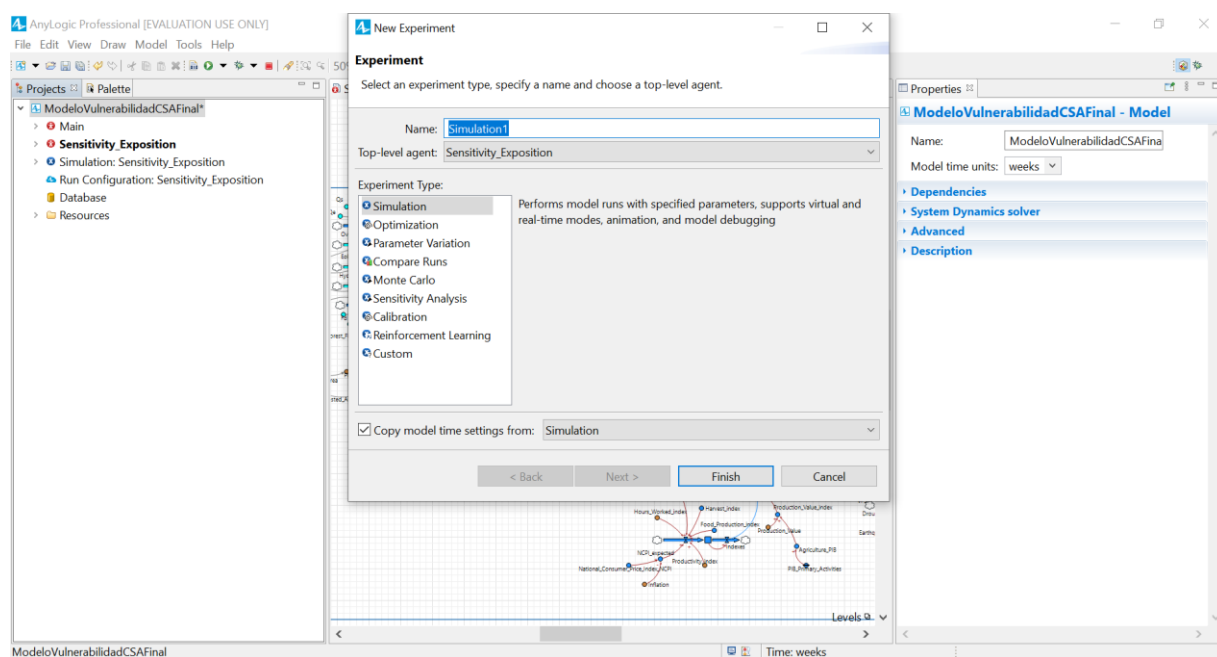


Figura 47. Análisis de Sensibilidad mediante AnyLogic Professional.

La Figura 48 muestra el comportamiento de la variable de eficiencia de los recursos hídricos utilizados en la agricultura (Kg / m^3) en un tiempo estimado de 12 ciclos. El escenario mínimo demuestra un decremento extremo de la tendencia, el escenario normal son los valores sin modificar y el escenario máximo corresponde a valores aumentando extremos de la tendencia.

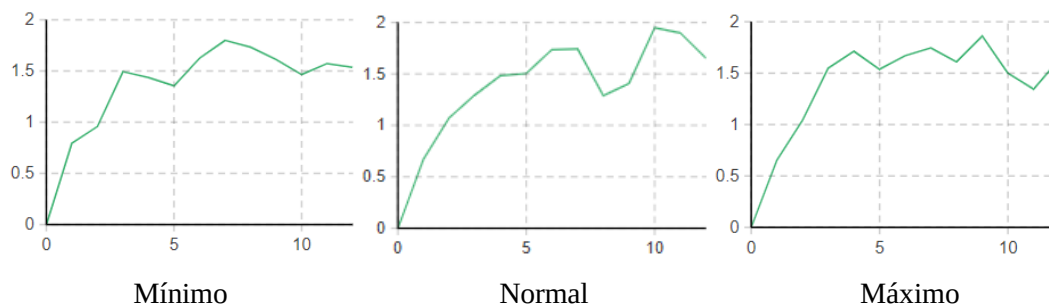


Figura 48. Análisis de Sensibilidad para la variable de la eficiencia de Recursos Hídricos en agricultura.

Durante el año de 2016, la disponibilidad media de agua natural para el territorio nacional fue

de aproximadamente 451.6 km³ durante el año. (CONAGUA, 2017). La Figura 49 muestra el comportamiento de la variable correspondiente al volumen de agua disponible a nivel nacional (Hm³) en un tiempo estimado de 12 ciclos. El escenario mínimo demuestra un decremento extremo de la tendencia, el escenario normal son los valores sin modificar y el escenario máximo corresponde a valores aumentando extremos de la tendencia.

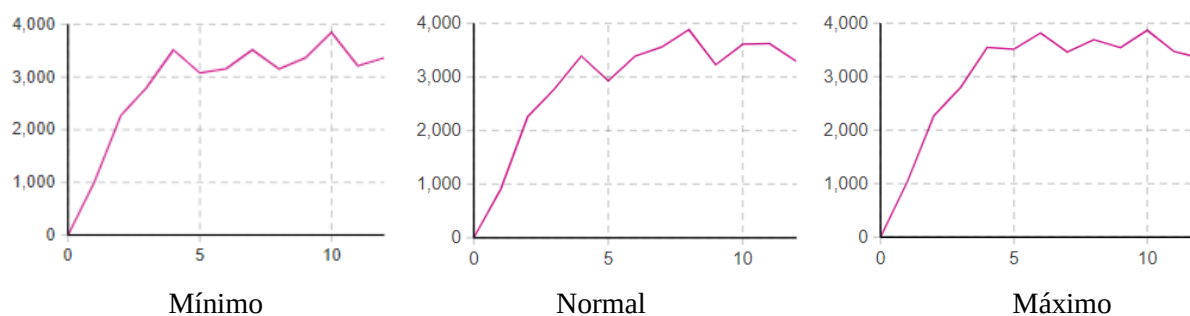


Figura 49. Análisis de Sensibilidad para la variable de Volumen de Agua Disponible.

La utilización del agua en México se distribuye con un 76 % del agua para el sector agrícola, un 14 % para el abastecimiento público, un 5 %, para las plantas termoeléctricas y 5 %, para la industria. La Figura 50 muestra el rendimiento de los recursos hídricos en México durante los años de 1994 hasta el año de 2016, siendo que, para el año de 2012, se tiene el mejor rendimiento de agua, al contrario de 1997 donde se tiene el rendimiento más bajo históricamente. (CONAGUA, 2017)

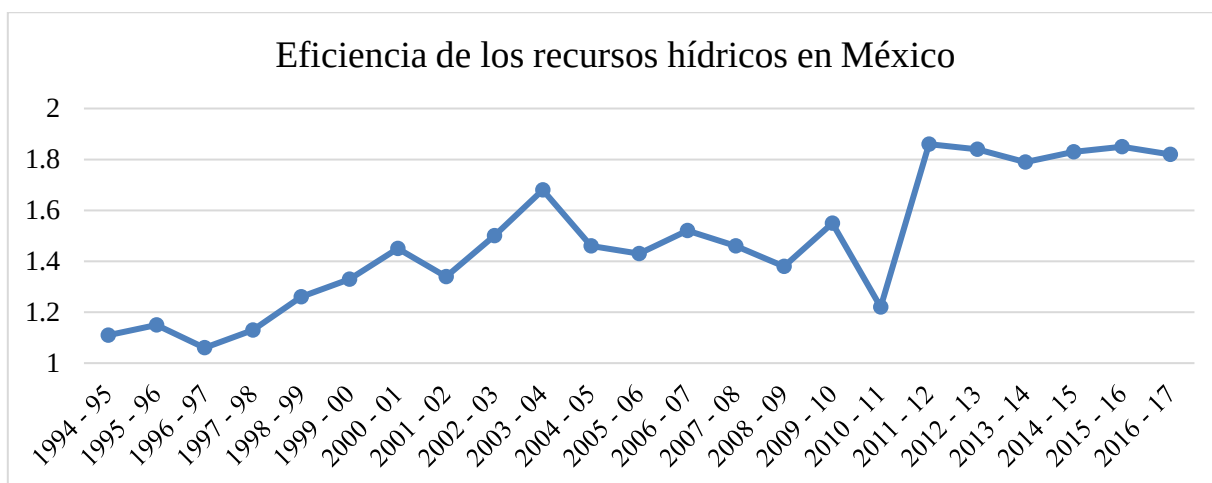


Figura 50. Eficiencia de los recursos hídricos para la agricultura en México.

La Figura 51 muestra el comportamiento que hay entre la eficiencia o productividad del agua con respecto al volumen del agua disponible y de la superficie regada en el sector agrícola. Se puede ver que, en el año de 2011, el volumen de agua tuvo su nivel más bajo histórico, pero a partir de ese mismo año el volumen ha ido incrementando constantemente, al igual que la eficiencia del agua mejoro considerablemente a partir de ese año manteniéndose estable. (CONAGUA, Estadísticas agrícolas de los distritos de riego, 2018)

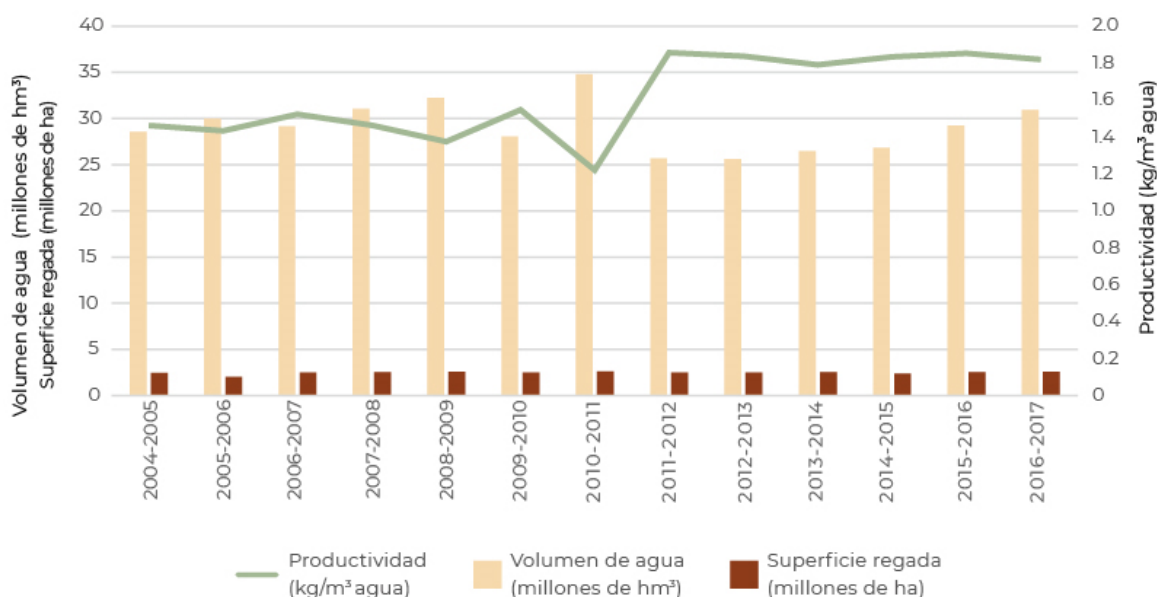


Figura 51. Eficiencia y volumen de los recursos hídricos para la agricultura en México. (CONAGUA, Estadísticas agrícolas de los distritos de riego, 2018)

La red que corresponde a Contingencia Ambiental se integra por dos variables críticas las cuales son las Emisiones de Gases de Efecto Invernadero y la Situación de Emergencia o Riesgo. La Figura 52 muestra las principales emisiones contaminantes a nivel nacional. Para el caso de las actividades agropecuarias, las emisiones representan un 12.3% del total de las emisiones de Gases de Efecto Invernadero a nivel nacional. (CEDRSSA, 2014).

Para la variable de Situación de Riesgo o Emergencia se tomaron en cuenta la cantidad total de eventos de los datos que son reportados al CENAPRED. La Figura 52 muestra la evolución histórica de las situaciones de riesgo o emergencia en territorio nacional.

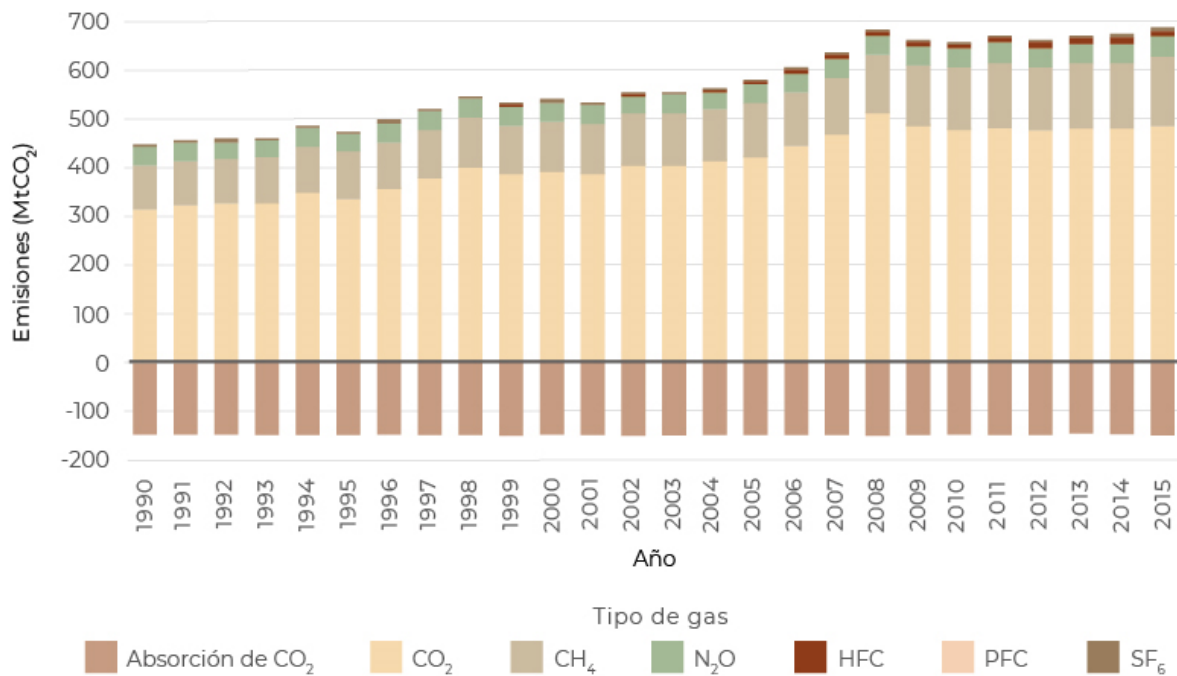


Figura 52. Emisión de GEI en México por tipo de gas. (INECC Y SEMARNAT, 2018)

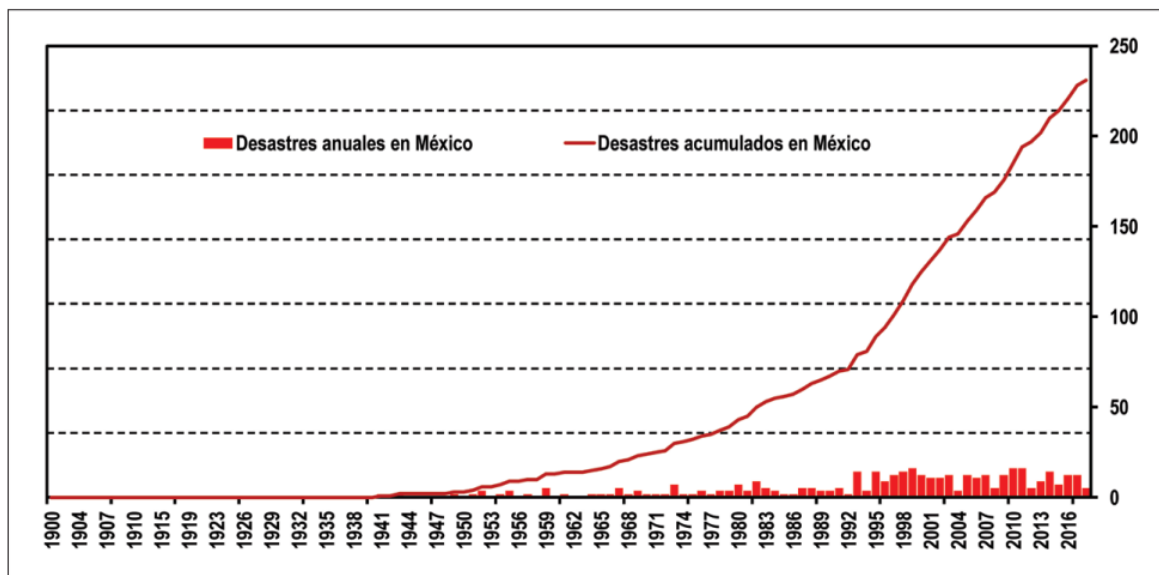


Figura 53. Número de desastres ocurridos en México. (Alcántara Ayala, 2019)

La Figura 54 y Figura 55 muestran los resultados de la simulación de las variables de emisiones de gases de efecto invernadero y situación de emergencia o riesgo para un total de 12 ciclos. Los valores están sujetos a las tendencias de los datos históricos vistos en la Figura 52 y 53. Una vez obtenidos dichos resultados, se observa que hay un incremento constate para ambas

variables, ya que el aumento de la variable de las Emisiones de Gases de Efecto Invernadero está compuesto principalmente por los contaminantes de Dióxido de Carbono (CO_2), Metano (CH_4) y Óxido Nitroso (N_2O), lo cual puede verificarse en la Figura 52. Para los Eventos de Riesgo o Emergencia, estos igual tienen una tendencia en aumento, ya que a partir del año de 1992 (Figura 53), estos aumentaron considerablemente, lo cual se muestra como un paralelismo al aumento de las temperatura y precipitaciones, así como de los compuestos contaminantes, siendo que todos estos factores y variables influyen en estos sucesos.

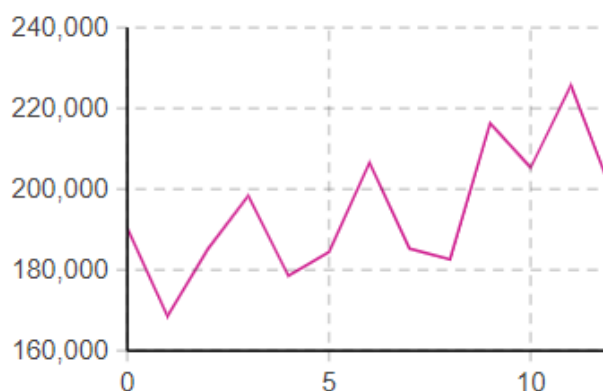


Figura 54. Análisis de Sensibilidad para la variable de Emisiones de gases de efecto invernadero.

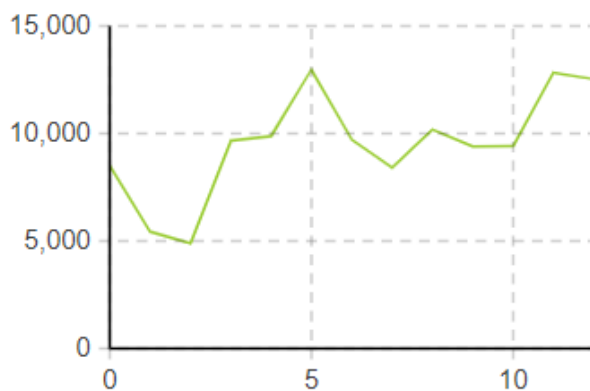


Figura 55. Análisis de Sensibilidad para la variable de Situación de emergencia o riesgo.

Finalmente, se puede concluir que la constante actividad humana provoca que las emisiones de gases de efecto invernadero, impactan en el aumento de la temperatura del planeta. La agricultura contribuye a este impacto negativo. Algunas de las consecuencias que se han visto en los últimos años incluyen el derretimiento de glaciares, una mayor cantidad de precipitaciones y por ende un aumento cada vez mayor de eventos meteorológicos siendo de

mayor intensidad con el pasar de los años, incluso viendo modificadas algunas estaciones del año. Estos cambios junto con el crecimiento constante de la población humana amenaza en gran medida la calidad de vida y las condiciones socioeconómicas de cada individuo, así como la seguridad alimentaria de cada país. (Gerald, y otros, 2009)

Por tales razones la agricultura es vulnerable al efecto del cambio climático, debido a todas las variaciones de los factores y parámetros de mayor influencia. Esto requiere una mayor inversión por parte de los gobiernos, para el caso de México, este es un país que tiene un enorme potencial para la producción agrícola, obteniendo enormes ingresos por este sector. La Figura 56 muestra de manera grafica el impacto en el rendimiento de la producción agrícola, el cual con el pasar de los años cada vez será menor y por tanto las inversiones para producir y obtener un mayor rendimiento serán cada vez mayores, esto si no se empiezan a tomar medidas que contribuyan a reducir o minimizar los daños al medio ambiente.

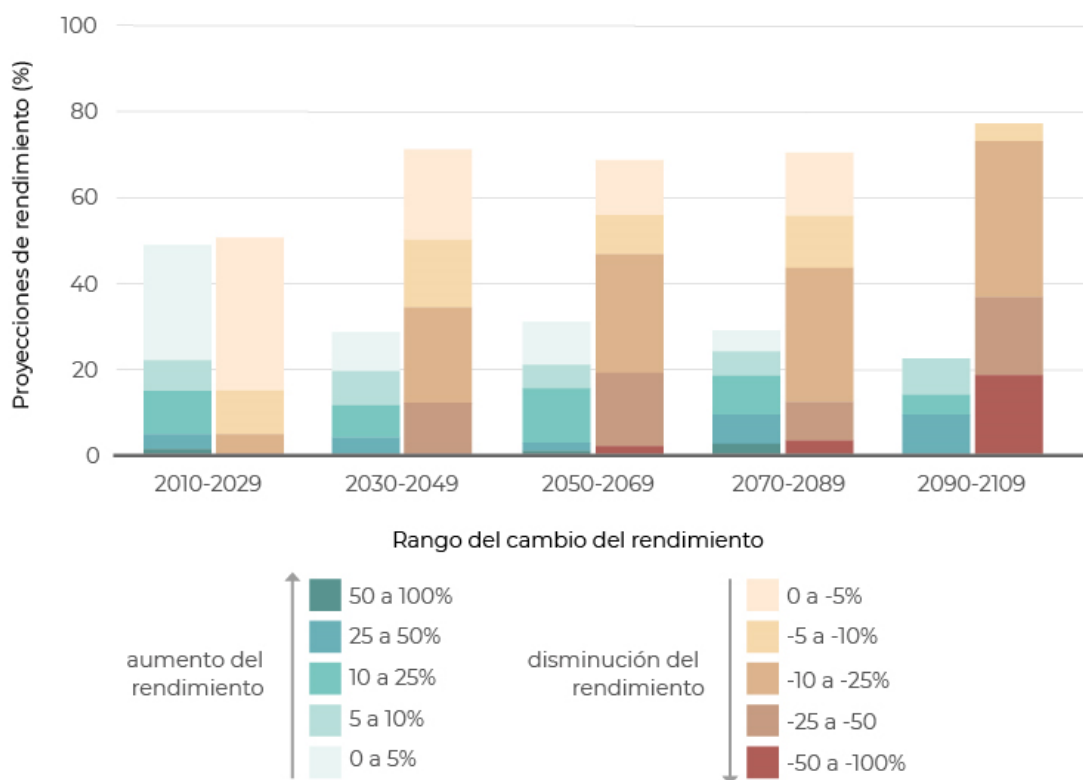


Figura 56. Rendimiento agrícola en México. (INECC Y SEMARNAT, 2018)

3.2 Resultados obtenidos en los modelos difusos.

En base a los datos reportados por el dueño productor de fresa, se consiguieron parámetros de entrada para cada variable representativa del modelo de lógica difusa correspondiente al Rendimiento de Cultivo, por lo que a continuación en la Tabla 21 se muestran las variables utilizadas.

Tabla 21. Variables del Modelo difuso Rendimiento de cultivo

Variable
Sistema de irrigación
Plaguicida
Insecticida
Arcilla
Fósforo
Arena

Al introducir los datos en el modelo de lógica difusa se procede posteriormente a la desfusificación para que convierta los parámetros difusos de las variables de entrada en el valor de salida mediante las reglas de inferencia y la asignación de pertenencia correspondiente a los conjuntos difusos. A continuación, se muestran los resultados obtenidos en el modelo de lógica difusa, así como los valores históricos del SIAP. (SIAP, 2022)

Tabla 22. Comparación del modelo de Lógica difusa con datos históricos

Año	Modelo Lógica Difusa	Datos Históricos
2011	7.61	9
2012	7.92	9
2013	7.55	9.5
2014	7.12	8
2015	8.91	9.00
2016	8.98	9.50

2017	8.85	9.55
2018	8.88	10.00
2019	8.27	9.37
2020	9.05	9.52

Los valores obtenidos en el modelo de lógica difusa y los datos históricos emitidos por el SIAP se muestran gráficamente en la Figura 57 con un total de 10 ciclos. Es importante mencionar que no se tomó en cuenta los años 2021 y 2022 debido a que el SIAP solo ha reportado datos hasta el año 2020 por motivos de la pandemia de COVID-19. (SIAP, 2022).

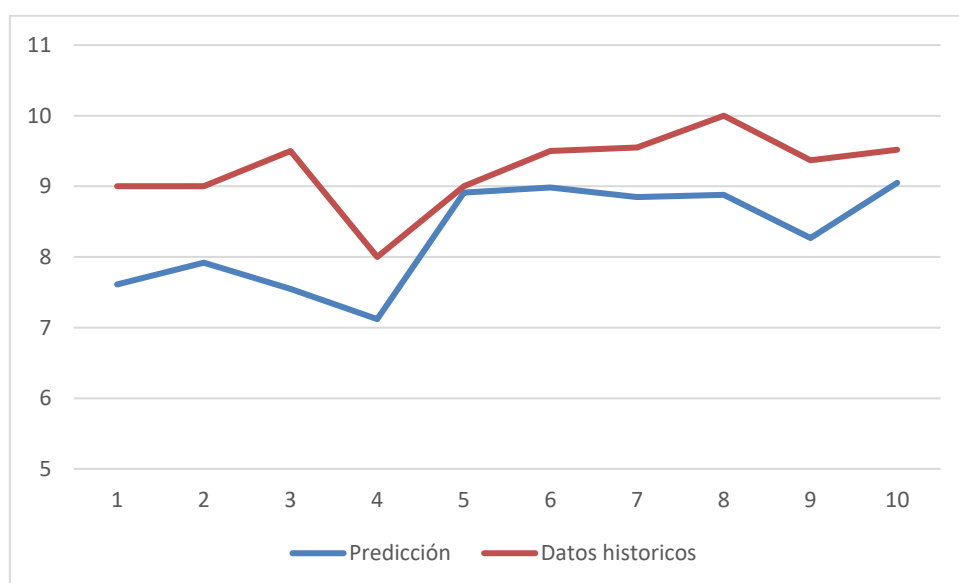


Figura 57. Predicción vs datos históricos de producción.

Finalmente, en base a los resultados obtenidos anteriormente y al análisis de correlación respecto a los datos obtenidos mediante el modelo de lógica difusa y los datos históricos del rendimiento del cultivo de fresa, se obtiene un coeficiente de correlación de 87.90%. A continuación, se muestran el análisis de las superficies de respuesta obtenidas para una mayor obtención referente al rendimiento del cultivo.

El modelo Rendimiento de cultivo permite conocer una estimación referente a la cosecha respecto a lo sembrado. Dicho modelo consiste en ocho variables de entrada las cuales son:

Irrigación, Sistema de Irrigación, Arena, Arcilla, Fosforo, Pesticida e Insecticida para determinar la variable de salida “Rendimiento de Cultivo”.

El mayor rendimiento esperado oscila entre 8.5-10.1 Ton/Ha respecto a las variables de Fosforo, Arcilla y Arena, las cuales se relacionan con la nutrición y adecuado desarrollo de la Fresa. Además de que el correcto uso de fertilizantes es de gran importancia para poder incrementar la productividad de dicho producto, de igual forma el uso de fertilizantes dará al cultivo, aquellos componentes necesarios para su adecuado crecimiento y minimizando así aquellos problemas que pueda haber con el crecimiento. (Infoagro, 2021)

La Arena y Arcilla (Figura 58) son componentes vitales para el adecuado crecimiento de la fresa, y que se necesita mantener un porcentaje óptimo para que el cultivo puede crecer en las mejores condiciones y por lo tanto el rendimiento sea el mejor. Una deficiencia de estas dos variables provocara un rendimiento inadecuado al igual que un exceso de estas dos variables provocada el mismo efecto. (García Morillo, 2015).

Los mejores valores en cuanto al rendimiento del cultivo está ampliamente relacionado con la variable de Fósforo (Figura 59 y Figura 60), ya que esta variable es de vital importancia para que la planta pueda dar las fresas en óptimas condiciones, ya que en caso contrario de que la administración de fosforo sea ineficiente, es decir, sea en exceso o sea escasa la administración de este provocara que no exista un rendimiento optimo en la producción de fresa, lo cual se puede ver en el modelo de lógica difusa que los valores del rendimiento cambian drásticamente al cambiar los valores de la variable fosforo. (Mahecha Molina, Castellanos González, & Céspedes, 2019)

La fresa es un cultivo que representa un elevado valor económico para México, siendo que este se puede producir ya sea a campo abierto o invernadero, pero que, debido a la naturaleza de la fresa, se toman en cuenta muchas variables para que se tenga un óptimo rendimiento. Sin embargo, como es sabido la fresa no está exenta de enfermedades o plagas, por tal motivo, es necesario la utilización de pesticidas y plaguicidas para mantener la mejor productividad posible de fresa y por ende evitar pérdidas innecesarias. (Salazar Magallón, y otros, 2017). El rendimiento de la producción de Fresa con el uso de pesticidas y plaguicidas se puede ver en la Figura 61.

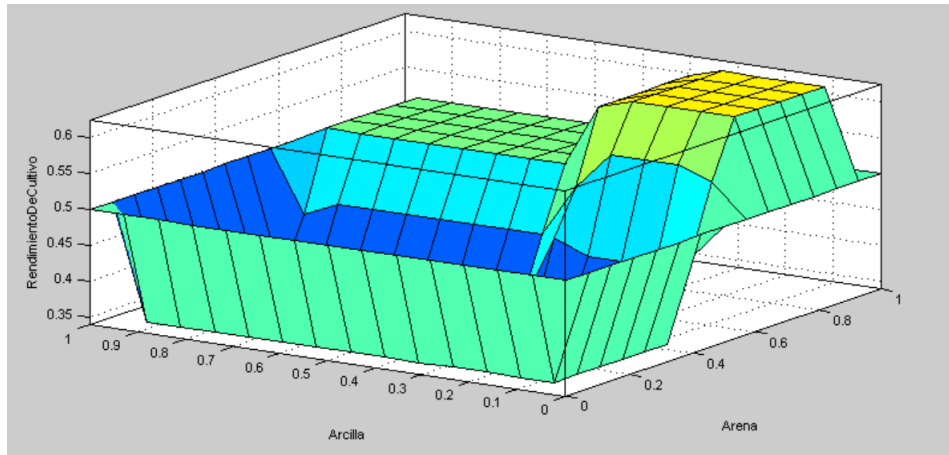


Figura 58. Rendimiento de cultivo. Arcilla vs Arena

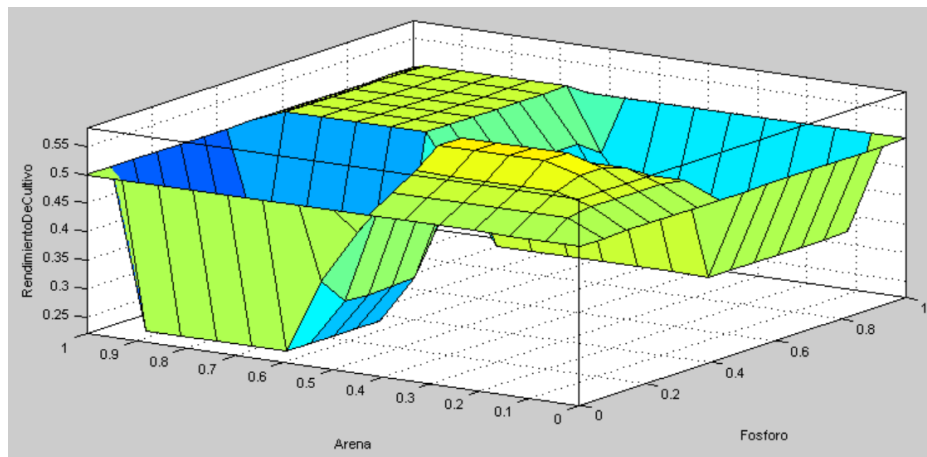


Figura 59. Rendimiento de cultivo. Fosforo vs Arena.

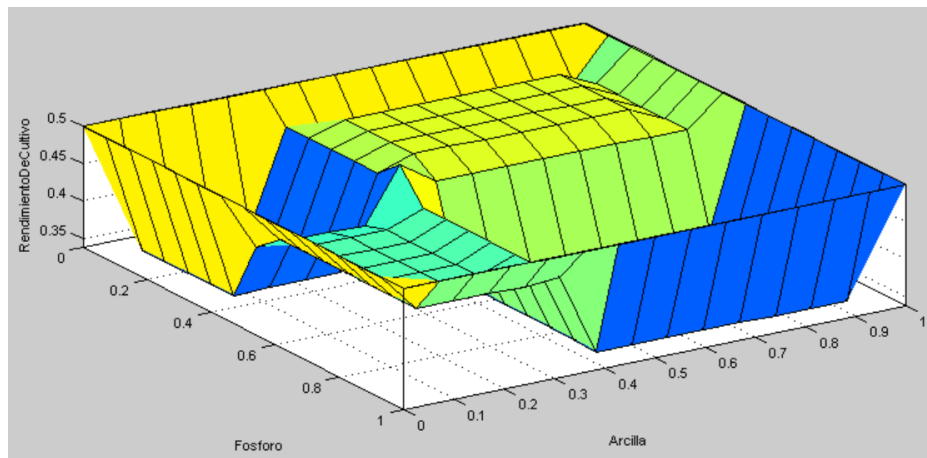


Figura 60. Rendimiento de cultivo. Fosforo vs Arena.

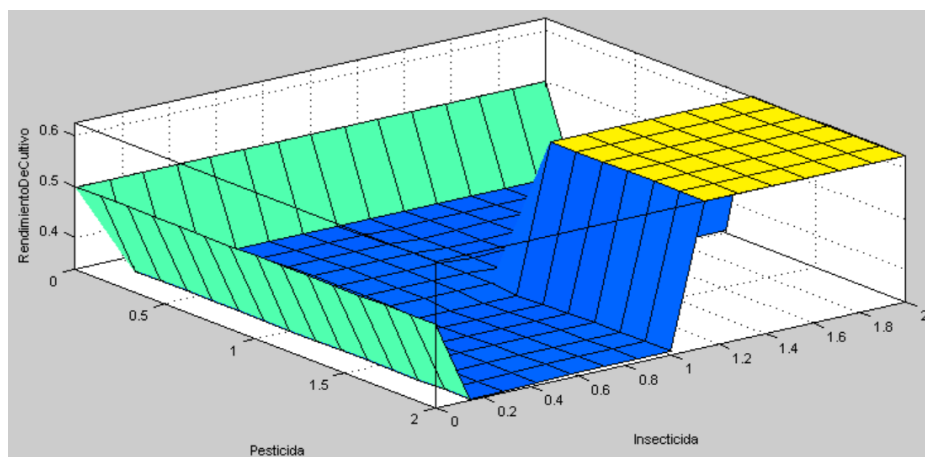


Figura 61. Rendimiento de cultivo. Pesticida vs Insecticida

En la Tabla 23 se muestran las variables utilizadas para el modelo difuso “*Riesgo de Cosecha*”.

Tabla 23. Variables usadas para el modelo difuso Riesgo de Cosecha históricos

Variable
Eventos
meteorológicos
Sequías
Vientos
Precipitaciones
Temperatura

El valor resultado posterior al proceso de desdifusificación corresponde a un valor riesgo de cosecha de 0.206, considerado como un riesgo “*Bajo*” categorizado dentro la etiqueta lingüística “Inofensivo”.

La Figura 62 muestra la interacción de las variables *Vientos* y *Temperatura* que potencialmente incrementan el riesgo de cosecha teniendo un valor de hasta 0.80 considerado como un riesgo “alto”. La variable de temperatura es uno de los factores que tienen que ver con el crecimiento de la fresa teniendo valores óptimos de entre 14-21 °C, donde los valores que se encuentran fuera de este rango y entre más se alejen provocaran una producción de fresa ineficiente, además a mayores temperaturas también puede haber mayores enfermedades relacionada con la fresa. (Arnica Durand, 2019)

La velocidad de los vientos es un factor de gran importancia ya que aumenta en gran medida el riesgo de cosecha, ya que la fresa es un producto sumamente delicado, la aparición de vientos afecta en gran medida las plantas destrozándolas completamente en algunos casos o maltratándolas, pero afectando de igual forma la producción, además, también puede dañar los frutos que se obtienen de esta, minimizando la calidad del producto final. (Kin & Ledent, 1996)

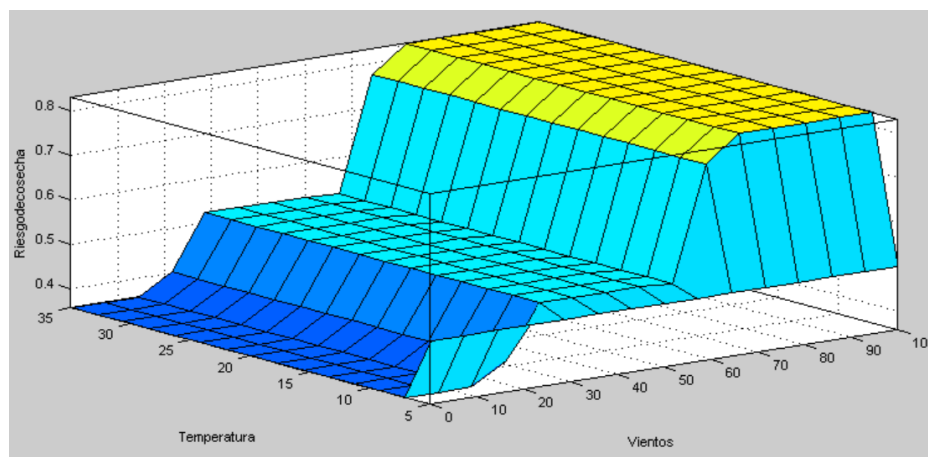


Figura 62. Riesgo de cosecha. Vientos vs Temperatura.

La Figura 63 muestra la interacción entre la variable sequía y precipitaciones. La sequía es un grave problema que se ha incrementado en los últimos años debido a la administración del recurso hídrico en el país, pero sobre todo en la región, que, aunque siga siendo una región rica en recursos hídricos, eso no significa que se tengan recursos óptimos siempre, ya que en los últimos años ha habido un incremento en la escasez de este recurso. (Esparza, 2014).

En periodos de verano es donde se contra una mayor escasez de agua debido a las altas temperaturas en el ambiente, por lo que esto puede llegar a provocar sequias en los cultivos. A pesar de que la fresa generalmente se da mediante agricultura protegida por la misma naturaleza de la planta, esto no quiere decir que los recursos hídricos sean óptimos siempre por lo tanto afectara al suelo donde se tiene este cultivo. (Gutiérrez Roque, 2015)

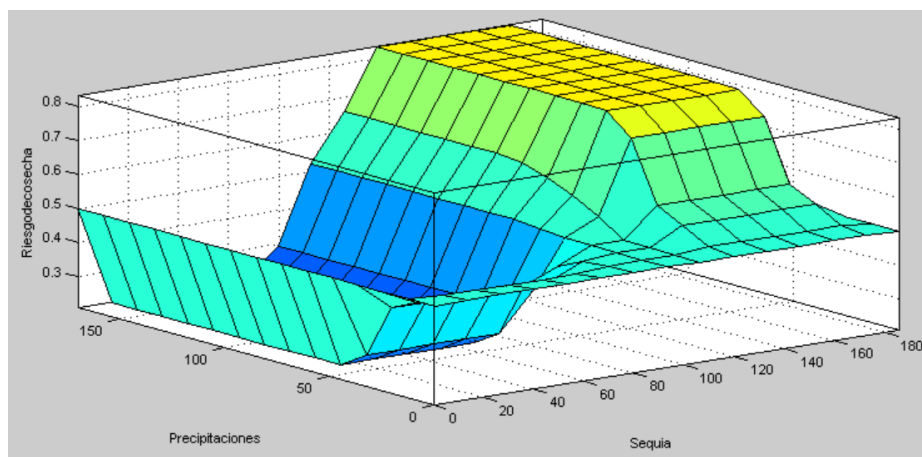


Figura 63. Riesgo de cosecha. Sequía vs Precipitación

Los fenómenos meteorológicos han ido en aumento e intensidad en años recientes, los cuales suelen ir acompañados por diferentes factores como altas velocidades de viento, bajas temperaturas, granizadas, entre otros factores lo cual afecta en gran medida el riesgo de cosecha debido a la acción de este conjunto de factores a los que se ve sometido el cultivo de fresa. (Alcántara Ayala, 2019).

La Figura 63 se muestra la relación “*Lluvia - Eventos Meteorológicos*”, donde se observa que en escenarios con incidencia mayor a 150 eventos con declaratoria de emergencia y precipitaciones por encima de 100 mm el riesgo en la cosecha aumenta a un nivel moderato - alto.

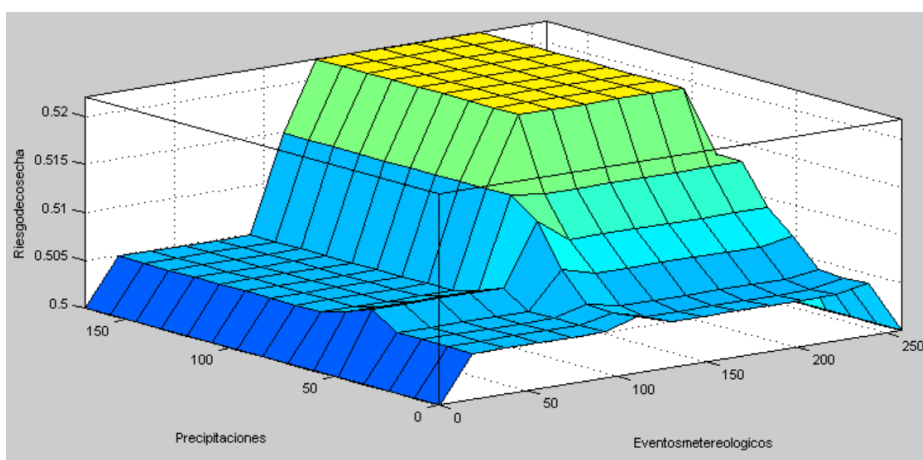


Figura 64. Riesgo de cosecha. Eventos Meteorológicos vs Precipitación

Una vez que se conoce el rendimiento del cultivo de fresa y (8.6 Ton/Ha) y el riesgo de cosecha (0.206) con ayuda de los modelos de lógica difusa (“*Rendimiento de cultivo y Riesgo de Cosecha*”) y con datos recopilados de la producción agrícola de la fresa mediante el SIAP (“*Superficie plantada*”, “*Superficie cosechada*” y “*Valor de la producción*”) se logra determinar el nivel de vulnerabilidad en el cultivo de fresa mediante el modelo difuso “*Vulnerabilidad de Cultivo*”.

En la Tabla 24 se muestran las variables utilizadas para dicho modelo

Tabla 24. Variables usadas para el modelo difuso Vulnerabilidad de Cultivo

Variable
Superficie sembrada
Superficie cosechada
Valor de producción
Rendimiento de cultivo
Riesgo de cosecha

La vulnerabilidad del cultivo obtenida en el modelo difuso es de 0.426 siendo una vulnerabilidad “media”. En la Figura 65 se puede observar la relación de las variables *Rendimiento de cultivo* y *Riesgo de cosecha*. En la superficie de respuesta se observa un incremento de vulnerabilidad en proporción a incrementos del riesgo de cosecha, mientras que el rendimiento por hectárea disminuye.

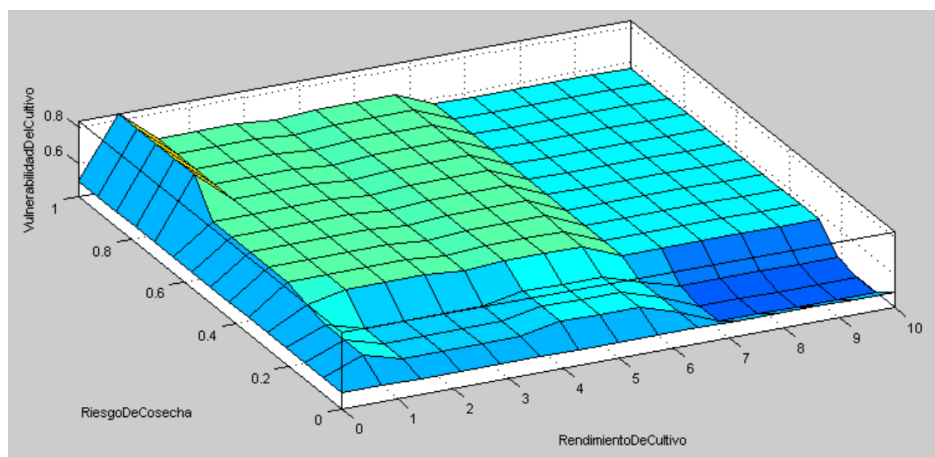


Figura 65. Vulnerabilidad del cultivo. Rendimiento de cultivo vs Riesgo de cosecha.

Diferentes desastres y eventos referentes a la temperatura, precipitación, así como heladas sismos, entre otros, generan ciertas alarmas en la producción de diferentes productos agrícolas. Como ejemplo actual se pueden ver las bajas temperaturas de la actualidad que no solamente afectan la producción de la fresa, sino también a otros productos agrícolas, así mismo el incremento de temperaturas en las temporadas primavera – verano trae un desequilibrio en la producción, llegando a provocar ciertas sequias, así como la perdida de tierras fértiles. (Gerald, y otros, 2009).

Las intensas lluvias en las temporadas de verano suelen generar gran cantidad de inundaciones en diferentes zonas del país, afectando de igual forma a una gran cantidad de productos agrícolas. Teniendo conocimiento de esto y como la fresa es un producto de gran cuidado, se deben tomar las estrategias adecuadas para lograr una producción optima y disminuir los impactos ambientales para mejorar el rendimiento del cultivo. (Delgado, y otros, 2013)

La Figura 66 muestra la interacción del Rendimiento de Cultivo con respecto a la Superficie Cosechada.

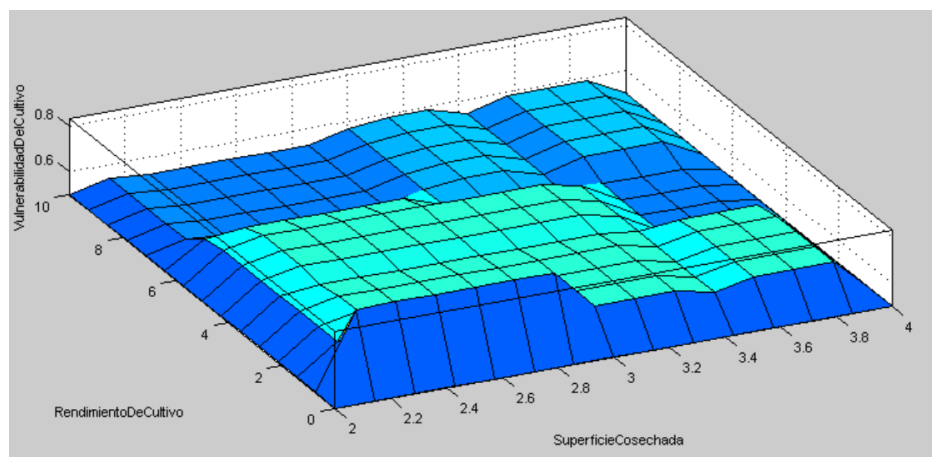


Figura 66. Vulnerabilidad del cultivo. Rendimiento de cultivo vs Superficie cosechada.

El cultivo de fresa en México inicio alrededor de la década de 1950, cuando se iniciaron exportaciones a Estados Unidos. Dichas exportaciones son principalmente hechas por los estados productores de Michoacán, Baja California y Guanajuato. Del mismo modo, el precio de la fresa al interior del país suele ser constante durante todo el año. Además, la producción de fresa ocupa solamente el 1% de los campos destinados a la agricultura, sin embargo, la producción de este fruto es de gran importancia por ser un producto de exportación y generador de divisas, ya que México ocupa el tercer puesto como proveedor de fresa en todo el mundo, con un valor aproximado de 14.83% de exportaciones mundiales. La producción de fresa representa 1.14% del PIB agrícola nacional y 2.19% de la producción de las frutas en México. Se estima que la demanda de producción de fresa aumente para 2030, por lo cual se deben de generar las estrategias y datos necesarios para poder optimizar y cumplir con la producción de fresa por todo el panorama que contempla. (SAGARPA, 2017). La Figura 67 muestra la interacción entre la variable Rendimiento de Cultivo y el Valor de la Producción.

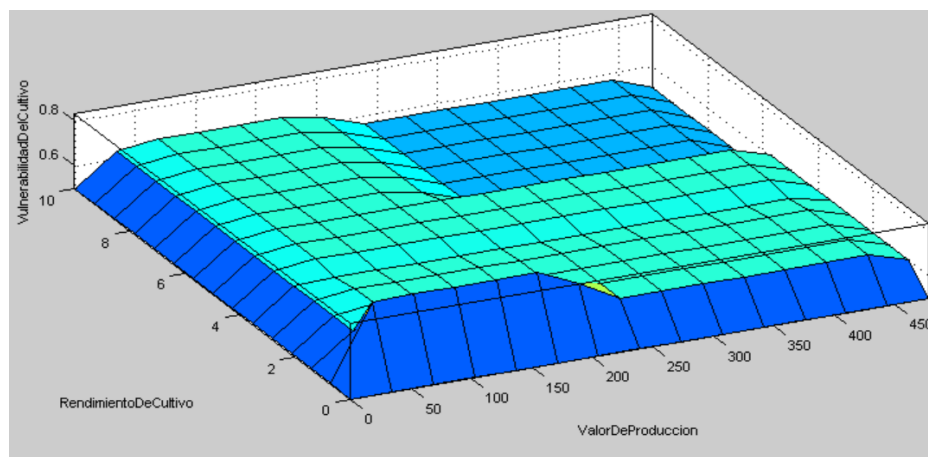


Figura 67. Vulnerabilidad del cultivo. Rendimiento de cultivo vs Riesgo de cosecha.

La actual crisis climática es una de las mayores preocupaciones y desafíos ya que está en un punto donde posiblemente no haya vuelta atrás, teniendo así diferentes eventos meteorológicos los cuales son muy cambiantes llegando a ser la consecuencia de que la producción de alimentos sea ineficiente, así como el aumento del nivel del mar, el cual trae consigo diferentes eventos como inundaciones o inclusive sequías, las cuales generan incendios llegando a ser muy difíciles de controlar. Dichos efectos no pertenecen a solo un país, región o ciudad, sino que es algo que tiene un alcance a nivel mundial. (Corona Ramírez, 2016)

Uno de los temas que ha tomado importancia de igual modo es la generación de los Gases de Efecto Invernadero, los cuales se generan de forma natural y son de vital importancia para la vida en la tierra, ya que cumplen la función de hacer que nuestro planeta sea habitable, sin embargo, la constante actividad humana hace que estos gases se hayan incrementado a niveles realmente alarmantes lo cual genera un aumento de la temperatura debido a gases como el CO_2 . (INECC Y SEMARNAT, 2018)

El cambio climático actualmente se puede manifestar a través de los diferentes huracanes, sequías, temperaturas extremas, así como las lluvias constantes que generan inundaciones y del otro lado teniendo las sequías que a su vez en algunos casos pueden ser el origen de incendios provocando a su vez diferentes pérdidas económicas, pero además pérdidas humanas en algunos casos y problemas sociales. Dichas situaciones ponen en peligro la vida de las personas, además de poniendo en riesgo los ecosistemas, la diversidad, así como toda la riqueza que se pueden

obtener de estos. A su vez, el impacto de los desastres anteriores genera problemas ambientales y sociales, como el cambio del uso de suelo, el tipo de asentamientos urbanos, así como los procesos generados por los ecosistemas y climas. (Alcántara Ayala, 2019)

El estado de Veracruz no es uno de los principales productores de fresa a nivel nacional, pero tiene el potencial para poder producir productos de gran calidad y poder exportar estos. La fresa es un producto que requiere bastantes cuidados para obtener un rendimiento adecuado y que además sea sustentable y rentable, por tal motivo es muy importante tomar en cuenta las buenas prácticas agrícolas y la calidad que se dé al producto desde un principio. Por tal motivo, la implementación de estrategias y acciones bajo un enfoque sostenible y rentable es de gran importancia, tomando en cuenta las necesidades actuales del sector, así como las carencias que existen actualmente, identificando además características de gran importancia como la calidad de los suelos, el nivel de salinidad y la radiación debido a los efectos del cambio climático. (Cuadras Berrelleza, Peinado Guevara, Peinado Guevara, López López, & Herrera Barrientos, 2021)

En la Tabla 25 se muestran las variables utilizadas para el modelo de Prácticas Agrícolas.

Tabla 25. Parámetros de entrada del modelo difuso: Prácticas agrícolas.

Variable
PAR
Humedad del suelo
pH
Materia orgánica (MO)
Salinidad

Como se ha mencionado con anterioridad, la fresa al ser principalmente un cultivo de agricultura protegida requiere buenas prácticas agrícolas con lo cual el valor optimo es de 0.783. El pH (Figura 68) juega un papel muy importante para poder tener una productividad optima, ya que este ayuda al cultivo para el control de las reacciones químicas que son determinantes para conocer si un nutriente estará disponible o no para su posterior absorción. Siendo que uno de

los principales problemas en la agricultura existe cuando el pH no se encuentra en los niveles adecuados, ya que sea por faltas de tecnología, conocimiento, experiencia, entre otras razones. (Barbaro, Karlanian, & Mata, 2011).

La radiación PAR influye de manera directa en el crecimiento de la fresa, ya que al ser un producto que requiere de la luz solar y temperaturas adecuadas, un exceso de radiación afectara el producto, lo cual se puede controlar mediante productos que protejan el cultivo como malla-sombra o alguno otro de este estilo, lo mismo pasa con las demás variables, las cuales pueden ser controlables y medibles para obtener un cultivo optimo. (Casierra Posada, Peña Olmos, & Vargas Martínez, 2011)

La fresa requiere de nutrientes específicos para su crecimiento y desarrollo, por lo que la presencia de salinidad (Figura 69) afecta la producción, ya que una mayor concentración de sales puede afectar en gran medida la cosecha, esto debido a la toxicidad afectando la fisiología metabolismo. (Medrano, y otros, 2015).

La calidad de la tierra es de vital importancia, por tal motivo la materia orgánica (Figura 70) presente en esta indicada la calidad y proporción de los nutrientes que tenga el suelo, siendo importante para la estructura y retención de nutrientes de la planta. (Guerena & Born, 2007)

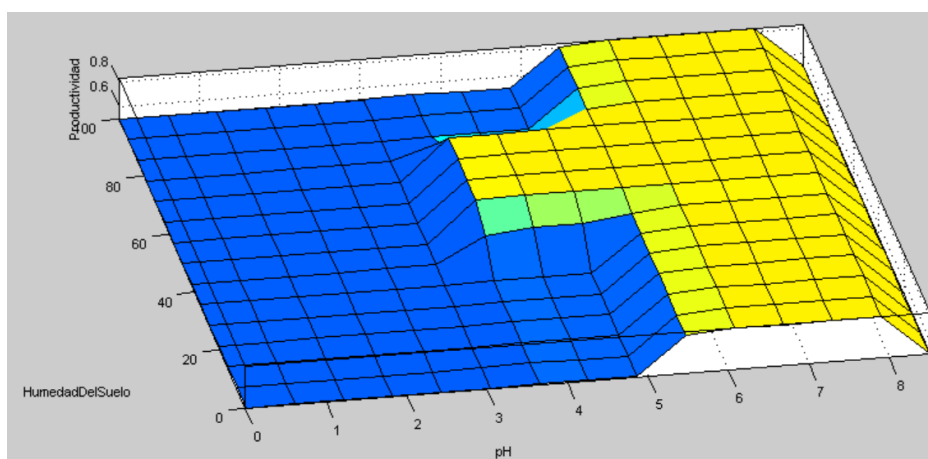


Figura 68. Prácticas Agrícolas. Humedad del Suelo vs pH.

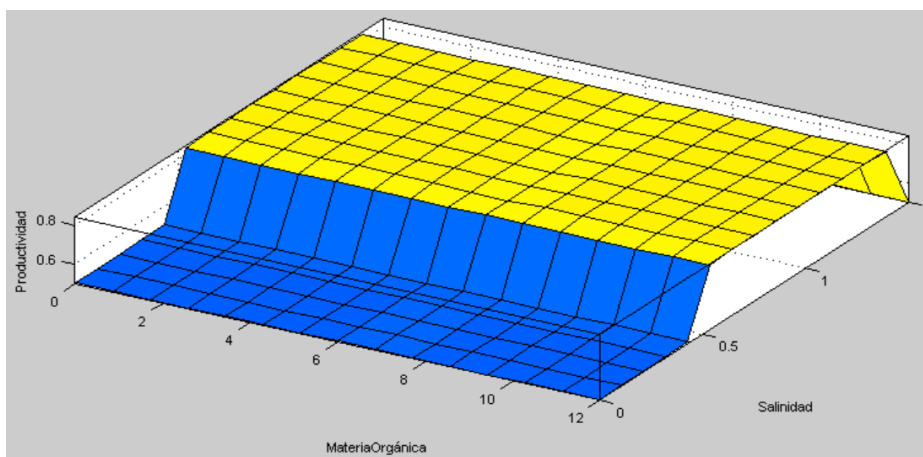


Figura 69. Prácticas Agrícolas. Materia Orgánica vs Salinidad.

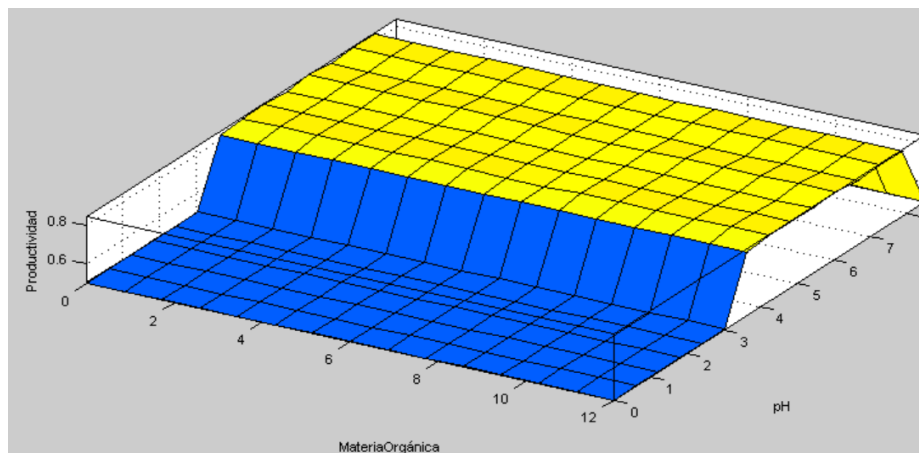


Figura 70. Prácticas Agrícolas. Materia Orgánica vs pH.

3.3 Resultados obtenidos del modelo de riesgo agrícola a través de procesamiento de imágenes.

Una vez realización el procesamiento de imágenes durante la etapa 4, se generó una base de datos para las variables de interés, siendo la Temperatura y la Precipitación. Para que los resultados fueran adecuados se tuvo que realizar un preprocesamiento a todas las imágenes recopiladas para poder sustraer aquellas principales características de interés, para posteriormente realizar el entrenamiento de la Red Neuronal Convolutiva. La Figura 71 muestra la metodología propuesta para poder generar la Red Neuronal Convolutiva.

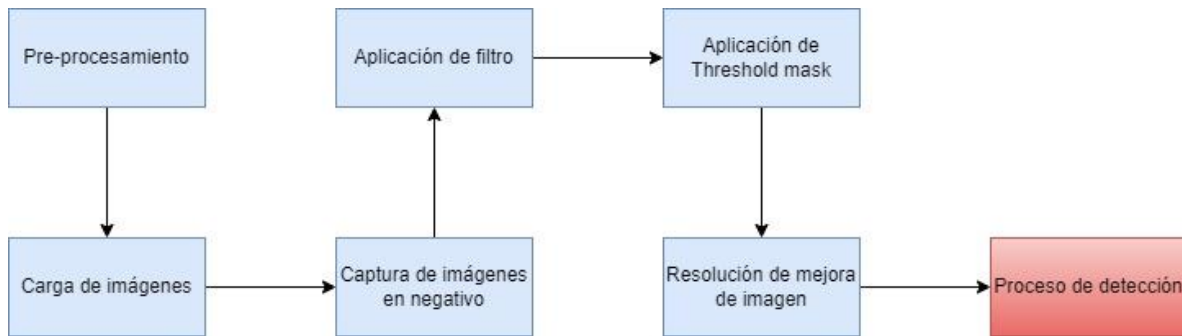


Figura 71. Metodología Propuesta. (Badillo Márquez, 2021)

Las Figura 72 muestra el proceso de entrenamiento de la Red Neuronal Convolutiva respecto a la variable de la Temperatura.

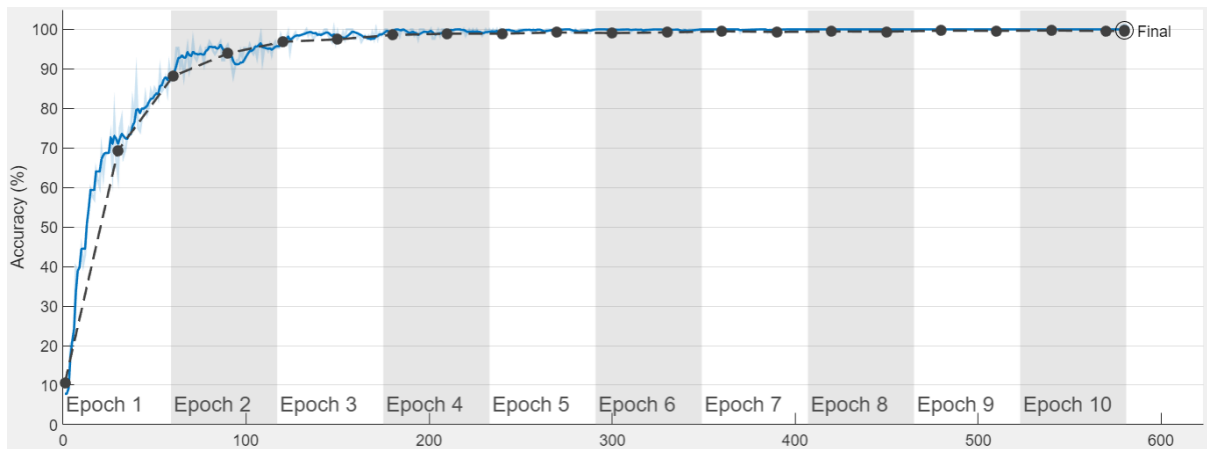


Figura 72. Proceso de entrenamiento de la Red Neuronal Convolutiva para la Temperatura

Las Figura 73 muestra el proceso de entrenamiento de la Red Neuronal Convolutiva respecto a la variable de la Precipitación.

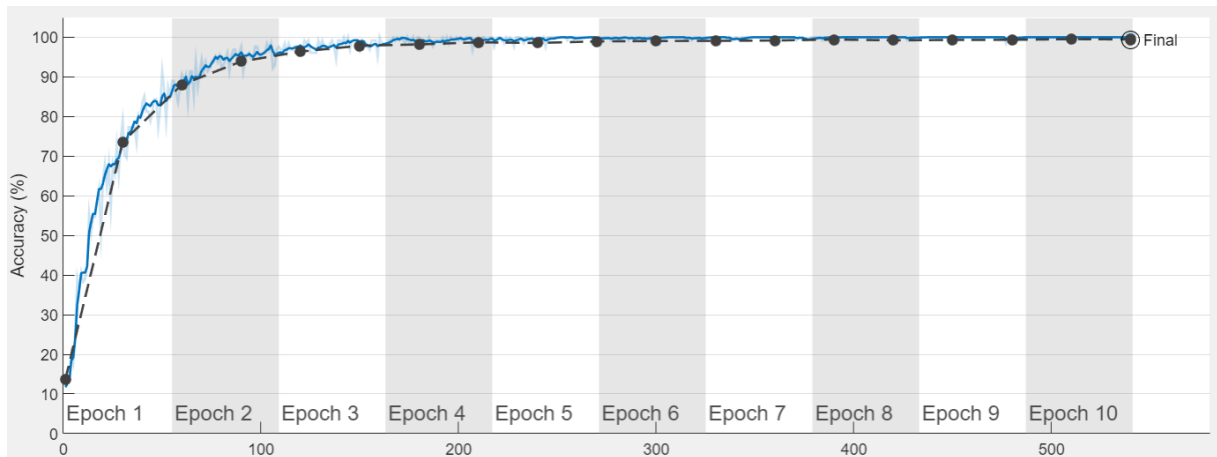


Figura 73. Proceso de entrenamiento de la Red Neuronal Convolutacional para la Precipitación

La figura 74 muestra los resultados del entrenamiento para Red Neuronal Convolutacional para la variable Temperatura., lo cual se logra con un tiempo de 35 segundos y una precisión de validación del 99.68%. En la Figura 75 se pueden observar los datos relacionados a la configuración y proceso de entrenamiento de la Red Neuronal Convolutacional para la variable temperatura.

La Figura 74 y 76 muestran que los resultados obtenidos para la Red Neuronal Convolutacional tienen un porcentaje de validación parecido y muy elevado, por lo que la capacidad de las redes es adecuada, lo cual es de gran ayuda para el objetivo de poder identificar zonas de riesgo o visto desde otro punto áreas de interés .0para la producción adecuada de fresa. Del mismo modo se puede notar que la variable Temperatura muestra un mayor nivel de confiabilidad que la variable Precipitación

Results	
Validation accuracy:	99.68%
Training finished:	Reached final iteration
Elapsed time:	35 sec

Figura 74. Resultados del entrenamiento de la Red Neuronal Convolutacional para la Temperatura.

Training Cycle	
Epoch:	10 of 10
Iteration:	580 of 580
Iterations per epoch:	58
Maximum iterations:	580
Validation	
Frequency:	30 iterations
Other Information	
Hardware resource:	Single GPU
Learning rate schedule:	Constant
Learning rate:	0.01

Figura 75. Datos del proceso del entrenamiento de la Red Neuronal Convolutacional para la Temperatura.

La figura 76 muestra los resultados del entrenamiento para Red Neuronal Convolutacional para la variable Precipitación, lo cual se logra con un tiempo de 42 segundos y una precisión de validación del 99.40%. En la Figura 77 se pueden observar los datos relacionados a la configuración y proceso de entrenamiento de la Red Neuronal Convolutacional para la variable temperatura.

Results	
Validation accuracy:	99.40%
Training finished:	Reached final iteration
Elapsed time:	42 sec

Figura 76. Resultados del entrenamiento de la Red Neuronal Convolutacional para la Precipitación.

Training Cycle	
Epoch:	10 of 10
Iteration:	580 of 580
Iterations per epoch:	58
Maximum iterations:	580
Validation	
Frequency:	30 iterations
Other Information	
Hardware resource:	Single GPU
Learning rate schedule:	Constant
Learning rate:	0.01

Figura 77. Datos del proceso del entrenamiento de la Red Neuronal Convolutacional para la Temperatura.

Conclusiones

En la actualidad la utilización de las tecnologías es un factor muy importante para cualquier área, incluso de la agricultura. Prueba de ello es el internet que permite una comunicación eficaz con otras personas, pero también el acceso a la información, lo cual, tiempo atrás no era tan fácil de obtener. Por tal motivo en tiempos recientes han surgido numerosos estudios gracias a la aplicación de herramientas y técnicas de ingeniería. Aquí juega un papel muy importante la Inteligencia Artificial y todas las técnicas, herramientas y metodologías que surgen de esta como el Internet de las Cosas, Machine Learning, Deep Learning, entre otras.

La utilización de la Inteligencia Artificial puede ser aplicada en cualquier área y, por ende, la agricultura tiene un gran campo de aplicación, lo cual aplicado adecuadamente genera resultados muy favorables para el sector agrícola obteniendo procedimientos más eficaces y una producción del cultivo eficiente.

Sin embargo, México es un país que está en vías de desarrollo, y en donde lamentablemente no en todos lados, se toman en cuenta el uso de ciertas tecnologías para el sector agrícola, por lo tanto, la recopilación de información suele ser ineficaz o incluso no haber datos suficientes para obtener resultados positivos. Un claro ejemplo está en la poca o nula conectividad de ciertas zonas rurales en el territorio de México, siendo zonas en las que el acceso es complicado y, por lo tanto, la comunicación es nula o ineficiente y cosas como el internet complicado de tener en dichas zonas. Esto hace que la recopilación de información y datos referente a la agricultura sea complicada o incluso inexistente.

Por tal motivo la obtención de datos es de gran importancia para la toma de decisiones respecto a diferentes situaciones planteadas. La agricultura toma en cuenta múltiples variables para poder obtener buenos resultados, por tal motivo entre mayor sea la información y la calidad de esta sea adecuada, se podrán tomar mejores decisiones y tener un mayor control sobre diferentes parámetros, teniendo así un plan de acciones y prevención agrícola.

Las acciones y estrategias para el sector agrícola son de gran importancia, principalmente porque en años recientes ha habido muchos problemas relacionados a la contaminación e impacto ambiental, por tal motivo la sostenibilidad ambiental juega un papel clave. La aplicación de la Inteligencia Artificial toma un rol principal al permitir ajustar los parámetros correspondientes a la siembra y cosecha, los recursos disponibles, parámetros inciertos, entre otros. Esto permitirá tener un impacto económico favorable siempre y cuando la aplicación de la Inteligencia Artificial sea adecuada.

La aplicación de este tipo de proyectos y metodologías permitirá en un futuro tener una seguridad alimentaria, lo cual permite un mayor control y una adecuada planeación respecto a todos los procesos y subprocesos correspondientes a un cultivo, permitiendo así maximizar la producción de alimentos.

El sector económico es otra área de gran importancia, ya que la aplicación de la Inteligencia Artificial permitirá minimizar algunos costos relacionados a la agricultura, sin embargo, también se depende de una inversión para poder obtener información que contribuya a alimentar los procesos y técnicas de Inteligencia Artificial. La agricultura en México debe seguir mejorando debido a la importancia que tiene el país dentro de las exportaciones de muchos cultivos, por lo tanto, se debe invertir en mejoras para la productividad agrícola.

Además, el uso de la Inteligencia Artificial juega un papel muy importante para la lucha contra el cambio climático, ya que es algo que afecta a todos poniendo en riesgo la producción de alimentos a nivel global, lo cual permite optimizar el uso de recursos y visualizar diferentes escenarios.

Fuentes de Información.

- A., Rocha Rocha, A., & Barboza Orozco, B. (2016). Obtención de características de la enfermedad botrytis en imágenes digitales tomadas a fresas. *Memorias del Congreso Internacional de Investigación Academia Journals Celaya*, 5748-5753.
- ACADEMY, G. (s.f.). ANÁLISIS DE LOS 5 ¿POR QUÉ? En G. ACADEMY.
- Alcántara Ayala, I. (2019). *Desastres en México: mapas y apuntes sobre una historia inconclusa*. México: Investigaciones Geográficas.
- Aracil, J. (1995). *DINÁMICA DE SISTEMAS*. Madrid: ISDEFE.
- Arnica Durand, H. (2019). *Influencia de la temperatura y luz artificial en la maduración de la fresa en Arequipa, 2018*. Arequipa: Escuela Académico Profesional de Ingeniería Industrial.
- Badillo Márquez, A. (2021). *Evaluación de vulnerabilidad y riesgo agrícola ante el cambio climático a través de un sistema multi-agentes*. Orizaba, Veracruz: Instituto Tecnológico de Orizaba: División de Estudios de Posgrado e Investigación.
- Baena Salazar, D., Jiménez, J., Zapata, C., & Ramírez-Cardona, Á. (2019). Red neuronal artificial aplicado para el pronóstico de eventos críticos de PM2.5 en el Valle de Aburrá. *Universidad Nacional de Colombia*, 347-356.
- Barbaro, L., Karlanian, M., & Mata, D. (2011). *Importancia del pH y la Conductividad Eléctrica (CE) en los sustratos para plantas*. Ministerio de Agricultura y Ganadería.
- Becerra Pérez, L., & Ramos Álvarez, R. (2020). EVALUACIÓN DEL IMPACTO EN LA SALUD POR PARTÍCULAS PM2.5 EN SINALOA, MÉXICO. *Revista Internacional de Contaminación Ambiental*.
- Bechara Echeverry, L., & Parra Giraldo, S. (2019). *Monitoreo de afluencia de personas utilizando aprendizaje profundo*. Santiago de Cali: Universidad Autónoma de Occidente.
- Bolda, M., Surenda, D., Sánchez, M., Peterson, K., & Fallon, J. (2015). *Manual de Producción de Fresa para los Agricultores de la Costa Central*. Cachuma, California.
- C. Thomson, P. (Editorial Norma). *Círculos de Calidad. Cómo hacer que funcionen*. Colombia: Editorial Norma.
- Casierra Posada, F., Peña Olmos, J., & Vargas Martínez, A. (2011). Propiedades Físicoquímicas de Fresas (*Fragaria* sp) Cultivadas Bajo Filtros Fotoselectivos. *Rev.Fac.Nal.Agr.Medellín*, 6221-6228.
- CEDRSSA. (2014). *El cambio climático y las actividades agropecuarias en México*. México: CEDRSSA.
- CONAGUA. (2017). *Estadísticas del Agua en México*. Ciudad de México: CONAGUA.
- CONAGUA. (2018). *Estadísticas agrícolas de los distritos de riego*. Ciudad de México: SEMARNAT.
- Conde, C. (2011). *México y el cambio climático global*. Ciudad de México: Universidad Nacional Autónoma de México.
- Conde, C. (2011). *México y el Cambio Climático Global*. Ciudad de México: Secretaría de Medio Ambiente y Recursos Naturales.
- Corona Ramírez, I. (2016). *El desarrollo de la agricultura y el impacto que tendría en las finanzas públicas de México*. México: PREMIO NACIONAL DE LAS FINANZAS PÚBLICAS.

- Cuadras Berrelleza, A., Peinado Guevara, V., Peinado Guevara, H., López López, J., & Herrera Barrientos, J. (2021). Agricultura intensiva y calidad de suelos: retos para el desarrollo sustentable en Sinaloa. *Revista Mexicana de Ciencias Agrícolas*, 1401-1414.
- Delgado, G., Garcia, G., Ímaz Gispert, M., Martínez, M., Blazquez Graf, N., Conde, C., . . . Oswald, U. (2013). *México frente al cambio climático : retos y oportunidades*. México D. F: Centro de Investigaciones Interdisciplinarias en Ciencias y Humanidades.
- Echeverri Londoño, C., & Maya Vasco, G. (2008). Relación entre las partículas finas (PM 2.5) y respirables PM 10) en la ciudad de Medellín. *Revista Ingenierías Universidad de Medellín*.
- Esparza, M. (2014). La sequía y la escasez de agua en México. Situación actual y perspectivas futuras. 195-218.
- Espinosa Guzmán, A., May Tzuc, O., Balam Pantí, I., Reyes Trujeque, J., Pérez Quintana, I., & Bassam, A. (2019). MODELADO DE PARTÍCULAS PM10 Y PM2.5 MEDIANTE REDES NEURONALES ARTIFICIALES SOBRE CLIMA TROPICAL DE SAN FRANCISCO DE CAMPECHE, MÉXICO. *Quim. Nova*, 1025-1034.
- Eugenio Cedillo Portugal, E., Castro Chávez, P., Fuentes López, I. I., Huerta García, E., Córdova Valencia, D., & Martínez Hernández, L. P. (2019). *Manual de Producción de fresa en bolis de fibra de coco bajo invernadero*. México: Universidad Nacional Autonoma de México.
- Ferrucho González, A., & Ruíz González, D. (2013). *Evaluación y comparación del comportamiento agronómico de dos cultivares de fresa ('Albion' y 'Monterey') sembrados a libre exposición y bajo macrotúnel en la sabana de Bogotá (Colombia)*. Cajicá: UNIVERSIDAD MILITAR "NUEVA GRANADA".
- Fuentes Orozco, N. (2013). *CIRCULOS DE CALIDAD UNA HERRAMIENTA PARA LA MEJORA CONTINUA EN LAS EMPRESAS DE SERVICIO DE CABLE EN EL MUNICIPIO DE SAN PEDRO SACATEPÉQUEZ DEPARTAMENTO DE SAN MARCOS*. Quetzaltenango: Universidad Rafael Landívar.
- Galvis, B., & Rojas, N. (2006). Relación entre PM2,5 y PM10 en la ciudad de Bogotá. *Revista Acta Nova*.
- García Morillo, J. (2015). *Hacia el riego de precisión en el cultivo de fresa en el entorno de Doñana*. Córdoba: Servicio de Publicaciones de la Universidad de Córdoba.
- Gerald, N., Mark, R., Koo, J., Robertson, R., Sulser, T., Tingju, Z., . . . Lee, D. (2009). *Cambio Climático El impacto en la agricultura y los costos de adaptación*. Washington, D.C.: Instituto Internacional de Investigación sobre Políticas Alimentarias IFPRI.
- González Morcillo, C. (2011). *Lógica Difusa Una introducción práctica*. Ciudad Real, España.
- Guerena, M., & Born, H. (2007). *Fresas: Producción Orgánica*. ATTRA — El Servicio Nacional de Información de la Agricultura Sostenible.
- Gutiérrez Ascencio, A. (2005). *Aplicación de los círculos de calidad en una organización*. Pachuca, Hidalgo: Universidad Autónoma del Estado de Hidalgo.
- Gutiérrez Roque, H. (2015). *Sistema intensivo de producción de fresa bajo condiciones de invernadero*. Montecillo, Texcoco: INSTITUCION DE ENSEÑANZA E INVESTIGACION EN CIENCIAS AGRÍCOLAS.
- Guzmán, A. L. (2012). *ultivo de fresa orgánica*. Ciudad de México: Editorial Académica Española.
- Huguet, S. D. (2019). *Efectos de los factores climáticos de producción sobre la extracción de*

- nitrógeno, calcio y potasio en cultivos de fresa (*Fragaria Ananassa Deuch CV Albión*). Bogotá, Colombia: Universidad Nacional de Colombia.
- INECC Y SEMARNAT. (2018). *Sexta Comunicación Nacional ante la Convención Marco de las Naciones Unidas sobre el Cambio Climático*. México: INECC Y SEMARNAT.
- Infoagro. (2021). *El cultivo de fresa en México*. México: Infoagro.
- IPCC. (2022). *Cambio Climático 2022: impactos, adaptación y vulnerabilidad*. ONU.
- José Antonio Salinas, G. C. (2014). *Actualización y divulgación de los nuevos escenarios de cambio climático aplicados a México*. Ciudad de México: Instituto Nacional de Ecología y Cambio Climático.
- Kin, A., & Ledent, J. (1996). *Efectos del viento sobre las plantas*. Louvain: Université Catholique de Louvain. Département de Chimie Appliquée et des Bio-Industries.
- Lacy Niebla, M. (2021). El cambio climático y la pandemia de COVID-19. *Instituto Nacional de Cardiología Ignacio Chávez*.
- López-Feldman, A., Chávez, C., Vélez, M., Bejarano, H., B. Chimeli, A., Féres, J., . . . Viteri, C. (2020). COVID-19: impactos en el medio ambiente y en el cumplimiento de los ODS en América Latina. *Desarrollo y Sociedad*.
- Mahecha Molina, J., Castellanos González, L., & Céspedes. (2019). Incidencia y severidad de los síntomas de deficiencia de fósforo en el cultivo de fresa en las condiciones de Pamplona, Colombia. *Revista Centro Agrícola*, 58-61.
- Martínez, M., Gamboa, A., & Zuniga, C. (2015). Pobreza en México: Factor de vulnerabilidad para enfrentar los efectos del cambio climático. *Revista Iberoamericana de Bioeconomía y Cambio*, 1-10.
- Medrano, Lorenzo, Sánchez-Guerrero, Sánchez, Porras, Torrecillas, . . . Río, D. (2015). *Efecto de Diferentes Niveles de Salinidad sobre la Calidad de Fruto de Fresa*. Almería: Instituto de Investigación y Formación Agraria y Pesquera.
- México, G. d. (10 de 12 de 2021). *Dirección de Monitoreo Atmosférico*. Obtenido de <http://www.aire.cdmx.gob.mx/default.php?opc=%27ZKBhnmWkYw==%27>
- México, G. d. (10 de 12 de 2021). *Dirección de Monitoreo Atmosférico*. Obtenido de <http://www.aire.cdmx.gob.mx/default.php?opc=%27ZKBhnmWkYg==%27>
- México, G. d. (10 de 12 de 2021). *Dirección de Monitoreo de la Ciudad de México*. Obtenido de <http://www.aire.cdmx.gob.mx/default.php?opc=%27ZKBhnmWkZA==%27>
- Naturales, S. d. (12 de 2021). *Partículas suspendidas PM10 y PM2.5 dañan salud y medio ambiente*. Obtenido de <https://www.gob.mx/semarnat/articulos/particulas-suspendidas-pm10-y-pm2-5-danan-salud-y-medio-ambiente?idiom=es>
- OMM. (2021). *Nuevas predicciones climáticas indican una mayor probabilidad de que en los próximos cinco años se alcancen transitoriamente temperaturas 1,5 °C superiores a los valores preindustriales*. Organización Meteorológica Mundial.
- Pereira Junior, A., Donadon Homem, T., & Oliveira Teixeira, F. (2021). Aplicación de inteligencia artificial para monitorear el uso de mascarillas de protección. *Revista Científica General José María Córdova*, 205-222.
- Pérez de Camacaro, M., Ojeda, M., Gimenez, A., González, M., & Hernández, A. (2017). *Atributos de calidad en frutos de fresa 'Capitola' cosechados en diferentes condiciones climáticas en Venezuela*. Barquisimeto, Venezuela: Universidad Centroccidental Lisandro Alvarado.
- Reyes Aguilar, P., & Simón Domínguez, N. (2001). Los círculos de control de calidad en empresas de manufactura en México. *Revistas Científicas de América Latina, el Caribe, España y Portugal*, 37-60.

- Romero, F., & Zavala, G. (2020). CAMBIO CLIMÁTICO Y COVID-19: DOS CRISIS URGENTES EN UN MÉXICO CON PROFUNDA DESIGUALDAD. *a Biblioteca Jurídica Virtual del Instituto de Investigaciones jurídicas de la UNAM*, 159-170.
- SAGARPA. (2012). *México: el sector agropecuario ante el desafío del cambio climático*. México: SAGARPA.
- SAGARPA. (2017). Ciudad de México: SAGARPA.
- SAGARPA. (2017). *PLANEACION AGRICOLA NACIONAL*. Ciudad de México: SAGARPA.
- SAGARPA. (2017). *Planeación Agrícola Nacional (2017-2030)*. Ciudad de México: SAGARPA.
- Salazar Magallón, J., Somoza Vargas, C., Pérez Armendáriz, B., Velásquez Soriano, M., Torres García, G., Huerta de la Peña, A., & Ortega Martínez, L. (2017). Uso y manejo de plaguicidas en diferentes sistemas de producción de fresa en México. *Producción Agropecuaria y Desarrollo Sostenible*.
- Santoyo Juárez, J., & Martínez Alvarado, C. (s.f.). *Paquete tecnológico para la producción de fresa*. Sinaloa: SAGARPA.
- SEMARNAT. (12 de 2021). *Recuadro*. Obtenido de https://apps1.semarnat.gob.mx:8443/dgeia/informe18/tema/recuadros/recuadro5_1.html
- SIAP. (2022). *Cierre de la producción agrícola*. Obtenido de Cierre de la producción agrícola: <https://nube.siap.gob.mx/cierreagricola/>
- Valencia, & Obando. (2012). *Aproximaciones a la validación en dinámica de sistemas*. Medellín, Colombia: Puente Revista Científica.
- Velásquez Morales, Z., Bautista del Ángel, F., Alvarado Carballo, A., & Polanco Gúzman. (2008). *Manual para la implementación de círculos de control de calidad*. 2008: Instituto Politécnico Nacional.
- Zaragoza Nieto, R. (2013). *Evaluación de Técnicas Hidropónicas de Producción en el Cultivo de Fresa (Fragaria x ananassa) Bajo Invernadero*". Saltillo, Coahuila: Centro de Investigación en Química Aplicada.
- Zavaleta Vásquez, E. (2019). *Zonificación agroclimática de los cultivos de fresa (Fragaria Chiloensis L.), lechuga (Lactuca Sativa L.) y repollo (Brassica Oleracea Var. Capitata L.) en el Departamento de Chalatenango, El Salvador*. Ciudad Universitaria: UNIVERSIDAD DE EL SALVADOR.