



Universidad Michoacana de San Nicolás de Hidalgo

Facultad de Ingeniería Civil



Análisis de riesgo de inundación para la ciudad de Morelia, Michoacán

Tesis
para obtener el título de:
Ingeniero Civil

Presenta:

Abraham Carlos González Hernández

Asesor de Tesis:

Dra. Sonia Tatiana Sánchez Quispe

Coasesor de Tesis:

Ing. Juan Ángel Saucedo García

Morelia, Michoacán noviembre de 2022

Índice

1	Resumen	4
2	Abstract.....	5
3	Introducción	6
3.1	Zona de estudio	6
3.2	Planteamiento del problema.....	10
3.2.1	Objetivo general.....	12
3.2.2	Objetivos específicos.....	12
3.2.3	Pregunta de investigación	12
3.3	Justificación.....	12
3.4	Hipótesis	13
4	Antecedentes.....	13
5	Marco teórico	20
5.1	Gestión del riesgo de desastre.....	20
5.2	Análisis del riesgo	23
5.2.1	Vulnerabilidad ante inundaciones.....	25
5.2.2	Método Proceso Analítico Jerárquico Difuso (PAJD).....	29
5.2.3	Modelos para determinar la probabilidad de ocurrencia	32
5.2.4	Modelo de aprendizaje automático MaxEnt.....	36
6	Metodología.....	47
6.1	Análisis de la vulnerabilidad	49
6.1.1	Identificación de criterios y subcriterios de la vulnerabilidad y análisis estadístico.....	49
6.1.2	Análisis estadístico para cada subcriterio a nivel manzana	50
6.2	Aplicación del método Proceso Analítico Jerárquico Difuso (PAJD)	56
6.2.1	Creación de matrices de valoración pareada	56
6.2.2	Análisis de consistencia de las matrices de valoración pareada	59
6.2.3	Obtener medias geométricas (matrices resumen)	62
6.2.4	Cálculo de vectores sintéticos difusos	63
6.2.5	Análisis de comparación de vectores sintéticos difusos	65
6.2.6	Análisis de convexidad de vectores difusos	67
6.2.7	Cálculo del vector de ponderación (pesos para cada criterio de vulnerabilidad)	68

6.2.8	Normalización del vector de ponderación.....	68
6.2.9	Criterios y subcriterios ponderados (cálculo de los pesos globales para cada subcriterio)	69
6.3	Crear mapa de vulnerabilidad	70
6.3.1	Obtener la vulnerabilidad en términos de probabilidad (0 a 1)	71
6.3.2	Mapa de vulnerabilidad.....	72
6.4	Análisis del peligro (probabilidad de ocurrencia de una inundación).....	74
6.4.1	Datos de presencia de inundación.....	74
6.4.2	Factores de predicción del peligro de inundación (variables ambientales)	75
6.4.3	Análisis correlacional de las variables predictoras de la inundación..	78
6.5	Aplicación del método MaxEnt	85
6.5.1	Mapa de peligro ante inundación.....	87
6.6	Crear mapa de riesgo.....	90
6.6.1	Mapa de riesgo	91
7	Análisis y discusión de resultados	94
7.1	Vulnerabilidad ante inundación	94
7.2	Peligro ante inundación (probabilidad de ocurrencia)	97
7.3	Riesgo ante inundación.....	121
8	Conclusiones	124
9	Apéndices	126
	Apéndice A. Figuras mencionadas en los “Antecedentes”	126
	Apendice B. Figuras mencionadas en el apartado “Identificación de criterios y subcriterios de la vulnerabilidad y análisis estadístico”	128
	Apendice C. Encuesta mencionada en el apartado “Creación de matrices de valoración pareada”	134
	Apéndice D. Figuras mencionadas en apartado “Preparación de factores de inundación”	140
	Apéndice E. Figuras mencionados en el apartado “Análisis correlacional de las variables predictoras de la inundación”	145
	Apéndice F. Figuras mencionadas en apartado “Análisis y discusión de resultados”	145
10	Bibliografías	150

1 Resumen

El análisis del riesgo ante las inundaciones, cuantitativamente y mediante mapas para una ciudad puede jugar un papel fundamental en el desarrollo de mecanismos que permitan reducir y prevenir desastres provocados por este tipo de eventos meteorológicos. Este trabajo se enfoca en el cálculo y elaboración tres mapas de riesgo ante inundación para la ciudad de Morelia, Michoacán, combinando un mapa de vulnerabilidad (probabilidad de que ocurran consecuencias adversas para la población) que es construido a base de información estadística y la aplicación del método Proceso Analítico Jerárquico Difuso (PAJD) y tres tipos de mapas del peligro (probabilidad de ocurrencia de una inundación) construidos con el método del modelo de aprendizaje automático llamado MaxEnt.

Para el cálculo de la vulnerabilidad se consideran tres criterios principales (económicos, sociales y de infraestructura) que a su vez se subdividen en subcriterios con base a las necesidades e información estadística disponible, posteriormente se aplica el PAJD para determinar los pesos de cada criterio y subcriterio, resultando ser el subcriterio “empleos promedio” perteneciente al criterio “económicos” el que más influye. El cálculo del peligro ante inundaciones se calcula usando datos de presencia de inundación de tipo pluvial, fluvial y uno que involucra ambos tipos, así como información de algunas variables ambientales para aplicar el método MaxEnt, siendo la variable “distancia con canales y ríos” la que más influye en el cálculo del peligro. Finalmente se generan mapas de riesgo representados con una paleta de colores que van de azul a rojo (colores fríos a colores calidos) según su nivel riesgo, con valores de probabilidad de 0 a 1, donde 0 representa un riesgo muy bajo (color azul) y 1 representa un riesgo extremo (color rojo) ante una inundación.

Palabras clave:

Inundación urbana, vulnerabilidad ante inundación, peligro ante inundación, Proceso Analítico Jerárquico Difuso (PAJD), MaxEnt

2 Abstract

The analysis of flood risk, quantitatively and by means of maps for a city, can play a fundamental role in the development of mechanisms to reduce and prevent disasters caused by this type of meteorological events. This work focuses on the calculation and elaboration of three flood risk maps for the city of Morelia, Michoacán, combining a vulnerability map (probability of occurrence of adverse consequences for the population) that is constructed based on statistical information and the application of the Fuzzy Analytical Hierarchical Process method (FAHP) and three types of hazard maps (probability of occurrence of a flood) built with the machine learning model method called MaxEnt.

For the calculation of vulnerability, three main criteria are considered (economic, social and infrastructure), which in turn are subdivided into subcriteria based on the needs and available statistical information, then the PAJD is applied to determine the weights of each criterion and subcriterion, with the "average employment" subcriterion belonging to the "economic" criterion having the greatest influence. The calculation of the flood hazard is calculated using data on the presence of flooding of pluvial, fluvial and one that involves both types, as well as information on some environmental variables to apply the MaxEnt method, with the variable "distance to canals and rivers" being the most influential in the calculation of the hazard. Finally, risk maps are generated, represented with a palette of colors ranging from blue to red (cold to warm colors) according to their risk level, with probability values from 0 to 1, where 0 represents a very low risk (blue color) and 1 represents an extreme risk (red color) in the event of a flood.

3 Introducción

Los cambios climáticos varían considerablemente en función del lugar, sin embargo, existe evidencia de que en las últimas décadas ha habido más regiones en las que se han registrado aumento de temperaturas, olas de calor, sequías y precipitaciones extremas a nivel global y de que la influencia humana ha intervenido en ellos. El cambio climático del planeta ha provocado la intensificación de la variabilidad climática natural y en un país como México en donde ya hay presencia de esta variabilidad que acompañada con fenómenos hidrometeorológicos como las precipitaciones extremas, provocan periódicamente daños a la integridad física y los bienes materiales de los habitantes, desencadenando una serie de consecuencias complejas que involucran no solo el desarrollo humano sino también importantes impactos socioeconómicos y ambientales (IPCC, 2013).

Añadiendo que la expansión de la mancha urbana en las ciudades sin una adecuada administración conlleva a consecuencias como las ya mencionadas anteriormente, contribuyendo a valoraciones inexactas de las zonas expuestas a eventos como las inundaciones. Teniendo en contexto esta situación es necesario crear sistemas de prevención y alerta temprana contra el riesgo por inundación en las diferentes ciudades, en este caso el análisis está enfocado a la ciudad de Morelia ubicada en el estado de Michoacán en donde no existen estos sistemas desde una perspectiva de prevención.

Para conocer el riesgo por inundación con fines cuantitativos se requiere conocer la probabilidad de inundación “peligro” y la probabilidad de las posibles consecuencias adversas para la vida humana y el entorno urbano “vulnerabilidad” (Eini et al., 2020), es precisamente estas dos variables a las que está enfocado el análisis de este trabajo, ya que determinando vulnerabilidad y amenaza cuantitativamente, en función de distintas subvariables se pueden determinar y plasmar los resultados de las zonas más propensas y con mayor riesgo de inundarse en la ciudad de Morelia.

3.1 Zona de estudio

Morelia es municipio y capital del estado de Michoacán, su posición se encuentra en la zona centro-norte de Michoacán (Figura 1). Territorialmente el municipio está limitada al norte con el municipio de Tarímbaro, Chucándiro y Huaniqueo, en el este con Charo y Tzitzio, en el sur con Villa madero y Acuitzio, por último, en la zona oeste con el municipio de Lagunillas, Coeneo, Tzintzuntzan y Quiroga (Figura 1 y Figura 2) (INAFED, 2010).

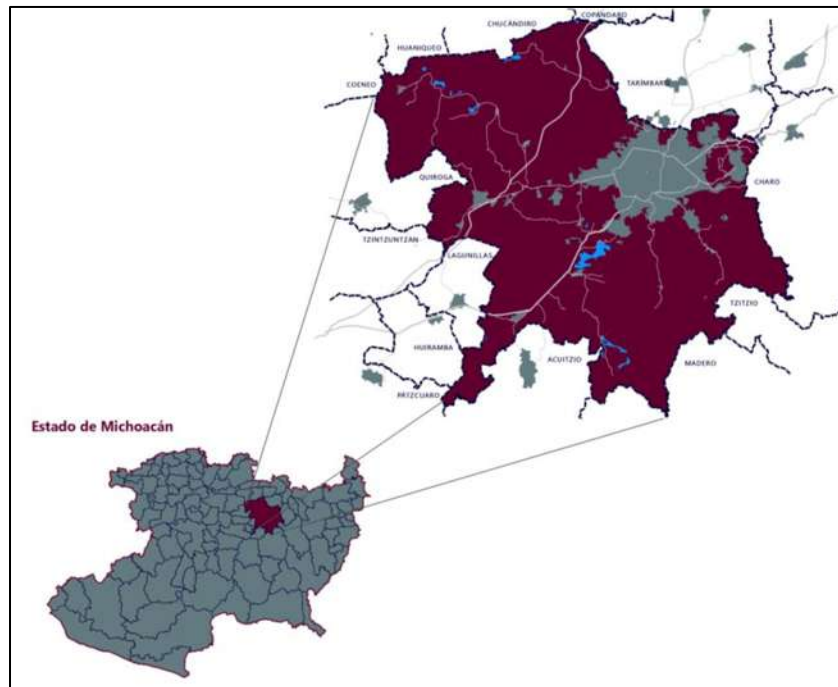


Figura 1. Localización del municipio de Morelia en el Estado de Michoacán
Fuente: IMPLAN MORELIA, 2019

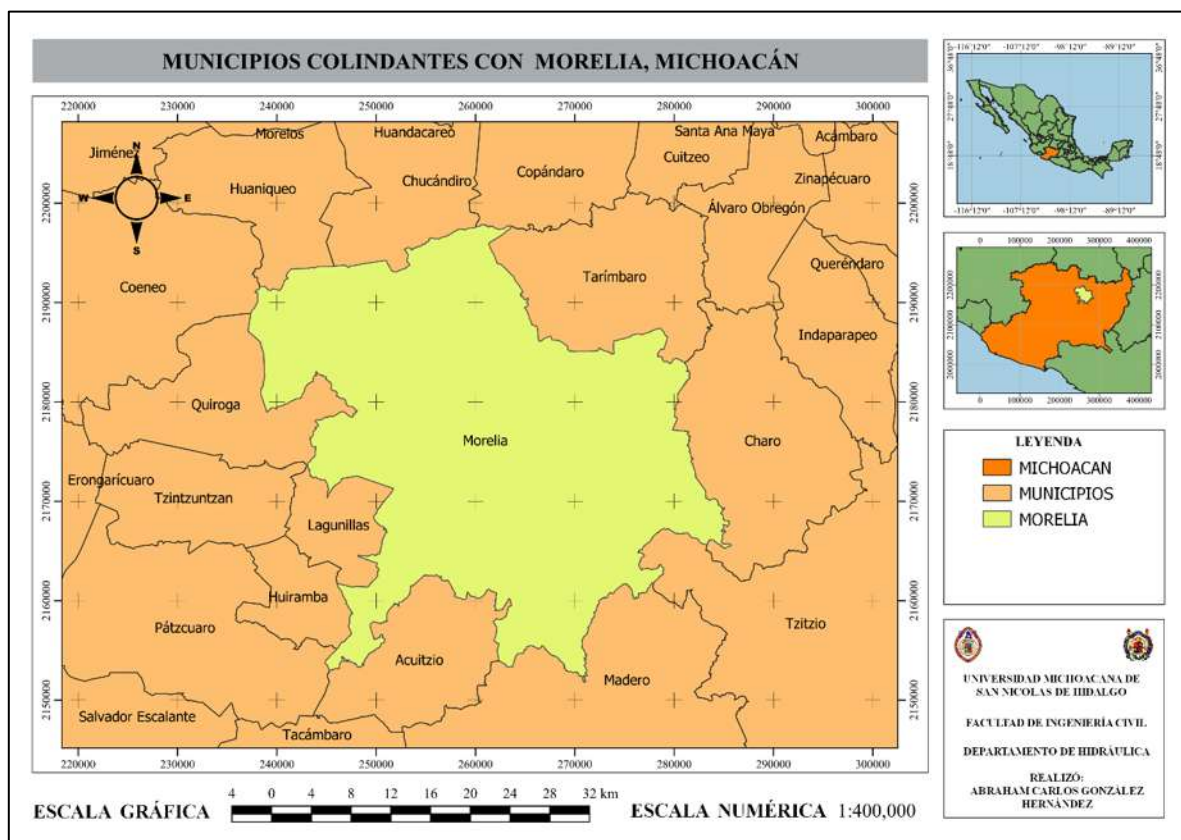


Figura 2. Mapa del municipio de Morelia y sus municipios colindantes
Fuente: Elaboración propia

Morelia se ubica en la región hidrográfica numero 12 (Lerma-Santiago), es perteneciente a la cuenca endorreica del lago de Cuitzeo (Figura 3) y sus principales afluentes son el río Grande (en dirección SO-NE) y el río Chiquito (en dirección SE-NO); sus arroyos más conocidos son la Zarza y la Pitaya (INAFED, 2010). El clima de Morelia está clasificado como templado con humedad media. La temperatura promedio anual varía entre los 18.8° y 19°, la época lluviosa abarca los meses de mayo a octubre con precipitación media anual oscilando los 775 mm y 800 mm al año según la base de datos climatológica de CLICOM (CLICOM, 2015).

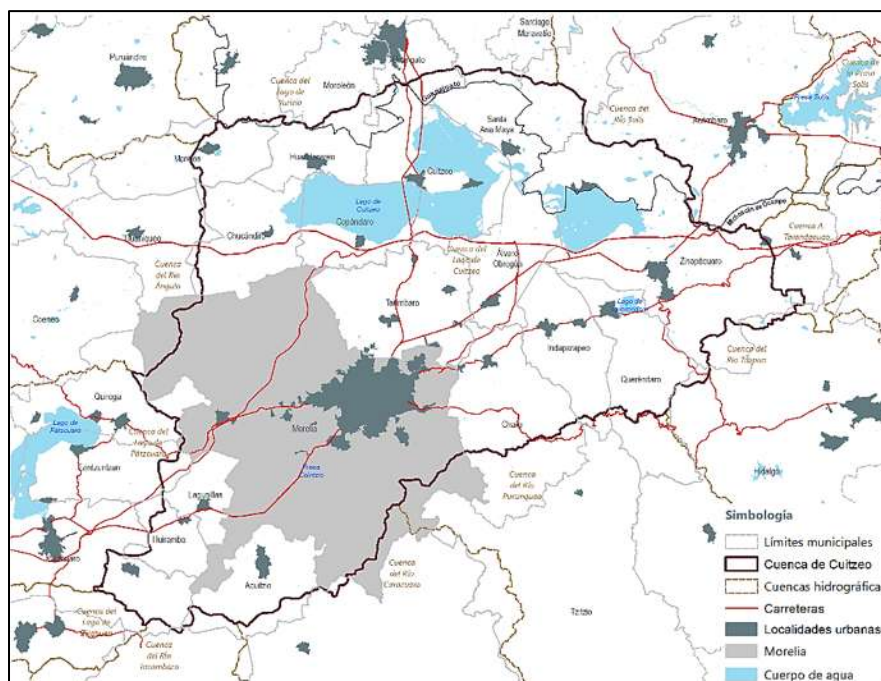


Figura 3. Localización del municipio de Morelia en la cuenca del lago de Cuitzeo
Fuente: IMPLAN MORELIA, 2019

Se sabe que las primeras construcciones fueron hechas en la parte más alta del valle de Guayangareo, donde se resguardaban de los periodos de desbordamiento del río Chiquito, Grande y de La Hoya (E. A. Rocha et al., 2005), posteriormente con los años la población fue expandiéndose como se puede observar en la Figura 4.

La posición de la ciudad se ubica entre las latitudes 19° 37' 41.4" N y 19° 45' 59.19" N (2'172,000 y 2'187,000 UTM respectivamente) y las longitudes 101° 19' 35.99" W y 101° 05' 58.92" W (256,000 y 280,000 UTM respectivamente) a una altura promedio de 1,920 msnm (Figura 5). La superficie total del municipio abarca 1,197.17 km², la mancha urbana un área aproximada de 110 km² y la población total es de 849, 053 habitantes, de acuerdo con el censo poblacional para 2020 (INEGI, 2020a).

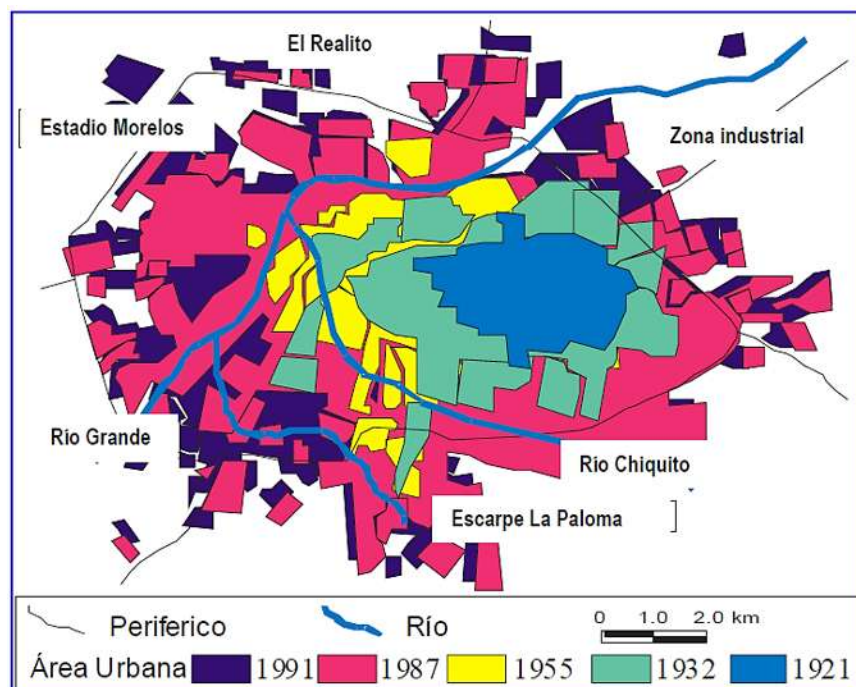


Figura 4. Desarrollo urbano de la ciudad de Morelia de 1921 a 1991

Fuente: Rocha et al., 2005

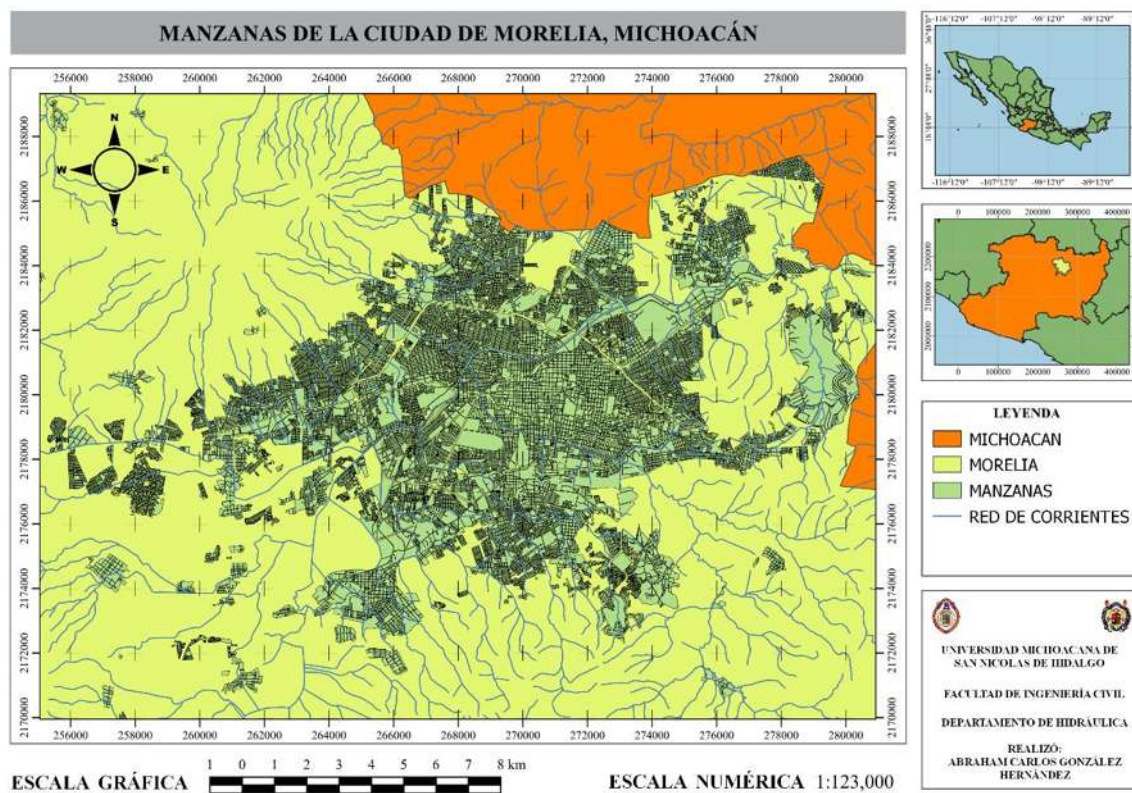


Figura 5. Mapa de manzanas y red de corrientes de la ciudad de Morelia

Fuente: Elaboración propia

3.2 Planteamiento del problema

La influencia humana ha propiciado alteraciones en el medio ambiente, evidencia de ello está el ciclo del agua, el cual involucra evaporación y precipitación que se intensifica con un clima más cálido, pues el aire caliente contiene más humedad. Se prevé que para fines del siglo XXI se produzca un aumento neto de las precipitaciones debido a la intensificación del clima cálido generado por el calentamiento del planeta (IPCC, 2013).

Un país como México posee una alta vulnerabilidad a condiciones extremas de tiempo y clima por lo que es innegable mencionar que eventos hidrometeorológicos como lo son las precipitaciones extremas traen consigo consecuencias a su población (Landa et al., 2008), tan solo en México en el año 2020 se estimaron 116 defunciones, 253 341 viviendas con daños, 537 escuelas dañadas, 11 hospitales afectados, considerando una población de un total de 839 739 personas afectadas por el exceso de lluvias (CENAPRED, 2021).

En Michoacán, más específicamente en la ciudad de Morelia se presenta una serie de problemas relacionados con los periodos de precipitación que aumentan los caudales en los ríos principales que atraviesan la ciudad provocando desbordamientos constantes y contribuyendo a daños a viviendas aledañas y vías de comunicación (Arreygue Rocha, 1998; Arreygue Rocha & Garduño-Monroy, 2004). Teniendo en cuenta esta problemática la importancia y la necesidad de diseñar Sistemas de Alerta Temprana (SIAT) que permitan dar respuestas preventivas ante el pronóstico de estas condiciones extremas para lograr con ello reducir y prevenir desastres provocados por las inundaciones cobra gran importancia, esta situación hace que sea fundamental el análisis del riesgo de inundación en la mancha urbana de la ciudad de Morelia.

Para la determinación del riesgo de Morelia o de cualquier otra región es necesario conocer la probabilidad de que ocurra un evento desastroso con una intensidad como para generar daños, es decir la probabilidad de exista una amenaza o peligro, y la probabilidad de que debido a este evento exista un grado de exposición, daños en la vida humana, en la economía, la infraestructura o en el medio ambiente o sea la probabilidad de que exista una vulnerabilidad (Landa et al., 2008).

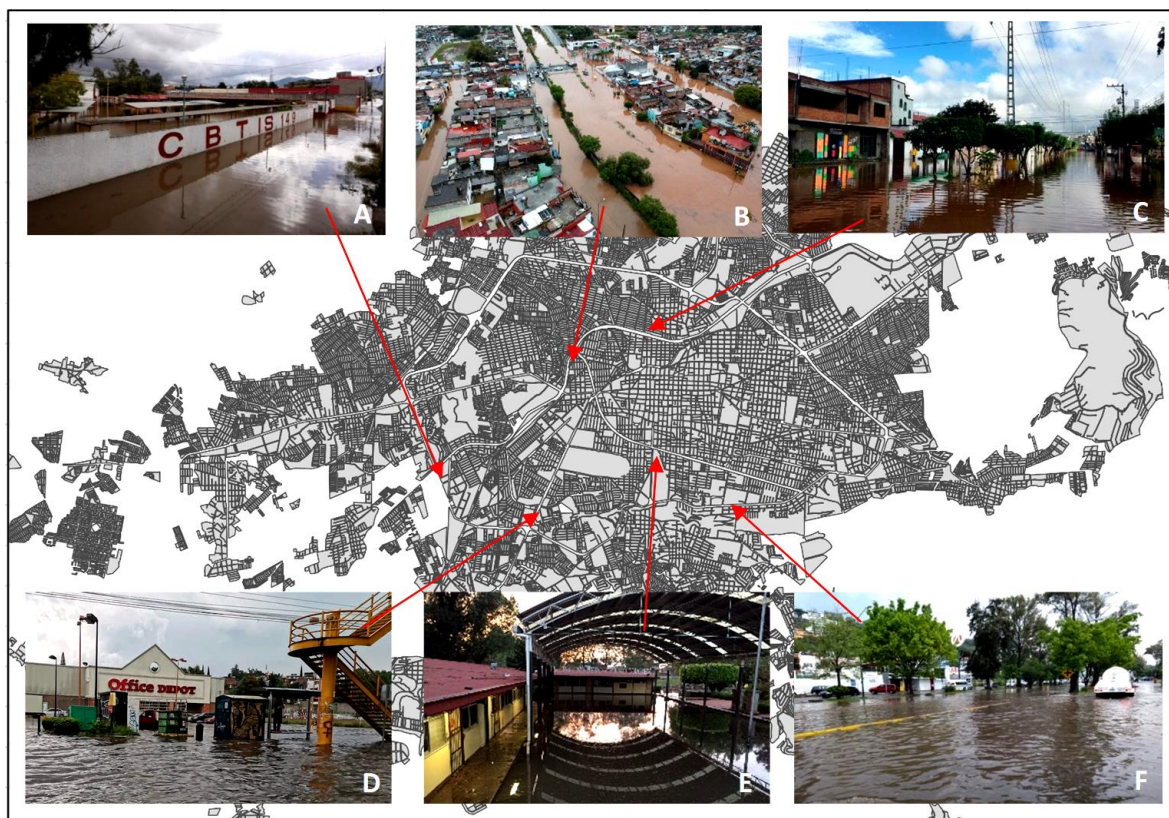


Figura 6. Zonas afectadas por inundaciones y su localización A) CBTIS 149 el 25 de Octubre de 2018; B) Colonia Jacarandas el 22 de Octubre del 2018; C) Colonia Prados Verdes el 30 de Octubre del 2018; D) Calzada la Huerta el 10 de Agosto de 2021; E) Primaria Madero y Pino Suarez el 08 de Junio de 2017; F) Avenida Camelinas el 25 de Agosto de 2018

Fuente: Elaboración propia A) CONTRAMURO, 2018; B) QUADRATIN, 2018; C) Mi Morelia, 2018; D) Atiempo, 2021; E) QUADRATIN, 2017; F) La Voz De Michoacán, 2018



Figura 7. Zonas afectadas por inundaciones A) Avenida Periodismo en la colonia Agustin Arriaga Rivera el 22 de Octubre de 2018; B) Avenida Francisco I. Madero Ote. en la colonia Centro Historico el 17 de Agosto de 2020; C) Avenida Periodismo en la colonia Agustin Arriaga Rivera el 12 de Julio de 2020; D) Calzada Juarez en la colonia Felix Ireta el 17 de Abril de 2018; E) Avenida Siervo de la Nación en la colonia Libertad el 10 de Julio de 2017; F) Canchas de Policia y Transito el 22 de Octubre de 2018

Fuente: A) Regeneración, 2018; B) La Voz De Michoacán, 2020; C) Buzos, 2020; D) La Voz De Michoacán, 2018c; E) Atiempo, 2017; F) La Voz De Michoacán, 2018a

3.2.1 Objetivo general

Construir un mapa de riesgo ante inundaciones para la mancha urbana de la ciudad de Morelia a partir de mapas de vulnerabilidad y peligro, con la finalidad de detectar las zonas críticas ante inundaciones.

3.2.2 Objetivos específicos

Construir un mapa de vulnerabilidad a nivel manzana de la mancha urbana de la ciudad de Morelia en términos de probabilidad mediante el empleo de información estadística, jerarquización de variables y la aplicación del método Proceso Analítico Jerárquico Difuso para la obtención de pesos asociados a cada variable.

Construir un mapa de peligro a nivel manzana de la mancha urbana de la ciudad de Morelia en términos de probabilidad mediante el empleo de información de presencia de inundaciones, factores predictivos (variables ambientales) y el empleo del modelo de aprendizaje automático MaxEnt.

3.2.3 Pregunta de investigación

¿Cuál es la variable (subcriterio) que aumenta la vulnerabilidad ante inundaciones?

¿Cuál es la variable ambiental que aumenta la probabilidad de ocurrencia de las inundaciones?

¿Cuál es el riesgo ante inundación en términos de probabilidad en la ciudad de Morelia?

3.3 Justificación

En la ciudad de Morelia se tiene conocimiento que desde la fundación de la ciudad a principios del siglo XVI se han presentados diferentes episodios de inundación (Hernández & Vieyra, 2010). Varios asentamientos caracterizados por la deficiente calidad de vivienda, carencia de servicios e irregularidad en la tenencia del suelo se ubicaron sobre los límites naturales de los principales ríos que cruzan la ciudad, es decir el río Grande, el río Chiquito y sus respectivas afluentes, que hoy son consideradas las principales zonas de peligro debido a sus constantes desbordamientos (Silva & Arreygue, 2005; Arreygue et al., 2005).

La mala localización de los primeros asentamientos, el aumento de las áreas urbanas, la calidad de vivienda, las precipitaciones intensas y las condiciones de la población son evidencia para demostrar que hay un incremento del riesgo de desastre por inundación en esta ciudad (Hernández & Vieyra, 2010). Aunado a todo

esto la posterior modificación de los cauces del río Grande y del río Chiquito fueron desarrollando una serie de conflictos de desbordamiento en zonas donde anteriormente correspondían a los cauces originales, hoy ocupados con viviendas e infraestructura (E. Arreygue Rocha, 2012)

La presente investigación se enfoca en las inundaciones como uno de los principales fenómenos hidrometeorológicos que causan problemas en la población de la ciudad de Morelia, se hace un análisis en el comportamiento de las variables que están asociadas a la probabilidad de que haya una vulnerabilidad por parte de la población y de que exista la probabilidad de que un peligro por inundación, primero de forma separada y posteriormente se observa cómo interactúan las variables en conjunto y que impacto tienen en los resultados finales. Con estos análisis la finalidad es de construir un mapa de la probabilidad del riesgo por inundación a nivel de manzana que pueda ser medido de manera numérica e interpretado de forma sencilla, en el que se pueda ubicar rápidamente las manzanas con mayor riesgo y en las cuales hay que prestar especial atención.

Se tiene contemplado que la primera función de los resultados y mapas obtenidos en esta investigación contribuyan al funcionamiento de herramientas que permitan prevenir desastres por inundación, es decir Sistemas de Alerta Temprana para beneficio de la población en zonas de riesgo de la ciudad de Morelia. Asimismo, se tendrá esta investigación como evidencia o base para futuras investigaciones del tema de inundaciones en la ciudad de Morelia. Al final de la investigación se hará mención de posibles consideraciones que se deban tomar en cuenta si es que se desea dar seguimiento en futuros análisis de la zona de estudio o para el empleo de las metodologías en otras zonas de interés

3.4 Hipótesis

La variable “infraestructura” y “distancia con canales” son los que aumentan el nivel de riesgo ante inundación en la ciudad de Morelia.

4 Antecedentes

En un estudio realizado para el periodo de 1900 a 2018 se encontró que en México se registraron 231 desastres, de los cuales 105 (45.5%) fueron ocasionados por tormentas, y 69 (29.8%) estuvieron atribuidos a las inundaciones, el número de personas que resultaron perjudicadas por las tormentas fue de 8 615 276, mientras que 4 884 448 habitantes tuvieron afectaciones por inundaciones (Alcántara-Ayala, 2019). Ciudades pequeñas y en desarrollo de México se ven afectadas por estos tipos de desastres generalmente en los periodos de precipitación que inician cerca de mayo o junio y finalizan en octubre generalmente en el centro y sur del país (Landa et al., 2008).

Entre una de las ciudades afectadas por eventos relacionadas a las inundaciones que han ocasionado daños sociales y materiales a la población alcanzando cifras de hasta 4 millones de dólares se encuentra la ciudad de Morelia que debido a factores como modificación del suelo y crecimiento desorganizado han propiciado los asentamientos en los límites de los ríos, sobre antiguas ciénagas y depresiones topográficas (Hernández & Vieyra, 2010).

El fenómeno de las inundaciones en la ciudad de Morelia ha sido abordado por algunos investigadores. Aportes e investigaciones relevantes están los realizados por Eleazar Arreygue que desde el año (2004) presentó un mapa de áreas inundables de la ciudad (Figura 8) en su investigación “Eventos excepcionales e inundaciones en la ciudad de Morelia”, en el que se observan algunas zonas susceptibles a inundaciones principalmente en los márgenes del río Chiquito, Grande y el río La Hoya. En esta investigación se abordó un primer análisis de la problemática que presentaba el río Chiquito mediante el software Hec-Ras (dicho programa permite la modelación de perfiles asociados a superficies de flujos), obteniendo como resultado que el puente de Camelinas reducía la capacidad del cauce a $47.7 \text{ m}^3/\text{s}$ empezando a presentar problemas de desbordamientos.

Posteriormente Eleazar Arreygue (2005) abordó nuevamente en otro artículo varios subtemas asociados a los riesgos geomorfológicos, pero como aporte relevante para este trabajo está el subtema de riesgo hidrológico el cual analiza nuevamente la problemática existente en el cauce del río Chiquito el cual fue modificado sin tomar en consideración características hidrológicas, sumado a esto la construcción de puentes que forman diques en los puentes iniciales aguas arriba por acumulación de material arrastrado, la fuerte sedimentación del cauce, las condiciones morfológicas y la reducción del área hidráulica por la espesa cobertura vegetal, limitan la capacidad del río para desalojar el agua, propiciando desbordamientos y posteriores inundaciones en las colonias de los alrededores.

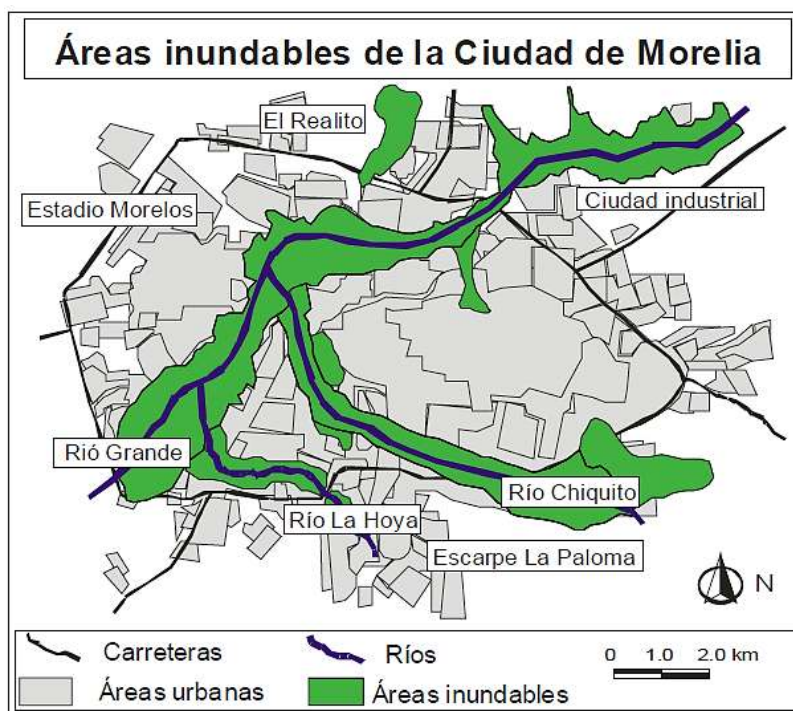


Figura 8. Áreas propensas a inundación de la ciudad de Morelia
Fuente: Arreygue Rocha & Garduño-Monroy, 2004

Se estableció información y datos relevantes del río Chiquito como la extensión de la cuenca hidrográfica del río Chiquito hasta la unión con el río Grande, siendo de 85 km², con un área drenada de 81.21 km² a 3.8 km aguas arriba de la unión con el río Grande donde anteriormente estaba ubicada la estación hidrométrica "Chiquito" que estuvo en funcionamiento hasta 1939. Se sabe que el tramo urbano fue rectificado en 1939 con un redimensionamiento de sus secciones para un caudal máximo de proyecto de 125 m³/s (SARH, 1977). En estudios posteriores se notó una reducción del área hidráulica debido a la sedimentación y la cobertura vegetal redujo la capacidad a un gasto de 70 m³/s sin incluir los puentes (SARH, 1985).

En el subtema análisis hidrológico del río Chiquito se analizó un tramo del río de 3,380 m, que va desde el puente de la avenida Camelinas hasta el puente de la calle García Obeso con el programa Hec-Ras, incluyendo la modelación de los puentes existentes en este tramo (Figura 9 en el apéndice A). Los resultados obtenidos mostraron que el gasto máximo en promedio que puede contener en ese tramo es de 50 m³/s por lo tanto cualquier lluvia que ocasione un flujo mayor desbordará e inundará la población aledaña al margen del río. Para el análisis de gastos máximos se dice que es de esperar que en un periodo aproximado de cada 5 a 7 años la población aledaña sufrirá inundaciones en ese tramo de estudio con una probabilidad de un 77% de que ocurra entre agosto o septiembre y del 23% entre abril y junio.

Juan Hernández y Antonio Vieyra (2010) realizaron una investigación que hace énfasis en la recurrencia de las inundaciones en esos últimos años provocados por factores como precipitaciones de gran intensidad y como están asociados con los asentamientos precarios es decir en condiciones deficientes de calidad de vivienda y carencia de servicios (Figura 10 del apéndice A). Analizaron las precipitaciones medias de un periodo que va desde el año 1947 al 2008 (61 años) dividiéndolo en 2 periodos (Figura 11a y 11b del apéndice A), en el primer periodo se registraron precipitaciones mayores de 200 mm ocasionando desbordamientos constantes del río Chiquito y afectando a la población inmediata. En el segundo periodo se registraron eventos que alcanzaron los 250 mm en los años 1983 y 1993, se destacó de este periodo las inundaciones históricas que afectaron a la ciudad en los años 1998, 2003 y 2005, entre las cuales las precipitaciones variaron de entre 150 mm y 200 mm. Según este estudio se considera que para el año 2010, 150 mm de lluvia es considerable para ocasionar inundaciones en diversas zonas de la ciudad. También se considera que las inundaciones se asocian a el aumento del área urbana y a la expansión de ésta en zonas de riesgo.

En esa misma investigación se modeló un mapa con el empleo de herramientas como Sistemas de Información Geográfico (SIG) para la geometría, curvas de nivel, cauces y secciones transversales, RATIONAL y HEC-HMS para el análisis de la precipitación, escorrentía, volúmenes de agua, coeficientes de escurrimiento, longitud y superficies del área de estudio, como resultado se observó el área de inundaciones (Figura 12), en los sitios críticos en las diferentes zonas de la ciudad. La investigación muestra que a pesar de que el contorno central es el más afectado por las inundaciones, debido a su bajo nivel de precariedad tiene mejor respuesta que la periferia exterior (en especial la zona norte), en la que se localiza la población con mayor nivel de precariedad, que se ve afectada constantemente y que presenta los mayores problemas asociados al riesgo de inundaciones.

Colonias como Valle del Real, Gertrudis Sánchez, Pastor Ortiz, solidaridad, El Lago 1, Valle de los Manantiales, Medallistas Olímpicos, Torreón Nuevo, Y Presa de los Reyes son ejemplos de las colonias que se encuentran en condiciones de precariedad, es decir, malas condiciones de vivienda, de servicios públicos, de empleo, educación, servicios de salud, educación y seguridad. Resultados de esta investigación mencionan que no solo las fuertes precipitaciones son las que han sido fuentes de las inundaciones, sino que una de las principales han sido la falta de planeación y gestión urbana, la dinámica del crecimiento demográfico, la presión y consolidación urbana.

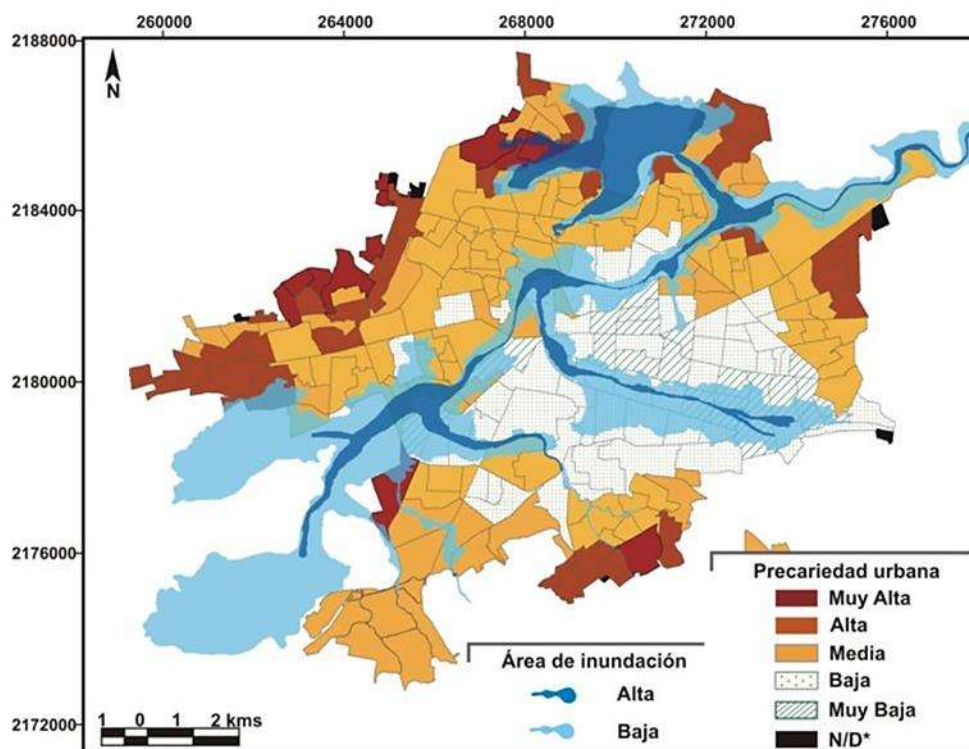


Figura 12. Correlación de los modelos de inundación y precariedad urbana

Fuente: Hernández & Vieyra, 2010

Más tarde Eleazar Arreygue (2012) nuevamente realizó un estudio que pone por objetivo la evaluación del impacto que se genera con la existencia de puentes construidos a lo largo del río Grande y el río Chiquito y su influencia en los constantes desbordamientos. Como datos generales se tienen que la precipitación promedio en la cuenca en estudio es de 750 mm/año y que en el año 2002 se registró una precipitación de 900 mm/año la cual generó numerosas pérdidas económicas por las inundaciones que se generaron en la ciudad.

Para la modelación del río Grande tomó información topográfica del Instituto Mexicano de Tecnología del agua (IMTA) en una longitud de 18.5 km y consideraron gastos históricos de desbordamientos de 50, 75 y 90 m³/s para verificar la capacidad de los puentes. Para la modelación del río Chiquito se hizo un levantamiento topográfico en una longitud de 7 km. Ambos ríos fueron analizados con el software HEC-RAS desarrollado por el Centro de Ingeniería Hidrológica del cuerpo de ingenieros de la armada de EE. UU.

Como resultados se obtuvo que caudales iguales o menores de 70 m³/s no representan problemas para la población aledaña ni para los puentes en el río Grande, pero caudales superiores a 95 m³/s si generan problemas de desbordamiento. En cuanto al río Chiquito se obtuvo que el caudal ideal para no presentar desbordamientos es de 50 m³/s, pero a partir de 70 m³/s ya existen

problemas de desbordamiento. En vista de estos resultados el autor propone acciones que contribuyan al desazolve de los cauces, construcción de cárcamos de bombeo en algunos puntos, así como también muros de concreto en márgenes bajas y remoción de vegetación.

Como información adicional, en el mismo año (2012) se publicó una serie de documento técnico-jurídicos en materia de desarrollo urbano y ordenamiento territorial que forman parte del sistema Estatal de Planeación del Desarrollo Urbano de Michoacán, el Programa Parcial de Desarrollo Urbano de la Zona Norte, Oriente y Poniente de Morelia (PPDUZNM, PPDUZOM y PPDUPM respectivamente) los cuales se derivan de las Adecuaciones al Programa de Desarrollo Urbano del Centro De Población de Morelia 2010 y se justifica ante la presidencia de factores generadores de problemas en la funcionalidad urbana y ambiental de Morelia, entre los riesgos territoriales que abarcan las inundaciones. En estos documentos se muestra un mapa de susceptibilidad de riesgos territoriales basados en el Atlas de Riesgo correspondientes al Municipio de Morelia (Figura 13, 14 y 15) que muestran las áreas con peligro de inundación media, alta, e inundaciones registradas en 2003.

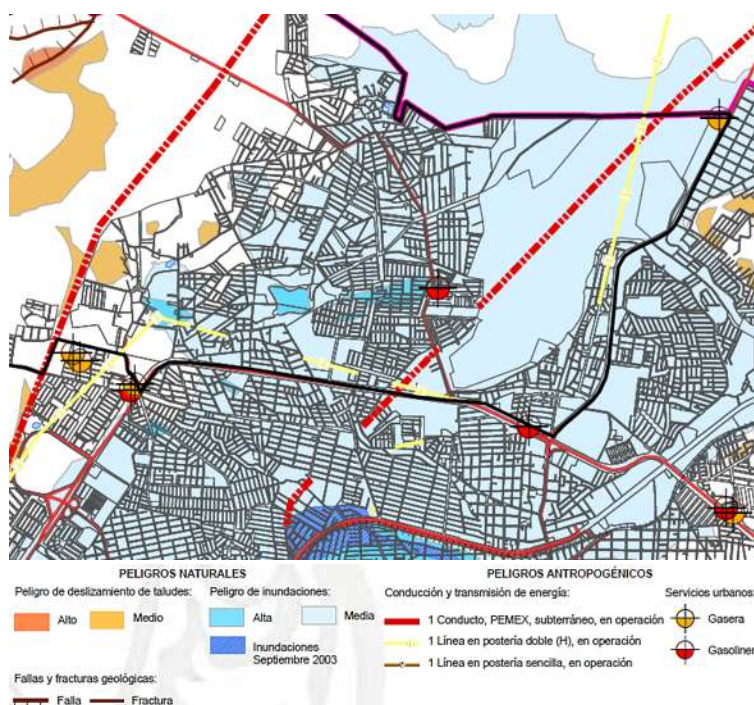


Figura 13. Susceptibilidad de riesgos territoriales de la zona norte de la ciudad de Morelia
Fuente: Programa Parcial de Desarrollo Urbano de la Zona Norte de Morelia, 2012

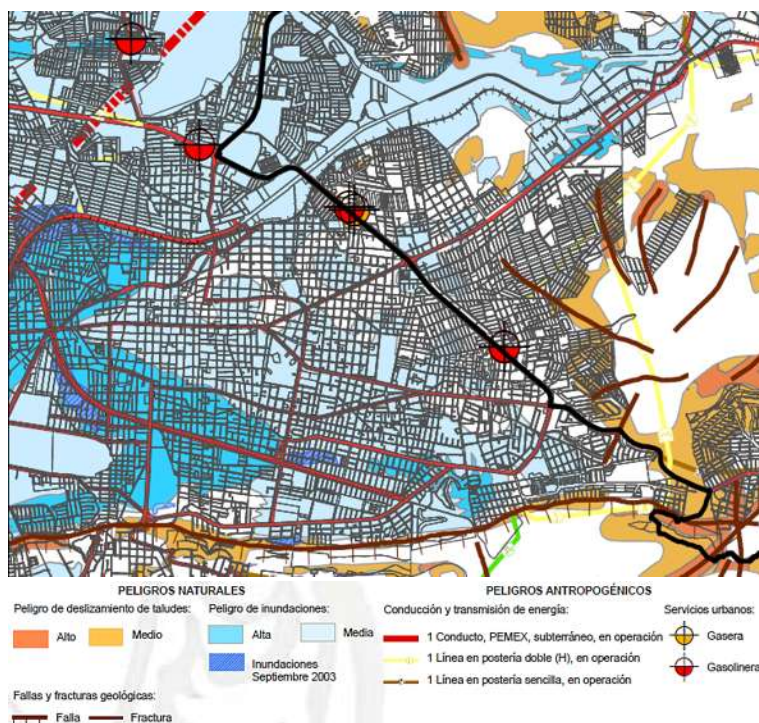


Figura 14. Susceptibilidad de riesgos territoriales de la zona oriente de la ciudad de Morelia
Fuente: Programa Parcial de Desarrollo Urbano de la Zona Oriente de Morelia, 2012b

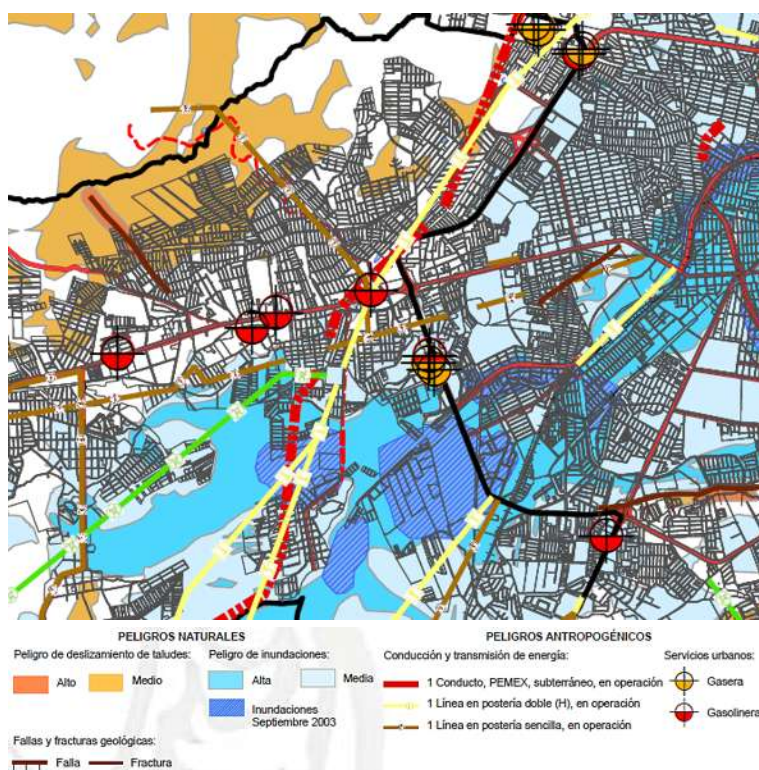


Figura 15. Susceptibilidad de riesgos territoriales de la zona poniente de la ciudad de Morelia
Fuente: Programa Parcial de Desarrollo Urbano de la Zona Poniente de Morelia, 2012c

5 Marco teórico

Existen infinidad de autores que han interpretado y definido los conceptos de riesgo vulnerabilidad y peligro o amenaza de diferentes maneras, para fines de este trabajo se definirán estos conceptos principales como:

Riesgo: Probabilidad de que se produzcan pérdidas y/o consecuencias negativas asociadas a la vida humana y el entorno urbano (vulnerabilidad física o mental) a causa de la probabilidad de que ocurra una inundación (peligro o amenaza) en la zona de estudio.

Vulnerabilidad: Probabilidad que representa el grado de sensibilidad o susceptibilidad de que la población reciba un daño (consecuencias adversas y negativas) y que está asociada a la medida de dificultad de recuperación pues depende de la capacidad humana de resistencia, las características urbanas, la actividad económica y la demografía de la zona de estudio.

Peligro o amenaza: Probabilidad de que ocurra un evento natural extremo (una inundación) en un lugar y tiempo determinado, y que está en función de las condiciones ambientales y/o climáticas (factores del peligro) de la zona de estudio.

En este conjunto de apartados siguientes se pretende analizar algunas de las diferentes definiciones e interpretaciones que algunos autores e incluso organismos han dado a estos conceptos y como otros lo han abordado para calcularlos numéricamente. Primeramente, se hace un análisis de lo qué es la Gestión del Riesgo de Desastre, en qué consiste y cómo se ha gestionado en relación a la problemática existente de la ciudad de Morelia. Posteriormente se aborda el tema del riesgo, cómo lo han definido y analizado con anterioridad, para finalmente desglosar las dos variables consideradas para el cálculo del riesgo en este trabajo, la vulnerabilidad y el peligro.

5.1 Gestión del riesgo de desastre

Resulta oportuno definir desastre como una palabra que proviene de dos términos de origen latino: Di, Dis, equivalente a Des y Astrum que significa, Astro, Hado. Hablando etimológicamente expresa “desgracia, calamidad, suceso infausto lamentable” (Reyes Rivero et al., 2017). Un desastre resulta de la combinación de amenazas en situaciones de vulnerabilidad asociadas a la insuficiente capacidad para mitigar los potenciales efectos del riesgo (Curiel Hernández, 2012). Sin riesgo no puede haber desastre. Cuando se habla de las características del riesgo estamos hablando no solo de una incidencia de la naturaleza y la distribución social del daño, sino abarca también el desafío social presente para dar una respuesta luego de un desastre y la implementación de las modalidades de reconstrucción. Una clave para

la reducción del riesgo se encuentra en el entendimiento mismo del riesgo, en la educación acerca de él, y en la participación decidida y comprometida de los actores sociales, privados y públicos para su resolución. (Lavell, 1999).

Partiendo de una definición de forma genérica, la Gestión del Riesgo de Desastre se refiere a un proceso social cuyo fin último es la previsión, la reducción y el control permanente de los factores de riesgo de desastre en la sociedad, en consonancia con, e integrada al logro de pautas de desarrollo humano, económico, ambiental y territorial, sostenibles. La gestión abarca formas de intervención que salen desde la formulación e interpretación de políticas y estrategias, hasta implementación de acciones e instrumentos concretos de reducción y control. (Lizardo Narváez, 2009).

Según Erich Plate (2002) la gestión de riesgos se ha establecido como un procedimiento bien definido para el manejo de riesgos debidos a peligros naturales, ambientales o que el hombre provoca, y de dentro de estos entran las inundaciones. La gestión de riesgos se lleva a cabo en tres conjuntos diferentes de acciones: el nivel operativo, nivel de planificación del proyecto y nivel de diseño del proyecto.

1.- Nivel operativo o gestión del riesgo de inundación para un sistema existente

Es el conjunto de acciones necesarias para el funcionamiento de un sistema de protección contra inundaciones existentes (Figura 16). Su principal objetivo es el control de los desastres por inundación en el sentido de estar prevenidos para una inundación y reducir su impacto. Este nivel incluye el proceso de análisis del riesgo, que proporcionen la base para las decisiones de gestión a largo plazo de un sistema de protección contra las inundaciones que ya existen. Un sistema requiere de un constante análisis de los riesgos existentes y una evaluación de los peligros en conjunto con información reciente de la que se disponga. Los peligros deben combinarse con la vulnerabilidad en el riesgo.

Un buen proceso de análisis de riesgos da lugar a mapas de riesgo que hoy comúnmente se elaboran con Sistemas de Información Geográficas (SIG) basados en estudios de vulnerabilidad combinados con mapas topográficos, dichos mapas sirven para identificar los puntos débiles del sistema de defensa contra las inundaciones. La base de un Sistema de Alerta Temprana es que debe ser eficaz, que permita identificar y cuantificar con antelación una inundación a la que estará expuesta una población. Como última parte se tiene los protocolos de respuesta a los desastres que están enfocados a las acciones que hay que llevar a cabo cuando el desastre está ocurriendo.

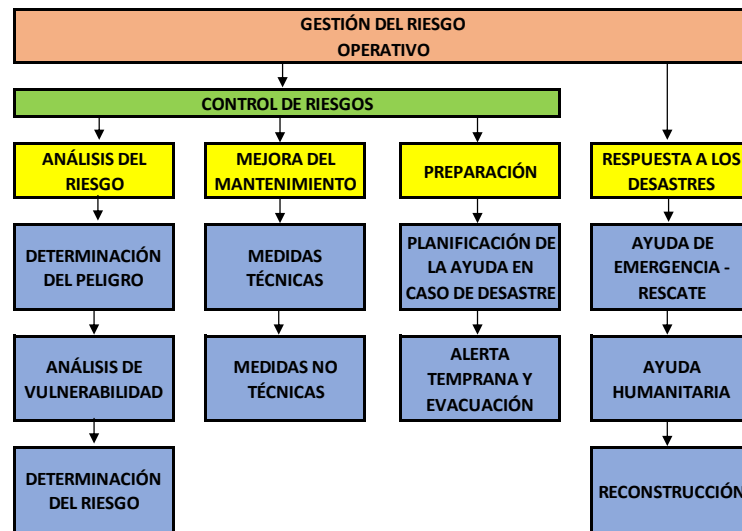


Figura 16. Etapas de la gestión del riesgo operativo
Fuente: Plate, 2002

Cuando este nivel ya no es adecuado para satisfacer las necesidades de la población por causas como el cambio del uso de suelo, aumento de la población o el cambio climático se inicia el segundo nivel

2.- Nivel de planificación del proyecto o gestión del riesgo de inundación para un proyecto nuevo o revisión de un proyecto existente

La gestión de las inundaciones dirigidas al desarrollo de un nuevo proyecto comienza con un conjunto de líneas directrices que se basan en el sistema de valores de la sociedad actual. El enfoque de la ingeniería también debe considerarse integrando este proceso de decisión de la planificación. Si el análisis de un sistema existente muestra que las condiciones cumplen los objetivos la única acción es mantener así el sistema evitando demandas externas que puedan alterar de forma negativa, pero si la situación existente no llegara a cumplir el objetivo se debe iniciar un proceso de mejora, dicho proceso consiste en encontrar las mejores alternativas que cumplan los objetivos de diseño basándose en el grado de protección.

3.- El nivel de diseño del proyecto o gestión del riesgo de inundación para obtención de un diseño óptimo para un proyecto y su construcción

Este nivel integra el segundo nivel y el proceso de obtención de un diseño adecuado y su construcción para poder darle la solución. Tarea que muchos ingenieros hidráulicos consideran como parte de su actividad, dando solución mediante un proceso que comienza con estudios de inundación con métodos hidrológicos, análisis de valores extremos, selección de una descarga de diseño y la selección de un sistema estructural para contener esa descarga de diseño, es decir un sistema

de protección contra inundaciones. Visto desde una perspectiva moderna esta tarea puede ser muy exigente ya que es requerido trabajo de ingeniería de manera eficiente que incluya una evaluación exhaustiva de la seguridad del sistema ingeniería contra el fracaso (Plate, 2000; Vrijling, 1989; Vrijling et al., 1995), en este proceso no solo se incluye la participación de ingenieros, también de muchas agrupaciones sociales, desde responsables políticos hasta personas expuestas directamente a las inundaciones.

Erandi Bernal (2018) en su estudio sobre la Gestión del Riesgo por Desastres para la ciudad de Morelia menciona que las inundaciones no comprenden un fenómeno novedoso en la realidad de la ciudad, sin embargo, existe una ausencia de la capacidad institucional por fortalecer una eficiente gestión del riesgo que pone en peligro el progreso del desarrollo de la ciudad, debido a que la gestión de riesgos de inundaciones no es vista como un compromiso de la administración pública. De este modo en la ciudad de Morelia no hay aplicación de políticas públicas o acciones idóneas para la reducción del riesgo de desastre por inundaciones porque no existe una estrategia integral de planeación para minimizar el impacto que ocasionan estos eventos. Menciona también que en lo que caracteriza a la reducción del riesgo las acciones de prevención y mitigación que realizan los trabajadores de la administración pública, se enfocan solo en la limpieza de ríos y drenes.

Por lo tanto, la gestión de riesgos por inundación que predominó y predominaba para hasta aquel año resultó ser ineficiente y casi inexistente. Por último, la autora propone que se elabore un mapa en el que se identifiquen con precisión cuales son las colonias que presentan algún riesgo de inundación y en qué grado, pues identificar el riesgo es una parte fundamental para una eficiente gestión del riesgo, pues si se tiene identificada la zona donde se desarrolla el riesgo difícilmente tendrá una solución.

5.2 Análisis del riesgo

Cardona (2003) describe que los conceptos de riesgo, vulnerabilidad y amenaza fueron utilizados con anterioridad y por bastante tiempo sin tener claridad sobre ellos, creando una relación de una posibilidad y un hecho, en otras palabras involucrando una amenaza de índole natura en la cual existen pocas posibilidades e incluso nulas de hacer algo ya hay una imposibilidad de predecirla, menciona que el concepto de riesgo lo asociaron a lo que hoy se define como amenaza y la vulnerabilidad tenía el mismo significado que el riesgo. Posteriormente el autor señala que el entendimiento de la vulnerabilidad resultó tener más complejidad de la que se tenía en un principio, se le empezó a atribuir un significado correspondiente a “una predisposición intrínseca a ser afectado o a ser susceptible a sufrir daños” es decir “una susceptibilidad tanto física, económica política o social”

en otras palabras se expresó como la factibilidad de que un individuo o sociedad fuera afectado por una amenaza natural. Con esto el riesgo pudo obtenerse en forma matemática como la combinación de la amenaza y la vulnerabilidad según lo expresa el autor.

Otros autores como Caram y Pérez (2006) abordaron cuatro elementos sobre la complejidad que vincula al riesgo:

1.- La peligrosidad comprendida como el potencial de amenaza de todo fenómeno natural adverso, y que mientras más información se tenga de este, mayores posibilidades hay de predecir su ocurrencia en aquellos casos donde la predicción es imposible.

3.- La exposición asociada a las construcciones materiales, la distribución de la población, puesta de manifiesto en precarias edificaciones, con carencias de servicios, construcciones en áreas inestables, constituyendo un conjunto de elementos materiales, infraestructura y población potencialmente afectable ante eventos adversos.

3.- La vulnerabilidad expresada la situación en la que se encuentra la población, características o atributos existentes en la misma, que le permitan o que imposibiliten enfrentarse a algún fenómeno natural imprevisto.

4.- La incertidumbre asociada a esos eventos, que impone la necesidad de involucrar en la toma de decisiones a quienes están o estarían expuestos al peligro, haciendo necesario el conocimiento de las percepciones del riesgo de los actores sociales. a la toma de decisiones de quienes estarán expuestos directamente a ese peligro.

Para evitar errores de interpretación se ha asumido que el concepto de riesgo implica una relación directa entre amenaza y vulnerabilidad que al integrarse generan un distinto grado de realidad, no limitado a una interacción de factores, de este análisis Lavell (1999) asocia a la amenaza, la vulnerabilidad y al riesgo como “factores socialmente contruidos” tomando a los eventos físicos asociados con procesos naturales que se pueden transformar en amenazas únicamente por intermediación humana, ocurriendo lo mismo con la vulnerabilidad, pues su aumento o disminución dependerá de las conductas individuales o en conjunto.

De acuerdo a Jeréz Ramírez (2014) las definiciones aceptables del riesgo son entendidas sobre la base de un esquema lógico que indicaría una relación entre un suceso dañino y las víctimas que estarían siendo afectadas, relación que proviene de una fórmula que señala al evento agresor como una amenaza (A) y la susceptibilidad de la población a recibir ese impacto, es decir una vulnerabilidad (V).

De aquí se podría definir Riesgo = Amenaza x Vulnerabilidad. La debilidad de esta definición es que solo involucra factores matemáticos, indicando a las amenazas y a las vulnerabilidades como factores que solo se multiplican lo cual no resulta suficiente. Sin embargo, ha resultado de gran valor en lo que respecta a un avance en el amplio sentido en el que se pretende obtener, al interpretar que no todo depende del factor agresor pues también se involucra la población la cual cumple un papel favoreciendo o dificultando los efectos. De este análisis entonces se puede decir que el riesgo no puede ser reducido a cero, puesto que el riesgo permanecerá en mayor o menor proporción dado que los peligros naturales no dejarán de existir (Oficina de las Naciones Unidas para la Reducción del Riesgo y el Desastre, 2015).

Si se pretende hacer una estimación del riesgo es preciso realizar una evaluación de la amenaza natural pudiendo ser esta predecible o no, y en cuanto a la vulnerabilidad deben tenerse en consideración aspectos técnicos, que son fácilmente cuantificables, en términos físicos y funcionales (infraestructura, líneas de vida, etc.) y aquellos de carácter social, que deben valorarse en términos cualitativos, mucho más complejos en función del contexto social y cultural (Reyes Rivero et al., 2017)

El riesgo se encuentra intrínsecamente ligado a las actividades humanas, determinado por un agente perturbador (amenaza) que ocasiona algún tipo de daño a un sistema afectable (vulnerabilidad). Entre las amenazas que han causado los mayores estragos en las áreas urbanas, destacan las de origen hidrometeorológico, debido a la intensidad y magnitud con que estas se presentan. Cabe destacar que las afectaciones repercuten en mayor proporción sobre la población vulnerable, que acorde a los factores físicos, sociales, económicos y ambientales incrementan la susceptibilidad ante los impactos (Cannon et al., 2003; Cutter et al., 2003)

De esta manera al hablar de inundaciones se puede decir que el riesgo por inundación está relacionado con una amenaza natural, es decir las precipitaciones intensas que cada vez ocurren con más frecuencia debido al cambio climático. En general estas son resultado de una intensificación del ciclo hidrológico y un incremento de las actividades humanas, que a su vez, ocasionan cambios en el medio ambiente (Hirabayashi et al., 2013; Trenberth, 2011).

Asimismo se puede decir que el riesgo de inundación en una zona es significativo solo cuando existe un peligro elevado de inundación asociado a una alta probabilidad de generar pérdidas (Eini et al., 2020).

5.2.1 Vulnerabilidad ante inundaciones

Entre algunas definiciones de la vulnerabilidad están la de Lavell (1999) que define la vulnerabilidad como la tendencia de la sociedad o elemento de la sociedad a

recibir daño y a la medida de dificultad de recuperación de las consecuencias, que están relacionadas estrechamente con las modalidades de desarrollo que tenga la sociedad. Briones Gamboa (2007) la define como la imposibilidad de un grupo social para responder a cambios por efectos de un evento adverso, ya sea por su incapacidad, su estado de exposición o su susceptibilidad. Reyes Rivero (2017) menciona que la vulnerabilidad comprende el factor interno que va a depender de las condiciones que cada región posea para enfrentar ese factor externo (amenaza), dichas condiciones serán mayor o menor en medida que existan debilidades de carácter social, económico y estructural, entre otros, capaces de ocasionar daños cuantiosos e irreparables en algunos casos.

Existe una variedad de métodos de evaluación de la vulnerabilidad, difieren en su definición de vulnerabilidad, marco teórico, variables y metodología. Los métodos de evaluación pueden clasificarse en cuatro grupos (Nasiri et al., 2016):

1.- Métodos de indicadores de vulnerabilidad

En este método se usan datos disponibles para proporcionar una imagen lógica de la vulnerabilidad del lugar. Este método se emplea en estudios de vulnerabilidad a las inundaciones y depende de índices complejos con y sin ponderaciones. Existen dos enfoques, basados en la teoría (deductivos) y basados en datos (inductivos) para la selección de indicadores en este método (Füssel, 2010). El enfoque deductivo se basa en un marco teórico para seleccionar indicadores apropiados y considerar su relación, en tanto que el enfoque inductivo selecciona indicadores relacionados con un vínculo estadístico.

2.- Método de la curva de vulnerabilidad.

En este método se emplean curvas empíricas de daño o fragilidad para relacionar el riesgo de inundación y sus elementos. Se basa esencialmente en datos de estudios de casos bien documentados de daños reales, por lo que se limita únicamente a viviendas en áreas específicas, requiere mucho tiempo y recursos, la confiabilidad de este método es menor que la de los otros métodos ya que no es aplicable en otras regiones.

3.- Método de datos de pérdida por desastre

Este método está basado en la recopilación de datos de peligros de inundaciones reales y su uso para futuros eventos. El método es un enfoque simple, pero es poco inexacto y debido a los datos registrados de manera desigual, el resultado de estos métodos debe ser tratado con cuidado.

4.- Métodos de modelado

Estos modelos pueden evaluar la profundidad, elevación y velocidad de las inundaciones utilizando la frecuencia, magnitud y forma del hidrograma. Existen modelos de una o dos dimensiones basadas en soluciones de las formas completas o aproximadas de las ecuaciones del agua superficial. Estos métodos dependen de datos detallados sobre información topográfica, hidrográfica y económica de la región en estudio. Estas modelaciones pueden evaluar la vulnerabilidad a nivel local de manera más sensible porque considera factores locales específicos, sin embargo, no puede describir un vínculo muy claro entre el mapa pronosticado y el nivel real de daño por inundación. La desventaja de este método es que en condiciones de escasez de datos su validez es baja.

Algunos métodos basados en indicadores para la determinación de la vulnerabilidad están como por ejemplo el del autor Hernández-Urbe (2017) que caracteriza la vulnerabilidad mediante un índice llevando a cabo por una metodología de modelos paramétricos propuesto por Balica (2012) que se basan en la estimación de la vulnerabilidad de un sistema a través de índices, denotados como FVI (Flood Vulnerability Index), a grandes rasgos los FVI se definen por componentes y se dividen en cuatro componentes de análisis: social, económico, ambiental y físico, que a su vez son integrados en un solo FVI identificado como “total”. A cada componente se le incorporan indicadores de diferentes escalas y magnitudes, que a la vez son las que conceptualizan a la vulnerabilidad (Balica, 2007; Connor, 2005). Cada indicador considera tres factores de vulnerabilidad: exposición (E), susceptibilidad (S) y resiliencia (Res) a través de las siguientes expresiones:

$$FVI_{\text{Social}} = \frac{P_{fa}, U_a, disc, C_m}{P_e, AP, C_{pr}, W_s, E_r, HDI'} \quad (1)$$

$$FVI_{\text{Económico}} = \frac{L_u, U_m, I_{neg}, U_a}{L_{ei}, F_i, A_{minv}, \frac{D_{sc}}{V_{year}}, P_e} \quad (2)$$

$$FVI_{\text{Ambiental}} = \frac{U_g, R_{ainfall}}{E_v, L_u} \quad (3)$$

$$FVI_{\text{Físico}} = \frac{T, P_r}{\frac{E_v}{R_{ainfall}}, \frac{D_{sc}}{V_{year}}, D_l} \quad (4)$$

Figura 17. Formulas para el calculo del Indice de Vulnerabilidad (Flood Vulnerability Index)

Fuente: Hernández-Urbe et al., 2017

La metodología de Balica (2012) se adoptó para las condiciones particulares de diferentes ciudades costeras del mundo, representando la vulnerabilidad a través de graficas de barras con índices normalizados entre 0 y 1.

Los modelos paramétricos o cualitativos surgen en virtud de la complejidad al aplicar los modelos deterministas o cuantitativos (uso de modelación numérica para reproducir la física de las inundaciones bajo diferentes escenarios), los resultados de un modelo paramétrico suelen ser de fácil interpretación, dada la presentación de los índices de vulnerabilidad que varían de 0 a 1, donde 0 representa una vulnerabilidad casi nula, y los valores cercanos a 1 indican vulnerabilidad alta (Hernández-Urbe et al., 2017).

Otra metodología basada en criterios de ponderación es la empleada por Eini (2020), la cual se basa en un proceso de selección de variables relacionadas con la vulnerabilidad de las zonas que han sido afectadas por las inundaciones y en posteriores análisis de estas variables se obtiene un vector de pesos con el método Proceso Analítico Jerárquico Difuso (PAJD).

El autor Eini (2020) seleccionó y clasificó las variables en tres grupos (criterios) principales en los que influirá la vulnerabilidad: económicos, sociales y de infraestructura. A su vez estos grupos se dividen en algunos subcriterios que están en función de las características demográficas de la ciudad (Tabla 1).

Tabla 1. Criterios y subcriterios para la cartografía de la vulnerabilidad

Criterios					
Económicos		Infraestructurales		Sociales	
Subcriterio	Tema	Subcriterio	Tema	Subcriterio	Tema
Textura urbana	Construcción	Calle/Carretera	Transporte	Edad (<20 y >65)	Estructura de la población
Densidad urbana		Puente		Hogar	
Calidad del edificio		Hospital	Lugar crítico	Población	
		Estación de bomberos		Población femenina	Capacidad de acceso a los recursos
		Escuela		Jefe de familia mujer	
				Educación	Socioeconómico
				Inquilino	
				Empleo	
				Inmigrante	Étnico

Fuente: Eini et al., 2020

Con el empleo de información existente se calcula un vector de pesos para cada criterio usando el método del Proceso Analítico Jerárquico Difuso (PAJD). Los pasos consisten en transformar el problema en jerárquico, obtener matrices difusas de comparación por pares, calcular las extensiones sintéticas difusas, evaluación del grado mínimo de posibilidades y normalización de los vectores de pesos.

Para este trabajo se utiliza esta metodología basada en criterios de ponderación y aplicando el método Proceso Analítico Jerárquico Difuso (PAJD) para predecir la vulnerabilidad ante las inundaciones en la ciudad de Morelia y poder así generar el mapa de vulnerabilidad por lo que el siguiente apartado menciona más detalladamente este método.

5.2.2 Método Proceso Analítico Jerárquico Difuso (PAJD)

Este método inicialmente fue desarrollado por Thomas Saaty (1980) al que denominó Proceso Analítico Jerárquico (PAJ). Por definición el Proceso Analítico Jerárquico (PAJ) es una técnica que permite realizar evaluaciones basadas en múltiples criterios asociados con la valoración de conceptos complejos, donde es posible considerar varias dimensiones (Moreno Jimenez, 2002). Buckley (1985) incorporó al método una matriz difusa en su desarrollo con la finalidad de corregir algunos defectos identificados en el método, considerando así la vaguedad de las respuestas de los decisores (Herrera Enríquez et al., 2016). Posteriormente Chang D.-Y. (1996) propuso un análisis extendido para el PAJ con una lógica difusa al que denominó Proceso Analítico Jerárquico Difuso (PAJD) y que según Huang y Wu (2005) lo definen como:

Si $X = \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_n\}$ es un conjunto de objetos y $U = \{u_1, u_2, u_3, \dots, u_n\}$ es otro conjunto de objetos, se desarrolla el análisis ampliado para cada uno de los valores de los objetos; de esta manera se obtienen para cada objetivo g_i y los valores del análisis extendido de M se pueden obtener con la siguiente notación:

$$M^1_{gi}, M^2_{gi}, \dots, M^m_{gi} \ (i = 1, 2, 3, \dots, n)$$

Donde todo M^j_{gi} ($j = 1, 2, 3, \dots, m$) son números difusos triangulares (NDT o NTF por sus siglas en inglés). Pasos importantes para el modelo propuesto por Chang (1996) son:

1.- Cálculo de vectores sintéticos difusos a partir de la siguiente expresión, en donde el valor del objeto i -ésimo del análisis extendido se define como:

$$S_i = \sum_{j=1}^m M^j_{gi} \otimes \left[\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m M^j_{gi} \right]^{-1}$$

Para obtener $\sum_{j=1}^m M^j_{gi}$, se realiza la operación de adición borrosa de m valores del análisis extendido para una matriz particular, de tal manera que:

$$\sum_{j=1}^m M_{gi}^j = \left(\sum_{j=1}^m l_j, \sum_{j=1}^m m_j, \sum_{j=1}^m u_j \right)$$

Para la obtención de $[\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m M_{gi}^j]^{-1}$, se realiza la operación de adición borrosa de los valores M_{gi}^j ($j = 1, 2, 3, \dots, m$), de modo que:

$$\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m M_{gi}^j = \left(\sum_{i=1}^n l_i, \sum_{i=1}^n m_i, \sum_{i=1}^n u_i \right)$$

Luego se calcula el vector inverso de la ecuación, de esta forma:

$$\left[\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m M_{gi}^j \right]^{-1} = \left(\frac{1}{\sum_{i=1}^n u_i}, \frac{1}{\sum_{i=1}^n m_i}, \frac{1}{\sum_{i=1}^n l_i} \right)$$

2.- Análisis de comparación de vectores sintéticos difusos, en que el grado de posibilidades de que $M_2 = (l_2, m_2, u_2) \geq M_1 = (l_1, m_1, u_2)$ se define como:

$$V(M_2 \geq M_1) = \sup_{y \geq x} [\min(\mu_{M_1}(x), \mu_{M_2}(y))]$$

Y puede de forma equivalente de la siguiente forma:

$$V(M_2 \geq M_1) = hgt(M_1 \cap M_2) = \mu_{M_2}(d) = f(d)$$

$$V(M_2 \geq M_1) = \begin{cases} 1, & \text{Sí } m_2 \geq m_1 \\ 0, & \text{Sí } l_1 \geq u_2 \\ \frac{l_1 - u_2}{(m_2 - u_2) - (m_1 - l_1)}, & \text{de lo contrario} \end{cases}$$

Donde d es la ordenada del punto de intersección más alto D situado entre μ_{M_1} y μ_{M_2} (Figura 18). Para la comparación de M_1 y M_2 se requieren los valores de $V(M_1 \geq M_2)$ y $V(M_2 \geq M_1)$.

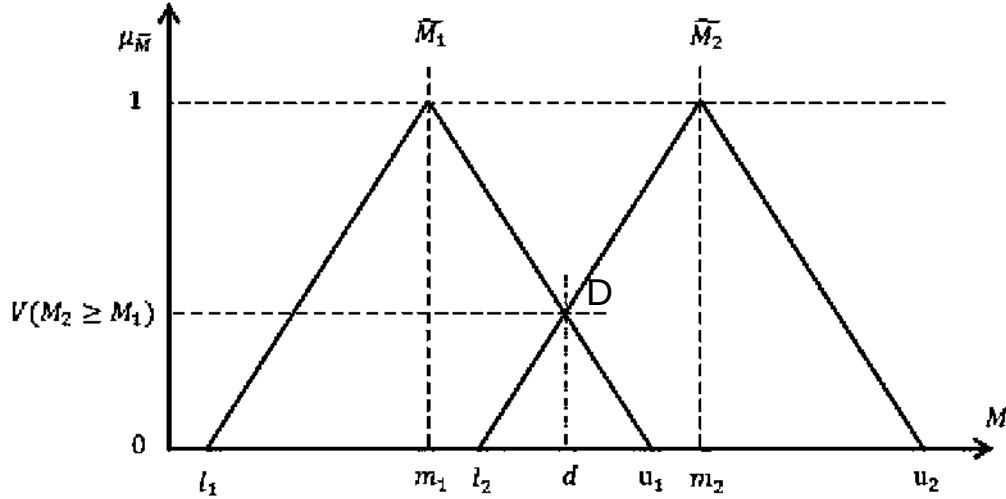


Figura 18. Representación de la intersección de dos puntos $\tilde{M}_1$ y $\tilde{M}_2$

Fuente: Büyükoçkan et al., 2004

3.- El grado de posibilidad de que un número difuso convexo sea mayor que k números convexas se define como:

$$V(M \geq M_1, M_2, \dots, M_k) = V[(M \geq M_1) \text{ y } (M \geq M_2) \text{ y } \dots \text{ y } (M \geq M_k)] \\ = \min V(M \geq M_i), \quad i = 1, 2, 3, \dots, k$$

El análisis de convexidad de los vectores difusos queda expresado con la forma siguiente, de manera que suponiendo:

$$d'(A_i) = \min V(S_i \geq S_k), \quad k = 1, 2, 3, \dots, n; \quad k \neq i$$

El cálculo del vector de ponderación está dado por:

$$W' = (d'(A_1), d'(A_2), \dots, d'(A_n))^T$$

Donde A_i ($i = 1, 2, 3, \dots, n$) son n elementos.

4.- La normalización del vector que se presenta en la forma:

$$W = (d(A_1), d(A_2), \dots, d(A_n))^T$$

Donde W no es un número difuso sino el conjunto de pesos para cada matriz.

Los pesos de cada criterio se clasifican y se multiplican por los datos de cada subcriterio, posteriormente se normalizan entre 0 y 1. Los valores normalizados indican el nivel de vulnerabilidad de cada barrio lo que significa que una vulnerabilidad muy baja estaría en valores cercanos a 0 y muy alta si se acerca a 1. Finalmente, para generar el mapa de vulnerabilidad se emplea herramientas de Sistema de Información Geográfica (SIG).

5.2.3 Modelos para determinar la probabilidad de ocurrencia

Para el presente trabajo la probabilidad de ocurrencia hace alusión a el peligro o amenaza ante una inundación. Algunos organismos como CEPREDENAC “Centro de Coordinación para la Prevención de los Desastres Naturales en América Central” (2017) mencionan que resulta oportuno definir a la amenaza como un factor externo, siendo la probabilidad de ocurrencia de un evento natural en un tiempo y lugar determinado.

Otros autores particulares han definido también la amenaza, como por ejemplo Lavell (1999) dice que la amenaza vendría refiriéndose a la probabilidad de la ocurrencia de un evento físico dañino para la sociedad, Cardona (2006) ha señalado que las amenazas obedecen a fenómenos naturales que corresponden a peligros potenciales y latentes, Escobar-Gómez (2007) argumenta que una amenaza se considera como tal cuando pudiera afectar directa o indirectamente la vida o los bienes de una población, ocasionados por fenómenos naturales o por el hombre en un tiempo y lugar específico. En definiciones como la de este autor se hace la observación de que la amenaza no solo se enfoca en eventos naturales sino también involucra factores sociales, de esta manera una amenaza debe ser entendida como un evento natural extremo que represente un peligro potencial ligado directamente a los fenómenos naturales o eventos adversos (Oficina de los Estados Unidos de Asistencia para Desastres en el Extranjero, 2014).

En este sentido Lavell (1999) hizo una diferencia de amenazas, las naturales y las socionaturales. Las amenazas naturales son aquellos eventos que por su naturaleza propia se convierten en peligro para el hombre en determinado momento, y las amenazas socionaturales se refieren a los procesos en los que interfiere el hombre, aquellos que se gestan en el cruce de la sociedad con los procesos de la naturaleza, de manera que ocurre desequilibrio irreversible.

En la literatura, se suelen utilizar algunos métodos principales para evaluar y cartografiar el peligro de inundación como lo son: métodos históricos y paleohidrológicos (Baker et al., 1988; Benito et al., 2004; Coeur & Lang, 2008), métodos geomorfológicos (Baker et al., 1988; Benito & Hudson, 2010; Fernández-Lavado et al., 2007; Hooke, 2006; Hooke & Mant, 2000; Luino et al., 2002, 2012; Maraga, 1986), métodos hidrológico-hidráulicos (Brych et al., 2002; Camarasa-Belmonte & Soriano-García, 2012; Camarasa et al., 2011; Dawson & Wilby, 1999; Díez-Herrero et al., 2008; Lana et al., 2004; Lastra et al., 2008; Musall et al., 2011) y métodos de teledetección (Hui et al., 2008; Jain et al., 2005). Estos métodos deben articularse entre sí para proporcionar un mejor conocimiento de las inundaciones y deben utilizarse conjuntamente para complementarse. Se han obtenido resultados

notables, por ejemplo, combinando aspectos históricos y geomorfológicos (Luino et al., 2002).

Los métodos prehidrológicos tienen su base en las observaciones de inundaciones antiguas o recientes, incluye la reconstrucción de una cronología de las inundaciones en una zona geográfica a partir de observaciones de limnigramas, marcadores de inundación o testimonios.

La modelación hidrológico-hidráulica permite estimar las características espaciales y temporales de los caudales mediante el uso de modelos matemáticos hidráulicos basados en el análisis probabilístico de eventos climáticos históricos. Se basan en simulaciones numéricas mediante modelos de análisis espacial que simulan la predisposición (características hidrogeomorfológicas) y los factores desencadenantes (características climáticas).

El análisis geomorfológico es un enfoque naturalista (opuesto a la modelación matemática) que ha permitido cartografiar las zonas de inundación, basándose en la interpretación geomorfológica de la llanura de inundación para definir sobre el terreno las unidades de funcionamiento, es decir lechos menores, medianos y mayores asociados a diferentes rangos de inundación, la extensión y las alturas de inundación (Bourenane & Bouhadad, 2021).

Algunos autores han propuesto metodologías nuevas o el uso de algunas metodologías ya existentes combinándolas a manera que los resultados sean más reales, por ejemplo, Bourenane (2021) propuso metodologías basadas en la combinación de métodos hidrológico-hidráulicos y geomorfológicos para evaluar y cartografiar la peligrosidad de las inundaciones en la zona urbana, estableciendo mapas de peligrosidad basados en Sistemas de Información Geográfica. Su metodología (Figura 19) consiste en la recolección, análisis y realización de una base de datos geológicos, hidrológicos, hidroclimáticos y geomorfológicos bajo un SIG para priorizar y caracterizar el conjunto de factores que favorecen o amplifican el fenómeno de las inundaciones, seguido de un análisis de susceptibilidad y evaluación de la peligrosidad de las inundaciones a escala de cuenca y subcuenca. Posteriormente genera cartografía geomorfológica mediante una SIG y finalmente crea la cartografía de la exposición de la población dependiendo del tipo y estado de los edificios, y su distribución a lo largo de las zonas de inundación.

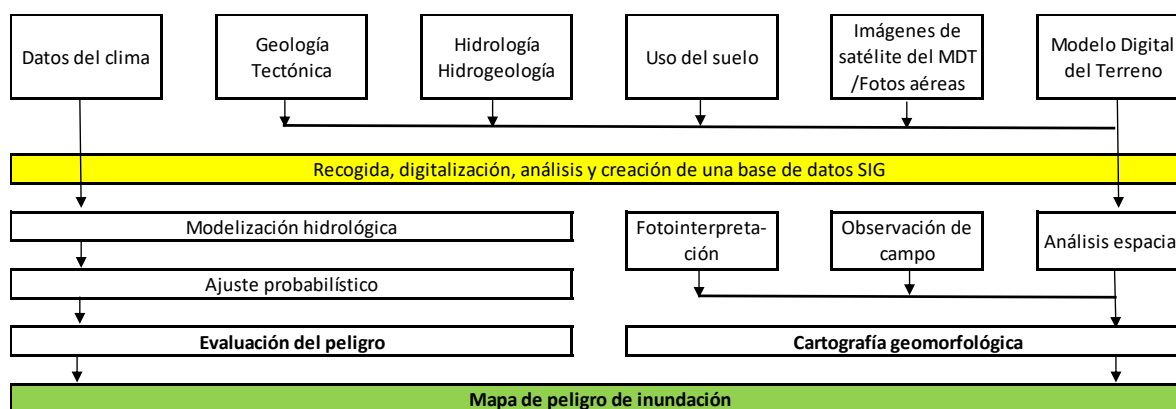


Figura 19. Metodología para evaluación y cartografía de peligro de inundación

Fuente: Traducción de la figura de Bourenane & Bouhadad, 2021

Ribeiro Neto (2016) desarrolló un estudio y una metodología, que consiste en el empleo de dos metodologías para la elaboración de mapas de peligrosidad en las crecidas fluviales y cartografiar las áreas susceptibles de inundación a escala municipal. En la primera parte de su metodología utiliza la simulación hidrológico-hidráulica para el curso de un río usando modelos HEC-HMS y HEC-RAS. Para la simulación hidrológica el modelo HEC-HMS (Hydrologic Modeling System) (Feldman & USACE, 2000) simula la transformación de la lluvia en escorrentía y los procesos de propagación naturales y controlados; la simulación hidráulica la hizo con el modelo hidrodinámico HEC-RAS facilitando así la simulación de los caudales en los canales (USACE, 2012). Dichos resultados del modelo hidráulico los usa para la creación de 6 indicadores de peligro: la profundidad del agua, velocidad del flujo, cabzal de energía, combinación de profundidad y velocidad, fuerza del flujo e intensidad.

La otra parte de su método consiste en la identificación de áreas con potencialmente inundables considerando todo el terreno del municipio, define dos mapas: el índice topográfico y una matriz de coste de distancia (que utiliza la pendiente y el drenaje). ambas variables se usan para la determinación del mapa usando un Modelo Digital del Terreno (MDT). El índice topográfico representa el potencial de saturación de un punto de la cuenca. Es una función de la acumulación de caudal y de la pendiente en el punto. La matriz de coste de distancia da a cada píxel un valor de coste de desplazamiento a la hidrografía y lo pondera con el valor del terreno de la pendiente. El coste tiene una relación directa con la pendiente del terreno y con la distancia al río o canal. El coste puede representar la susceptibilidad a las inundaciones, ya que cuanto menor sea el coste, más fácil será la acumulación de agua. El mapa de zonas propensas a las inundaciones lo obtiene adoptando una media ponderada de los valores normalizados del índice topográfico y de la matriz de coste de la distancia.

Recientemente se han estado usando metodologías basadas en modelos de aprendizaje automático (inteligencia artificial) para la predicción de inundaciones como es el modelo GARP y MaxEnt. El Modelo GARP es un algoritmo de aprendizaje automático que tiene su origen en los modelos de evaluación genética de Holland de 1975. Este modelo produce buenos resultados en el campo de la modelización ecológica, utilizando la inteligencia artificial y capacidad de aprendizaje (Padalia et al., 2014; Peterson et al., 2002; Sobek-Swant et al., 2012; Stockwell, 1999). El modelo GARP predice la relación entre datos de presencia de inundación (datos de entrenamiento y de prueba) y factores de peligro (elevaciones, pendientes, distancia con canales, distancia con ríos, precipitaciones, numero de curva, usos de suelo, entre otras), combinándolas y sometiéndolas a un conjunto de procesos iterativos en el que se aplican métodos basados en conjuntos de probabilidades y reglas (regresión logística, reglas bioclimáticas o reglas atómicas, reglas de rango, reglas de rango negado) que se seleccionan y se aplican a los datos de entrenamiento de forma aleatoria y luego se evalúan las modelaciones.

En este tipo de modelos de predicción existen dos tipos de errores: los falsos negativos (error de omisión) y los falsos positivos (error de comisión) (Eini et al., 2020). Los modelos que tienen más de un 10% de error de omisión se omiten en el proceso de evaluación y se seleccionan los mejores subconjuntos de modelados entre los que restan y que su tasa de error de comisión está más cerca de la mediana del porcentaje de comisión (McNyset & Blackburn, 2006). Lo obtenido en el modelo GARP es un mapa cuadriculado que es de fácil manipulación en herramientas SIG para la ubicación de las zonas propensas.

En cuanto al modelo MaxEnt la base de su enfoque es la teoría de la entropía, que significa desorden. La entropía en los procesos aleatorios es una medida de incertidumbre que refleja indirectamente las características temporales y espaciales del proceso (Montesarchio & Napolitano, 2010). El modelo máxima entropía (MaxEnt) se suele aplicar a contextos ecológicos (Harte, 2011; Kumar & Stohlgren, 2009; S.J. Phillips et al., 2006; Wei et al., 2018), investigación de geografía urbana y arqueología (Bevan & Wilson, 2013; Davies et al., 2014; Howey et al., 2016; Wachtel et al., 2018), modelación de escorrentía-lluvia (Agrawal et al., 2005), diseño de redes de control de la calidad del agua (Jha & Singh, 2008), localización de redes pluviométricas y estaciones hidrométricas (Mishra & Coulibaly, 2010; Ridolfi et al., 2011), y finalmente también para el análisis y modelación de mapas de amenaza de inundación urbana (S.J. Phillips, 2010; S.J. Phillips et al., 2018).

Al igual que el Modelo GARP el modelo MaxEnt necesita dos fuentes de datos de entrada para la modelación de una inundación: datos de presencia de inundación y factores de peligro (elevaciones, pendientes, distancia con canales, distancia con ríos, precipitaciones, numero de curva, usos de suelo, entre otras). El modelo

MaxEnt resulta práctico porque la máxima entropía proporciona la estimación menos sesgada cuando se trata de caracterizar eventos desconocidos con un modelo estadístico. Con la máxima entropía la distribución de probabilidad se aproxima para estimar la adecuación de cada cuadrícula sujeta a restricciones y limitaciones asociadas a los parámetros ambientales (valores de los datos ambientales brutos) en las presencias observadas, es decir en los puntos de ocurrencia (S.J. Phillips et al., 2004, 2006).

Resultados y comparaciones entre estos métodos de aprendizaje automático para ciudades de otros países han arrojado que el modelo MaxEnt ha reflejado un mejor rendimiento al momento que se evalúa mediante índices de rendimiento AUC-ROC y Kappa (Eini et al., 2020). Para este trabajo se utiliza la metodología basada en el modelo de aprendizaje automático MaxEnt para predecir la probabilidad de ocurrencia ante las inundaciones en la zona de Morelia y generar los mapas del peligro por lo que en el siguiente apartado se describe más a detalle este método.

5.2.4 Modelo de aprendizaje automático MaxEnt

Cuando existe una aproximación de una distribución de probabilidad que se desconoce, a menudo surge la interrogante ¿cuál es la mejor aproximación?, E.T. Jaynes dio una respuesta general a esta interrogante que también es considerada como el principio de la máxima entropía: la mejor aproximación consiste en asegurar que se satisface cualquier restricción que se conozca de esa distribución desconocida y que se ajuste a esas restricciones, es decir la distribución debe tener la máxima entropía (Jaynes, 1957).

Partiendo de que la distribución de probabilidad desconocida denotada como k , está sobre un conjunto finito X (más adelante denotado como el conjunto de píxeles en el área de estudio). Los elementos individuales de X son los puntos x . La distribución k asigna una probabilidad no negativa $k(x)$ a cada punto x , y estas probabilidades suman 1. La aproximación de k es también una distribución de probabilidad y se denota como K . La entropía de K queda definida como:

$$H(K) = - \sum_{x \in X} K(x) \ln K(x)$$

Donde $\ln$ es el logaritmo natural, la entropía no resulta ser negativa y como valor máximo puede ser el logaritmo natural del número de elementos de X (S.J. Phillips et al., 2006).

MaxEnt es un modelo de aprendizaje automático con una formulación matemática sencilla y precisa fundamentada en la máxima entropía. Tiene una serie de aspectos que lo hacen adecuado para la modelización de la distribución de especies y en este

caso para la predicción de las inundaciones. La finalidad de usar MaxEnt es estimar una distribución de probabilidad objetivo, encontrando la distribución de probabilidad de máxima entropía (la más extendida o cercana a la uniforme), sujeta a un conjunto de restricciones que representan la información incompleta sobre la distribución objetivo. La información disponible para estimar esa distribución objetivo suele presentarse con un conjunto de variables de valor real (ráster) llamadas “características”, que pueden ser del tipo climáticas, de elevación, categoría de suelo, tipos de vegetación u otras variables ambientales y en cuanto a las restricciones consisten en que el valor esperado de cada variable debe coincidir con su media empírica (valor medio de un conjunto de puntos de muestra tomados de la distribución objetivo). Los pixeles con registros conocidos de presencia constituyen los puntos de muestreo (S.J. Phillips et al., 2006).

El enfoque consiste en formalizar las restricciones sobre la distribución de probabilidad desconocida k de la siguiente manera: suponiendo que se tiene un conjunto de funciones conocidas de valor real $f_1, \dots, f_n$ sobre X (conocidas como características), y que además la información que se conoce sobre k se caracteriza por las expectativas (promedios) de las funciones bajo k . Cada función f_j asigna un valor real $f_j(x)$ a cada punto x de X . La expectativa de la función f_j bajo k se define con la siguiente expresión y se denota por $k[f_j]$.

$$\sum_{x \in X} k(x) f_j(x)$$

En general, para cualquier distribución de probabilidad p y función f , se utiliza la notación $p[f]$ para denotar la expectativa de f bajo p . Las expectativas de la característica $k[f_j]$ pueden aproximarse utilizando un conjunto de puntos de muestra $x_1, \dots, x_m$ extraídos independientemente de X (con reemplazo) según la distribución de probabilidad k . La media empírica de f_j es:

$$\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m f_j(x_i)$$

que puede escribirse como $T[f_j]$ (donde T es la distribución uniforme en los puntos de la muestra), y utilizarse como estimación de $k[f_j]$. Por el principio de máxima entropía se busca la distribución de probabilidad K de máxima entropía sujeta a la restricción de que cada característica f_j tenga la misma media bajo T que la observada empíricamente, es decir:

$$K(f_i) = T(f_i), \quad \text{para cada característica } f_j$$

Se puede utilizar la teoría matemática de la dualidad convexa (Della Pietra et al., 1997) para demostrar que esta caracterización determina de forma única a K , y que

K tiene una caracterización alternativa, que se puede describir si se considera todas las distribuciones de probabilidad de la forma:

$$q_{\lambda}(x) = \frac{e^{\lambda \cdot f(x)}}{Z_{\lambda}}$$

donde λ es un vector de n coeficientes de valor real o pesos de características, f denota el vector de todas las n características, y Z_{λ} es una constante de normalización que garantiza que q_{λ} suma a 1. Tales distribuciones se conocen como distribuciones de Gibbs. La dualidad convexa muestra que la distribución de probabilidad MaxEnt K es exactamente igual a la distribución de probabilidad de Gibbs q_{λ} que maximiza la verosimilitud (es decir, la probabilidad) de los m puntos de la muestra. Equivalentemente, minimiza la probabilidad logarítmica negativa de los puntos simples:

$$T[-\ln(q_{\lambda})]$$

Que también puede escribirse como:

$$\ln Z_{\lambda} - \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \lambda \cdot f(x_i)$$

Y denominarse como “perdida logarítmica”.

MaxEnt puede ser propenso a sobreajustar los datos de entrenamiento. El problema se deriva del hecho de que las medias empíricas de las características normalmente no serán iguales a las verdaderas medias, sólo se aproximarán a ellas. Por lo tanto, las medias bajo K sólo deben limitarse a estar cerca de sus valores empíricos. Una forma de hacerlo es relajar la restricción de $K(f_i)=T(f_i)$ (Dudík et al., 2004), sustituyéndola por:

$$|K[f_j] - T[f_i]| \leq \beta_j, \quad \text{para cada característica de } \beta_j$$

para algunas constantes β_j . Esto también cambia la caracterización dual, resultando en una forma de ℓ_1 -regularización: la distribución MaxEnt puede ahora mostrarse como la distribución de Gibbs que minimiza:

$$T[-\ln(q_j)] + \sum_j \beta_j |\lambda_j|$$

donde el primer término es la pérdida logarítmica, mientras que el segundo término penaliza el uso de valores grandes para los pesos λ_j . La regularización obliga a MaxEnt a centrarse en las características más importantes, y la ℓ_1 -regularización

tiende a producir modelos con pocos valores λ_j no nulos (Williams, 1995). Tales modelos son menos propensos a sobreajustarse, porque tienen menos parámetros.

Esta formulación de máxima verosimilitud sugiere un enfoque natural para encontrar la distribución de probabilidad MaxEnt: empezar desde la distribución de probabilidad uniforme, para la cual $\lambda = (0, \dots, 0)$, y luego hacer repetidamente ajustes a uno o más de los pesos λ_j de tal manera que la pérdida logarítmica regularizada disminuya. Se puede demostrar que la pérdida logarítmica regularizada es una función convexa de los pesos, por lo que no existen mínimos locales, y existen varios métodos de optimización convexa para ajustar los pesos de forma que se garantice la convergencia al mínimo global.

Modelación de una especie (fenómeno de inundación)

El modelo para un fenómeno de inundación se determina a partir de un conjunto de capas ambientales o climáticas para un conjunto de celdas de cuadrícula en un paisaje, junto con un conjunto de ubicaciones de muestra donde se ha observado el fenómeno. El modelo expresa la idoneidad de cada cuadrícula en función de las variables ambientales o climáticas de la misma. El modelo calculado es una distribución de probabilidad sobre todas las celdas de la cuadrícula. La distribución elegida es la que tiene la máxima entropía, sujeta a algunas restricciones: debe tener la misma expectativa para cada característica (derivada de las capas ambientales) que el promedio sobre las ubicaciones de la muestra (S.J. Phillips et al., 2006).

Si se define el conjunto X como el conjunto de píxeles de la zona de estudio, e interpretamos los puntos de presencia registradas para la especie como puntos de muestra $x_1, \dots, x_m$ tomados de una distribución de probabilidad desconocida k . El modelo de datos consiste en el método de recogida de los puntos de presencia. Una estrategia de muestreo idealizada consiste en elegir un píxel al azar y registrar 1 si la especie está presente allí, y 0 en caso contrario. Si se denota la variable de respuesta de presencia-ausencia como y , entonces bajo esta estrategia de muestreo, k es la distribución de probabilidad $p(x|y = 1)$. Aplicando la regla de Bayes, obtiene que k es proporcional a la probabilidad de ocurrencia, $p(y = 1|x)$, aunque con los datos de sólo presencia (PO) no se puede determinar la constante de proporcionalidad (S.J. Phillips et al., 2006).

Datos de presencia para el modelo

Los datos de presencia o ubicaciones de muestra están dados por un archivo en formato de valores separados por comas. La primera línea es una línea de cabecera, mientras que las líneas posteriores tienen el formato: especie, longitud, latitud. Se puede representar cualquier número de especies en el mismo

archivo. Las especies individuales pueden ser seleccionadas o deseleccionadas antes de iniciar una ejecución, y sólo las especies seleccionadas son modeladas.

Variables ambientales para el modelo

Las variables ambientales están dadas por un directorio que contiene las capas. Las capas deben estar en formato de cuadrícula ESRI ASCII, con nombres de archivo que terminen en "ASC". Por defecto, todas las capas del directorio se utilizan en el modelado, pero las capas individuales pueden deseleccionarse antes de iniciar una ejecución. Cada capa puede ser continua (con valores reales o enteros) o categórica (con un pequeño número de valores discretos).

Tipos de características del modelo

El paso fundamental en la formulación del modelo es la definición de un conjunto adecuado de características, que restringen la distribución de probabilidad que se está calculando. Las características en MaxEnt se derivan de variables ambientales de dos tipos: continuas y categóricas. Las variables continuas toman valores reales que corresponden a cantidades medidas como la altitud, la precipitación anual y la temperatura máxima. Las variables categóricas sólo toman un número limitado de valores discretos, como el tipo de suelo o el tipo de vegetación (Steven J. Phillips & Dudík, 2008).

El modelo Maxent (S.J. Phillips et al., 2006) implementa características de seis clases: lineal (L), cuadrática (Q), producto (P), umbral (T), bisagra (H) e indicador de categoría o discreta (C). Las características lineales, cuadráticas, de producto, de umbral y de bisagra se derivan de variables continuas.

- Una característica lineal es simplemente una de las variables ambientales continuas. Las características lineales restringen la distribución de salida para cada especie para que tenga la misma expectativa y media de cada una de las variables ambientales continuas que las ubicaciones de la muestra para esa especie.
- Una característica cuadrática es el cuadrado de una de las variables ambientales continuas. Las características cuadráticas (cuando se utilizan junto con las características lineales) restringen la distribución de salida para que tenga la misma expectativa y varianza de las variables medioambientales que las muestras.
- Una característica de producto es el producto de dos variables ambientales continuas. Cuando se utiliza con características lineales y cuadráticas, las características de producto obligan a que las distribuciones de salida tengan la misma covarianza para cada par de variables ambientales que las muestras.

- Una característica de umbral, para un valor de umbral v , la característica de umbral es binaria (tomando valores 0 y 1) y es 1 cuando la variable tiene un valor mayor que v . El efecto de una característica de umbral es hacer que la probabilidad total de las celdas de la cuadrícula con un valor mayor que el umbral sea igual a la fracción de ubicaciones de la muestra con el valor por encima del umbral.
- Una característica de bisagra es como una característica lineal, pero es constante por debajo de un umbral v .
- Las características discretas se crean automáticamente para cada variable categórica seleccionada. Se crea una característica para cada valor posible de cada variable categórica: la característica para un valor v es binario (toma los valores 0 y 1) y es 1 cuando la variable tiene el valor v . El efecto de un rasgo discreto es hacer que la probabilidad total de celdas de la cuadrícula con un valor particular de la variable categórica sea igual a la fracción de ubicaciones de la muestra con ese valor.

El uso de "características automáticas" permite que el conjunto de características utilizadas dependa del número de registros de presencia de la especie que se está modelando, utilizando reglas generales derivadas empíricamente (Steven J. Phillips et al., 2022). Cuando se decide utilizar la configuración por defecto o automática para las características, el modelo utiliza todos los tipos de características cuando hay al menos 80 presencias, para generar las modelaciones, cuando hay de 15 a 79 presencias, se utilizan características lineales, cuadráticas y de bisagra, cuando son de 10 a 14 presencias, se utilizan características lineales y cuadráticas, por ultimo menos de 10 presencias, se utilizan características lineales únicamente (Steven J. Phillips et al., 2022).

Formatos de salida del modelo

El formato de salida para las distribuciones predichas son Cloglog, Raw (Cruda), Logístic (Logística) y Acumulative (Acumulativa). Estos cuatro formatos de salida están relacionados monotónicamente, pero se escalan de forma diferente, y tienen diferentes interpretaciones (Steven J. Phillips et al., 2022).

- La "salida cloglog" estima la probabilidad de presencia asumiendo que el diseño de muestreo es tal que los puntos de presencia típica tienen una abundancia esperada de un individuo por cuadrado, lo que resulta en una probabilidad de presencia de aproximadamente 0.63. Esta es la salida por defecto, pues es la más fácil de conceptualizar: da una estimación entre 0 y 1 de la probabilidad de presencia. (Steven J. Phillips, 2017).

- En la salida “raw”, los valores de salida son probabilidades (entre 0 y 1) tales que la suma sobre todas las celdas usadas durante el entrenamiento es 1. Los valores típicos son por lo tanto extremadamente pequeños.
- En la salida “logistic” los valores son de nuevo probabilidades (entre 0 y 1), pero escalados de forma no lineal para facilitar la interpretación. La salida logística puede interpretarse como probabilidad de presencia predicha si las presencias típicas utilizadas durante el entrenamiento proceden de condiciones ambientales en las que la probabilidad de presencia está en torno a 0.5, (en caso contrario, pueden interpretarse como idoneidad relativa).
- En la salida “acumulative” el valor en una celda de la cuadrícula es la suma de las probabilidades de todas las celdas de la cuadrícula que no tienen mayor probabilidad que la celda de la cuadrícula, multiplicada por 100.

Parámetros de configuración para el modelo

Existen algunos parámetros de configuración para generar el modelo en base a ciertos criterios, algunos son el porcentaje de prueba aleatorio (Random test porcentaje) que indica al modelo que debe elegir de manera aleatoria y apartar un porcentaje que se le indique de las muestras para usarlos en la prueba y así permitir al programa efectuar algunos análisis estadísticos simples.

Otro parámetro consiste en hacer un jackknife para medir la importancia de la variable (Do jackknife to measure variable importance). Este análisis mediante graficas de barras permite descartar variables y seleccionar las que aportan mayor información. El análisis consiste en excluir una variable y crear un modelo con las restantes, así como generar un modelo usando cada una de las variables de manera aislada y finalmente generar un modelo usando todas las variables; como resultado se obtiene una gráfica de barras para cada uno de los datos de entrenamiento, para los datos de test y para el AUC.

Este grafico de barras permite analizar la ganancia que tiene el modelo excluyendo cada variable (barras color turquesa), usando cada una de las variables de manera aislada lo que permite visualizar la utilidad para estimar la distribución del fenómeno (barras de color azul) y usando todas las variables (barra de color rojo). Algunas barras de color turquesa en las gráficas de la ganancia de la prueba y de AUC son más largas que la barra color rojo, indicando que el desempeño para la predicción es mejor cuando dicha variable no se usa (De Larramendi Fortún, 2017).

Medida de evaluación y validación del modelo

Para evaluar y validar el modelo se hace en base a una medida que se puede aplicar a cualquier método de modelización de especies (fenómeno de inundación), que es

utilizando el análisis mediante la curva Característica Operativa del Receptor (ROC por sus siglas en inglés) que caracteriza el rendimiento del modelo en todos los umbrales posibles (líneas de corte) es decir es independiente de cualquier elección particular de un umbral y calculando el Área Bajo la Curva (AUC por sus siglas en inglés) como un valor único (S.J. Phillips et al., 2006). La ventaja del análisis ROC es que el Área Bajo la Curva ROC (ROC-AUC) determina la calidad de una clasificación de puntos (Fielding & Bell, 1997).

Una clasificación de forma aleatoria tiene un equivalente a un AUC de 0.5, y una clasificación perfecta alcanza el AUC de 1 (esto indicaría que el modelo separa las presencias de las ausencias con un ajuste perfecto y sin errores). Las modelaciones con valores superiores a 0.75 se consideran potencialmente útiles (Elith, 2002). Se puede aplicar la siguiente escala de interpretación del AUC para clasificarlo (De Larramendi Fortún, 2017):

- El modelo es pobre si $AUC < 0.75$
- El modelo es aceptable si $0.75 < AUC < 0.85$
- El modelo es bueno si $0.85 < AUC < 0.95$
- El modelo es excelente si $AUC > 0.95$

La curva ROC es una representación gráfica de la relación entre la Tasa de Verdaderos Positivos o Verdaderas Presencias y la Tasa de Falsos Positivos o Falsas Presencias (Melillanca Torres, 2018). Es importante definir primeramente lo que es un Verdadero Positivo y un Falso Positivo por lo que resulta más sencillo con el apoyo de una matriz de confusión como la que se muestra en la Tabla 2 y con la Figura 20.

Tabla 2. Matriz de confusión para los valores de entrenamiento y los predichos por el modelo

Matriz de Confusión		Valor real (dato de entrenamiento)	
		Positivo o Presencia	Negativo o Ausencia
Valor predicho por el modelo	Positivo o Presencia	Verdadero Positivo (VP)	Falso Positivo (FP)
	Negativo o Ausencia	Falso Negativo (FN)	Verdadero Negativo (VN)

Fuente: Elaboración propia

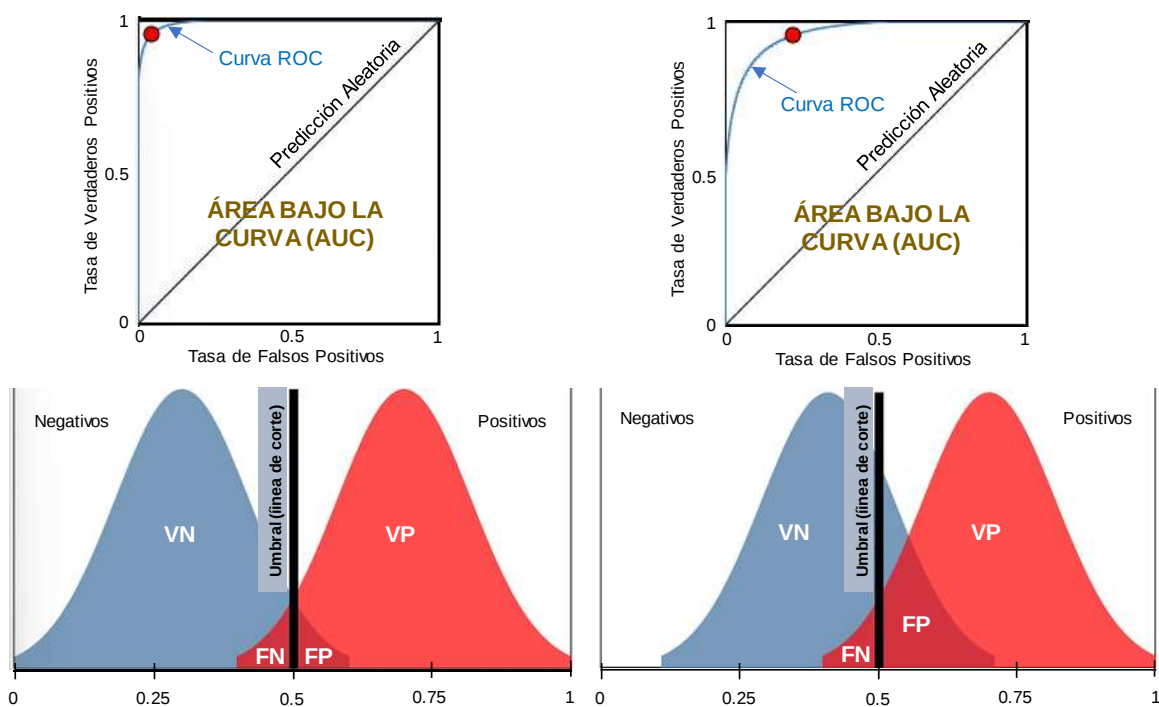


Figura 20. Representación del área bajo la curva en función de la Tasa de Verdaderos Positivos y Tasa de Falsos Positivos

Fuente: Elaboración propia con figuras rescatadas de la página <http://www.navan.name/roc/>

- Un **Verdadero Positivo (VP)** es un valor predicho como Positivo por el modelo y que efectivamente es un valor Positivo en los datos de entrenamiento, es decir se predice una Presencia donde sí existe el fenómeno.
- Un **Verdadero Negativo (VN)** es un valor predicho como Negativo por el modelo y que efectivamente es un valor Negativo en los datos de entrenamiento, es decir se predice una Ausencia donde no existe el fenómeno.
- Un **Falso Negativo (FN)** es un valor predicho por el modelo como Negativo de forma incorrecta pues en el conjunto de datos de entrenamiento corresponde a un valor Positivo, es decir se predice una Ausencia donde sí existe el fenómeno (a este tipo también se le conoce como **error de omisión**).
- Un **Falso Positivo (FP)** es un valor predicho por el modelo como Positivo de forma incorrecta pues en el conjunto de datos de entrenamiento corresponde a un valor Negativo, es decir se predice una Presencia donde no existe el fenómeno (a este tipo también se le conoce como **error de comisión**).

A partir de estas descripciones se pueden calcular algunas medidas para el análisis que indican la eficacia (Bravo-Grau & Cruz, 2015):

- **Sensibilidad** que queda definido como la proporción de datos correctamente clasificados con condición de Presencia y matemáticamente se puede expresar como ($\text{Sensibilidad} = \text{VP}/(\text{VP}+\text{FN})$).
- **Especificidad** que queda definida como la proporción de datos correctamente clasificados con condición de Ausencia y matemáticamente se puede expresar como ($\text{Especificidad} = \text{VN}/(\text{VN}+\text{FP})$).

En la curva ROC se presenta la Sensibilidad del modelo (en el eje y) frente a la resta de la unidad menos la Especificidad (en el eje x), donde la Sensibilidad puede ser definida también como Tasa de Verdaderos Positivos (TVP) y representar la ausencia de error de omisión y por otra parte $1 - \text{Especificidad}$ puede ser definida también como Tasa de Falsos Positivos (TFP) y representar el error de comisión (S.J. Phillips et al., 2006).

En ocasiones no se dispone de datos de ausencia con los que medir el AUC (como en el caso de este trabajo, ya que solo se cuenta con datos de presencia de inundación), por lo que en esta situación se puede calcular un AUC utilizando datos de fondo (también conocidos como pseudo-ausencias), esto se hace asignando una instancia negativa X_{random} (píxeles de fondo elegidos uniformemente de forma aleatoria) a cada pixel del área de estudio y de la misma forma para cada pixel en el área que tenga la presencia se le asigna una instancia positiva $X_{\text{presencia}}$ (punto de presencia). La interpretación del AUC ahora sería la probabilidad de que un punto de presencia elegido aleatoriamente se sitúe por encima de un punto de fondo aleatorio (S.J. Phillips et al., 2006).

Gráfica 1. Tasa de Omisión y el Área Pronosticada para la Modelación

Es muy común que en las técnicas de evaluación de modelos de distribución de especies y fenómenos se centren en detectar los errores de omisión, es decir los Falsos Negativos, lo que lleva a establecer la Tasa de Omisión (Correia, 2019).

La Tasa de Omisión es una estadística que indica el rendimiento del modelo de MaxEnt. Esto se puede mostrar con la curva de la Tasa de Omisión y el Área Pronosticada en función del umbral acumulativo. La gráfica de omisión consta de cuatro líneas con diferentes colores (De Larramendi Fortún, 2017):

- La línea roja o fracciones de los puntos del fondo (fraction of background predicted) muestra las fracciones aleatorias del área de estudio incluidos en el área predicha, empleado diferentes umbrales acumulativos (cumulative thresholds).
- La línea azul o línea de omisión de datos de entrenamiento (omission on training samples) que representa las fracciones de los puntos de presencia

del fenómeno ubicados fuera del área potencial con base en el modelo de MaxEnt.

- La línea turquesa o línea de omisión en los datos de prueba (omission on test samples) que representa las fracciones de los puntos de presencia de prueba ubicados fuera del área potencial con base en el modelo de MaxEnt.
- La línea negra representa la tasa de omisión predicha (predicted omission) o tasa estimada para los datos de prueba de la distribución de MaxEnt.

Según literatura conviene que la línea de omisión de datos de entrenamiento (línea azul) este por debajo de la línea de omisión predicha (línea negra) pero no tan por debajo ya que implicaría que el modelo está sobreajustado.

Grafica 2. Sensibilidad vs 1 – Especificidad (Tasa de Verdaderos Positivos vs Tasa de Falsos Positivos)

La gráfica de la curva ROC y el Área Bajo la Curva que se obtiene al aplicar el modelo MaxEnt está representada por tres tipos de líneas (De Larramendi Fortún, 2017):

- Línea roja o curva de los datos de entrenamiento (training data) muestra el ajuste del modelo a los datos de entrenamiento
- Línea azul o curva de los datos de prueba (test data) representa que tanto ajuste tiene el modelo a los datos de prueba
- Línea color negro o predicción aleatoria (Random prediction) muestra el comportamiento que se espera si el modelo no fuera mejor que si es al azar, en otras palabras, si la curva de los datos de prueba cae por debajo de esta línea esto indica que el modelo es peor que si se hace al azar.

Es normal que la curva roja y la curva azul sean semejantes si se usan los mismos datos para la prueba como para el entrenamiento, en cambio, si se dividen los datos en dos partes es decir una para la prueba y otra para el entrenamiento será normal que la curva roja tenga mayor AUC que la curva azul (Steven J. Phillips, 2017). Cuando más se aproxime la curva de los datos de prueba (línea azul) a la esquina superior izquierda, es mejor el modelo para predecir las presencias de los datos de prueba.

Curvas de respuesta del modelo

El modelo ofrece dos series de curvas de respuesta de salida. El primer conjunto de curvas de respuestas muestra como cada variable ambiental está afectando la predicción con el modelo MaxEnt y cómo cambia la probabilidad prevista de presencia (probabilidad de ocurrencia) a medida que van cambiando los valores de cada variable ambiental mientras que las demás variables ambientales se

mantienen en su valor muestra promedio. Dicho de otra forma las curvas muestran el efecto de cambiar una variable, mientras que el modelo puede aprovechar conjuntos de variables que cambian juntas, por esto es importante mencionar que estas curvas pueden ser difíciles de interpretar si se tienen variables fuertemente correlacionadas, pues la modelación puede llegar a depender de las correlaciones de forma que no sean evidentes en las curvas, siendo esta una de las razones de la importancia del apartado 6.7.3 “Análisis correlacional de variables predictoras de la inundación” que se verá más adelante.

El segundo conjunto de curvas de respuesta representa un modelo diferente, en otras palabras, un modelo usando solo la variable seleccionada. Estas últimas reflejan la dependencia de la idoneidad pronosticada (en otras palabras, las condiciones óptimas predichas) tanto de la variable seleccionada como de las dependencias por las correlaciones entre la variable seleccionada y otras variables. En ambos conjuntos de graficas el eje “X” representa el valor de la variable y el eje “Y” representa la probabilidad que se estima en las condiciones favorables para el fenómeno, es decir la probabilidad de ocurrencia de la inundación.

6 Metodología

Con base en la ineficiente gestión del riesgo de inundación en la ciudad de Morelia (Bernal Trejo, 2018) y el primer paso del nivel operativo en el control de riesgos “Análisis del riesgo” del procedimiento para la gestión del riesgo (Plate, 2002), se eligió para esta investigación tomar como base la metodología de Eini (2020) para calcular el riesgo. Numéricamente el riesgo se calcula multiplicando la probabilidad de inundación, es decir, el peligro o amenaza ante las inundaciones por la probabilidad de las posibles consecuencias adversas y negativas asociadas a la vida humana y el entorno urbano, es decir, la vulnerabilidad ante las inundaciones, con la siguiente expresión:

$$\text{Riesgo} = \text{Peligro} \times \text{Vulnerabilidad}$$

La ruta general a seguir queda dividida en bloque 1 y 2 (Figura 21), el bloque 1 que indica la ruta a seguir para la construcción de la vulnerabilidad y el bloque 2 para la construcción del peligro o amenaza.

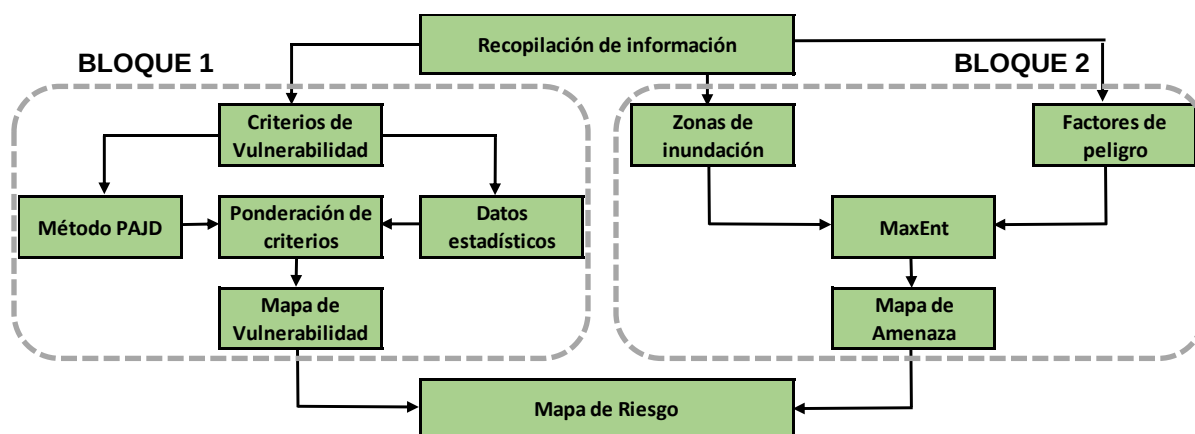


Figura 21. Metodología para evaluación y cartografía del riesgo por inundación.

Fuente: Elaboración propia

De forma particular para el bloque 1 o para el análisis de la vulnerabilidad se siguió la ruta desglosada que se muestra en la siguiente Figura 22 y para el bloque 2 correspondiente al análisis del peligro (probabilidad de ocurrencia) se siguió la ruta desglosada que se muestra en la Figura 23.

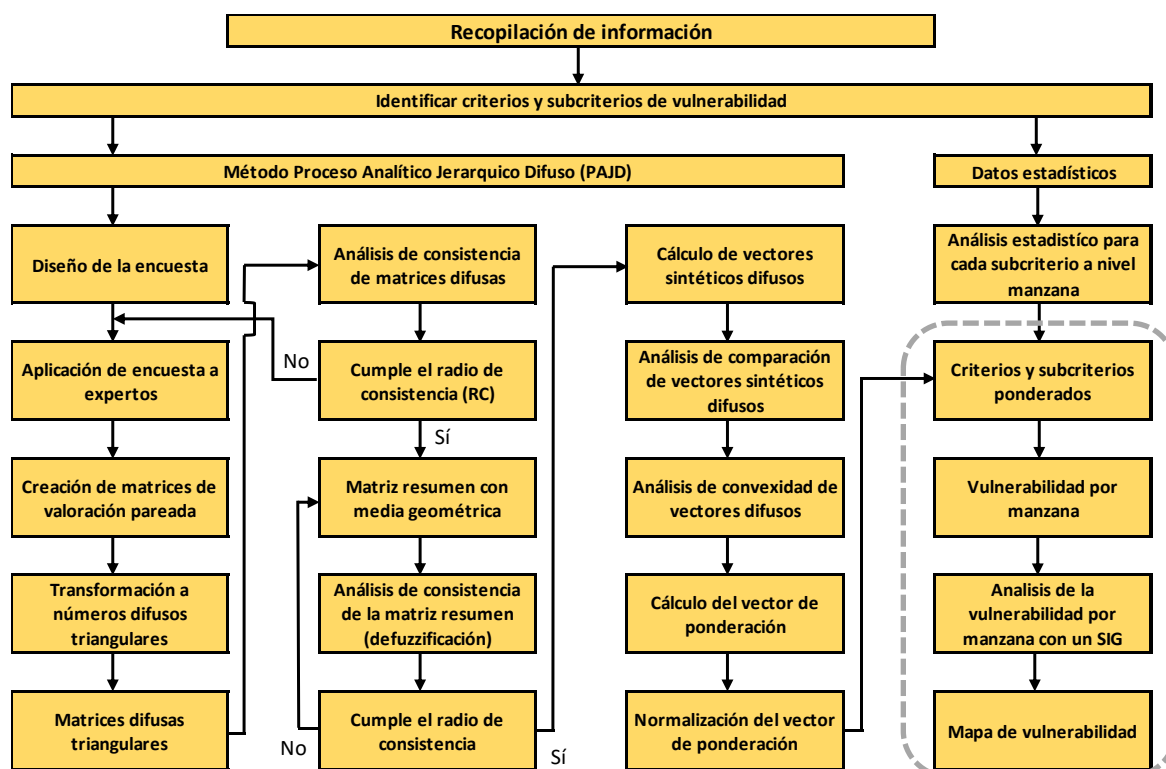


Figura 22. Metodología para evaluación y cartografía de la vulnerabilidad

Fuente: Elaboración propia

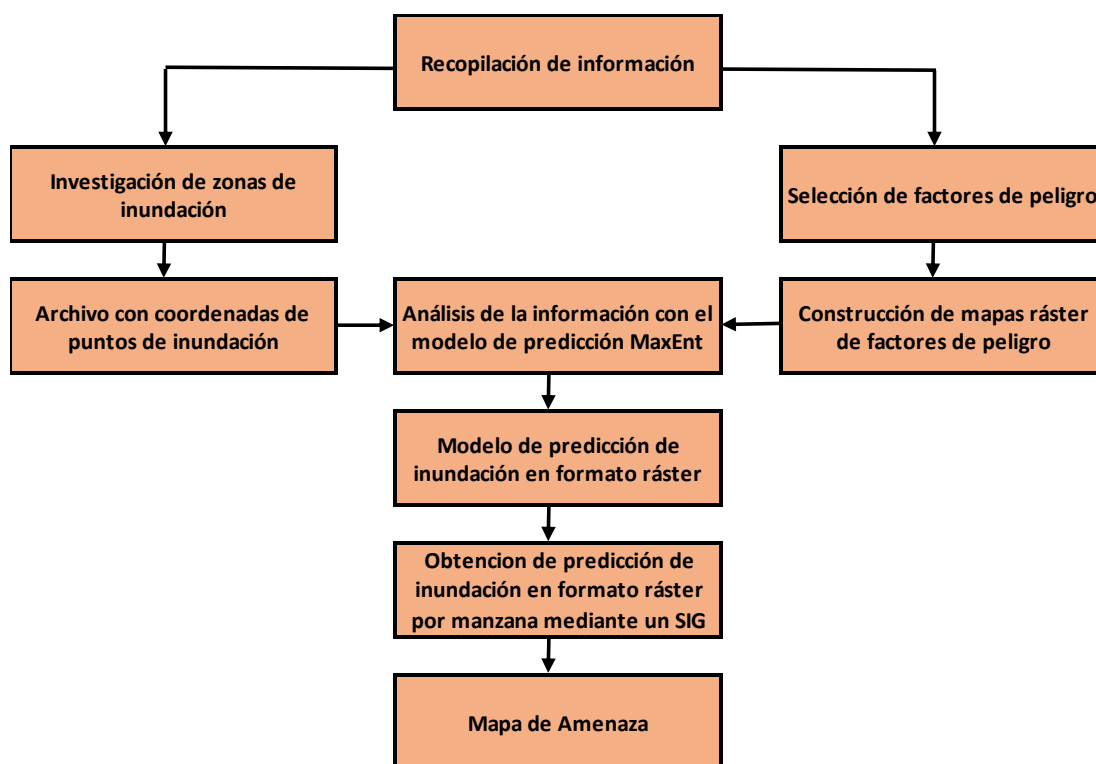


Figura 23. Metodología para evaluación y cartografía del peligro ante inundaciones

Fuente: Elaboración propia

6.1 Análisis de la vulnerabilidad

La vulnerabilidad a las inundaciones muestra el grado de susceptibilidad a los daños en la población, esto va a depender de la capacidad humana de resistencia, por ello es importante identificar primero cuales son esos factores que contribuyen a la construcción de la vulnerabilidad y que se pueden definir en función de la cultura de las personas, los datos disponibles, la infraestructura o cualquier otro rasgo específico de la zona en estudio. Los siguientes apartados muestran la ruta desglosada mencionada en la Figura 22 aplicando el método del PAJD para el cálculo de la vulnerabilidad.

6.1.1 Identificación de criterios y subcriterios de la vulnerabilidad y análisis estadístico

Para este trabajo la vulnerabilidad se desglosa en tres criterios principales: económicos, sociales y de infraestructura (conjunto 1 de la Figura 24). Los subcriterios se dividen de acuerdo a las características y datos disponibles de la ciudad de Morelia para cada criterio principal como se muestra en el conjunto 2, 3 y 4 de la Figura 24.

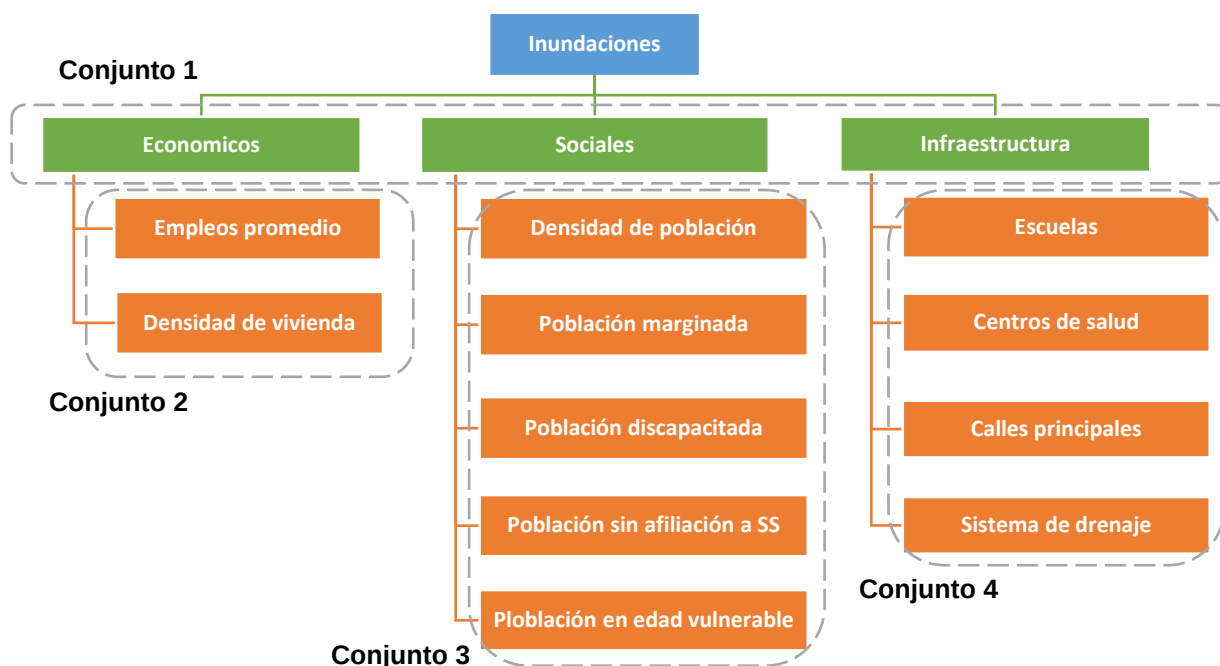


Figura 24. Criterios y subcriterios para la cartografía de la vulnerabilidad
Fuente: Elaboración propia

6.1.2 Análisis estadístico para cada subcriterio a nivel manzana

Cada subcriterio mencionado en este apartado se analiza a nivel de manzana con información censal del INEGI (2020), cabe señalar que en total se tomaron en consideración 13,847 manzanas que son las que cuentan con la mayoría de datos y que se encuentran dentro de la mancha urbana en la que se enfoca el análisis.

La vulnerabilidad económica incluye dos subcriterios (conjunto 2 de la Figura 24) que indican los daños financieros que podrían ser causados por las inundaciones en zonas sensibles debido a la gran cantidad de viviendas y a las zonas en donde existen grandes cantidades de empleos. Las zonas que son propensas a las inundaciones ponen en una situación crítica a las manzanas con mayor cantidad de empleos, pudiendo provocar pérdidas materiales, daños físicos a los diversos negocios e interrupción de la economía para esas zonas.

Para el análisis del subcriterio de cantidad de empleos, se usa información de empleos mínimos y empleos máximos por manzana y el área de cada manzana, para calcularlo se suman los empleos mínimos y máximos, y se dividen entre un valor de 2 para poder sacar un promedio, posteriormente este promedio se divide entre el área de cada manzana y finalmente todos estos valores se normalizan con la formula mencionada en el párrafo siguiente. Los valores normalizados pueden ser analizados y cartografiados con una herramienta SIG de uso libre llamada QGIS. De este proceso se generó el mapa que se muestra en la Figura 25 del apéndice B.

Es importante mencionar que los valores de cada criterio y subcriterio se clasifican y luego se normalizan entre 0 y 1, lo que corresponde a una vulnerabilidad muy baja y muy alta respectivamente. El valor normalizado indica el nivel de vulnerabilidad de cada manzana (Eini et al., 2020). La normalización de los datos de cada criterio y subcriterio para cada manzana se lleva a cabo con la siguiente ecuación:

$$V_r^{std} = \frac{V_r - V_{min}}{V_{max} - V_{min}}$$

Donde V_r^{std} representa el nivel de vulnerabilidad de la manzana r , V_r es el valor de la manzana a normalizar, y V_{max} y V_{min} son los valores máximo y mínimo del conjunto de todos los valores a normalizar para cada manzana.

La densidad de vivienda pone de manifiesto que habrá gran cantidad de viviendas que podrán estar sujetas a las inundaciones y por ende las pérdidas materiales podrían ser mínimas, parciales e incluso totales. Para su análisis se utiliza la cantidad de viviendas y el área por manzana, para obtener la densidad de vivienda simplemente se divide la cantidad de viviendas entre el área de cada manzana; se normalizan los valores de densidad de vivienda y se cartografían. Con este proceso se generó el mapa que se muestra en la Figura 26 del apéndice B.

La vulnerabilidad social aborda cinco subcriterios (conjunto 3 de la Figura 24), estos subcriterios se seleccionan en función de las características demográficas, los datos disponibles y el nivel de desarrollo urbano. Esta selección refleja la reacción y resistencia que tendrá directamente la población ante un evento que puede resultar catastrófico en la ciudad de Morelia. Para este análisis de vulnerabilidad social se identificaron y dividieron los subcriterios en densidad de población, población marginada, población discapacitada, población sin afiliación a seguros de salud y población en edad vulnerable.

La densidad de población como su nombre lo indica establece las zonas más densamente pobladas y menos densamente pobladas, una zona que es densamente poblada representa un nivel de vulnerabilidad mayor ya que en caso de ocurrir un evento catastrófico aumenta la cantidad de personas afectadas dificultando de esta manera el poder apoyar de manera eficiente a toda esta población afectada. Para el análisis de la densidad de población se emplean datos estadísticos de población total por manzana y del área correspondiente a cada una de ellas, se divide la población entre el área y se normalizan los datos para cada manzana. El mapa calculado de esta forma se muestra en la Figura 27 del apéndice B.

La marginación se asocia a la carencia de oportunidades sociales y a la ausencia de capacidades para adquirirlas o generarlas, pero también a privaciones e

inaccesibilidad a bienes y a servicios fundamentales para el bienestar (Consejo Nacional de Población, 2010). Por lo general para el análisis de la marginación se toman en consideración formas de exclusión que van desde lo educativo como el analfabetismo y la población sin primaria completa, así como exclusión en cuanto a la vivienda involucrando viviendas sin drenaje, sin servicio sanitario, sin energía eléctrica, sin agua entubada, con piso de tierra, o con algún nivel de hacinamiento, exclusión en la distribución de la población (Consejo Nacional de Población, 2021). Una población marginada se vuelve más vulnerable debido a que la capacidad de recuperación y las condiciones de sobrellevar un evento catastrófico disminuyen drásticamente. Para el análisis de este subcriterio se analiza una metodología y se aplica a la información disponible (Roblero Escobar, 2021). Los datos de este subcriterio se proporcionan por Roblero Escobar (2021) para la construcción del mapa de la Figura 28 del apéndice B.

La población discapacitada esta referida a las personas que realizan con mucha dificultad o tienen dificultades del tipo visuales aun usando lentes, dificultades auditivas aun usando aparatos auditivos, dificultades para caminar, subir o bajar, dificultades para recordar o concentrarse, bañarse, vestirse, hablar o comunicarse y comer (INEGI, 2020b). La población discapacitada es vulnerable ante un evento como las inundaciones debido a que su condición refleja una desventaja para sobrellevar ese evento desastroso. Para el análisis de la población discapacitada se usa información estadística de la población con discapacidad y del área por manzana. Se calcula dividiendo la población con discapacidad entre el área de cada manzana, se normalizan los valores y se analizan en QGIS. Con este proceso se generó el mapa de la Figura 29 del apéndice B.

La población sin afiliación a servicios de salud está conformada por los habitantes que no cuenta con ninguna afiliación a servicios médicos en ninguna institución pública o privada (INEGI, 2020b). Esta población resulta ser vulnerable en caso de ocurrir un evento desastroso por inundaciones, pues se verá obstaculizada su asistencia médica si llega a ser severamente afectada de forma física. Para su análisis se emplea la información estadística de población sin afiliación a servicios de salud y su área por manzana. Para calcularse se divide la población sin afiliación entre el área de cada manzana, los valores resultantes se normalizan y se analizan con ayuda de QGIS. En este caso el mapa que se generó se muestra en la Figura 30 del apéndice B.

La población en edad vulnerable está conformada por la población mayores de 60 años y menores de entre 0 a 14 años, los cuales son más vulnerables a las inundaciones que otros grupos de edad, por la razón de su debilidad física, la posibilidad limitada de movimiento y falta de poder de decisión en las emergencias (Eini et al., 2020). Para su análisis se recolecta la información estadística de

población de 0 a 14 años y de 60 años o mayor, y del área por manzana, se suman ambas informaciones para cada manzana y se divide esta suma entre el área, posteriormente se normaliza el valor de cada manzana y se analiza en QGIS para obtener un mapa como el representado en la Figura 31 del apéndice B.

La vulnerabilidad infraestructural incluye cuatro subcriterios (conjunto 4 de la Figura 24), escuelas, centros de salud, calles principales y el sistema de drenaje. Las infraestructuras críticas son sitios que pueden desempeñar un papel importante para el apoyo de la población en caso de una inundación incluyendo las escuelas y los hospitales. Cuando una escuela se inunda pierde su potencial alojamiento como lugar de resguardo para los afectados, así como también afectará el desarrollo educativo, pues se verá interrumpido en el proceso de la recuperación de la escuela. (Eini et al., 2020).

Para el subcriterio de escuelas previamente se genera una malla con la cual se asigna a cada manzana la influencia al lugar crítico, en este caso los hospitales. Este método está basado en la distancia entre cada manzana y el lugar crítico para asignar la vulnerabilidad a cada manzana, se trata de una malla de 100 x 100 m que se superpone a los lugares críticos (shape de puntos). Con empleo de la SIG llamada QGIS se crean dichas mallas y se fusionan sus atributos con el algoritmo “unir atributos por localización”, de aquí se obtiene una malla con puntos críticos dentro de su tabla de atributos, los datos de la tabla de atributos se exportan a un archivo con extensión DBF y se procesan con el programa RStudio en el que se realiza un mallado (Figura 32) donde la celda que coincide con el punto crítico se le asigna un valor o grado de importancia $DI = 1$ (rojo), a las celdas colindantes un grado de importancia $DI = 0.75$ (azules), a las contiguas a estas un grado de importancia $DI = 0.25$ (amarillas) y a las ultimas un grado de importancia $DI = 0$ (blancas).

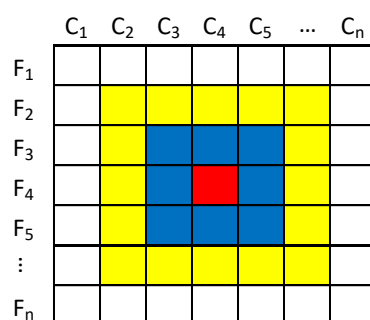


Figura 32. Representación del mallado en una zona crítica y sus colores de acuerdo con el grado de importancia, en donde C_n = número de columna y F_n = número de fila

Fuente: Elaboración propia

Las posiciones de las celdas respecto a una celda base (M) se procesan en el software RStudio usando una nomenclatura basada en letras representativas a su

posición (Figura 33), es decir U = upper (superior), L = left (izquierdo), R = right (derecho), M = medium (medio), D = deep (bajo).

Coordenadas de posición de la celda en R

	C-1	C	C+1	
F-1	UL	U	UR	UL = F-1, C-1
F	L	M	R	U = F-1, C
F+1	DL	D	DR	UR = F-1, C+1

L = F, C-1

M = F, C

R = F, C+1

DL = F+1, C-1

D = F+1, C

DR = F+1, C+1

Figura 33. Representación de la nomenclatura para el análisis de las celdas en RStudio, en donde C = Columna y F = Fila
Fuente: Elaboración propia

De este proceso anterior se genera una tabla de extensión XLSX la cual se importa a QGIS y se une a la tabla de atributos de la malla que contiene los puntos que ya se habían generado. Posteriormente con el algoritmo “unión” la malla de puntos con los datos de Excel se fusionan con la capa vectorial (shape) de las manzanas y se exporta su tabla de atributos en un archivo punto DBF y nuevamente con RStudio se identifican las áreas de cada manzana abarcada en cada celda (Figura 34) y se aplica la siguiente ecuación para obtener el nivel de vulnerabilidad por manzana:

$$Vul_r = \frac{\sum_{j=1}^k (DI_k \times A_k)}{\sum_{j=1}^k A_k}$$

Donde Vul_r representa el nivel de vulnerabilidad de la r -ésima manzana, DI_k el grado de importancia de la k -ésima celda y A_k el área del i -ésima manzana con el grado de importancia DI_k .

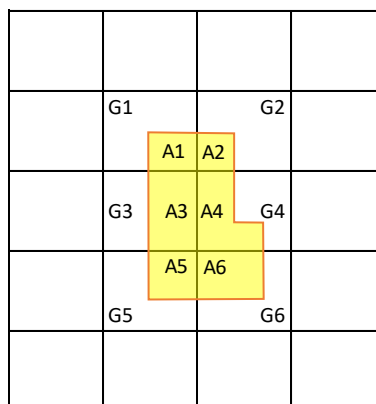


Figura 34. Representación de las áreas (A) encerradas de una manzana dentro de las celdas de una red (G)
Fuente: Elaboración propia

Finalmente se exportan estos datos en una tabla con extensión XLSX y se importan a QGIS para unirla a la capa shape de las manzanas. Con este proceso se generó el mapa de la Figura 35 del apéndice B.

Los centros de salud son parte de la infraestructura crítica, pues forma parte de las principales organizaciones que tienen por finalidad ayudar a la población afectada en caso de ocurrir un evento desastroso por inundación; por otro lado, en caso de que estos sitios se inunden quedaría inhabilitado el servicio de socorro y aumentaría la presión de trabajo en los centros de salud aledaños. Para la construcción de este subcriterio se sigue la misma ruta y metodología utilizada para la construcción del subcriterio de escuelas. Con este mismo proceso se construyó el mapa de la Figura 36 del apéndice B, el cual representa los sitios críticos por existencia de centros de salud.

Las calles principales también juegan un papel importante como sitios críticos, en caso de haber daños físicos a redes carreteras principales (en las que se derivan muchas ramificaciones viales) se obstruirá e interrumpirá importantes rutas para los servicios de emergencias, de transporte y para la misma evacuación de las personas que viven en las zonas propensas. Para el desarrollo y análisis de este subcriterio se emplea la misma metodología que se usa para escuelas y centros de salud, solo que a diferencia de usar una capa vectorial de puntos se emplea una capa vectorial de polilíneas. Con el mismo proceso se generó el mapa representado en la Figura 37 del apéndice B.

Un eficiente sistema de drenaje permitirá evacuar rápidamente el agua en caso de fuertes precipitaciones, en cambio si el sistema no es adecuado y sumando a eso si se obstruyen, este puede convertirse en un factor que propicie los encharcamientos. El subcriterio de sistema de drenaje se construye con base en el censo de INEGI. La información para construcción del mapa fue proporcionada por Roblero Escobar (2021), obteniendo el mapa de la Figura 38 que se muestra en el

apéndice B en donde las manzanas de color rojo son las vulnerables respecto a su sistema de drenaje.

6.2 Aplicación del método Proceso Analítico Jerárquico Difuso (PAJD)

Para el análisis de la vulnerabilidad mediante la aplicación del método del Proceso Analítico Jerárquico Difuso se sigue la ruta ya mencionada en la Figura 22 del apartado 6 “Metodología” y más detalladamente en el apartado 5.2.2 “Método Proceso Analítico Jerárquico Difuso (PAJD)” como se muestra en los apartados siguientes.

6.2.1 Creación de matrices de valoración pareada

Una vez que se identificaron los tres criterios principales (económicos, sociales e infraestructura) y sus correspondientes subcriterios, lo que se busca es encontrar el nivel de prioridad que tiene cada variable en valores de 0 a 1 (vector de pesos). Para calcular este vector de pesos se emplea el Proceso Analítico Jerárquico Difuso, en el que el primer paso consiste en transformar el problema en jerárquico. Como solución a jerarquizar cada uno de los criterios y subcriterios se diseña y se programa mediante códigos una encuesta en Excel (mostrada en el apéndice C para el presente trabajo), para aplicarla a varios expertos conocedores del tema y permitir a manera de preguntas formar las jerarquías tanto para los criterios como para los subcriterios (Figura 39).

Nota: Considerando que los criterios involucran los siguientes aspectos:

Economicos -> Considera daños generados a empleos y viviendas

Infraestructura -> Considera daños a centros de salud, escuelas y calles principales; toma en consideración la disponibilidad del sistema de drenaje

Sociales -> Considera la población discapacitada, en edad vulnerable, sin seguro social y marginada

¿Qué prioridad le darías a los subcriterios? Siendo 1 el más prioritario y 3 el menos prioritario

Economico	3
Infraestructura	2
Social	1

Figura 39. Jerarquización de los criterios principales del encuestado uno
Fuente: Elaboración propia

Por consiguiente, se hacen comparaciones de criterios con criterios y subcriterios con subcriterios, que no son más que representaciones numéricas de una relación entre dos elementos que comparten una categoría en común. El conjunto de todas estas comparaciones puede representarse en una matriz cuadrada en la que el conjunto de elementos se compara consigo mismo. Cada comparación refleja el dominio de un criterio o subcriterio de la columna de la izquierda sobre un elemento

de la fila superior (Figura 41), es decir representa la respuesta a dos preguntas ¿cuál de los dos elementos es más importante con respecto a un criterio o subcriterio de nivel superior?, y ¿con qué intensidad? (Saaty, 1990). Se utiliza una escala diseñada por Saaty (1990) que va desde el 1 al 9 (Tabla 2), para comparar el elemento de la izquierda sobre el elemento de la parte superior de la matriz. Si el elemento de la izquierda es menos importante que el de la parte superior se introduce el valor recíproco (inverso) en la posición correspondiente de la matriz.

Para la construcción de las matrices de comparación pareada para cada experto se emplean preguntas a manera de encuesta (Figura 40) y una lingüística basada en la escala de valores de Saaty, que se muestra en primera y segunda columna de la Tabla 3. Esta lingüística emplea la palabra prioridad en sustitución de la palabra importancia que es usada originalmente en la lingüística de Saaty (Tabla 3), con esto se busca evitar la confusión de que algún criterio o subcriterio no tiene la importancia suficiente o es menospreciado en alguna medida cuando se trata de un evento catastrófico como lo son las inundaciones. Dependiendo de la jerarquización que cada encuestado da a los criterios o subcriterios al inicio, las preguntas automatizadas se actualizan y al mismo tiempo se van construyendo las matrices de comparación (Figura 40 y 41). Es importante mencionar que el total expertos conocedores del tema encuestados fueron seis y a partir de sus resultados es que se realiza el análisis de la vulnerabilidad.

Tabla 3. Lingüística y escala de Saaty

Intensidad de importancia	Definición	Explicación
1	Igualdad de importancia	Dos actividades contribuyen por igual al objeto
3	Importancia moderada	La experiencia y el juicio favorecen ligeramente una actividad sobre otra
5	Importancia esencial o fuerte	La experiencia y el juicio favorecen fuertemente una actividad sobre otra
7	Importancia muy fuerte	Una actividad se ve fuertemente favorecida y su dominio se demuestra en la práctica
9	Importancia extrema	Las pruebas que favorecen una actividad sobre otra son del más alto orden de
2, 4, 6, 8	Valores intermedios entre los dos juicios adyacentes	Cuando se necesita un compromiso
Recíprocos	Si la actividad i tiene asignado uno de los números anteriores cuando se compara con la actividad j , entonces j tiene el valor recíproco cuando se compara con i	
Racionales	Ratios derivados de la escala	Si se forzara la consistencia obteniendo n valores numéricos para acabar la matriz

Fuente: Elaboración propia traducida de la tabla de Saaty, 1990

El mismo procedimiento se realiza para generar las matrices de valoración pareada de los subcriterios pertenecientes a cada criterio principal (criterio social, infraestructura y económico).

Instrucción: Marcar con una "x" tu respuesta en el espacio

Valor en escala de Saaty

1.1 ¿Qué tanta prioridad le das al criterio Social comparado con Infraestructura ?

1 Igual prioridad _____

3 Poco prioritario _____

5 Prioritario x

7 Muy prioritario _____

1.2 ¿Qué tanta prioridad le das al criterio Social comparado con Económico ?

5 Prioritario _____

7 Muy prioritario x

9 Totalmente prioritario _____

1.3 ¿Qué tanta prioridad le das al criterio Infraestructura comparado con Económico ?

1 Igual prioridad _____

3 Poco prioritario _____

5 Prioritario x

7 Muy prioritario _____

9 Totalmente prioritario _____

Figura 40. Comparación por pares a manera de preguntas usando la escala de valores de Saaty para el encuestado uno

Fuente: Elaboración propia

Fila superior		Social	Infraestructura	Económico
	Social	1	5	7
	Infraestructura	1/5	1	5
	Económico	1/7	1/5	1
Columna izquierda				
				Valores recíprocos o inversos

Valores de la escala de Saaty

Figura 41. Construcción de una matriz de valoración pareada a partir de las respuestas del encuestado uno

Fuente: Elaboración propia

El siguiente paso es emplear la lógica difusa mediante el uso de los números difusos triangulares (NDT o TFN por sus siglas en inglés) para transformar la matriz de comparación pareada en una matriz difusa triangular. El hecho de usar una lógica difusa como ya se ha comentado anteriormente es para considerar la ambigüedad del razonamiento humano (Stefan Schuier, 2019). Los números difusos triangulares están representados por las letras l, m, u, de origen inglés, l = lower (inferior), m = medium (medio), u = upper (superior), denotando así el valor más pequeño posible, el valor medio y el valor mayor posible correspondiente en un

evento difuso (Kahraman et al., 2004). La escala difusa triangular que se emplea es la que se muestra en la Tabla 4.

Tabla 4. Escala de Saaty y escala lingüística difusa triangular

Lingüística	Escala de Saaty	Escala Difusa Triangular (TFN)			Escala Difusa Triangular Inversa		
		<i>l</i>	<i>m</i>	<i>u</i>	<i>u</i>	<i>m</i>	<i>l</i>
Igual prioridad	1	1/2	1	3/2	2/3	1	2
Poco prioritario	3	1	3/2	2	1/2	2/3	1
Prioritario	5	3/2	2	5/2	2/5	1/2	2/3
Muy Prioritario	7	2	5/2	3	1/3	2/5	1/2
Totalmente prioritario	9	5/2	3	7/2	2/7	1/3	2/5

Fuente: Elaboración propia con los valores difusos triangulares de Büyüközkan et al., 2004

A partir de este paso de transformación de la matriz de comparación pareada a matriz difusa triangular se usa el lenguaje de programación de R en su software RStudio para generar códigos que permiten agilizar los cálculos y los procedimientos.

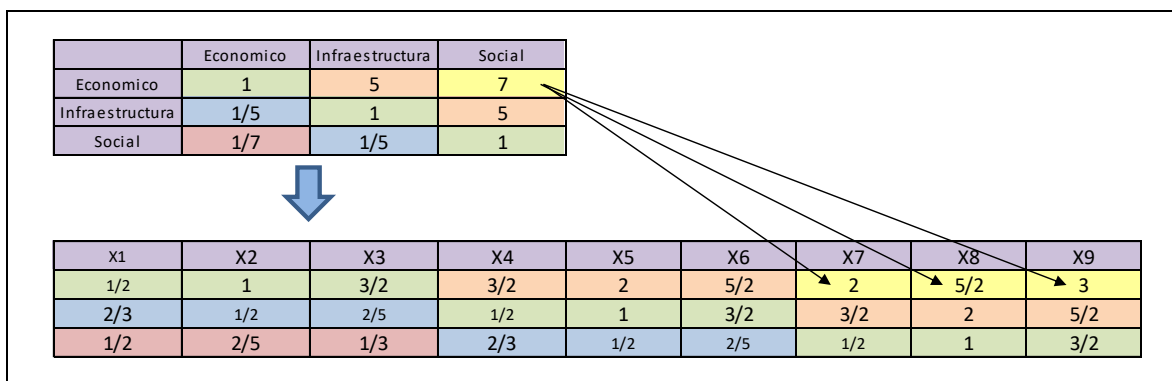


Figura 42. Transformación de una matriz de valoración pareada a una matriz difusa triangular para el encuestado uno

Fuente: Elaboración propia

6.2.2 Análisis de consistencia de las matrices de valoración pareada

Para comprobar la consistencia de las comparaciones, primero se debe convertir los valores en números no difusos (Kwong, 2013). Para este caso se usa el método de defuzzificación propuesto por Chang & Yang (2011) dado por la expresión:

$$M_{CRIPS} = \frac{4m + l + u}{6}$$

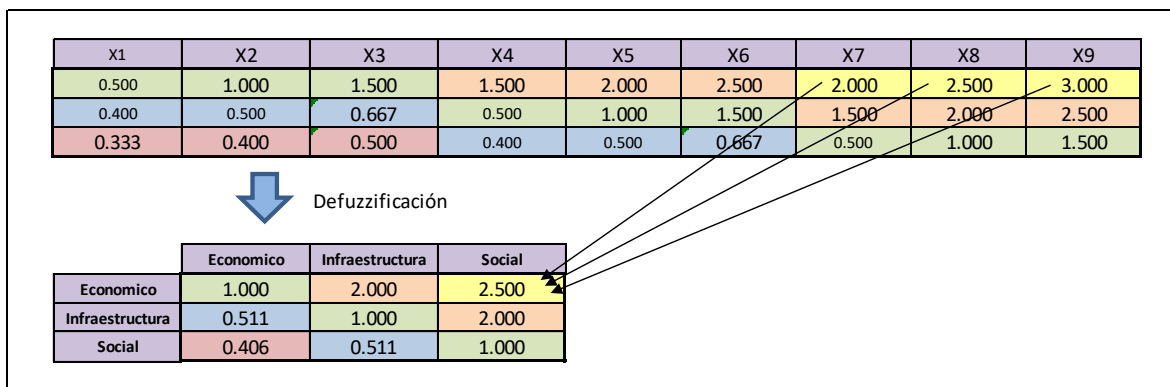


Figura 43. Defuzzificación de una matriz difusa triangular para el encuestado uno

Fuente: Elaboración propia

La consistencia de las medidas de comparación se realiza a través de una Razón o Ratio de Consistencia (RC o CR por sus siglas en ingles). El análisis mediante el método del Proceso Analítico Jerárquico Difuso (PAJD) podrá continuar si el RC es igual o menor a 0.1, pues el Ratio está diseñado a manera de que si los valores exceden de 0.1 son señales de comparaciones inconsistentes, en este caso las comparaciones deben ser revisadas para encontrar la causa de dicha inconsistencia (Saaty, 1990). La Tabla 5 muestra los valores aceptables del Ratio de Consistencia cuando una matriz es de un tamaño n.

Tabla 5. Porcentajes máximos del Ratio de Consistencia (RC)

Tamaño de la Matriz (n)	Ratio de Consistencia
3	5%
4	9%
5 o mayor	10%

Fuente: Elaboración propia a partir de la tabla de Yepes Piqueras, 2022

El Ratio de Consistencia (RC) se calcula mediante el cociente del índice de consistencia (IC) y el índice aleatorio (IA) con la siguiente ecuación:

$$CR = \frac{IC}{IA}$$

El Índice de Consistencia (IC) puede ser calculado con la siguiente expresión:

$$IC = \frac{\lambda \max - n}{n - 1}$$

Donde $\lambda \max$ es un valor escalar de la matriz y n es el tamaño de la matriz.

El Índice Aleatorio (IA) es un índice de una matriz de comparaciones pareadas generada de forma aleatoria. El índice aleatorio depende del número de elementos que se comparan. En la siguiente tabla se muestran los valores usados dependiendo del tamaño de la matriz.

Tabla 6. Valores de los índices aleatorios (IA) para las matrices propuestas por Thomas Saaty para el método de jerarquías analíticas

Tamaño de la Matriz	1X1	2X2	3X3	4X4	5X5	6X6	7X7	8X8	9X9	10X10	11X11
Índice Aleatorio	0	0	0.58	0.90	1.12	1.24	1.32	1.41	1.45	1.49	1.54

Fuente: Elaboración propia a partir de la tabla de Gómez Delgado & Barredo Cano, 2005

A partir de la matriz defuzzificada se hace una sumatoria de filas y columnas. Se calculan los pesos como resultado de dividir el valor de la sumatoria de cada fila entre el valor total de las sumatorias de todas las filas. A manera de explicar de forma sencilla este paso se muestra en la Figura 44 como se calculan los pesos (última columna) para el encuestado 1.

	Economico	Infraestructura	Social	SUMA	PESOS
Economico	1.000	2.000	2.500	5.500	0.503
Infraestructura	0.511	1.000	2.000	3.511	0.321
Social	0.406	0.511	1.000	1.917	0.175
SUMA	1.917	3.511	5.500	10.928	

Figura 44. Cálculo de los vectores necesarios para determinar λ max para el encuestado uno

Fuente: Elaboración propia

Para este mismo ejemplo λ max se calcula multiplicando el vector horizontal de sumas por el vector vertical de pesos, de la siguiente manera:

$$\lambda \text{ max} = (1.917 \quad 3.511 \quad 5.500) \begin{pmatrix} 0.503 \\ 0.321 \\ 0.175 \end{pmatrix} = 3.057$$

Finalmente, ya conocido el valor de λ max, se calcula el valor del Índice de Consistencia, el Índice Aleatorio con la Tabla 5 y el valor del Ratio de Consistencia y si observa si es consistente o no consistente.

Este mismo procedimiento se realiza para generar las matrices de valoración pareada de los subcriterios pertenecientes al criterio social, de infraestructura y económico. El resumen de los cálculos para el encuestado 1 se muestra en la Tabla 7, en la que es importante observar que para la matriz de 2x2 no hay un valor para el RC ya que matemáticamente tendría que dividirse el valor del IC entre el valor del IA que es 0, resultando un valor indeterminado, pero metodológicamente una matriz de 2x2 no podría tener valores inconsistentes debido a que únicamente se están comparando dos subcriterios, resultando de esta manera automáticamente consistente. Este proceso se debe repetir para cada uno de los seis expertos encuestados.

Tabla 7. Resultados obtenidos del análisis de consistencia para el encuestado uno

MATRIZ	DIMENSIÓN	RC_MAX	IC	IA	RC	OBSERVACIÓN
Inundación	3	0.05	0.029	0.58	0.050	Consistente
Economicos	2	-	0.020	0.00	-	Consistente
Sociales	5	0.1	0.043	1.12	0.038	Consistente
Infraestructura	4	0.09	0.056	0.90	0.062	Consistente

Fuente: Elaboración propia

6.2.3 Obtener medias geométricas (matrices resumen)

Después de que se generen las matrices de valoración pareada de cada conjunto de criterios y subcriterios para cada uno de los encuestados, con ayuda del lenguaje de programación en R en su software RStudio, se genera un código que permite tomar cada una de las matrices de los expertos encuestados y transformarlas a matrices difusas para posteriormente obtener una matriz resumen o global (para cada conjunto de criterios y subcriterios analizados) aplicando la media geométrica como operación para obtener estos nuevos valores. La expresión usada para calcular las medias geométricas es la siguiente (Francisco López, 2020):

$$\text{Media geométrica} = \sqrt[N]{x_1 \cdot x_2 \cdot x_3 \cdot \dots \cdot x_N}$$

Donde, N se trata del número total de observaciones y las x son las variables sobre las que se quiere calcular la media geométrica.

A partir de este paso se usan los datos obtenidos de los seis encuestados para ejemplificar cómo se calcula la vulnerabilidad. Las matrices resumen o globales calculadas para los encuestados usando la media geométrica son las siguientes:

Tabla 8. Matriz resumen resultante del uso de la media geométrica para el análisis de los criterios principales (económico, infraestructura y social) de los seis encuestados

X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9
0.500000	1.000000	1.500000	0.858374	1.249025	1.665366	0.467328	0.612257	0.890899
0.600468	0.800625	1.164993	0.500000	1.000000	1.500000	0.400000	0.500000	0.666667
1.122462	1.633300	2.139826	1.500000	2.000000	2.500000	0.500000	1.000000	1.500000

Fuente: Elaboración propia

Tabla 9. Matriz resumen resultante del uso de la media geométrica para el análisis de los subcriterios del criterio económico para los seis encuestados

X1	X2	X3	X4	X5	X6
0.500000	1.000000	1.500000	1.249025	1.665366	2.145936
0.465997	0.600468	0.800625	0.500000	1.000000	1.500000

Fuente: Elaboración propia

Tabla 10. Matriz resumen resultante del uso de la media geométrica para el análisis de los subcriterios del criterio de infraestructura para los seis encuestados

X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10	X11	X12
0.500000	1.000000	1.500000	1.069913	1.573673	2.075782	1.500000	2.000000	2.500000	2.075782	2.577133	3.078074
0.481746	0.635456	0.934655	0.500000	1.000000	1.500000	1.069913	1.573673	2.075782	1.573673	2.075782	2.577133
0.400000	0.500000	0.666667	0.481746	0.635456	0.934655	0.500000	1.000000	1.500000	1.122462	1.633300	2.139826
0.324878	0.388028	0.481746	0.388028	0.481746	0.635456	0.467328	0.612257	0.890899	0.500000	1.000000	1.500000

Fuente: Elaboración propia

Tabla 11. Matriz resumen resultante del uso de la media geométrica para el análisis de los subcriterios del criterio social para los seis encuestados

X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10	X11	X12	X13	X14	X15
0.500000	1.000000	1.500000	1.500000	2.000000	2.500000	2.000000	2.500000	3.000000	0.890899	1.401983	1.906369	0.481746	0.635456	0.934655
0.400000	0.500000	0.666667	0.500000	1.000000	1.500000	1.069913	1.573673	2.075782	0.481746	0.635456	0.934655	0.333333	0.400000	0.500000
0.333333	0.400000	0.500000	0.481746	0.635456	0.934655	0.500000	1.000000	1.500000	0.388028	0.481746	0.635456	0.285714	0.333333	0.400000
0.524558	0.713275	1.122462	1.069913	1.573673	2.075782	1.573673	2.075782	2.577133	0.500000	1.000000	1.500000	0.400000	0.500000	0.666667
1.069913	1.573673	2.075782	2.000000	2.500000	3.000000	3.000000	3.500000	3.500000	1.500000	2.000000	2.500000	0.500000	1.000000	1.500000

Fuente: Elaboración propia

Después se aplica un análisis de consistencia (RC) para estas nuevas matrices resultantes del cálculo de las medias geométricas, con el método de defuzzificación propuesto Chang & Yang (2011) ya mencionado en el apartado 6.2.2 “Análisis de consistencia de las matrices de valoración pareada” de este capítulo, comprobando así nuevamente que sean consistentes.

6.2.4 Cálculo de vectores sintéticos difusos

Para el cálculo de estos vectores se inició calculando la extensión sintética difusa con respecto a la i -ésima alternativa, con la siguiente expresión:

$$S_i = \sum_{j=1}^m M_{gi}^j \otimes \left[\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m M_{gi}^j \right]^{-1}$$

Los valores de la matriz fuzzificada son números difusos triangulares (NDT) que son representados con el termino M_{gi}^j ($j = 1, 2, 3, \dots, m$) en la formula anterior.

Primeramente, para obtener $\sum_{j=1}^m M_{gi}^j$, se realiza la operación de adición difusa de m valores en fila para una matriz particular, pudiéndose representar con la siguiente expresión:

$$\sum_{j=1}^m M_{gi}^j = \left(\sum_{j=1}^m l_j, \sum_{j=1}^m m_j, \sum_{j=1}^m u_j \right)$$

La Figura 45 muestra cómo se aplica esta parte de la formula a la matriz difusa (matriz resumen obtenida de la media geométrica) del análisis de los criterios principales (económico, social e infraestructura) de los seis encuestados.

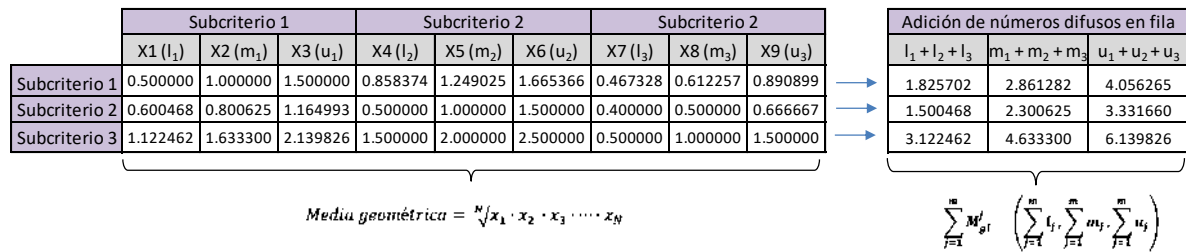


Figura 45. Ejemplo de aplicación de la adición difusa a la matriz resultante de la media geométrica para el análisis de los criterios principales (económico, social e infraestructura) de los seis encuestados

Fuente: Elaboración propia

Para la obtención de $[\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m M_{gi}^j]$, se realiza la operación de adición difusa por columna de los valores obtenidos del paso anterior, es decir se suman todos los términos inferiores, luego todo el término medio y finalmente todo el término superior, esto se puede expresar con la siguiente ecuación:

$$\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m M_{gi}^j = \left(\sum_{i=1}^n l_i, \sum_{i=1}^m m_i, \sum_{i=1}^m u_i \right)$$

La Figura 46 muestra cómo se aplica esta parte de la formula a la adición en fila de valores de la matriz difusa (matriz resumen obtenida de la media geométrica) del análisis de los criterios principales de los seis encuestados.

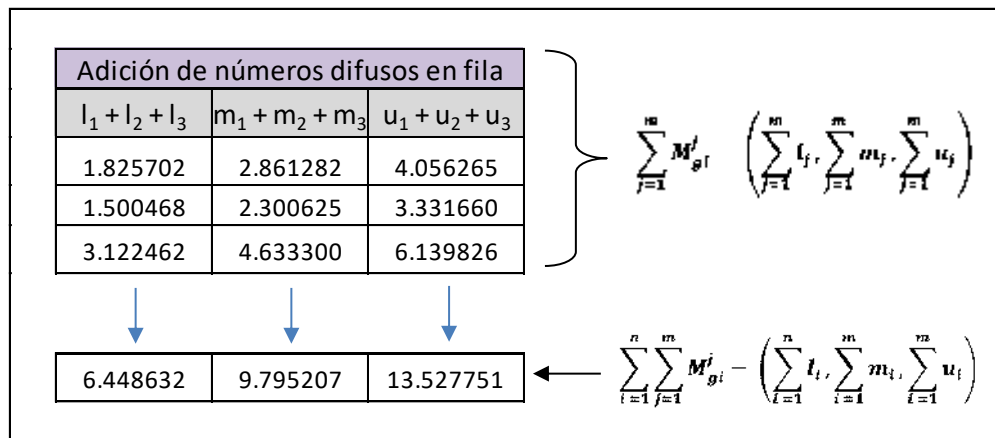


Figura 46. Aplicación de la adición difusa en columna para los valores obtenidos de la adición en fila del ejemplo anterior.

Fuente: Elaboración propia

Para el cálculo del vector inverso $[\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m M_{gi}^j]^{-1}$ de la ecuación se fracciona el valor 1 entre el valor superior del vector obtenido en la adición difusa en columna y tomando el lugar del término inferior, 1 entre el valor medio y quedando en la misma posición y finalmente 1 sobre el valor inferior tomando el lugar del término superior, de manera que queda expresado con la siguiente ecuación:

$$\left[\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m M_{gi}^j \right]^{-1} = \left(\frac{1}{\sum_{i=1}^n u_i}, \frac{1}{\sum_{i=1}^n m_i}, \frac{1}{\sum_{i=1}^n l_i} \right)$$

En la siguiente figura se muestra el procedimiento al aplicar la formula al vector de adición de valores por columna del ejemplo anterior.

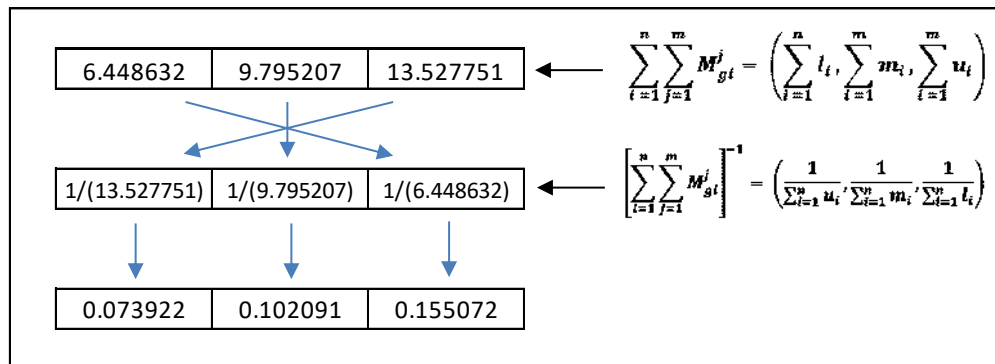


Figura 47. Resultados de aplicar la fórmula para el cálculo del vector inverso del ejemplo.

Fuente: Elaboración propia

Finalmente, para calcular el valor del vector sintético difuso (Si) se obtiene el producto vectorial de $\sum_{j=1}^m M_{gi}^j$ y $[\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m M_{gi}^j]^{-1}$, la Figura 48 muestra el procedimiento y para el ejemplo de los seis encuestados.

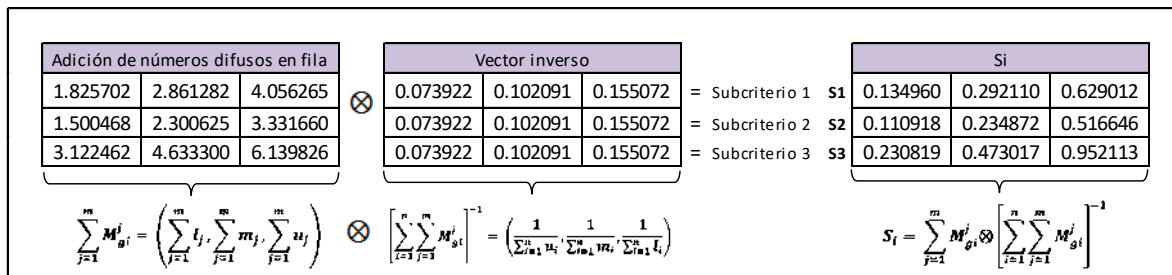


Figura 48. Resultados de aplicar la fórmula para el cálculo del vector sintético difuso del ejemplo.

Fuente: Elaboración propia

6.2.5 Análisis de comparación de vectores sintéticos difusos

Después de calcular la extensión sintética difusa se calcula el grado de posibilidad, en el que se comparan vectores sintéticos difusos para obtener el grado de posibilidad de que un número difuso sea mayor que otro. Si suponemos que se tienen dos números difusos $M_1 = (l_1, m_1, u_1)$ y $M_2 = (l_2, m_2, u_2)$, entonces el grado de posibilidad de que $M_2 \geq M_1$ se puede definir con la siguiente expresión:

$$V(M_2 \geq M_1) = \sup_{y \geq x} [\min(\mu_{M_1}(x), \mu_{M_2}(y))]$$

De forma equivalente se puede representar como:

$$V(M_2 \geq M_1) = hgt(M_1 \cap M_2) = \mu_{M_2}(d) = f(d)$$

Y que igual manera se puede también representar como la siguiente expresión:

$$V(M_2 \geq M_1) = \begin{cases} 1, & \text{Sí } m_2 \geq m_1 \\ 0, & \text{Sí } l_1 \geq u_2 \\ \frac{l_1 - u_2}{(m_2 - u_2) - (m_1 - l_1)}, & \text{de lo contrario} \end{cases}$$

Donde d es la ordenada del punto de intersección más alto D entre M_1 y M_2 que se observa en la siguiente figura:

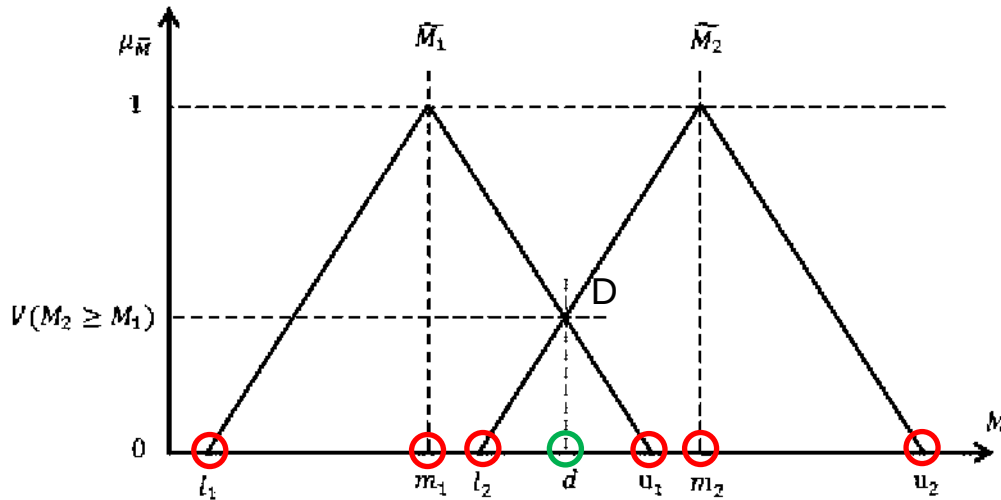


Figura 49. Representación de la intersección de dos puntos $\tilde{M}_1$ y $\tilde{M}_2$

Fuente: Büyükoçkan et al., 2004

En la Figura 49, l_1 , m_1 y u_1 son ordenadas de la función de membresía de M_1 y l_2 , m_2 y u_2 son las ordenadas de la función de membresía de M_2 .

Para una matriz de 2x2 se necesita calcular dos grados de posibilidad, es decir $V(S_1 \geq S_2)$ y $V(S_2 \geq S_1)$ ya que solo hay dos subcriterios. Cuando la matriz es de 3x3 (tres criterios o tres subcriterios) se tiene que calcular seis grados de posibilidad $V(S_1 \geq S_2)$, $V(S_1 \geq S_3)$, $V(S_2 \geq S_1)$, $V(S_2 \geq S_3)$, $V(S_3 \geq S_1)$ y $V(S_3 \geq S_2)$, pues dependiendo del número de criterios o subcriterios aumentaran los grados de posibilidades.

Siguiendo con el ejemplo anterior se calculan seis grados de posibilidad para los tres criterios principales analizados (económico, social e infraestructura), se observa que para la posibilidad $V(S_1 \geq S_2)$ el valor de $m_1 \geq m_2$ por lo tanto el valor debe ser 1, en cambio para el segunda posibilidad $V(S_1 \geq S_3)$ las condiciones $m_1 \geq m_3$ y $l_3 \geq u_1$ no se cumplen, entonces se debe usar la formula $(l_3 - u_1) / ((m_1 - u_1) - (m_3 -$

l₃)), este mismo proceso se repite para las otras cuatro comparaciones, resultando valores como los que se muestran en la Figura 50.

S1	l_1	m_1	u_1
	0.134960	0.292110	0.629012
S2	l_2	m_2	u_2
	0.110918	0.234872	0.516646
S3	l_3	m_3	u_3
	0.230819	0.473017	0.952113
$V(S_1 \geq S_2) = \begin{cases} 1, & \text{Si } m_1 \geq m_2 \\ 0, & \text{Si } l_2 \geq u_1 \\ \frac{l_2 - u_1}{(m_1 - u_1) - (m_2 - l_2)}, & \text{de lo contrario} \end{cases}$			
$V(S_1 \geq S_3) = \begin{cases} 1, & \text{Si } m_1 \geq m_3 \\ 0, & \text{Si } l_3 \geq u_1 \\ \frac{l_3 - u_1}{(m_1 - u_1) - (m_3 - l_3)}, & \text{de lo contrario} \end{cases}$			
$V(S_2 \geq S_1) = \begin{cases} 1, & \text{Si } m_2 \geq m_1 \\ 0, & \text{Si } l_1 \geq u_2 \\ \frac{l_1 - u_2}{(m_2 - u_2) - (m_1 - l_1)}, & \text{de lo contrario} \end{cases}$			
$V(S_2 \geq S_3) = \begin{cases} 1, & \text{Si } m_2 \geq m_3 \\ 0, & \text{Si } l_3 \geq u_2 \\ \frac{l_3 - u_2}{(m_2 - u_2) - (m_3 - l_3)}, & \text{de lo contrario} \end{cases}$			
$V(S_3 \geq S_1) = \begin{cases} 1, & \text{Si } m_3 \geq m_1 \\ 0, & \text{Si } l_1 \geq u_3 \\ \frac{l_1 - u_3}{(m_3 - u_3) - (m_1 - l_1)}, & \text{de lo contrario} \end{cases}$			
$V(S_3 \geq S_2) = \begin{cases} 1, & \text{Si } m_3 \geq m_2 \\ 0, & \text{Si } l_2 \geq u_3 \\ \frac{l_2 - u_3}{(m_3 - u_3) - (m_2 - l_2)}, & \text{de lo contrario} \end{cases}$			
$V(S_1 \geq S_2) = 1.000000$ $V(S_1 \geq S_3) = 0.687607$ $V(S_2 \geq S_1) = 0.869595$ $V(S_2 \geq S_3) = 0.545501$ $V(S_3 \geq S_1) = 1.000000$ $V(S_3 \geq S_2) = 1.000000$			

Figura 50. Resultados obtenidos del análisis de comparación de vectores sintéticos difusos del ejemplo
Fuente: Elaboración propia

6.2.6 Análisis de convexidad de vectores difusos

El siguiente paso es calcular el grado de posibilidad de que un número difuso convexo sea mayor que k números difusos convexos, y queda definido por la siguiente expresión:

$$V(M \geq M_1, M_2, \dots, M_k) = V[(M \geq M_1) \text{ y } (M \geq M_2) \text{ y } \dots \text{ y } (M \geq M_k)] \\ = \min V(M \geq M_i), \quad i = 1, 2, 3, \dots, k$$

La expresión anterior para el análisis de convexidad de los vectores difusos puede quedar expresada de la manera siguiente:

$$d'(A_i) = \min V(S_i \geq S_k), \quad k = 1, 2, 3, \dots, n; \quad k \neq i$$

Para el análisis de una matriz con tres subcriterios los análisis que se tienen que hacer son tres, $V(S_1 \geq S_2, S_3)$, $V(S_2 \geq S_1, S_3)$ y $V(S_3 \geq S_1, S_2)$. Nuevamente dependiendo del número de criterios o subcriterios aumenta el grado de posibilidades en el análisis de convexidad.

De acuerdo a la formula se observa que se debe tomar el valor mínimo del grado de posibilidad, por lo que para $(S_1 \geq S_2, S_3)$ se debe tomar el mínimo de los valores obtenidos en las posibilidades de $(S_1 \geq S_2)$ y $(S_1 \geq S_3)$, del mismo modo para $V(S_2 \geq S_1, S_3)$ de sus posibilidades $(S_2 \geq S_1)$ y $(S_2 \geq S_3)$ el menor y para $V(S_3 \geq S_1, S_2)$ de sus posibilidades $(S_3 \geq S_1)$ y $(S_3 \geq S_2)$ el mínimo de estos dos valores debe tomar el lugar.

$V(S_1 \geq S_2) = 1.000000$	$V(S_1 \geq S_2, S_3) = 0.687607$
$V(S_1 \geq S_3) = 0.687607$	$V(S_2 \geq S_1, S_3) = 0.545501$
$V(S_2 \geq S_1) = 0.869595$	$V(S_3 \geq S_1, S_3) = 1.000000$
$V(S_2 \geq S_3) = 0.545501$	$d'(A_i) = \min V(S_i \geq S_k)$
$V(S_3 \geq S_1) = 1.000000$	
$V(S_3 \geq S_2) = 1.000000$	

Figura 51. Resultados obtenidos del análisis de convexidad de vectores difusos del ejemplo
Fuente: Elaboración propia

6.2.7 Cálculo del vector de ponderación (pesos para cada criterio de vulnerabilidad)

Para el cálculo del vector de ponderación o de pesos se deben tomar los valores obtenidos en el análisis de convexidad de vectores difusos de manera que el cálculo de este vector de ponderación queda dado por la expresión:

$$W' = (d'(A_1), d'(A_2), \dots, d'(A_n))^T$$

Donde A_i ($i = 1, 2, 3, \dots, n$) son n elementos.

Continuando con el ejemplo se tiene que el vector de ponderación está dado por los siguientes valores obtenidos del análisis de convexidad de vectores difusos:

$$W' = (0.687607, 0.545501, 1)^T$$

6.2.8 Normalización del vector de ponderación

La normalización del vector de ponderación queda dada por la expresión siguiente:

$$W = (d(A_1), d(A_2), \dots, d(A_n))^T$$

Donde W no es un número difuso sino el conjunto de pesos para la matriz analizada.

Como lo indica la fórmula para normalizar el vector de pesos hay que sumar todos los elementos y dividir cada uno de ellos entre la suma, de manera que para el ejemplo de análisis queda de la siguiente manera:

$$W = \left(\frac{0.687607}{2.233108}, \frac{0.545501}{2.233108}, \frac{1}{2.233108} \right)^T$$

$$W = (0.3079, 0.2443, 0.4478)^T$$

Por lo que los valores anteriores estarían representando el peso de los criterios en los que ya se toma en consideración todas las valoraciones de los seis expertos encuestados. El mismo proceso se repite para las otras tres matrices que desglosan los subcriterios asociados a cada criterio principal, los valores se pueden observar en la Tabla 12.

Tabla 12. Valores obtenidos de los vectores de ponderación normalizados (pesos locales) para los criterios principales y subcriterios analizados

Criterios de inundación	W (Pesos)
Economicos	0.3079
Infraestructura	0.2443
Sociales	0.4478
Suma =	1.0000
Subcriterios del Criterio Economicos	W (Pesos)
Empleos promedio	0.5920
Densidad vivienda	0.4080
Suma =	1.0000
Subcriterios del Criterio Infraestructura	W (Pesos)
Centros de salud	0.3995
Calles principales	0.3090
Escuelas	0.2091
Sistema de drenaje	0.0824
Suma =	1.0000
Subcriterios del Criterio Sociales	W (Pesos)
Poblacion discapacitada	0.2937
Poblacion sin Seguro Social	0.1033
Densidad de poblacion	0.0000
Poblacion edad vulnerable	0.2162
Poblacion marginada	0.3868
Suma =	1.0000

Fuente: Elaboración propia

6.2.9 Criterios y subcriterios ponderados (cálculo de los pesos globales para cada subcriterio)

Como siguiente proceso se dividieron los pesos (W) en dos grupos, los pesos locales y los pesos globales. Los pesos locales son los obtenidos mediante el PAJD para cada una de las cuatro matrices de comparación por pares, es decir la de matriz de criterios principales, de los subcriterios asociados al criterio económicos, de los

subcriterios asociados al criterio infraestructura y de los criterios asociados al criterio social. Estos vectores de pesos obtenidos para cada matriz muestran la importancia que ocupa cada una de sus variables, con la normalización puede apreciarse su importancia medida en una escala de 0 a 1, es decir que la sumatoria de los valores en cada vector de cada matriz es 1.

Los pesos globales son la representación numérica del peso parcial que cada uno de los subcriterios ocupa si se considera que en conjunto todos los subcriterios forman un peso total unitario, en otras palabras, la sumatoria los pesos de los once subcriterios es igual a 1. Para calcular los pesos globales se debe hacer la observación de que los criterios principales (criterio económico, social e infraestructura) serán la base inicial de ese peso global, ya que se multiplica el peso local del criterio principal por el peso local de cada subcriterio asociado a este criterio principal, los valores de este proceso se muestran en la Figura 52.

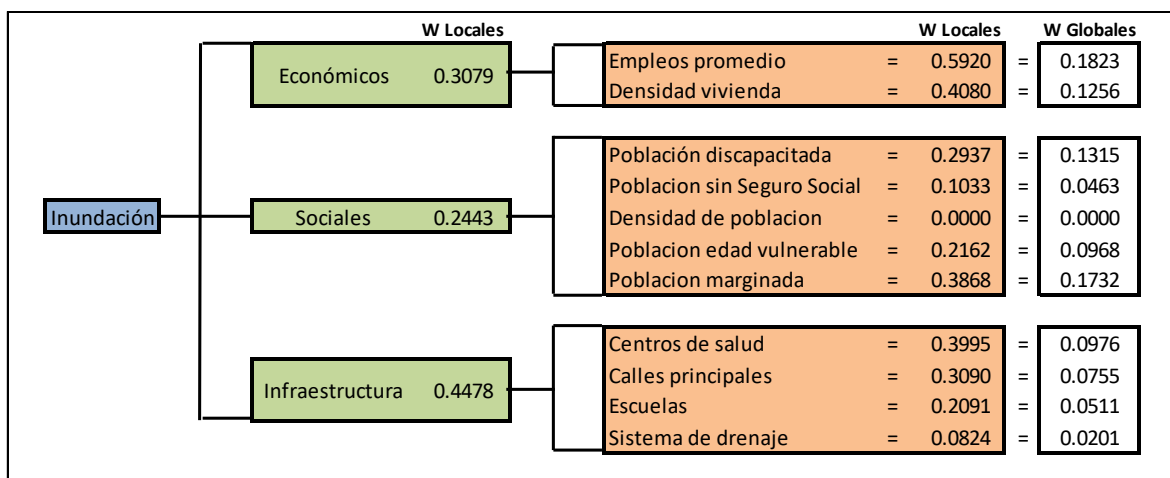


Figura 52. Valores de los pesos locales y los pesos globales para cada uno de los subcriterios

Fuente: Elaboración propia

6.3 Crear mapa de vulnerabilidad

Para crear el mapa de vulnerabilidad se sigue una serie de pasos en los que se emplea el lenguaje de programación de R en su software RStudio, Excel y un software de SIG llamado QGIS en su versión 3.22. Se recopilan en RStudio todos los datos necesarios para construir la vulnerabilidad. Este recopilado consiste en dos listas principales, la primera lista recopila los datos normalizados del análisis estadístico de las 13,847 manzanas organizadas en columnas para cada uno de los once subcriterios (Tabla 13), la columna que comparten en común es la clave geoestadística (CVEGEO). La segunda lista recopila los pesos globales asociados a cada una de los once subcriterios analizados, en forma de columna (Tabla 14), cada columna cuenta con 13,847 datos que son la cantidad de manzanas analizadas.

Tabla 13. Listado de los datos del análisis estadístico para las 13,847 manzanas de los once subcriterios

	Clave geoestadística	Empleos promedio	Densidad de vivienda	Densidad de población	Población marginada	Población discapacitada	Población sin seguro de salud	Población en edad vulnerable	Escuelas	Centros de salud	Calles principales	Sistema de drenaje
ID	CVEGEO	EPM2_NORM	DV_NORM	DP_NORM	PM_NORM	PD_NORM	PSS_NORM	PEV_NORM	E_NORM	CS_NORM	CALLE_NORM	SD_NORM
1	1605300015190003	0.000000	0.035230	0.045593	0.029242	0.000723	0.000313	0.003695	0.000000	0.806933	0.000000	0.000000
2	1605300013654021	0.010630	0.025220	0.030390	0.109792	0.001655	0.003119	0.009540	0.002396	0.705182	0.000000	0.000000
3	1605300013654020	0.000000	0.024790	0.042693	0.027085	0.001050	0.017571	0.011634	0.023861	0.700157	0.000000	0.000000
4	1605300013654019	0.015350	0.011560	0.012767	0.171364	0.001190	0.000343	0.007212	0.000000	0.705451	0.297494	0.000000
5	1605300013654018	0.030650	0.006330	0.010481	0.047953	0.000910	0.010468	0.000342	0.118061	0.702196	0.159951	0.000000
6	1605300013512041	0.000000	0.050860	0.069493	0.056087	0.001933	0.003643	0.002778	0.000000	0.836788	0.000000	0.000000
7	1605300013512040	0.000000	0.020520	0.034003	0.002548	0.002472	0.000713	0.017086	0.000000	0.850818	0.000000	0.000000
8	1605300013512039	0.000000	0.052380	0.062428	0.077424	0.000992	0.004618	0.013674	0.000000	0.837675	0.000000	0.000000
9	1605300013512038	0.000000	0.026470	0.034465	0.053084	0.001364	0.024961	0.001960	0.000000	0.850967	0.000000	0.000000
10	1605300013315045	0.000000	0.054590	0.077533	0.050574	0.001124	0.010293	0.010927	0.000000	0.938931	0.000000	0.000000
11	1605300013315041	0.000000	0.053440	0.090399	0.053690	0.027819	0.004546	0.021787	0.000000	0.934185	0.000000	0.000000
12	1605300012660034	0.018940	0.007100	0.007036	0.317067	0.002944	0.001550	0.001064	0.857623	0.766376	0.038866	0.055556
13	1605300012092015	0.037510	0.000000	0.000000	0.000015	0.000000	0.000000	0.000000	0.981436	0.971131	0.000000	0.000000
14	1605300012035051	0.005220	0.051380	0.080130	0.168171	0.001910	0.008152	0.005446	0.769573	0.868102	0.000000	0.000000
15	1605300012035048	0.026490	0.014130	0.023534	0.185978	0.001033	0.000357	0.000080	0.270102	0.853860	0.059037	0.000000
16	1605300012035028	0.000000	0.025180	0.029209	0.028538	0.000906	0.013718	0.001914	0.000000	0.859063	0.000000	0.000000
17	1605300011893029	0.000000	0.069370	0.095786	0.116440	0.002786	0.046435	0.011227	0.000000	0.867137	0.000000	0.000000
18	1605300011893028	0.000710	0.000340	0.000742	0.230673	0.000237	0.000067	0.000084	0.018251	0.868135	0.072081	0.009999
19	1605300010965075	0.000000	0.044230	0.047234	0.074303	0.002130	0.045728	0.029060	0.750000	0.905791	0.000000	0.000000

Fuente: Elaboración propia

Tabla 14. Listado de los pesos globales para las 13,847 manzanas de los once subcriterios

[illegible]

Fuente: Elaboración propia

6.3.1 Obtener la vulnerabilidad en términos de probabilidad (0 a 1)

Para obtener la vulnerabilidad de forma numérica se generó un código en R para facilitar las operaciones, este proceso parte de las dos listas generadas en RStudio, la de los datos normalizados y la de pesos globales (Tabla 13 y Tabla 14). La primera operación fue una multiplicación de columnas. Se multiplica cada uno de los 13,847 valores en columna del análisis estadístico para un subcriterio por los 13,847 valores de peso global en columna para ese mismo subcriterio. De manera semejante se hace para los otros subcriterios, debiéndose obtener una tabla con once columnas asociadas a los once subcriterios (Tabla 15), posteriormente se realiza una sumatoria en fila, en la que se recopilan los once valores asociados a cada manzana obteniéndose una sola columna con 13,847 valores, y siendo estos

valores la vulnerabilidad asociada a cada manzana en probabilidad de 0 a 1 (última columna de la Tabla 15). Finalmente se genera una tabla resumen con solo dos columnas (Tabla 16), una columna con la clave geoestadística de las 13,847 manzanas y otra con la vulnerabilidad obtenida en probabilidad de 0 a 1.

Tabla 15. Listado resultante de la operación de multiplicar los datos del análisis estadístico por los pesos globales para las 13,847 manzanas de los once subcriterios

Empleos promedio	Densidad de vivienda	Densidad de población	Población marginada	Población discapacitada	Población sin seguro de salud	Población en edad vulnerable	Escuelas	Centros de salud	Calles principales	Sistema de drenaje	Sumatoria
X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10	X11	Vulnerabilidad
0.000000	0.004425	0.000000	0.005065	0.000095	0.000014	0.000358	0.000000	0.078757	0.000000	0.000000	0.088713
0.001938	0.003168	0.000000	0.019016	0.000218	0.000144	0.000923	0.000122	0.068826	0.000000	0.000000	0.094355
0.000000	0.003114	0.000000	0.004691	0.000138	0.000814	0.001126	0.001219	0.068335	0.000000	0.000000	0.079437
0.002798	0.001452	0.000000	0.029680	0.000156	0.000016	0.000698	0.000000	0.068852	0.022461	0.000000	0.126114
0.005587	0.000795	0.000000	0.008305	0.000120	0.000485	0.000033	0.006033	0.068534	0.012076	0.000000	0.101969
0.000000	0.006388	0.000000	0.009714	0.000254	0.000169	0.000269	0.000000	0.081670	0.000000	0.000000	0.098465
0.000000	0.002577	0.000000	0.000441	0.000325	0.000033	0.001654	0.000000	0.083040	0.000000	0.000000	0.088070
0.000000	0.006579	0.000000	0.013410	0.000131	0.000214	0.001324	0.000000	0.081757	0.000000	0.000000	0.103414
0.000000	0.003325	0.000000	0.009194	0.000179	0.001156	0.000190	0.000000	0.083054	0.000000	0.000000	0.097098
0.000000	0.006857	0.000000	0.008759	0.000148	0.000477	0.001058	0.000000	0.091640	0.000000	0.000000	0.108938
0.000000	0.006712	0.000000	0.009299	0.003658	0.000211	0.002109	0.000000	0.091176	0.000000	0.000000	0.113165
0.003453	0.000892	0.000000	0.054916	0.000387	0.000072	0.000103	0.043825	0.074798	0.002934	0.001117	0.182496
0.006838	0.000000	0.000000	0.000003	0.000000	0.000000	0.000000	0.050151	0.094782	0.000000	0.000000	0.151774
0.000952	0.006453	0.000000	0.029127	0.000251	0.000377	0.000527	0.039325	0.084727	0.000000	0.000000	0.161740
0.004829	0.001775	0.000000	0.032211	0.000136	0.000017	0.000008	0.013802	0.083337	0.004457	0.000000	0.140572
0.000000	0.003163	0.000000	0.004943	0.000119	0.000635	0.000185	0.000000	0.083845	0.000000	0.000000	0.092889
0.000000	0.008713	0.000000	0.020167	0.000366	0.002150	0.001087	0.000000	0.084633	0.000000	0.000000	0.117116
0.000129	0.000043	0.000000	0.039953	0.000031	0.000003	0.000008	0.000933	0.084730	0.005442	0.000201	0.131473
0.000000	0.005555	0.000000	0.012869	0.000280	0.002117	0.002813	0.038325	0.088405	0.000000	0.000000	0.150365

Fuente: Elaboración propia

Tabla 16. Tabla resumen con clave geoestadística de cada una de las 13,847 manzanas y su valor de vulnerabilidad

CVEGEO	VULNERABILIDAD
1605300015190003	0.08871350
1605300013654021	0.09435518
1605300013654020	0.07943713
1605300013654019	0.12611377
1605300013654018	0.10196910
1605300013512041	0.09846460
1605300013512040	0.08807040
1605300013512039	0.10341385
1605300013512038	0.09709800
1605300013315045	0.10893760
1605300013315041	0.11316526
1605300012660034	0.18249621
1605300012092015	0.15177448
1605300012035051	0.16173988
1605300012035048	0.14057168
1605300012035028	0.09288946
1605300011893029	0.11711598
1605300011893028	0.13147290
1605300010965075	0.15036516

Fuente: Elaboración propia

6.3.2 Mapa de vulnerabilidad

Para generar el mapa de vulnerabilidad se emplea un software SIG de código abierto llamado QGIS en su versión 3.22. Se le asignan los datos obtenidos en la

Tabla 16 a una capa vectorial de las 13,847 manzanas analizadas de la ciudad de Morelia mediante un algoritmo de unión, asociando los valores de vulnerabilidad de la tabla con las manzanas, compartiendo la clave geoestadística como valor en común. Por consiguiente, se le asigna una paleta de colores fríos y cálidos, (azul, verde, amarillo, naranja y roja), donde el azul denota que la manzana es poco vulnerable y el color rojo apunta a que esa manzana es muy vulnerable. En este proceso se debe obtener algo semejante a lo mostrado en la Figura 54. El mapa final de vulnerabilidad se muestra en el apartado 7.1 “Vulnerabilidad ante inundación”.

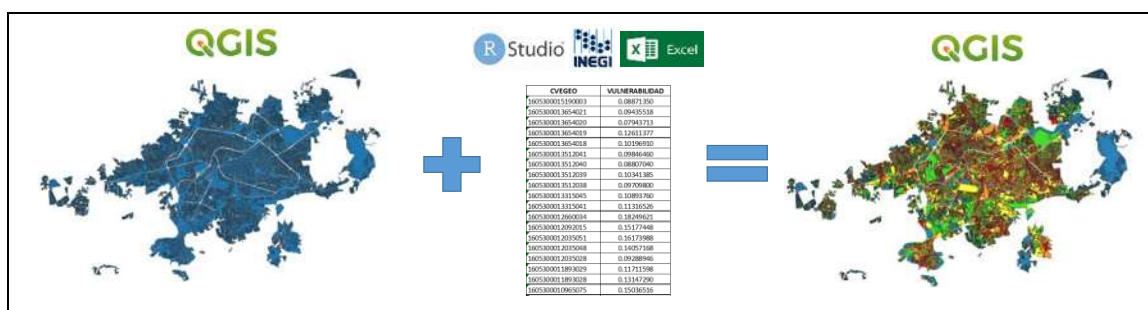


Figura 53. Creación del mapa de vulnerabilidad

Fuente: Elaboración propia

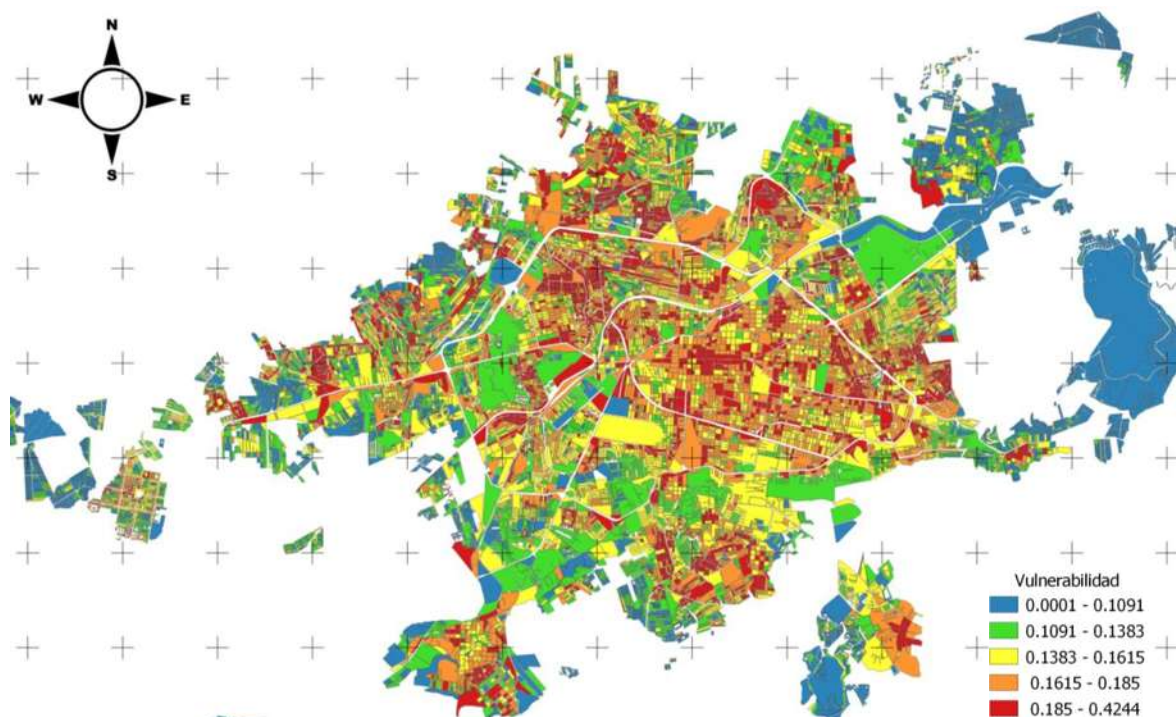


Figura 54. Vulnerabilidad ante inundaciones de Morelia

Fuente: Elaboración propia

6.4 Análisis del peligro (probabilidad de ocurrencia de una inundación)

En este trabajo para la modelación del mapa de probabilidad de ocurrencia de una inundación (peligro ante inundación) se recurre a la máxima entropía mediante el método que consiste en aplicar el modelo de aprendizaje automático MaxEnt. Previo a la aplicación del método se deben preparar los factores de inundación, los cuales se dividen en dos fuentes de datos de entrada: datos de presencia de inundación y factores de predicción del peligro de inundación (variables ambientales) descritos a detalle en los apartados 6.4.1 “Datos de presencia de inundación” y 6.4.2 “Factores de predicción del peligro de inundación (variables ambientales)”.

6.4.1 Datos de presencia de inundación

Cada punto de presencia es simplemente un par de coordenadas (longitud y latitud) que denota un sitio donde se ha observado el fenómeno (Ponder et al., 2001). Basado en datos históricos de presencias de inundación (notas periodísticas, noticieros, etc.) y en la base de datos del OOAPAS se genera una tabla de puntos georreferenciados que registran las zonas críticas donde han ocurrido inundaciones en la ciudad de Morelia (Tabla 17). Los puntos de inundación en el presente trabajo se clasifican en tres tipos: pluvial, fluvial e inundación (tomando los puntos pluviales y fluviales como un solo tipo). Las inundaciones pluviales son causadas por la precipitación y ocurren cuando una zona se satura y el agua excedente se acumula formando encharcamientos que pueden permanecer horas e incluso días, y las inundaciones fluviales se producen cuando el agua se desborda de los ríos quedando sobre la superficie de las zonas aledañas a ellos (Bernal Trejo, 2018).

Cada punto de presencia de inundación contiene coordenadas del lugar donde ocurrió, la fecha y el río o dren que pasa por los puntos de inundación. Con tales datos se preparó un mapa de presencias de inundación (Figura 55 del apéndice D).

Tabla 17. Listado de puntos donde han ocurrido inundaciones

TIPO	LONGITUD	LATITUD	LUGAR	FECHA	RIO/DREN
Pluvial	-101.223854	19.733338	Quinceo	julio 2018	Quinceo
Pluvial	-101.223875	19.733248	Quinceo	julio 2018	Quinceo
Pluvial	-101.223824	19.733435	Quinceo	julio 2018	Quinceo
Pluvial	-101.22395	19.73342	Quinceo	julio 2018	Quinceo
Pluvial	-101.223956	19.733321	Quinceo	julio 2018	Quinceo
Pluvial	-101.224084	19.733234	Quinceo	julio 2018	Quinceo
Pluvial	-101.224113	19.733406	Quinceo	julio 2018	Quinceo
Pluvial	-101.224222	19.733249	Quinceo	julio 2018	Quinceo
Pluvial	-101.224259	19.733432	Quinceo	julio 2018	Quinceo
Pluvial	-101.224153	19.733526	Quinceo	julio 2018	Quinceo
Pluvial	-101.224027	19.733559	Quinceo	julio 2018	Quinceo
Pluvial	-101.224391	19.733509	Quinceo	julio 2018	Quinceo
Pluvial	-101.224271	19.733579	Quinceo	julio 2018	Quinceo
Pluvial	-101.224555	19.733447	Quinceo	julio 2018	Quinceo
Pluvial	-101.224691	19.733413	Quinceo	julio 2018	Quinceo
Pluvial	-101.224768	19.733339	Quinceo	julio 2018	Quinceo
Pluvial	-101.224476	19.733356	Quinceo	julio 2018	Quinceo
Pluvial	-101.223881	19.733534	Quinceo	julio 2018	Quinceo
Pluvial	-101.224937	19.733286	Quinceo	julio 2018	Quinceo
Pluvial	-101.224612	19.733317	Quinceo	julio 2018	Quinceo
Pluvial	-101.224824	19.733158	Quinceo	julio 2018	Quinceo
Pluvial	-101.223764	19.733526	Quinceo	julio 2018	Quinceo
Pluvial	-101.223663	19.733601	Quinceo	julio 2018	Quinceo
Pluvial	-101.224644	19.733188	Quinceo	julio 2018	Quinceo
Pluvial	-101.224445	19.733223	Quinceo	julio 2018	Quinceo
Pluvial	-101.223531	19.73351	Quinceo	julio 2018	Quinceo

Fuente: Elaboración propia

6.4.2 Factores de predicción del peligro de inundación (variables ambientales)

Las elecciones de los factores de predicción dependen de las condiciones y características de cada región (Eini et al., 2020). Las variables ambientales en formato SIG pertenecen todas a la misma zona geográfica, el área de estudio, que se ha dividido en una cuadrícula de píxeles (S.J. Phillips et al., 2006). En el caso de este trabajo, para la construcción del peligro los factores de predicción se toman en base a los datos disponibles de la zona de Morelia y son: elevación (MDE), pendientes, distancias con canales, distancias con ríos, uso de suelo precipitaciones medias anuales. Para el análisis de estos factores primero se ajusta la zona de estudio de manera que sus lados estén lo más alineados posible con los ejes X y Y. Todos los procesos se realizan en un Sistema de Referencias de Coordenadas (SRC) Universal Transverse Mercator (UTM), por lo que es necesario el uso del algoritmo “Combar (reproyectar)” para este proceso.

- **Elevación (MDE)**

Para este factor se hace necesario un Modelo Digital de Elevaciones (MDE), que es la representación visual y matemática de los valores de altura con respecto al nivel medio del mar, permitiendo caracterizar las formas del relieve y los elementos u objetos presentes en el mismo (IdeGEO, 2022). Para esta parte se comparan dos Modelos Digitales de Elevación (MDE), uno obtenido de EarthExplorer (USGS) y el segundo obtenido de EARTHDATA SEARCH (NASA), mostrados en los mapas de las Figuras 56 y 57 respectivamente en el apéndice D. Finalmente se opta por usar

el que tiene mejor respuesta en algunas pruebas previas con el modelo de aprendizaje MaxEnt, que en este caso es el MDE que se obtiene de EarthExplorer (Figura 56).

- **Pendientes**

Las pendientes son variables muy importantes ya que en zonas con mayor pendiente la inundación tendrá más poder destructivo, y por otro lado en zonas planas también se tiene riesgo de que se inunden por su nula pendiente (Eini et al., 2020). El factor de pendientes de la ciudad de Morelia se genera con base en el Modelo Digital de Elevaciones que se elige en el apartado anterior (Figura 56), usando los algoritmos “r.fill.dir” para generar un ráster de elevación si depresiones, y “r.slope.aspect” para generar el ráster de pendientes, obteniendo un mapa como el de la Figura 58 del apéndice D.

- **Distancia con ríos**

Si se considera la rapidez con que se presenta un cambio en la cantidad de agua se puede hablar de avenidas torrenciales que son crecientes súbitas que conllevan un gran poder destructivo debido a la alta concentración de material de arrastre a fuertes velocidades en un lapso corto de tiempo (Ministerio de Medio Ambiente y Desarrollo, 2014), como sucede en el caso de los ríos cuando exceden su capacidad delimitada por las elevaciones de sus márgenes. Se considera que las orillas de los ríos pueden ser un factor determinante de las inundaciones ya que son zonas con alto riesgo de inundación (Eini et al., 2020). Tomando como base la información del INEGI se consideran los dos ríos principales de la ciudad de Morelia (río Grande y río Chiquito) para calcular el factor de distancia con ríos usando el algoritmo de proximidad “distancia ráster” en el software de QGIS en su versión 3.22. Con este proceso se obtiene un mapa como el de la Figura 59 mostrado en el apéndice D.

- **Distancia con canales**

A parte de los ríos, los canales también conservan un nivel de riesgo de inundación. Los canales y drenajes que se consideraron son los principales de la ciudad de Morelia tomando como base el marco de información de INEGI. Al igual que con la distancia con ríos también para la distancia con canales se usa el algoritmo de proximidad “distancia ráster” en el software QGIS en su versión 3.22. Con tales datos se construye un mapa como el de la Figura 60 mostrado en el apéndice D.

- **Uso de suelo**

La construcción de este factor se obtiene a partir de imágenes satélites tomadas del satélite LANDSAT 8, con estas imágenes satelitales se realiza una clasificación

supervisada con apoyo de un complemento llamado Semi-Automatic Classification (SCP) que se encuentra dentro del software de SIG llamado QGIS en su versión 3.22. Para esta clasificación supervisada se toman en consideración ocho usos de suelo y cada uno representado con un color y un número en el mapa:

1. Zonas residenciales (ZR)
2. Zonas abiertas sin vegetación aparente (ZA)
3. Vialidades (V)
4. Parques y jardines (PYJ)
5. Zonas con vegetación sana (ZVS)
6. Zona industrial (ZI)
7. Bosques (B)
8. Cuerpos de agua (CA)

Como este proceso se genera un mapa como el de la Figura 61 del apéndice D.

• Precipitaciones

Para la construcción de este factor se obtiene previamente información de algunas estaciones meteorológicas ubicadas en Morelia (doce para este trabajo) y que contienen información de las precipitaciones diarias. Se realiza una gestión de datos en la que solo se decide usar las mejores estaciones (seis para este trabajo y que se muestran en la Tabla 18). Para la generación del mapa, se toman en consideración ocho criterios para su selección: total de datos efectivos, total de vacíos, años efectivos, años de servicio, porcentaje de vacíos, año de inicio, último año y distancia euclidiana con respecto al centroide de la mancha urbana de la ciudad de Morelia. El mapa se construye con los datos de precipitaciones medias anuales de cada estación mediante una interpolación en el software de SIG llamado QGIS en su versión 3.22 (Figura 62 del apéndice D). Se observa que la precipitación media anual se encuentra entre los 680 mm y los 800 mm en la zona de estudio.

Tabla 18. Estaciones meteorológicas usadas para la creación del mapa de precipitación media anual

NOMBRE	CODIGO	CORD_X	CORD_Y	CORD_Z	PMA
MORELIA (OBS)	16080	271142.77	2179754.23	1912.7	739.31
MORELIA	16081	271881.60	2178482.36	1908.0	759.63
QUIRIO	16105	291014.24	2190305.57	1858.0	670.70
SAN DIEGO CURUPATZEO	16109	270625.66	2139154.35	1444.0	997.23
SANTA FÉ	16118	232001.73	2177320.67	2203.0	721.65
EL COLEGIO	16512	271792.14	2187774.35	1880.0	665.56

Fuente: Elaboración propia

Para finalizar, todos los ráster se reprojecan nuevamente con el algoritmo “Combar (reproyectar)” de UTM a WGS84 y se guardan en formato ASCII, posteriormente a estos archivos ASCII se le sustituyen los valores “nan y -nan(ind)” por el valor

definido para las celdas nulas (-999), para evitar errores al analizar las variables y facilitar la limpieza de datos en el análisis correlacional.

6.4.3 Análisis correlacional de las variables predictoras de la inundación

Un análisis correlacional tiene como finalidad conocer la relación o el grado de asociación que existe entre dos o más variables (o categorías) de un contexto en particular. La utilidad de un análisis correlacional consiste en saber cómo se puede comportar una variable al conocer el comportamiento de otras variables vinculadas. Las correlaciones pueden ser positivas o negativas; si una correlación es positiva significa que cuando una variable presenta valores altos las otras variables tenderán a elevar sus valores, en el caso de la correlación negativa ocurre cuando una variable presenta valores altos las otras variables tenderán a bajar sus valores (Hernández Sampieri et al., 2014).

Khamis H. (2008) designa las variables por su escala de medición en continua y discreta. Una variable continua toma valores de la recta numérica real (se puede decir que no hay huecos entre sus valores) que corresponden a cantidades que pueden ser medidas. Las variables discretas en cambio toman valores “separados”, es decir hay espacios entre los valores de la variable y regularmente solo toman pocos valores. Las variables discretas se subdividen en ordinal y nominal, donde las ordinales tienen un orden asociado a sus niveles y las nominales no.

Una de las formas para medir el grado de correlación es con el coeficiente de correlación de Pearson, este mide la fuerza de la relación lineal entre variables, a esta prueba también se le conoce como “coeficiente producto-momento”, situándose en valores que van de -1 a +1 (Hernández Sampieri et al., 2014). Los valores que se acercan a -1 indican una correlación lineal negativa y los cercanos a 1 una correlación lineal positiva, mientras que los valores que se acercan a 0 indican que no hay una correlación lineal entre las variables que puede deberse a que las variables son independientes, son muy variables o que no tienen una correlación no lineal (Khamis, 2008).

El coeficiente de correlación de Pearson es adecuado si las variables analizadas son continuas, tienen una distribución normal (sus datos tienden a una curva en forma de campana), tienen una relación de linealidad entre los valores de las variables, es decir forman una línea recta y valores atípicos deben manejarse con antelación al análisis pues no debe haber valores atípicos significativos (Zinda, 2021).

Una manera más de medir el grado de correlación es mediante el coeficiente de correlación de Kendal, pues es una prueba no paramétrica (los datos de las variables no tienden a formar una curva en forma de campana) que mide que tanto

depende una variable de otra. La correlación de Kendal usualmente se aplica cuando los datos no cumplen con los supuestos de correlación por el método de Pearson, ya que este método no requiere que las variables sean continuas pues también se puede usar con variables ordinales (Zinda, 2021).

Otra de las formas de medir el grado de asociación es con la correlación de grados de Spearman. Esta correlación se asemeja a la correlación con Kendal pues también es una prueba no paramétrica, no implica supuestos sobre la distribución de los datos y tampoco requiere de usar variables continuas, pues al menos las variables deben tener una escala ordinal (Statics Solutions, 2022).

Para calcular la correlación de las variables se usa programación en Python con la interface de JupiterLab 3.3.2 dentro del Navegador Anaconda, empleando algunos algoritmos y librerías. Las librerías empleadas son: Pandas (para preparar, analizar, tratar, cargar, modelar y manipular datos), Xlrd (para cargar y manipular datos de archivos Excel), Seaborn (para la visualización y modelado de gráficos estadísticos, incluyendo histogramas, diagramas de dispersión, mapas de calor y diagramas de frecuencias), Matplotlib (para visualizar, crear gráficos interactivos, generar diagramas de dispersión e histogramas), SciPy (para optimizar, interpolar, e integrar problemas estadísticos, entre ellos la generación de gráficos Cuantil-Cuantil), Pingouin (para generar funciones estadísticas simples pero a diferencia de las demás de una manera exhaustiva).

Previo al análisis en Python se transforman los ráster con extensión ASCII de cada variable a una matriz de datos en Excel. En este caso se forman seis matrices de 4,208 filas por 5,371 columnas con datos para cada variable. Las variables se renombran con la siguiente nomenclatura para evitar títulos largos en el análisis:

- v1 = Modelo Digital de Elevaciones (MDE)
- v2 = Pendientes
- v3 = Distancia con canales
- v4 = Distancia con ríos
- v5 = Uso de suelo
- v6 = Precipitaciones

El primer paso dentro de Python consiste en leer esas matrices creadas en Excel y generar un DataFrame (es una estructura de datos de dos dimensiones en la que se puede almacenar datos de distintos tipos en columnas) con los valores de cada variable ordenados en forma de columna como se muestra en la Tabla 19.

Tabla 19. DataFrame construido con las 6 variables ambientales analizadas

	v1.xlsx	v2.xlsx	v3.xlsx	v4.xlsx	v5.xlsx	v6.xlsx
0	-999	-999.0	-999.0	-999.0	-999	-999.0
1	-999	-999.0	-999.0	-999.0	-999	-999.0
2	-999	-999.0	-999.0	-999.0	-999	-999.0
3	-999	-999.0	-999.0	-999.0	-999	-999.0
4	-999	-999.0	-999.0	-999.0	-999	-999.0
...	...	...	...	...	...	...
22601163	-999	-999.0	-999.0	-999.0	-999	-999.0
22601164	-999	-999.0	-999.0	-999.0	-999	-999.0
22601165	-999	-999.0	-999.0	-999.0	-999	-999.0
22601166	-999	-999.0	-999.0	-999.0	-999	-999.0
22601167	-999	-999.0	-999.0	-999.0	-999	-999.0

Fuente: Elaboración propia

En esta primera fase de ordenado de datos se obtienen 22,601,167 datos ordenados por cada variable ambiental, posteriormente se hace una limpieza de datos que consiste en filtrar y omitir las filas que aparecen sin datos (que previamente se designan con un valor de -999), generando un nuevo DataFrame como el que se muestra en la Tabla 20, formado por 22,595,912 datos ordenados por cada variable ambiental.

Tabla 20. DataFrame en el que se excluyen las filas sin datos para las 6 variables ambientales analizadas

	v1.xlsx	v2.xlsx	v3.xlsx	v4.xlsx	v5.xlsx	v6.xlsx
5211	1953	9.726428	5407.200195	4665.075684	5	678.972717
5212	1953	9.726428	5411.020508	4668.705078	5	678.994751
5213	1953	9.726428	5414.842285	4672.337402	5	678.994751
5214	1953	9.726428	5418.666504	4675.971680	5	678.994751
5215	1956	9.397518	5422.492188	4679.608398	5	678.994751
...	...	...	...	...	...	...
22595908	2088	1.913863	11742.749023	10917.749023	2	803.048096
22595909	2088	1.913863	11739.262695	10914.019531	2	803.048096
22595910	2088	2.269220	11735.777344	10910.291016	2	803.048096
22595911	2088	2.269220	11735.777344	10910.291016	2	803.048096
22595912	2088	2.269220	11732.292969	10906.563477	2	803.082092

Fuente: Elaboración propia

Para saber el comportamiento de los datos de cada variable se genera con apoyo de la librería Matplotlib un histograma para cada variable. Los histogramas de cada variable mostrados en la Figura 63 dejan en evidencia que los datos de cada variable de entrada no tienen una distribución normal pues los datos no tienden a una curva en forma de campana.

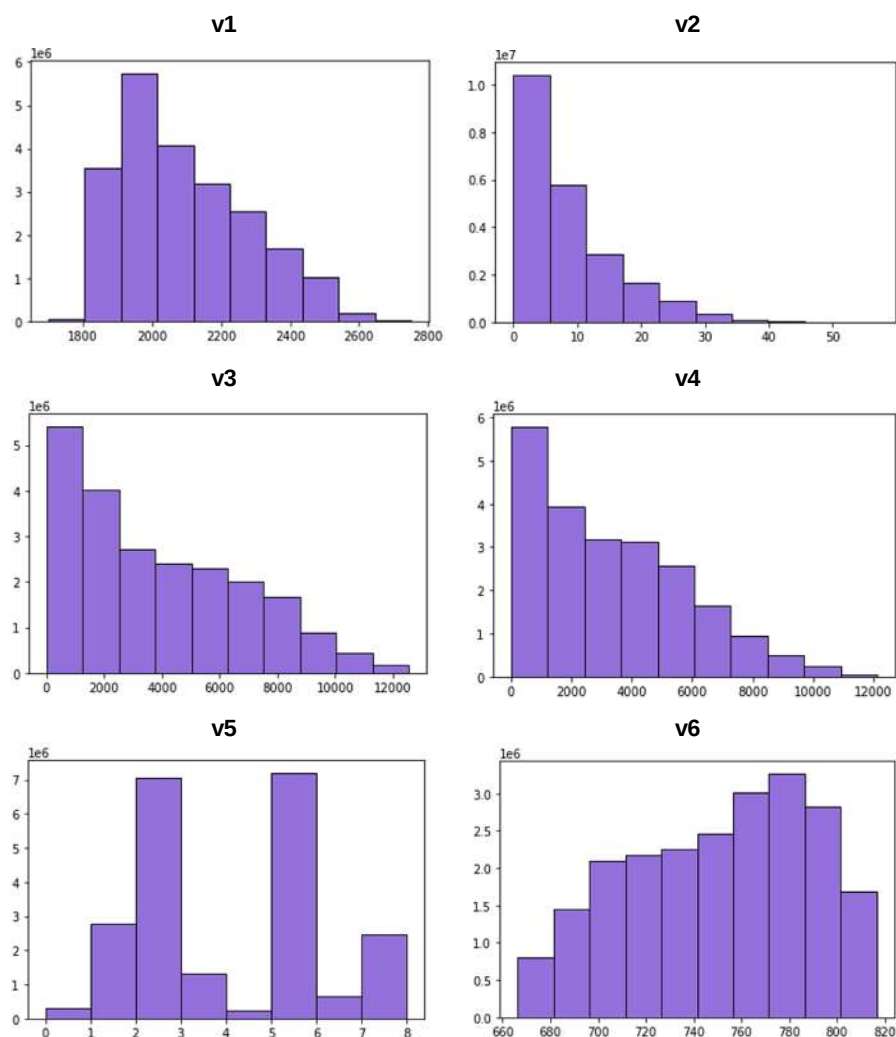


Figura 63. Histogramas de los datos de las variables ambientales
Fuente: Elaboración propia

Luego de la observación del comportamiento de las variables mediante histogramas se generan los diagramas de dispersión para cada par de variables ambientales, esto se calcula empleando la herramienta Matplotlib.pyplot.plot. Los diagramas de dispersión se muestran en la Figura 64. En dichos diagramas se observa que los datos no tienen una relación de linealidad (no tienden a formar una línea recta) en cada par de variables analizadas, también se observa que el comportamiento de la variable 5 “uso de suelo” presenta un comportamiento inusual, esto se debe a que esta variable es discreta nominal. Para comprobar la no linealidad de las variables, se aplica el método Cuantil-Cuantil Normal, el cual es un método gráfico que permite comparar la distribución de un conjunto de datos con una distribución normal. Si la distribución normal constituye una buena aproximación de la distribución del conjunto de los datos, se puede esperar que los cuantiles de los datos estén muy próximos a los de la distribución normal es decir los puntos del grafico son cercanos a una línea recta (Castillo Gutiérrez & Lozano Aguilera, 2007). Para generar estos

gráficos se emplea la herramienta `Scipy.stats.probplot` en Python, donde se generan los gráficos que se muestran en la Figura 65, y en los que se comprueba en este caso que efectivamente ninguna de las seis variables ambientales tiene una distribución normal en sus datos puesto que no tienen una relación de linealidad.

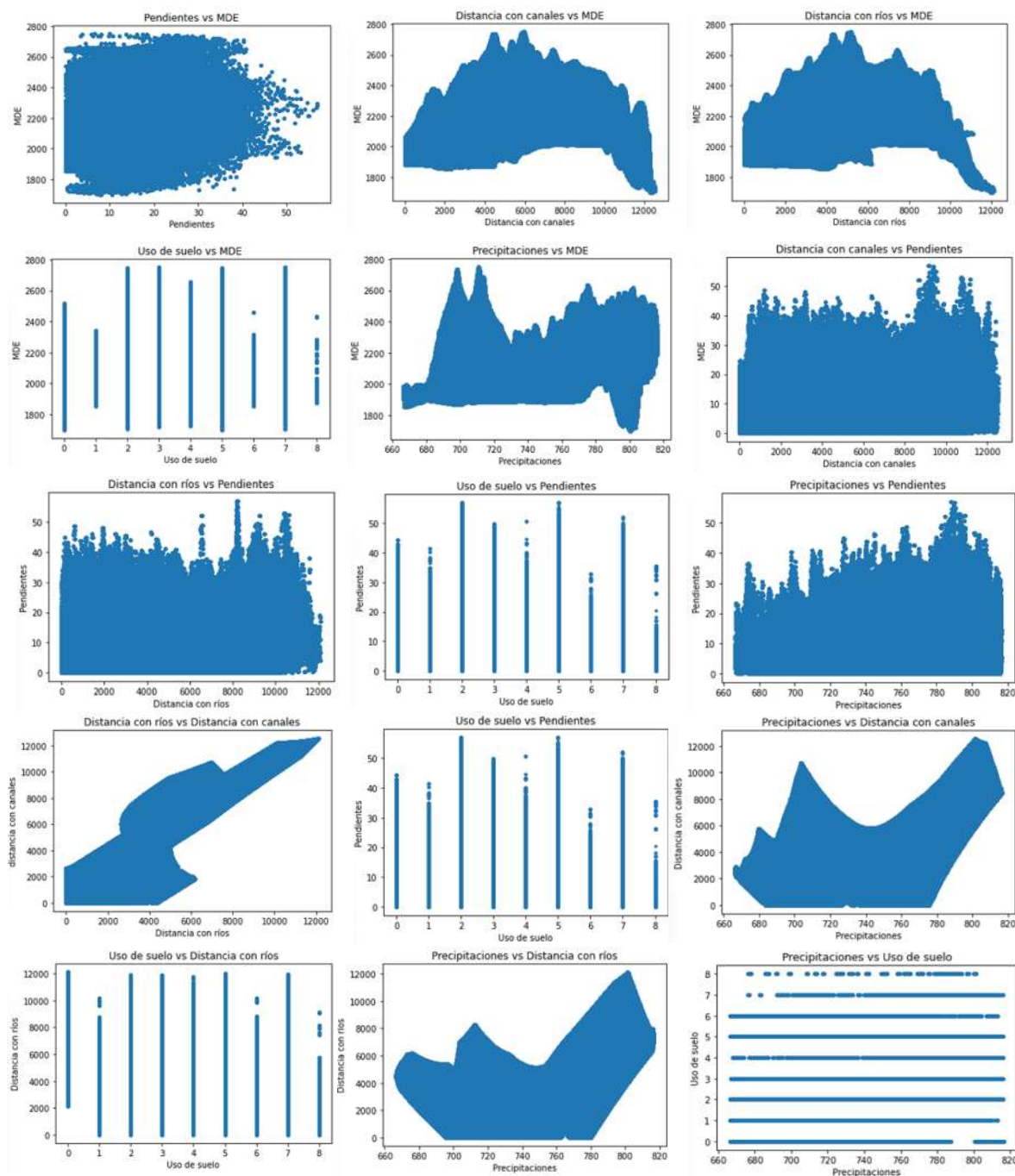


Figura 64. Diagramas de dispersión para cada par de variables ambientales

Fuente: Elaboración propia

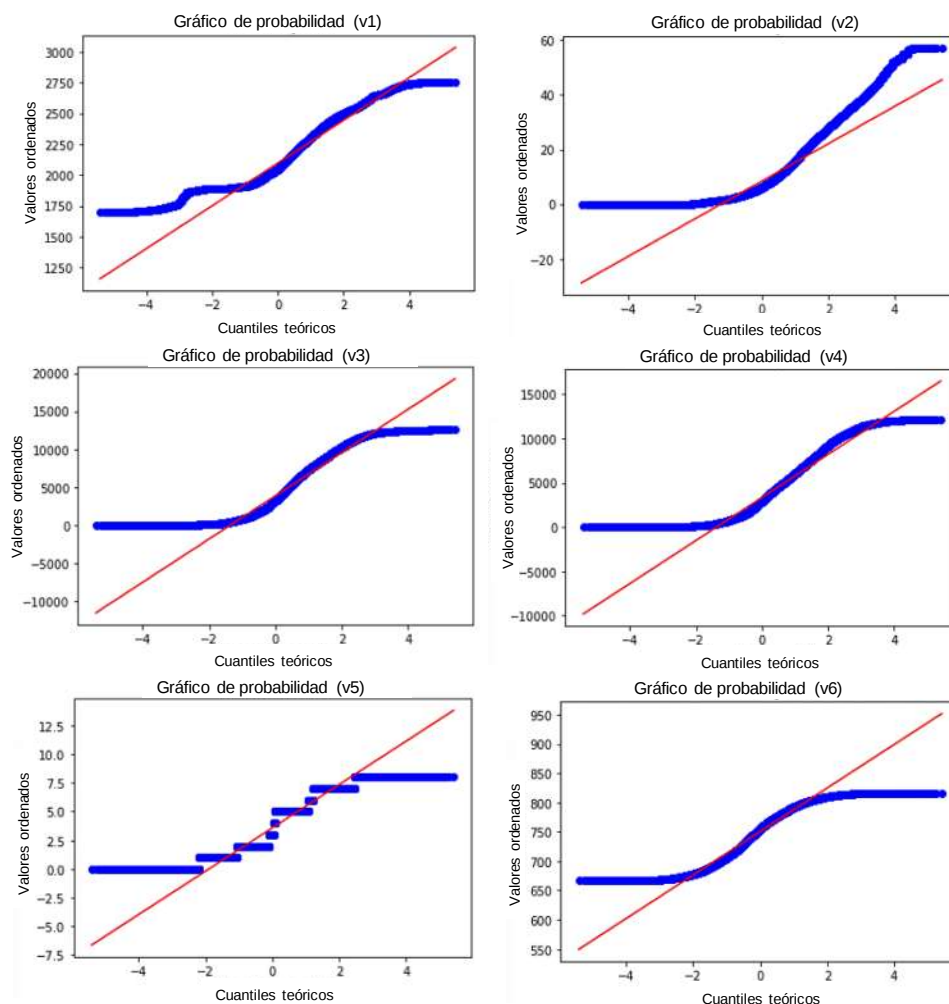


Figura 65. Gráficos Cuantil-Cuantil Normal para cada variable ambiental
Fuente: Elaboración propia

Para el análisis correlacional se opta por usar el método de Spearman tomando como base la recomendación dada por Khamis (2008) de usar correlación por el método de Pearson o Spearman cuando se trata de variables continuas, ya que Spearman no requiere que los datos tengan una distribución normal, que tengan una relación de linealidad, que las variables sean estrictamente continuas y que tampoco hay que manejarse con antelación los valores atípicos, supuestos que no se cumplirían para aplicar Pearson en este caso. Otra de las razones por las que se decide aplicar el método de correlación de Pearson es porque cinco de las seis variables son continuas y solo una discreta nominal, y a pesar de que sí hay un método para analizar una variable continua contra una discreta nominal (coeficiente de correlación punto-biserial), en su mayoría siguen siendo variables continuas las que se analizan.

El análisis correlacional por el método de Spearman se calcula con Python usando el algoritmo `DataFrame.corr`, en el que los valores que se obtiene con la correlación

por Spearman son los que se muestran en la Tabla 21 para este caso. En dicha tabla (con forma matricial y con diagonal de unos) se muestran dos valores altos de correlación (que se resaltan en color amarillo) que corresponden a cuando la variable 3 “distancia con canales” y la variable 4 “distancia con ríos” interactúan en el análisis, esto también se puede observar en el “mapa de calor” que se genera también en Python con la herramienta Seaborn.heatmap y que se muestra en la Figura 66, donde se aprecia en una paleta de colores que va de azul a rojo (donde el azul representa la correlación más baja y el rojo la correlación más alta corresponde a la diagonal principal de unos), se observa que la variable 3 y 4 tienen la correlación más alta con un valor de 0.849278, pudiéndose considerar como una correlación positiva fuerte (Khamis, 2008).

Tabla 21. Tabla del análisis correlacional por el método de Spearman para las 6 variables ambientales

	v1.xlsx	v2.xlsx	v3.xlsx	v4.xlsx	v5.xlsx	v6.xlsx
v1.xlsx	1.000000	0.579279	0.651090	0.555904	0.270158	0.372036
v2.xlsx	0.579279	1.000000	0.284861	0.229391	0.251338	0.170943
v3.xlsx	0.651090	0.284861	1.000000	0.849278	0.253918	0.519240
v4.xlsx	0.555904	0.229391	0.849278	1.000000	0.241810	0.331783
v5.xlsx	0.270158	0.251338	0.253918	0.241810	1.000000	0.195587
v6.xlsx	0.372036	0.170943	0.519240	0.331783	0.195587	1.000000

Fuente: Elaboración propia

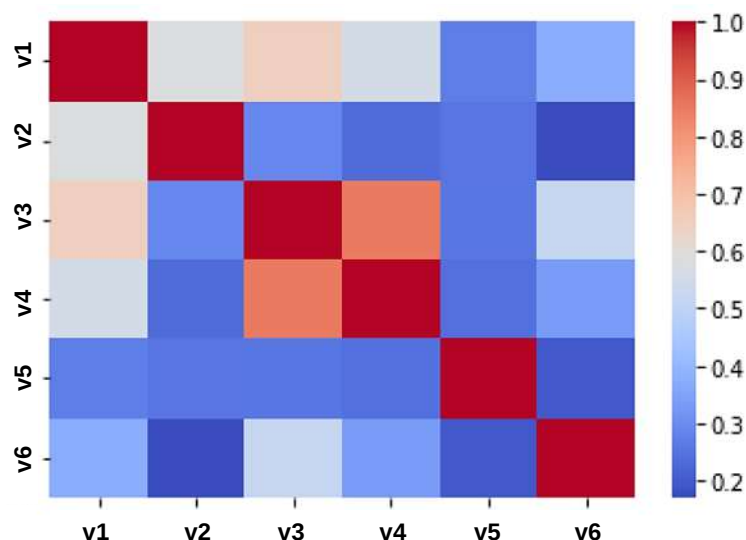


Figura 66. Mapa de calor construido a partir del análisis correlacional por el método de Spearman

Fuente: Elaboración propia

Dado que la variable 3 y 4 se calculan con el algoritmo de proximidad “Distancia ráster” en QGIS y ambas provienen de una capa de corrientes de agua, se opta por hacer una unión de ráster mediante un condicional en la calculadora ráster de QGIS

para evitar generar información duplicada en la modelación del mapa de peligro ante inundaciones con MaxEnt. Esta condicional consiste en hacer una comparación de píxeles de cada ráster para la misma posición de celda, y si el píxel de una capa ráster es menor que el de la otra entonces este valor es el que se elige, despreciando así los valores mayores de cada capa ráster. Este proceso se muestra en la Figura 67 y el nuevo mapa que se construye se muestra en la Figura 68 del apéndice E. Cabe señalar que con la generación de este nuevo ráster se debe renombrar la nomenclatura de las variables para los procesos posteriores, quedando de la siguiente forma:

- v1 = Modelo Digital de Elevaciones (MDE)
- v2 = Pendientes
- v3 = Distancia con canales y ríos
- v4 = Uso de suelo
- v5 = Precipitaciones

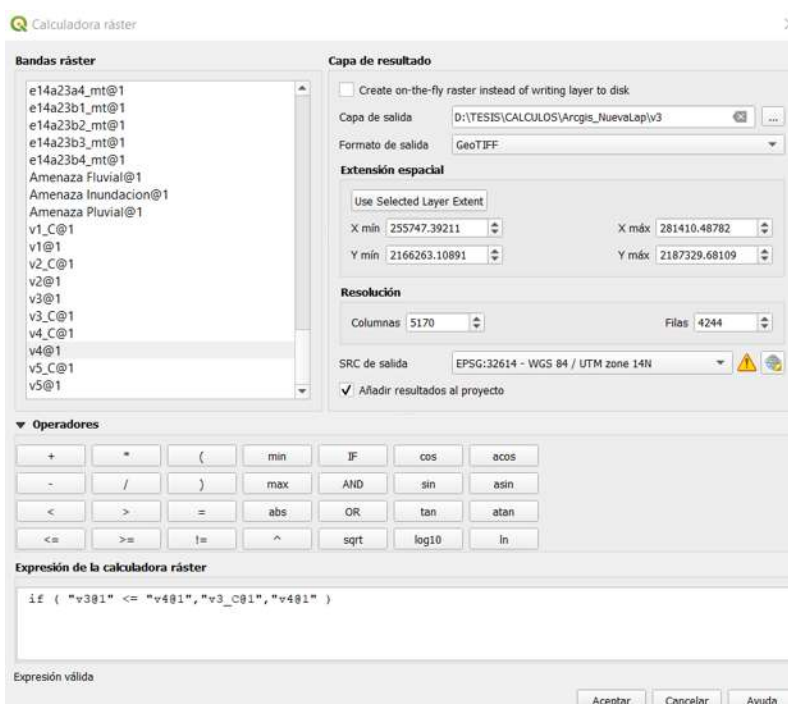


Figura 67. Condicional aplicado en la calculadora ráster para unir la variable ambiental 3 y 4
Fuente: Elaboración propia

6.5 Aplicación del método MaxEnt

Para aplicar el método MaxEnt previamente se preparan los datos de entrada, es decir los puntos de presencia de inundación en formato CSV delimitado por comas en el que la primera columna es el tipo de inundación, la segunda columna es la longitud y la tercera es la latitud, ambas coordenadas en un SRC UTM y las variables ambientales en formato ASCII; posteriormente se ingresan al modelo

MaxEnt, quedando de lado izquierdo las clasificaciones de los datos de presencia y del lado derecho las variables ambientales como se muestra en la Figura 69. Las variables ambientales MDE (v1), pendientes (v2), distancia con canales y ríos (v3) y precipitación (v5) son variables continuas (toman valores reales que corresponden a cantidades medidas), la variable uso de suelo (v4) es una variable categórica (toma un número limitado de valores discretos).

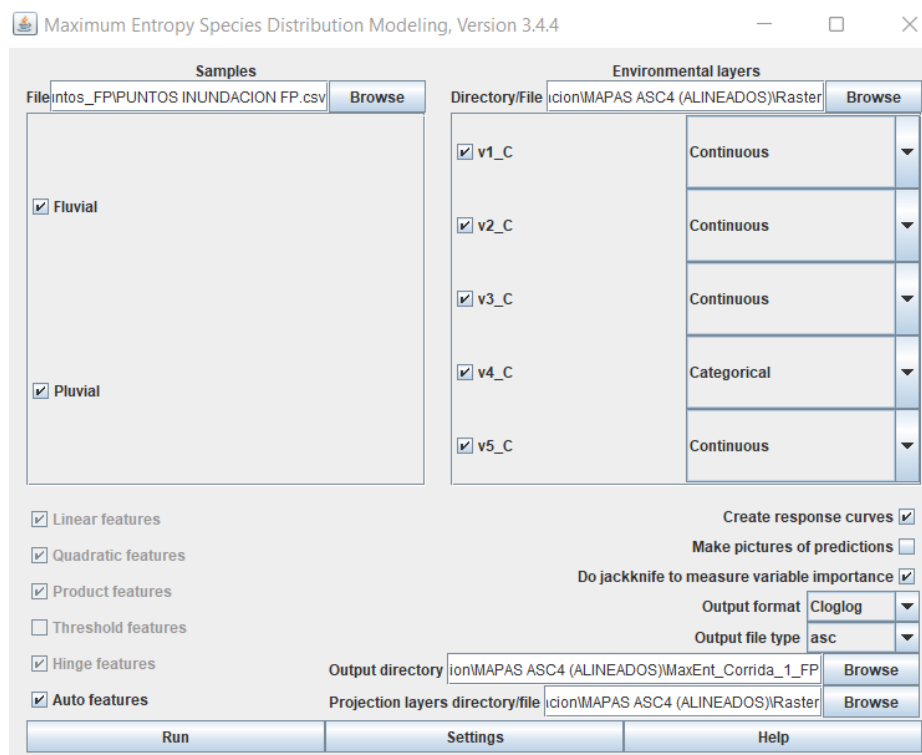


Figura 69. Entorno de MaxEnt con los datos para analizar los puntos de presencia de inundaciones pluviales y fluviales

Fuente: Elaboración propia

Para el análisis se decide usar la configuración por defecto (automática) para las características, ya que se cuenta con más de 80 puntos de presencias y esto permite que el modelo trabaje todos los tipos de características para generar la distribución de probabilidad.

El tipo de formato de salida elegido es el “cloglog” ya que de acuerdo a algunos resultados en trabajos realizados como el de Hernández Ramos (2018) muestran que la salida “cloglog” es la que más apego tiene a la distribución potencial para la especie (en este caso el fenómeno de inundación) y además es el tipo de salida establecido por defecto y el más fácil de conceptualizar, pues da una estimación entre 0 y 1 de la probabilidad de presencia. La extensión de salida que se elige para la modelación de salida es el formato ASCII, pues es la extensión en que se trabajan

las variables ambientales antes de ingresarlas al modelo, y así facilitar su manejo posterior en el SIG QGIS.

Además, se habilitan algunos parámetros de configuración al modelo como asignar un valor de 25% al porcentaje de datos de prueba aleatorios (random test porcentaje) para que el modelo seleccione ese porcentaje de los puntos de presencia de forma aleatoria y efectué algunos cálculos, se habilita la opción de generar un análisis jackknife para medir la importancia de las variables (do jackknife to measure variable importance), asimismo también se elige la opción de construir las curvas de respuesta de las variables y generar imágenes (en formato PNG) de las predicciones.

Se realiza un análisis por separado para las clasificaciones de los puntos de presencia del fenómeno, es decir los puntos fluviales, pluviales y de inundación (Figura 70), esto para analizar el comportamiento y realizar una comparativa de cuando ambas clasificaciones de puntos de presencia actúan como una sola y cuando actúan separadas.

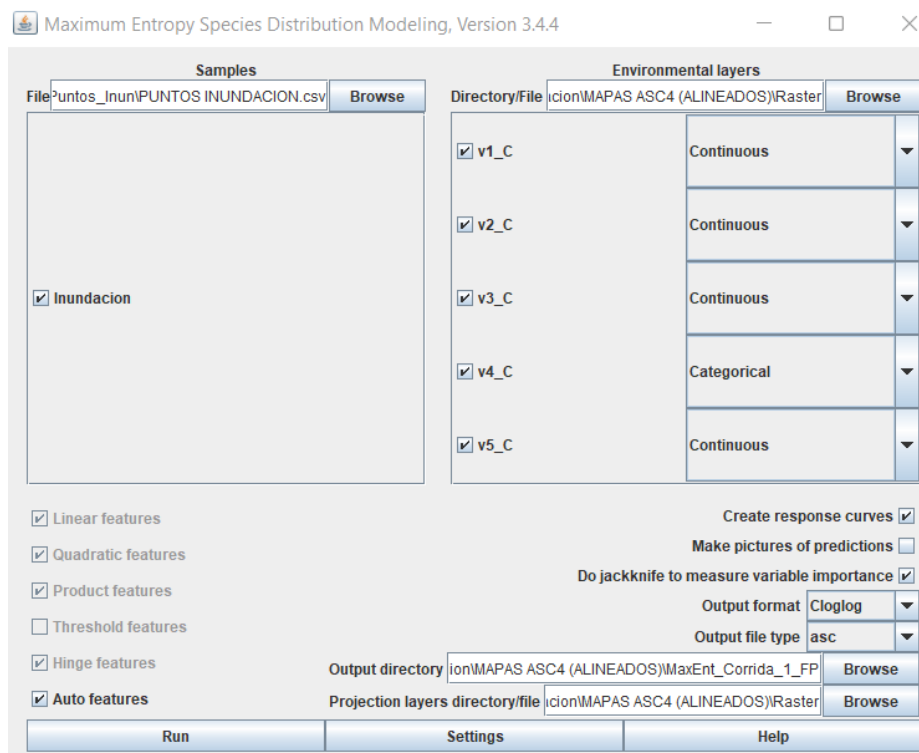


Figura 70. Entorno de MaxEnt con los datos para analizar los puntos de presencia de inundaciones.
Fuente: Elaboración propia

6.5.1 Mapa de peligro ante inundación

Las modelaciones de probabilidad generadas del análisis con el modelo MaxEnt tienen una salida en formato ráster con extensión ASCII y se muestran en las

Figuras 71, 72 y 73; es necesario aclarar que a estos ráster se les solapa una capa de las manzanas de la ciudad de Morelia en el SIG QGIS en su versión 3.22, asimismo se le asigna una paleta de colores que va de azul a rojo (donde el azul representa una zona con poco peligro ante las inundaciones y el rojo representa una zona con mucho peligro) para poder apreciar de mejor manera la modelación. Los mapas finales del peligro ante inundación se muestran en el apartado 7.2 “Peligro ante inundación (probabilidad de ocurrencia)”.

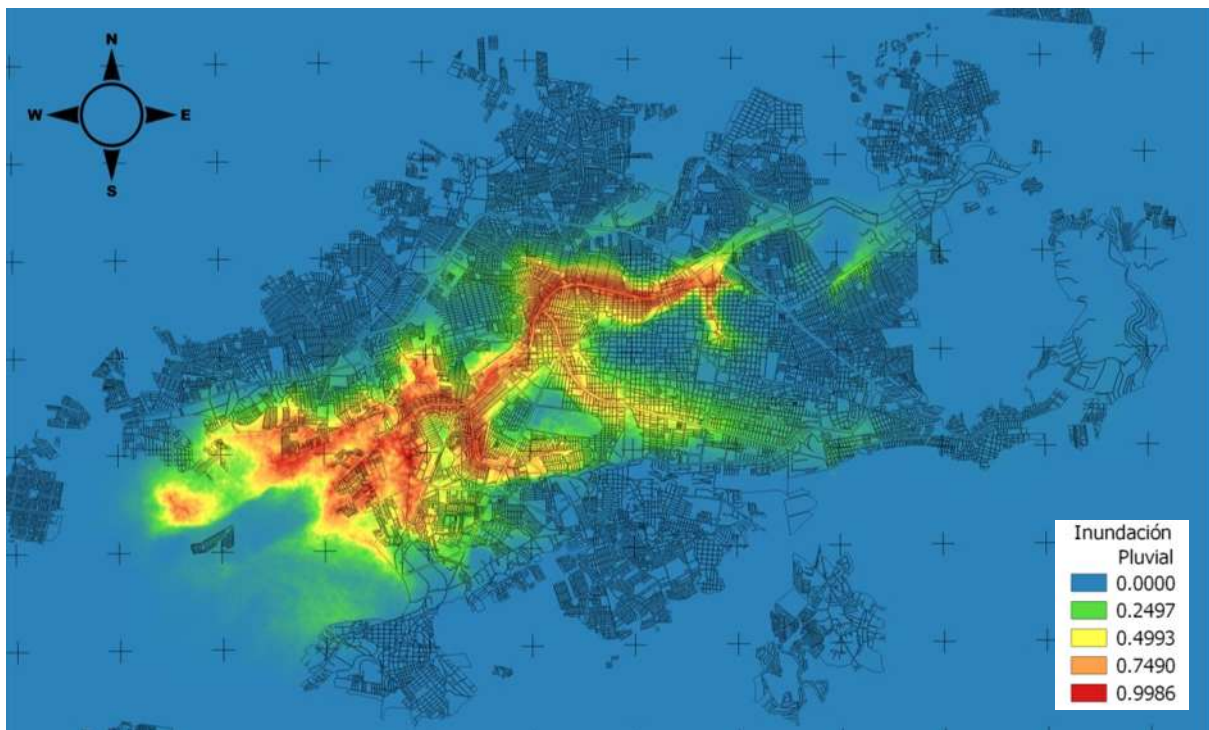


Figura 71. Raster de peligro ante inundación pluvial modelado en MaxEnt.
Fuente: Elaboración propia

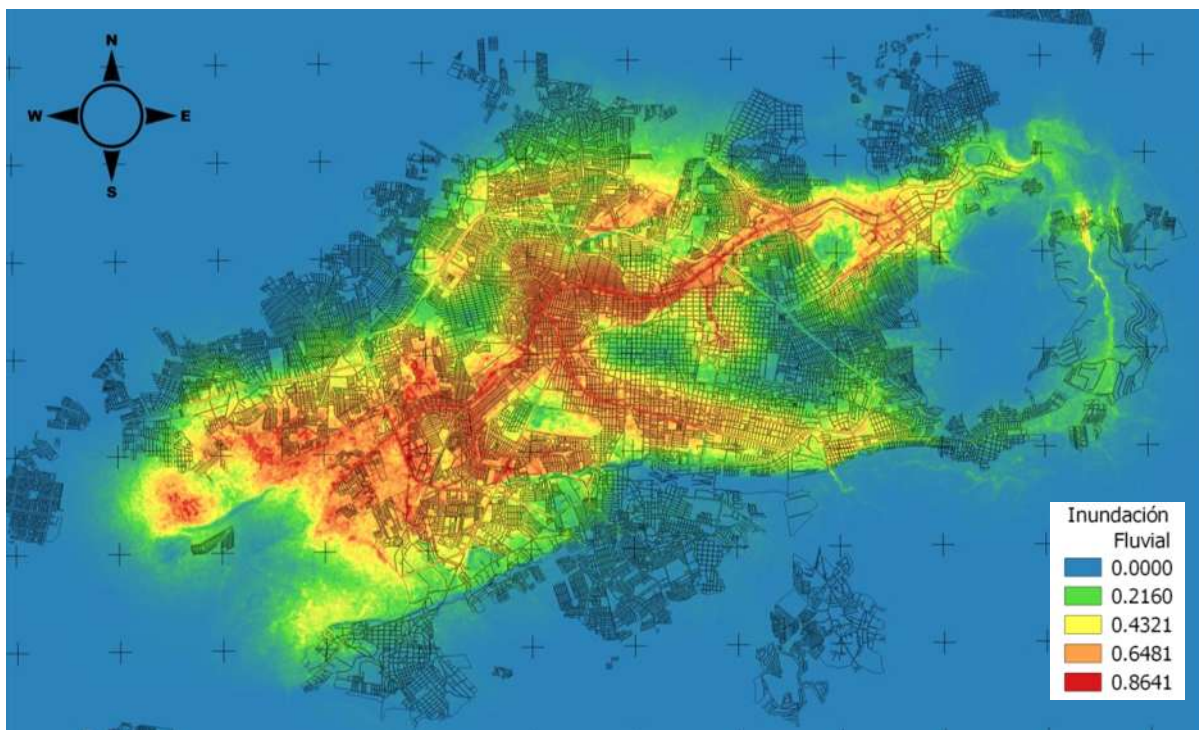


Figura 72. Raster de peligro de inundacion fluvial modelado en MaxEnt.

Fuente: Elaboración propia

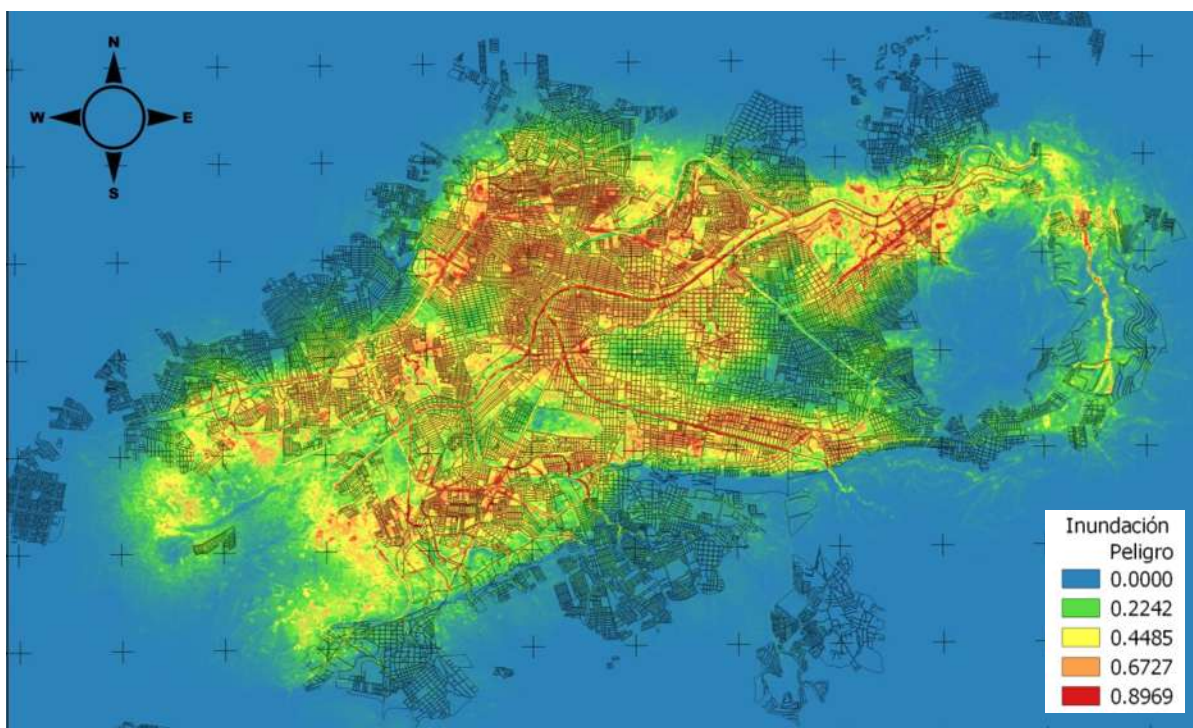


Figura 73. Raster del peligro ante inundacion modelado en MaxEnt.

Fuente: Elaboración propia

6.6 Crear mapa de riesgo

Para la creación del mapa de riesgo se emplea la expresión mencionada en el apartado 6 “Metodología”:

$$\text{Riesgo} = \text{Peligro} \times \text{Vulnerabilidad}$$

Para poder aplicar la expresión se usa una herramienta del SIG QGIS llamada “Calculadora ráster”. Antes de poder usar esta herramienta se preparan las capas ráster necesarias en un mismo formato, sistema de coordenadas y resolución.

En el caso de la capa de vulnerabilidad se usa un algoritmo de QGIS llamado “Rasterizar (ráster a vectorial)” ya que el formato de esta capa al construirse es de tipo vectorial (archivo shape), se le asigna un formato de salida tipo ráster con extensión GeoTIFF, un SRC WGS84 y un tamaño de pixel de 4.9638483.

Para las capas ráster de peligro pluvial, fluvial e inundación primero se realiza un corte de los ráster con la capa de las manzanas usando el algoritmo “Cortar ráster por capa de mascara” y logrando así que únicamente queden los pixeles asociados a las manzanas de la ciudad de Morelia. Se les asigna un formato de salida tipo ráster con extensión GeoTIFF, un SRC WGS84 y un tamaño de pixel de 4.9638483.

Finalmente, con la “Calculadora ráster” (Figura 74) se realizan las operaciones necesarias (Figura 75) para obtener los mapas de riesgo pluvial, fluvial y la que involucra ambos tipos de inundaciones.

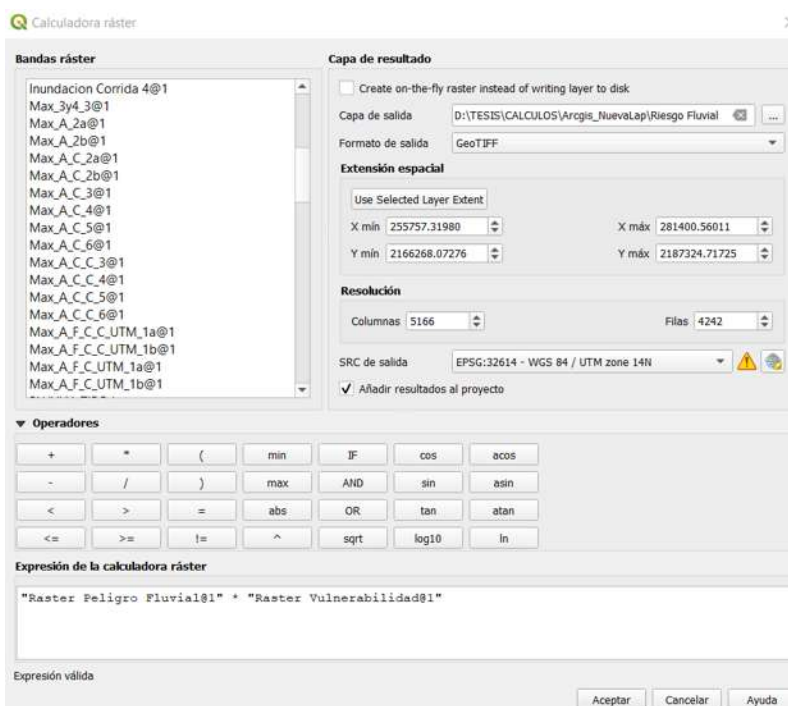


Figura 74. Entorno de la herramienta “Calculadora Raster” del SIG QGIS para calcular el riesgo ante

inundacion
Fuente: Elaboración propia

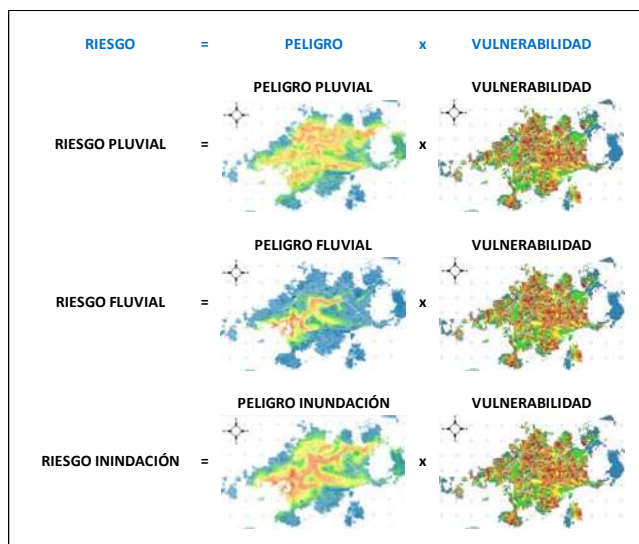


Figura 75. Operaciones necesarias para obtener los mapas de riesgo ante inundación de Morelia
Fuente: Elaboración propia

6.6.1 Mapa de riesgo

De las operaciones realizadas en la calculadora ráster de QGIS se generan tres ráster (Figura 76, 77 y 78) en los cuales los valores no son de 0 a 1 debido a que los valores de los píxeles del ráster de vulnerabilidad y los valores de los píxeles de cada uno de los ráster de peligro no llegan al valor de 1, por lo que posteriormente se tiene que hacer una normalización de cada ráster de riesgo con ayuda nuevamente de la calculadora ráster y empleando la expresión de normalización mencionada en el apartado 6.1.1 “Identificación de criterios y subcriterios de la vulnerabilidad y análisis estadístico”, este proceso se muestra en la Figura 79. Los mapas finales del riesgo ante inundación se muestran más adelante en el apartado 7.3 “Riesgo ante inundación”.

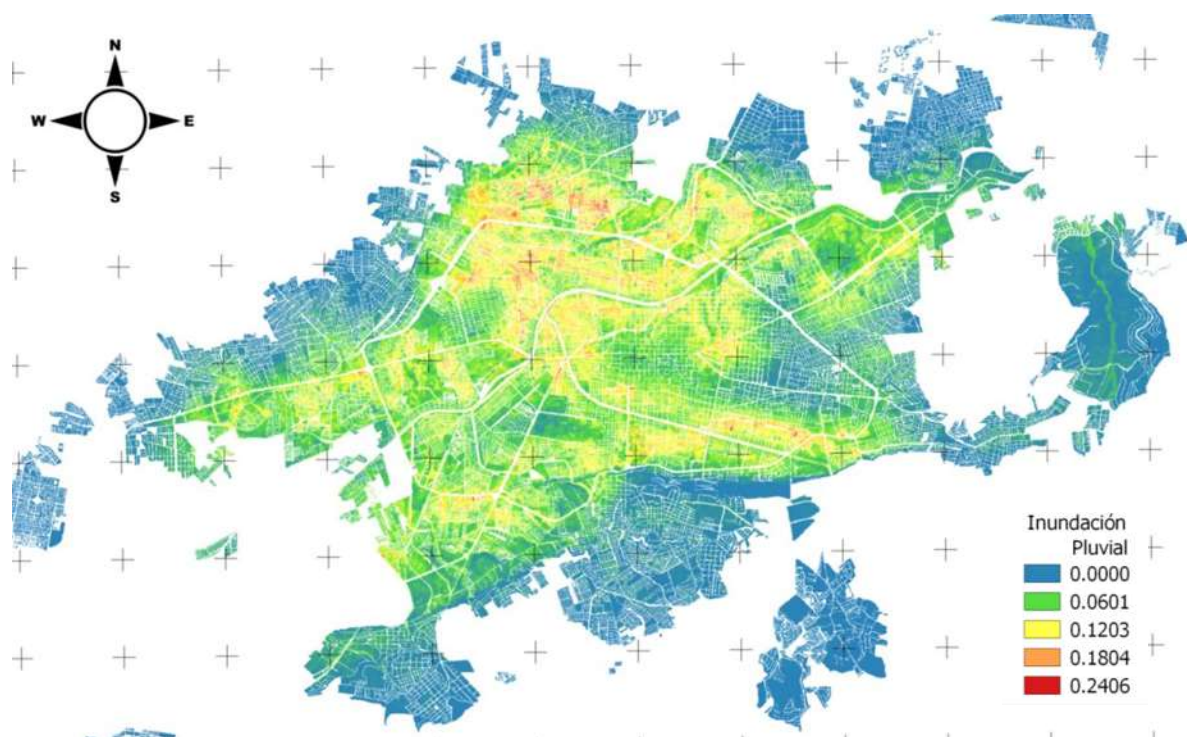


Figura 76. Riesgo ante inundación pluvial de Morelia
Fuente: Elaboración propia

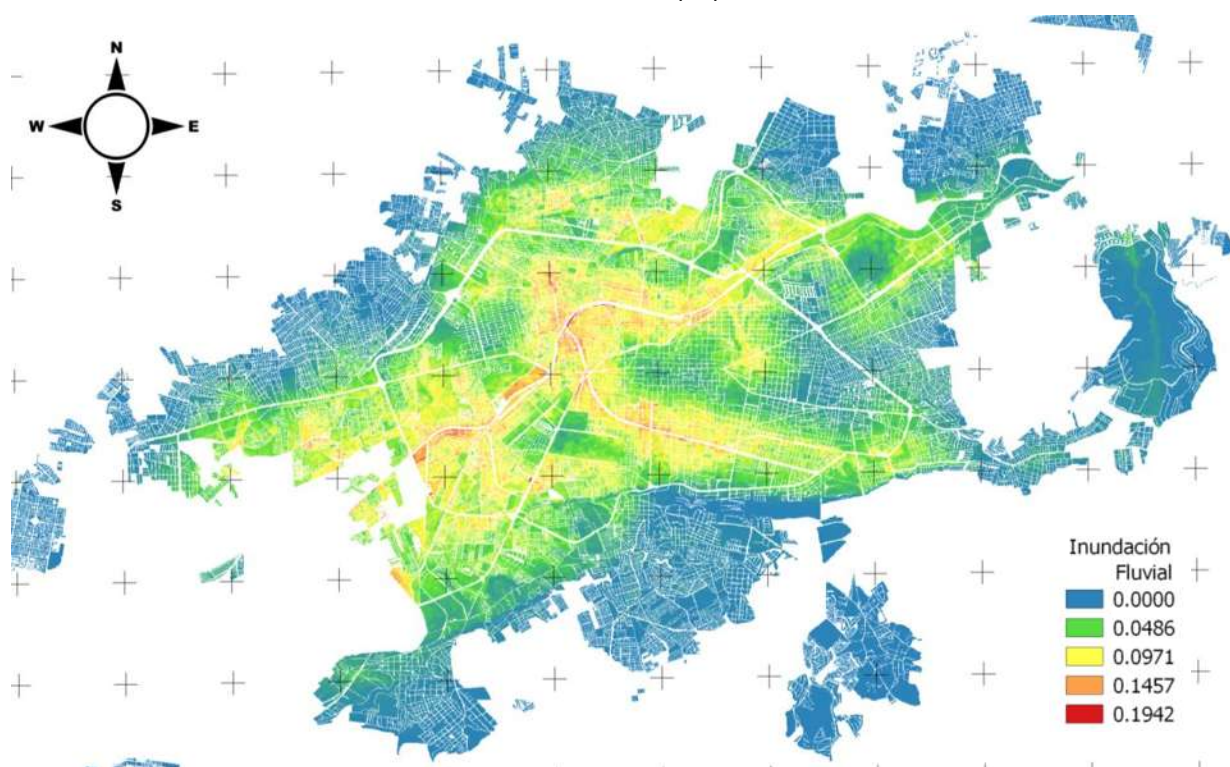


Figura 77. Riesgo ante inundación fluvial de Morelia
Fuente: Elaboración propia

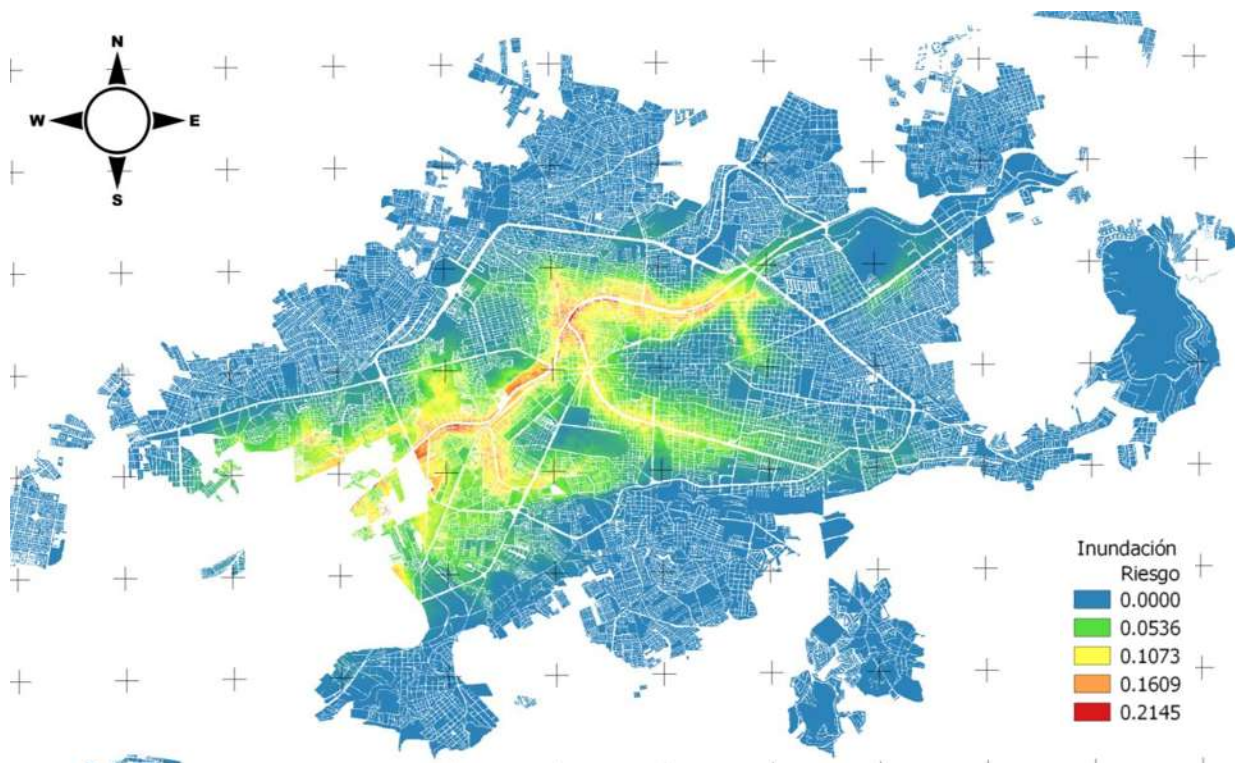


Figura 78. Riesgo ante inundaciones de Morelia
Fuente: Elaboración propia

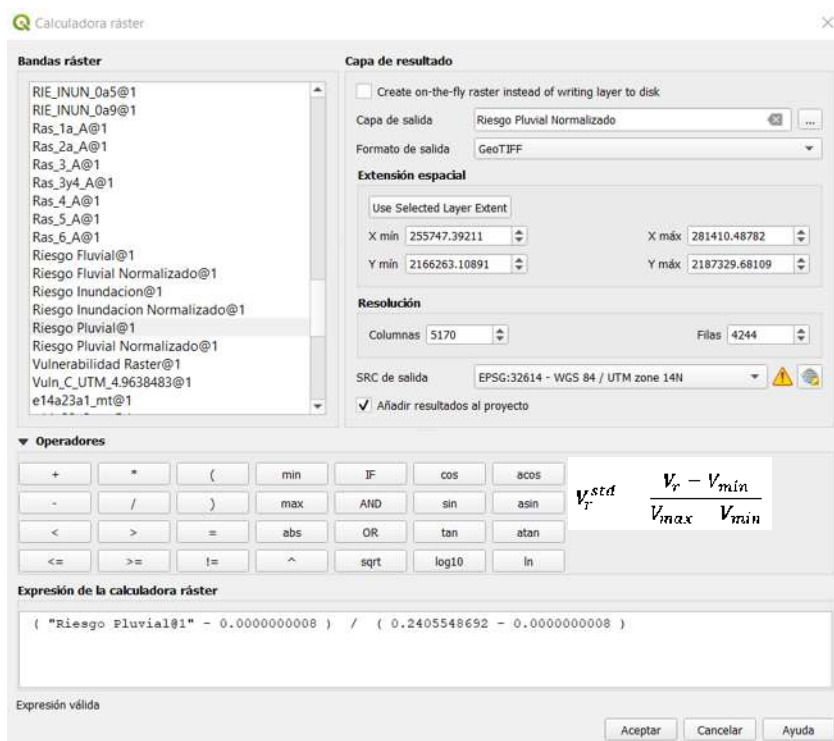


Figura 79. Entorno de la herramienta "Calculadora Raster" del SIG QGIS para normalizar los raster del riesgo ante inundaciones
Fuente: Elaboración propia

7 Análisis y discusión de resultados

Para el análisis y la discusión de los resultados se optó por dividirlos en tres apartados representativos al análisis: vulnerabilidad ante inundaciones, peligro ante inundaciones y riesgo ante inundaciones, los cuales se muestran a continuación.

7.1 Vulnerabilidad ante inundación

Los resultados numéricos de los pesos locales y globales para el análisis de los criterios y subcriterios en el que ya se incluyen las valoraciones de todos los encuestados para el cálculo de la vulnerabilidad ante inundaciones se resumen en la Tabla 22.

Tabla 22. Pesos locales y globales de los criterios y subcriterios

Criterios	W (Pesos locales)	Subcriterios	W (Pesos locales)	W (Pesos globales)
Económico	0.3079	Empleos promedio	0.5920	0.1823
		Densidad vivienda	0.4080	0.1256
Infraestructura	0.2443	ΣW locales = 1.0000		0.0976 0.0755 0.0511 0.0201
		Centros de salud	0.3995	
		Calles principales	0.3090	
		Escuelas	0.2091	
		Sistemas de drenaje	0.0824	
Sociales	0.4478	ΣW locales = 1.0000		0.1315 0.0463 0.0000 0.0968 0.1732
		Población discapacitada	0.2937	
		Población sin Seguro Social	0.1033	
		Densidad de población	0.0000	
		Población edad vulnerable	0.2162	
		Población marginada	0.3868	
ΣW locales = 1.0000		ΣW locales = 1.0000		
ΣW globales = 1.0000				

Fuente: Elaboración propia

En esta tabla se observa que de los tres criterios principales (económico, infraestructura y social), el criterio de infraestructura fue el que tomó mayor prioridad según los resultados con un 44.78%, el segundo con mayor prioridad fue el criterio económico con un 30.79% y en último lugar quedó el criterio social con 24.43% (Figura 80).

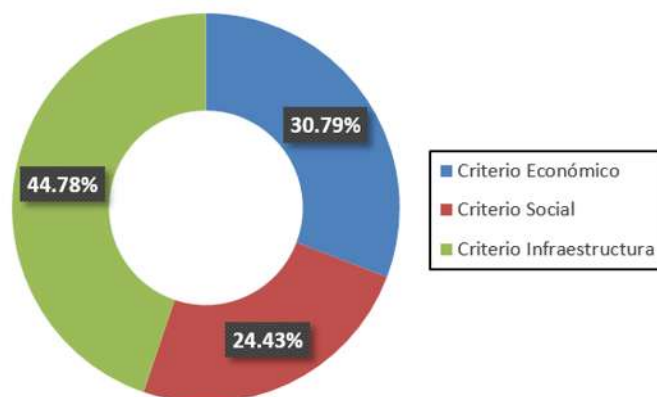


Figura 80. Porcentajes asociados a cada uno de los criterios principales
Fuente: Elaboración propia

Los valores de los pesos globales en valores de 0 a 1 obtenidos para cada subcriterio en el apartado 6.2.9 “Criterios y subcriterios ponderados (cálculo de los pesos globales para cada subcriterio)” se pueden representar mediante una gráfica radial como la que se muestra en la Figura 81. En la gráfica se puede observar cuales fueron los subcriterios con mayor peso, que fueron “empleos promedio” con un valor de 0.1823 y a este le sigue “población marginada” con un valor de 0.1732. Los subcriterios con menor peso fueron “sistema de drenaje” con un peso de 0.0201 y “densidad de población” con un valor de 0, es decir que este último subcriterio no aportó ninguna influencia a la construcción del mapa de vulnerabilidad.

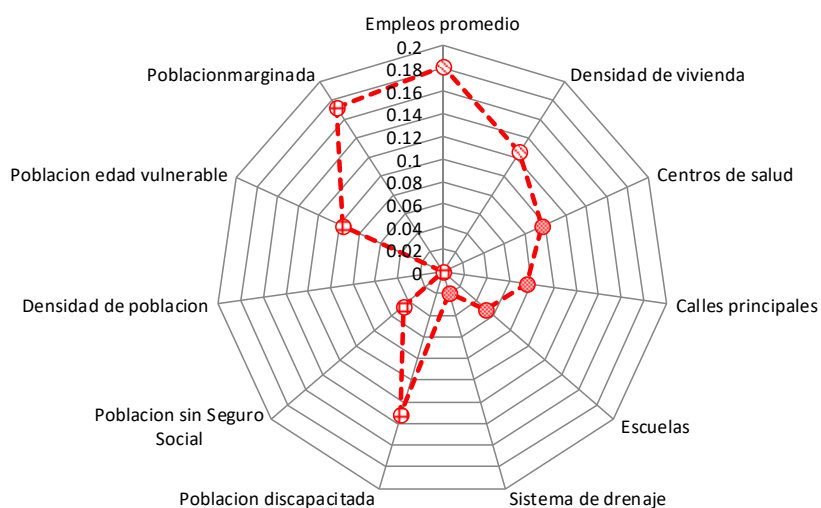


Figura 81. Grafica radial de los pesos globales de cada uno de los subcriterios
Fuente: Elaboración propia

Algo importante que se observó es que, a menor cantidad de subcriterios existentes dentro de un criterio principal, mayor peso global tendrán estos, es decir que mayor influencia tendrán en el cálculo de la vulnerabilidad, tal fue el caso de los dos subcriterios asociados al criterio económico, ya que en ambos el valor de peso es

alto a comparación de los demás subcriterios (Tabla 21). Para cada uno de los expertos encuestados se generó una gráfica radial para poder analizar los pesos globales calculados de manera individual (apéndice F).

Una vez que se calculó la vulnerabilidad ante inundaciones que consistió en una multiplicación de los pesos globales por los valores estadísticos de cada subcriterio calculados en el apartado 6.3.1. “Obtener la vulnerabilidad en términos de probabilidad (0 a 1)” se observó que el valor mínimo de vulnerabilidad es de 0.000079 y como máximo valor de vulnerabilidad se tiene el de 0.424359. Con todos estos valores se logró construir un mapa de vulnerabilidad por manzanas (Figura 82) con QGIS, representativamente se le agregó una paleta de colores (fríos y cálidos) para poder visualizar de mejor manera cuales son las manzanas con menor y mayor vulnerabilidad, una manzana de color azul está representando una manzana poco vulnerable y una de color rojo representa que esa manzana es muy vulnerable. El hecho de que el valor máximo de vulnerabilidad se encuentre en 0.424359 no quiere decir que la vulnerabilidad sea baja pues son las zonas que presentan una desventaja muy alta en caso de ocurrir un evento de inundación.

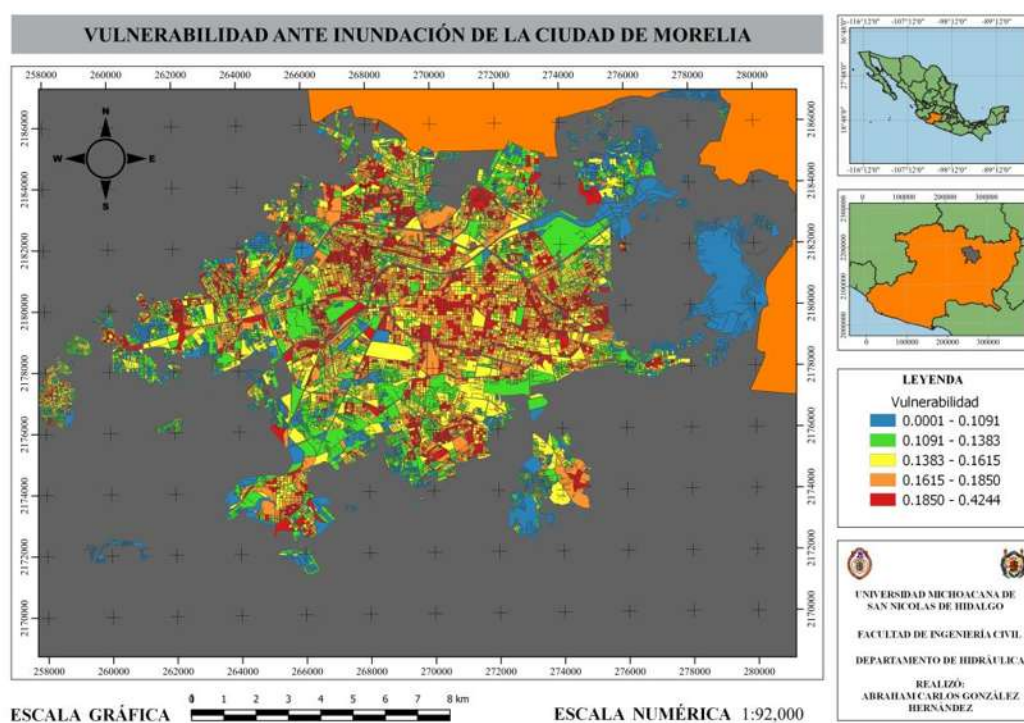


Figura 82. Mapa de vulnerabilidad de las manzanas ante inundación de Morelia, Michoacán
Fuente: Elaboración propia

En el mapa se observa que muchas de las manzanas vulnerables se encuentran generalmente en grupos y en algunas zonas específicas, como en la zona centro y aledañas a esta, donde es conocido que existe una gran cantidad de comercios y

en general actividad económica, concordando así con el resultado de que el subcriterio con mayor peso es “empleos promedio”; asimismo también existen algunos conjuntos de manzanas al norte, sur, oriente y poniente de la ciudad de Morelia, zonas conocidas por su alto nivel de marginalidad, resultado muy coherente si se sabe que el segundo subcriterio con mayor peso es “población marginada”. Al igual que con las gráficas radiales, también se generó para cada uno de los seis encuestados un mapa de vulnerabilidad en QGIS para su análisis individual (apéndice F).

7.2 Peligro ante inundación (probabilidad de ocurrencia)

Del Apartado 6.4.3 “Análisis correlacional de las variables predictoras de la inundación” se obtuvo que la variable “distancia con canales” y “distancia con ríos” compartían una correlación de 0.849278 por el método de Spearman por lo que se optó por unir estas variables mediante un condicional en la “calculadora ráster” de QGIS y estas variables quedaron con la nomenclatura:

- v1 = Modelo Digital de Elevaciones (MDE)
- v2 = Pendientes
- v3 = Distancia con canales y ríos
- v4 = Uso de suelo
- v5 = Precipitaciones

Con estas variables nuevamente se realizó el proceso de correlación por el método de Spearman para tener el conocimiento de cuáles son las variables más correlacionadas y numéricamente que valor tienen. Dichos valores de la correlación se muestran en la Tabla 23, en donde se observa que todas las correlaciones son positivas (cuando una variable aumenta las otras también lo hacen en mayor o menor grado) y ahora la mayor correlación existe entre la variable 1 “MDE” y la variable 3 “distancia con canales y ríos” con un valor de 0.667460, por el contrario la correlación más baja se presenta cuando interactúa la variable 2 “pendientes” con la variable 5 “precipitaciones” con un valor de 0.181426, esto último también se puede visualizar en el mapa de calor donde los colores fríos representan una baja correlación y los colores cálidos representan una alta correlación (Figura 83).

Tabla 23. Tabla del análisis correlacional por el método de Spearman para las 5 variables ambientales

	v1.xlsx	v2.xlsx	v3.xlsx	v4.xlsx	v5.xlsx
v1.xlsx	1.000000	0.597754	0.667460	0.282867	0.376221
v2.xlsx	0.597754	1.000000	0.293079	0.260841	0.181426
v3.xlsx	0.667460	0.293079	1.000000	0.284776	0.451777
v4.xlsx	0.282867	0.260841	0.284776	1.000000	0.192314
v5.xlsx	0.376221	0.181426	0.451777	0.192314	1.000000

Fuente: Elaboración propia

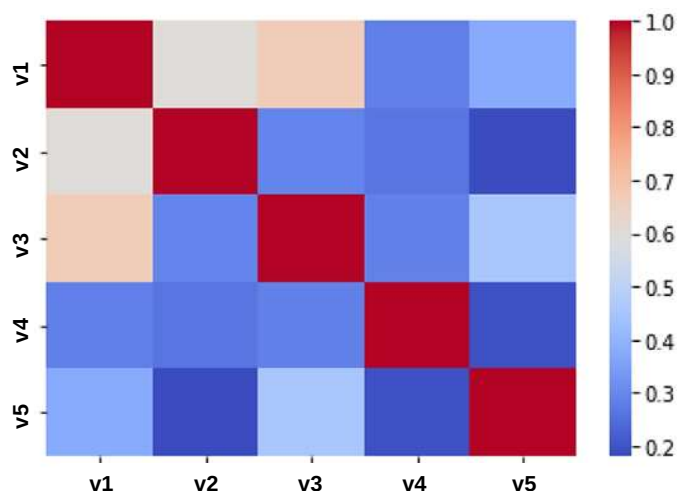


Figura 83. Mapa de calor construido a partir del análisis correlacional por el método de Spearman para las 5 variables

Fuente: Elaboración propia

Una vez que se aplicó el método MaxEnt se obtuvieron algunos resultados en cuanto a los modelos. Para la modelación con los puntos de presencia localizados para el tipo de inundación “pluvial” se obtuvo una gráfica de la “Tasa de omisión y área prevista en función del umbral acumulativo” (Figura 84). La tasa de omisión (indica el rendimiento de la modelación) se calculó para las muestras de entrenamiento (datos de presencia) y para las muestras de prueba, éstas deben estar cerca de la omisión prevista.

En la gráfica se observa como la tasa de omisión es decir las celdas en las que se espera que exista la presencia del fenómeno y que han sido catalogadas como ausencias (línea de color azul) sobre las muestras de prueba (línea de color turquesa) se ajustan aceptablemente a la tasa de omisión prevista (línea color negro) pues son cercanas y presentan una tendencia a la misma.

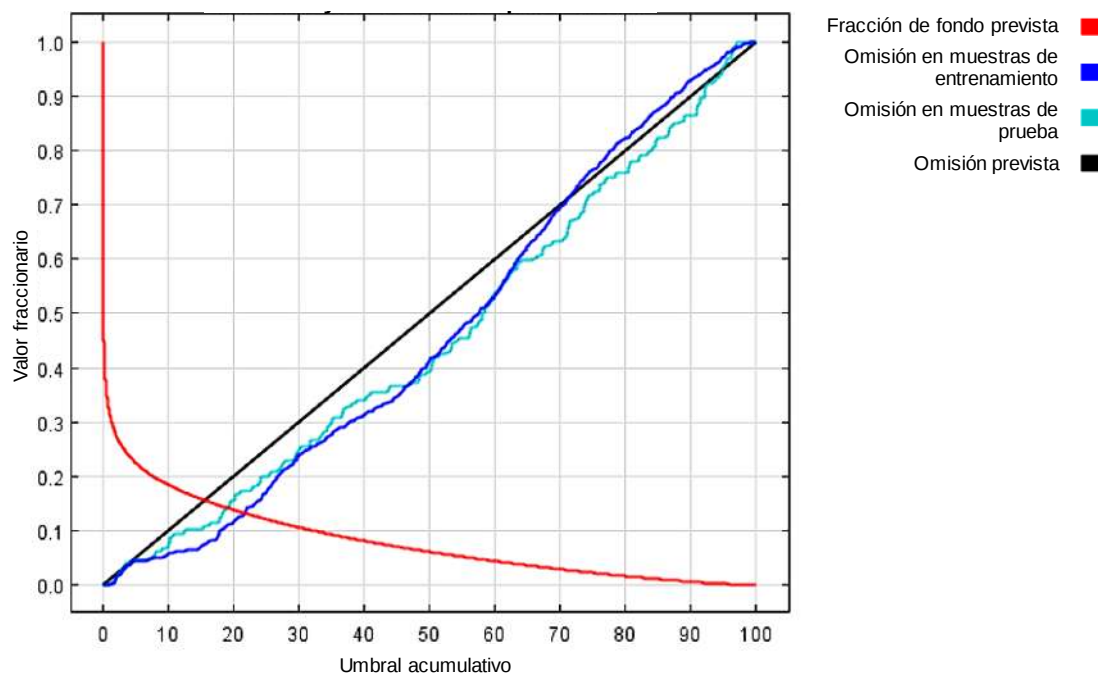


Figura 84. Gráfica de la Tasa de Omisión y Área Prevista para el modelo pluvial
Fuente: Elaboración propia

La calidad (capacidad predictiva) con que se evaluó y validó este modelo fue con el análisis de rendimiento mediante la curva Característica Operativa del Receptor y el Área Bajo la Curva (AUC-ROC), pues la curva ROC da noción de la capacidad predictiva es decir la calidad del modelo en términos de Sensibilidad (Tasa de Verdaderos Positivos) y $1 - \text{Especificidad}$ (Tasa de Falsos Positivos). Por lo que también se generó una gráfica que representa la curva Característica Operativa del Receptor (ROC) para los datos de presencia del fenómeno de inundación “pluvial” (Figura 85).

Los resultados arrojan que la prueba ROC para el modelo es adecuada ya que cuanto más cercana sea el Área Bajo la Curva (AUC) a 1, es mejor el ajuste del modelo. En este caso para el modelo con los puntos de presencia de inundación pluvial (curva color rojo) y para los datos de prueba (curva color azul) el AUC resultó de 0.931 y 0.929 respectivamente, que en términos de la escala mencionada en el apartado 5.2.4 “Modelo de aprendizaje automático MaxEnt” el modelo se clasifica como un “modelo bueno”. De acuerdo a la literatura mientras ambas curvas se acerquen lo más posible es mejor el ajuste del modelo indicando que no hay errores de omisión.

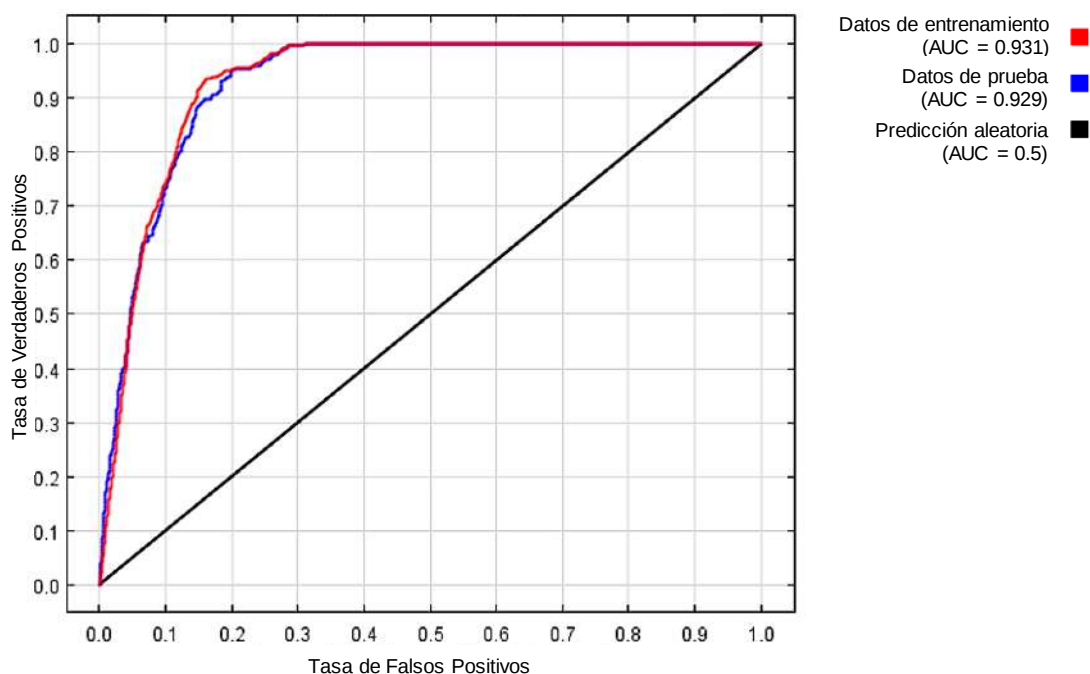


Figura 85. Gráfica de Sensibilidad vs 1 - Especificidad para el modelo pluvial

Fuente: Elaboración propia

Dentro de los resultados obtenidos para esta modelación están las curvas de respuesta. El siguiente conjunto de curvas de respuesta (Figura 86) como ya se había mencionado en el apartado 5.2.4 “Modelo de aprendizaje automático MaxEnt”, representan como cada variable ambiental afecta en la predicción de la modelación con el método MaxEnt. Cada grafica muestra cómo va cambiando la probabilidad de ocurrencia (en términos de eficacia) de una inundación “pluvial” a medida que van cambiando los valores de cada variable ambiental, mientras las demás variables se mantienen en su valor muestra promedio. Se debe mencionar que estas curvas pueden ser difíciles de interpretar si se tienen variables fuertemente correlacionadas.

En las gráficas se observa el comportamiento de cada variable y en especial es importante resaltar el comportamiento de la variable 4 “uso de suelo” ya que es diferente a comparación de las demás por el hecho de que esta variable es categórica nominal.

Se observa que las zonas con elevación de 1800 a 1900 msnm presentan un aumento drástico en la probabilidad de ocurrencia hasta en un 0.75, seguido de un descenso de probabilidad entre la elevación 1900 a 2000 msnm, luego su comportamiento se mantiene lineal en un valor de probabilidad de 0.32, datos que son congruentes con la información de que la ciudad de Morelia se encuentra a una elevación promedio de 1920 msnm como se menciona en el apartado 3.1 “Zona de estudio”.

Se encontró que a medida que las pendientes aumentan disminuye la probabilidad de ocurrencia, mientras que en las zonas con pendientes menores de 3% llegan a alcanzar probabilidades mayores de 0.75. Al igual que el comportamiento con pendientes, ocurre algo semejante con las distancias con canales y ríos, para este caso a medida que aumenta la distancia la probabilidad disminuye casi hasta 0 en distancias mayores de 2000 m.

De los 8 usos de suelo el clasificado con el número 3 “vialidades (V)” es el que más probabilidad de ocurrencia presenta, superando el valor de 0.9 y el segundo con mayor probabilidad es el 1 “zonas residenciales (ZR)”, con una probabilidad mayor de 0.7, en cambio el uso de suelo que menos probabilidad tiene es el número 2 “zonas abiertas sin vegetación aparente” y, por último, se observa que precipitaciones entre 700 y 780 mm mantienen en valores altos la probabilidad de ocurrencia.

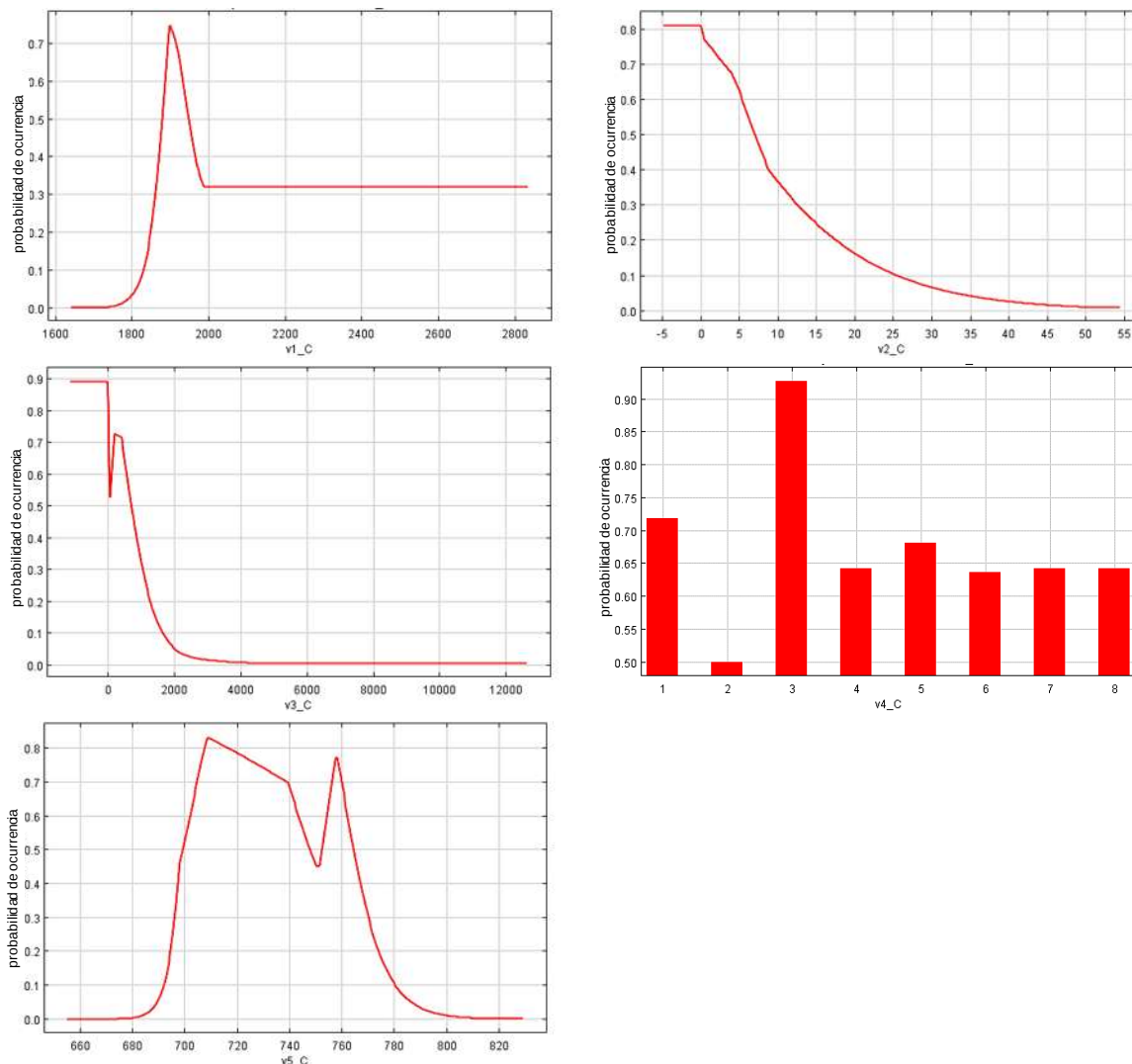


Figura 86. Curvas de respuesta cuando se usa una variable y las otras están en su valor medio para la

modelación pluvial
Fuente: Elaboración propia

A diferencia de las curvas anteriores, las siguientes curvas (Figura 87) representan un modelo diferente, es decir un modelo creado con el método MaxEnt usando solo la variable correspondiente. Estas graficas muestran la dependencia de las condiciones óptimas predichas tanto de la variable seleccionada como de las dependencias por las correlaciones entre la variable seleccionada y las otras variables. Estas gráficas pueden ser más fáciles de interpretar si existen fuertes correlaciones entre las variables.

Se observa que el comportamiento en general de las variables es algo similar al de las gráficas anteriores, pues se observa que cuando la elevación esta entre 1800 y 1900 msnm la probabilidad aumenta cerca del valor 0.78 y de la elevación 1900 a 2000 msnm la probabilidad decrece drásticamente por debajo del 0.05 de probabilidad.

En pendientes con más de 10% la probabilidad cae por debajo de 0.1 y pendientes menores a 5% llegan a alcanzar la probabilidad de hasta 0.8. Si la distancia con ríos y canales es menor de 1000 m la probabilidad se incrementa. El uso de suelo que más probabilidad de ocurrencia presenta es el numerado como 3 “vialidades” con un valor superior a 0.8 y el segundo que más probabilidad de tiene es el 1 “zonas residenciales (ZR)”, con un valor cercano a 0.8, el que menos probabilidad presenta es el uso de suelo 7 “bosques”. Por último, precipitaciones entre 690 y 770 mm mantienen elevada la probabilidad de ocurrencia de una inundación de tipo “pluvial”.

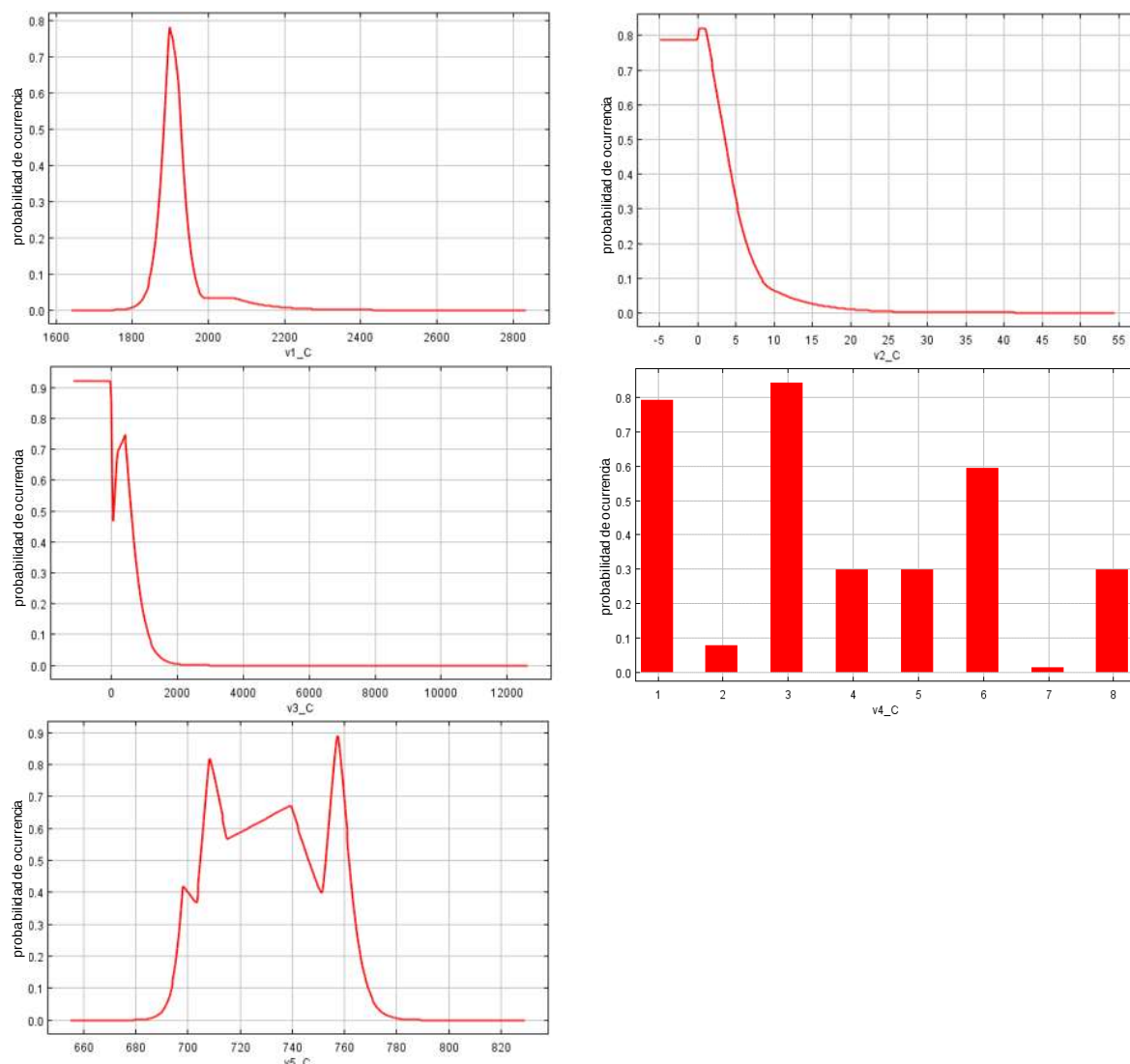


Figura 87. Curvas de respuesta cuando cada variable actúa de forma aislada para procesar una modelación pluvial

Fuente: Elaboración propia

La siguiente tabla muestra las estimaciones de las contribuciones relativas de las variables ambientales a la modelación “pluvial” normalizadas a porcentajes. El modelo asigna el incremento en la ganancia a las variables ambientales de las que depende la existencia del fenómeno de inundación.

Estas contribuciones de las variables deben interpretarse con precaución cuando las variables predictoras están correlacionadas. En dicha tabla se observa que la variable que mayor porcentaje de contribución tiene en la modelación del peligro ante inundación “pluvial” es la variable 3 “distancia con canales y ríos”, seguido de la variable 5 “precipitaciones”, la variable 4 “uso de suelo”, la variable 2 “pendientes” y finalmente la variable 1 “Modelo Digital de Elevaciones”.

Tabla 24. Porcentajes de contribución de las variables ambientales para el modelo pluvial

Variable	Porcentaje de contribución
v3	54.9
v5	16.7
v4	10.2
v2	9.6
v1	8.5

Fuente: Elaboración propia

La Figura 88 muestra los resultados de la prueba Jackknife para medir la importancia de las variables ambientales dentro de la modelación de inundación “pluvial”. Como ya se había mencionado en el apartado 5.2.4 “Modelo de aprendizaje automático MaxEnt” este análisis permite descartar variables y seleccionar las que aportan mayor información.

La barra de color azul turquesa muestra la ganancia que aporta a la modelación cuando se excluye la variable y se crea un modelo con las restantes, en este caso se encontró que la modelación que más ganancia aporta es cuando se excluye la variable 1 “MDE” con un valor de ganancia de 1.4152 y en segundo lugar se encuentra cuando se excluye la variable 2 “pendientes” con un valor de 1.4123. La modelación que menos ganancia aportar es cuando se excluye la variable 3 “distancia con canales y ríos” con valor de 1.3316 y la variable 5 “precipitaciones” con valor de 1.3318, resultados que son consistentes con los de la Tabla 24.

Las barras de color azul marino muestran la utilidad para estimar la distribución del fenómeno cuando se genera un modelo usando solo la variable aislada, en este caso se observa que la que más ganancia aporta es la variable 3 “distancia con canales y ríos”, seguida por la variable 1 “MDE” y la que menos ganancia aporta es la variable 2 “pendientes”.

La barra de color rojo muestra la ganancia en la modelación cuando se emplean todas las variables, en este caso el valor resultante es de 1.4423, además se observa que ninguna de las barras de color turquesa es mayor que la de color rojo, por lo que el modelo se desempeña mejor para la predicción cuando se usan todas las variables por lo que no es necesario descartar ninguna.

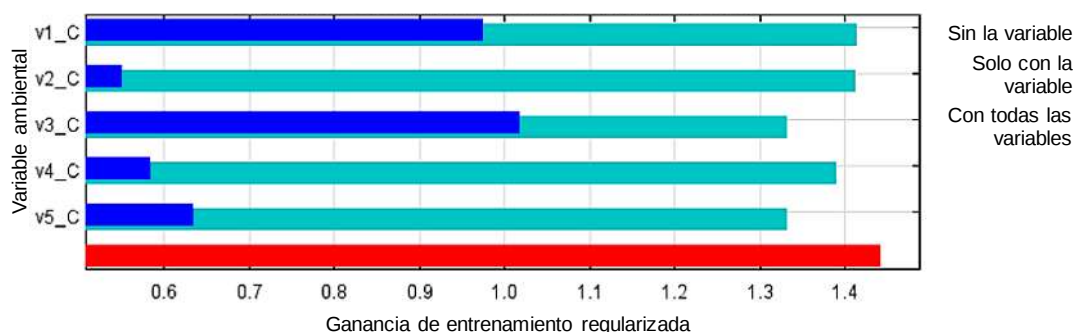


Figura 88. Gráfica jackknife para medir la importancia de las variables para el modelo pluvial
Fuente: Elaboración propia

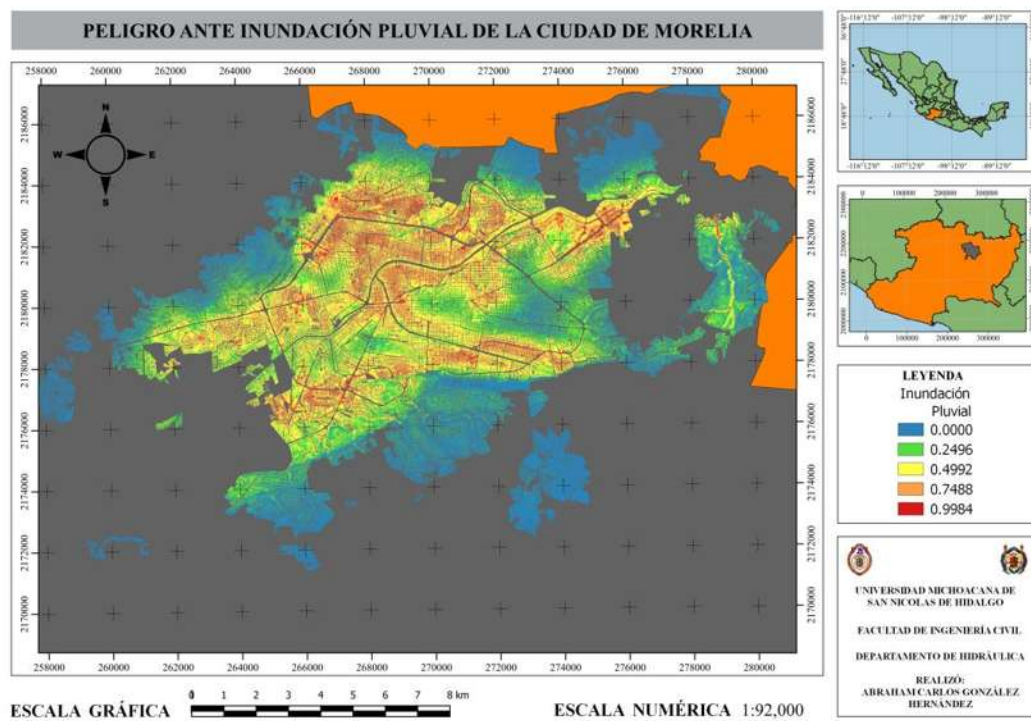
Tabla 25. Ganancias de las variables ambientales para el modelo pluvial

Ganancias del análisis jackknife para Pluvial	
Ganancia de entrenamiento sin v1	1.4152
Ganancia de entrenamiento sin v2	1.4123
Ganancia de entrenamiento sin v3	1.3316
Ganancia de entrenamiento sin v4	1.3909
Ganancia de entrenamiento sin v5	1.3318
Ganancia de entrenamiento solo con v1	0.9755
Ganancia de entrenamiento solo con v2	0.5511
Ganancia de entrenamiento solo con v3	1.0177
Ganancia de entrenamiento solo con v4	0.5840
Ganancia de entrenamiento solo con v5	0.6346
Ganancia de entrenamiento con todas las variables	1.4423

Fuente: Elaboración propia

El siguiente mapa a nivel manzana (Figura 89) muestra el modelo calculado con el método MaxEnt para el tipo de inundación “pluvial” es decir debido a encharcamientos. Los colores más cálidos (rojo y naranja) representan las manzanas con mejores condiciones y con alta probabilidad para que suceda una inundación por encharcamientos, los colores disminuyen paulatinamente hasta los colores fríos (azul y verde) en donde existe una baja probabilidad.

Se observa que algunas manzanas de la zona norte y sur son las que se encuentran con mayor peligro, así como las que se encuentran en la zona central y aledañas a los dos ríos principales que cruzan la ciudad de la mancha urbana. Con esta modelación ya se observan algunas de las manzanas dentro de las colonias que comúnmente se inundan por encharcamientos, pero es importante resaltar que como en esta modelación tubo más porcentaje de contribución la variable “distancia con canales y ríos” resulta lógico que algunas zonas de inundación “pluvial” estén aledañas a los ríos principales.



Mapa 89. Mapa de peligro de las manzanas ante inundación pluvial de Morelia, Michoacán

Fuente: Elaboración propia

Para la modelación con los puntos de presencia localizados para el tipo de inundación “fluvial” se obtuvo una gráfica de “Tasa de omisión y área prevista en función del umbral acumulativo” tanto para los datos de entrenamiento y para las muestras de prueba. En dicha grafica (Figura 90) se observa que la tasa de omisión en las muestras de entrenamiento (línea de color azul) sobre las muestras de prueba (línea color turquesa) se ajustan bastante bien a la tasa de omisión prevista (línea de color negro) ya que están cercanas y presentan la tendencia a dicha tasa.

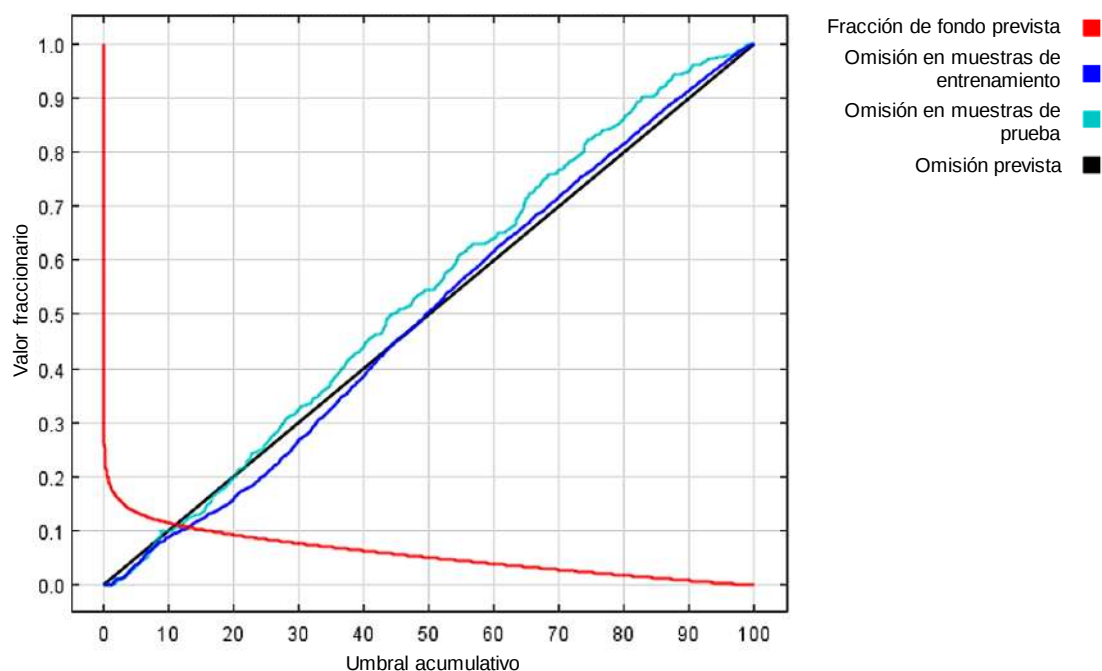


Figura 90. Gráfica de la Tasa de Omisión y Área Prevista para el modelo fluvial
Fuente: Elaboración propia

Se generó una gráfica de la curva Característica Operativa del Receptor para los datos de presencia del fenómeno de inundación “fluvial” y la cual se muestra en la Figura 91. Los resultados obtenidos de esta grafica son que para la curva color rojo (curva de los datos de presencia de inundación fluvial) se obtuvo un AUC de 0.944 y para la curva de color azul (curva de los datos de prueba) un AUC de 0.939, ambos AUC clasificados como “modelos buenos” según la escala mencionada en el apartado 5.2.4 “Modelo de aprendizaje automático MaxEnt”.

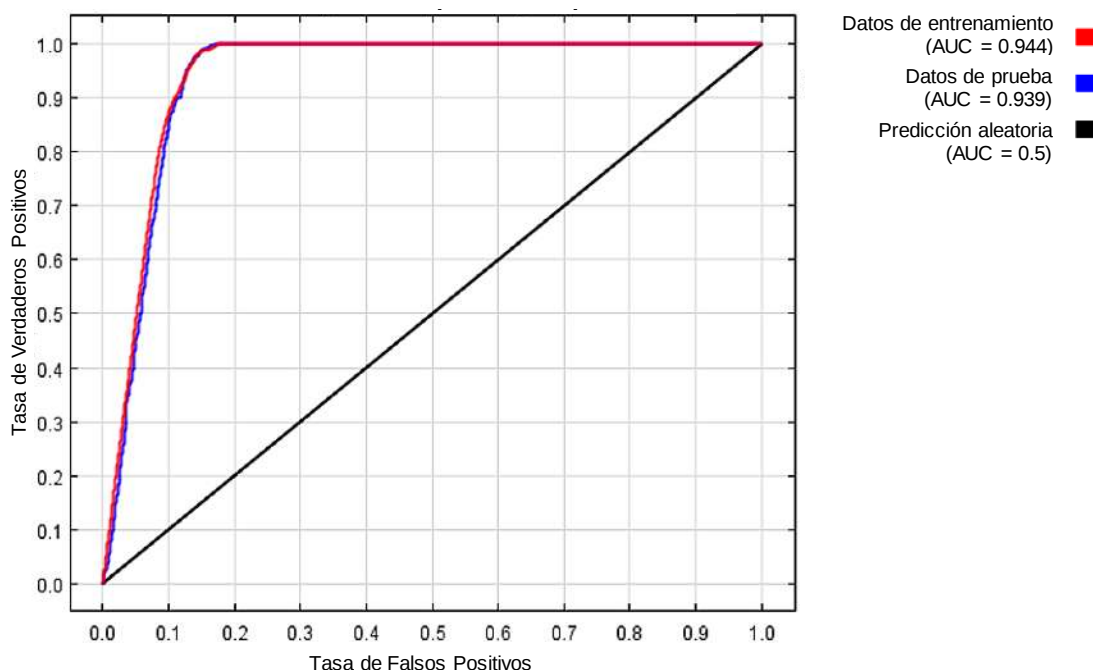


Figura 91. Gráfica de Sensibilidad vs 1 - Especificidad para el modelo fluvial
Fuente: Elaboración propia

En el primer grupo de curvas (cuando se usa una variable y las otras se mantienen en su valor medio para generar una la modelación) generadas por el método MaxEnt para el análisis de los puntos de inundación fluvial se observa que en las zonas con elevaciones que están entre 1800 y 1950 msnm aumentan la probabilidad de ocurrencia llegando a valores de probabilidad hasta de 1, en cuanto a las pendientes mientras van disminuyendo del 15% la probabilidad va aumentando alcanzando el valor de 0.64 en la pendiente más baja.

La probabilidad de ocurrencia aumenta cuando la distancia con canales y ríos es menor, sobre todo en distancias debajo de los 2000 m; los usos de suelo que más probabilidad presentan de inundación son el numerado como 3 “vialidades (V)” y el 1 “zonas residenciales (ZR)” con probabilidad mayor de 0.62 pero menor de 0.65, la que menos probabilidad presenta es el numerado como 2 “zonas abiertas sin vegetación aparente (ZA)”. Las precipitaciones que más probabilidad de ocurrencia aportan están en el rango de 710 a 770 mm.

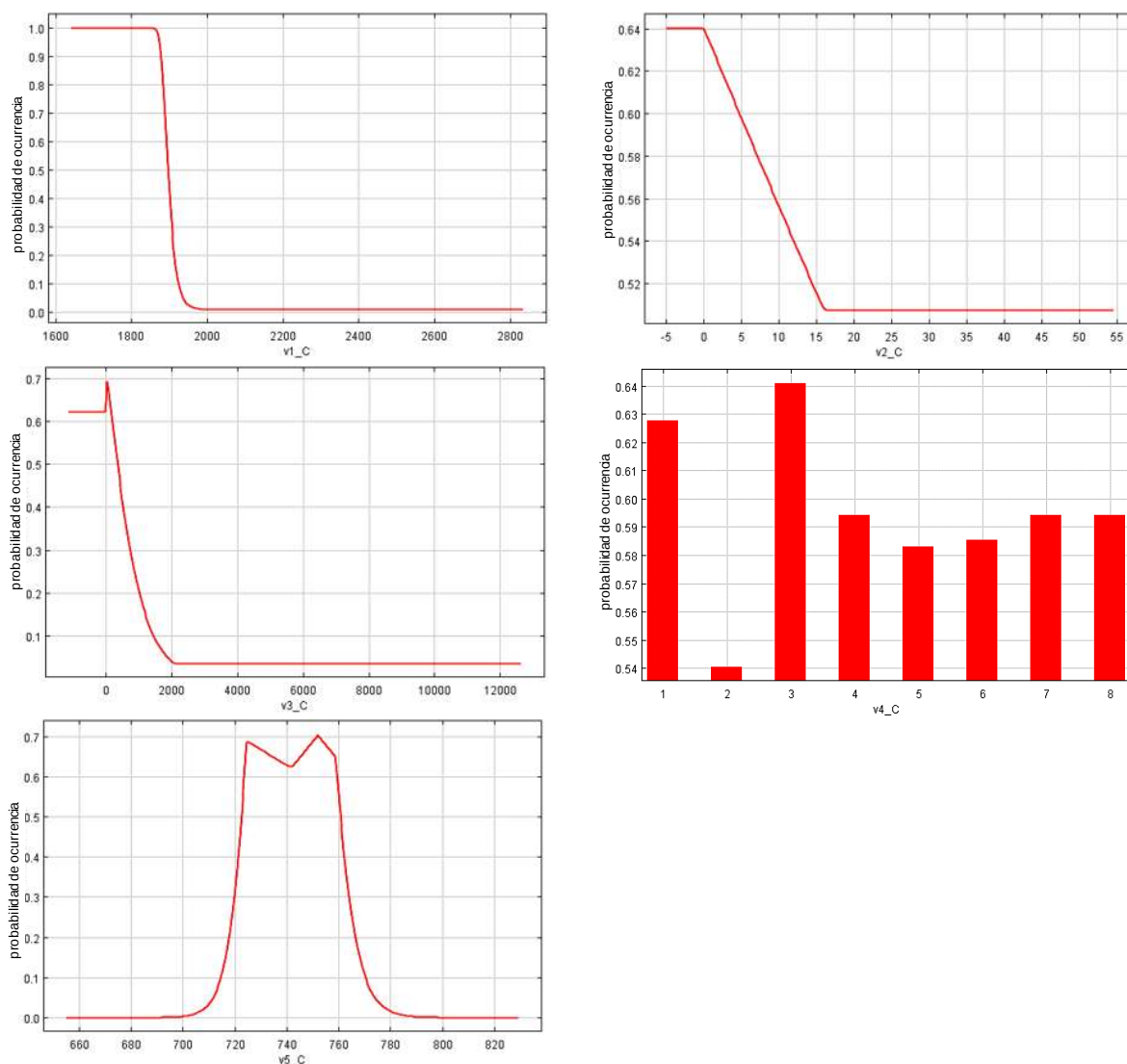


Figura 92. Curvas de respuesta cuando se usa una variable y las otras están en su valor medio para la modelación fluvial

Fuente: Elaboración propia

El segundo conjunto de curvas de respuesta (en el que cada curva representa un modelo diferente calculado con las variables aislada) se pueden observar algunos comportamientos similares en algunas de las variables. En elevaciones entre 1850 y 1950 msnm son donde existe mayor probabilidad de ocurrencia superando hasta el valor de 0.75.

En pendientes menores del 5% las probabilidades incrementan hasta en un 0.8, en distancias con canales y ríos la probabilidad aumenta mientras las distancias son menores a 1000 m, en cuanto al uso de suelo que más probabilidad de ocurrencia presenta está el número 1 "zonas residenciales (ZR)" con una probabilidad superior a 0.8 y en segundo lugar está el uso de suelo número 3 "vialidades (V)", mientras que el uso de suelo que menos probabilidad presenta es el número 7 "bosques", y

finalmente en cuanto la precipitación presenta mayores probabilidades si se encuentra entre rangos de 720 a 760 mm con un decremento en la probabilidad cuando se acerca a la precipitación de 740 mm.

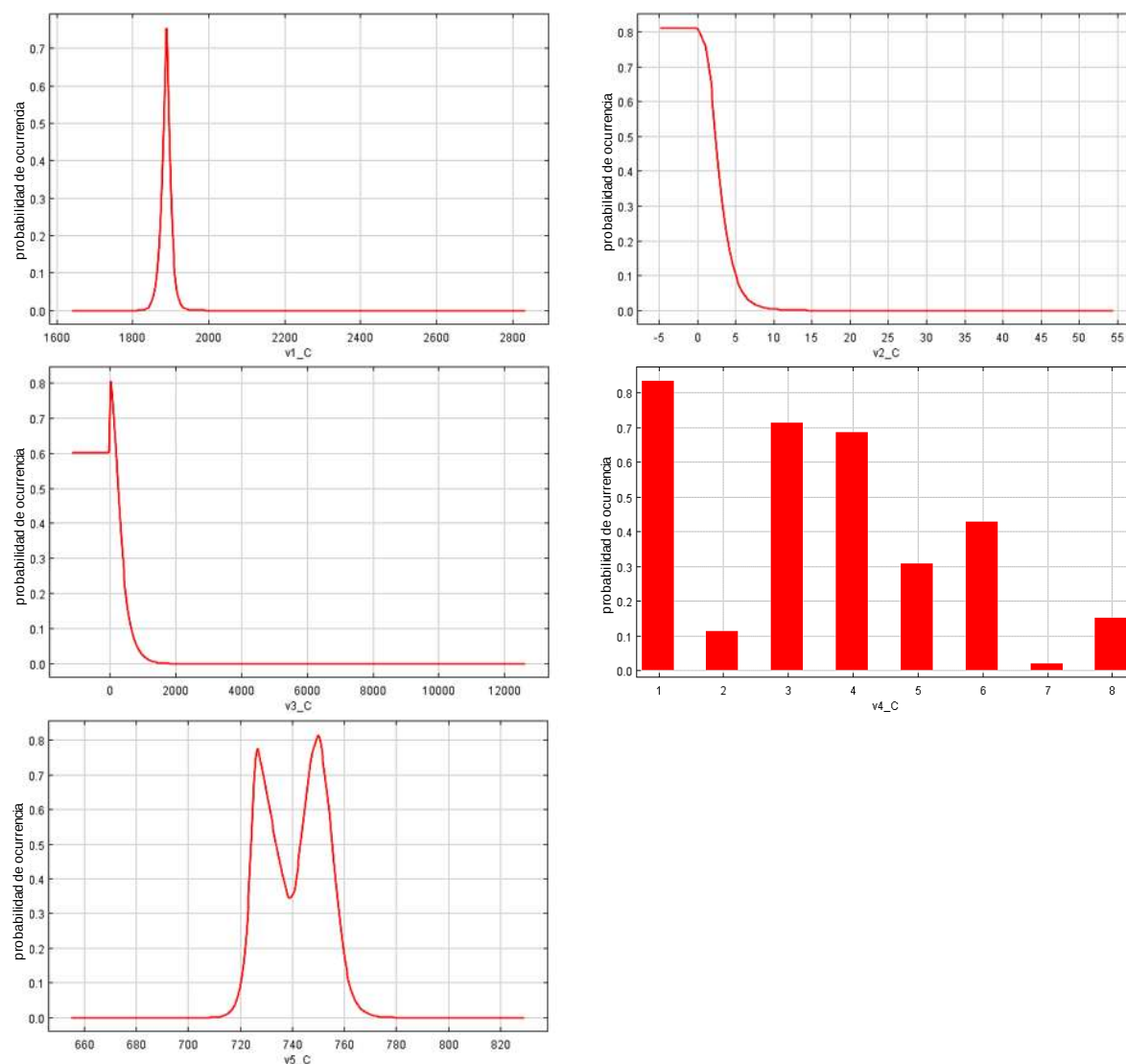


Figura 93. Curvas de respuesta cuando cada variable actúa de forma aislada para procesar una modelación fluvial

Fuente: Elaboración propia

Las estimaciones de las contribuciones relativas de las variables ambientales normalizadas a porcentajes se muestran en la Tabla 26, en la que se observa que la variable que más porcentaje contribuye a la modelación del peligro ante inundación fluvial es la variable 3 “distancia con canales y ríos” con un 60.7% de contribución, después de estas se encuentran la variable 5 “precipitaciones”, la variable 1 “MDE”, la variable 2 “pendientes” y por ultimo está la variable 4 “uso de suelo” con un porcentaje de 1.1%.

Tabla 26. Porcentajes de contribución de las variables ambientales para el modelo fluvial

Variable	Porcentaje de contribución
v3	60.7
v5	19.9
v1	9.3
v2	9.0
v4	1.1

Fuente: Elaboración propia

Los resultados de la prueba Jackknife para medir la importancia de las variables dentro de la modelación de inundación “fluvial” se muestran en la Figura 94, en la que se observa que la modelación que más ganancia aporta es cuando se excluye la variable 2 “pendientes” con un valor de ganancia de 1.7273 y en segundo lugar se encuentra la modelación en la que se excluye la variable 4 “uso de suelo”.

La variable con mayor utilidad para estimar la distribución del fenómeno de inundación cuando se genera un modelo utilizando solo la variable aislada se presenta cuando se usa la variable 1 “MDE” con una ganancia de 1.4328, seguida de por la variable 3 “distancia con canales y ríos”.

La ganancia que se obtiene usando todas las variables es de 1.7276 (barra de color rojo), se observa que ninguna barra color turquesa sobrepasa el nivel de la de color rojo por lo que el modelo se desarrolla mejor usando todas las variables sin embargo si esta fuera una modelación independiente a la de inundación “pluvial” se podría considerar descartar la variable 4 “uso de suelo” ya que su aportación es muy baja.

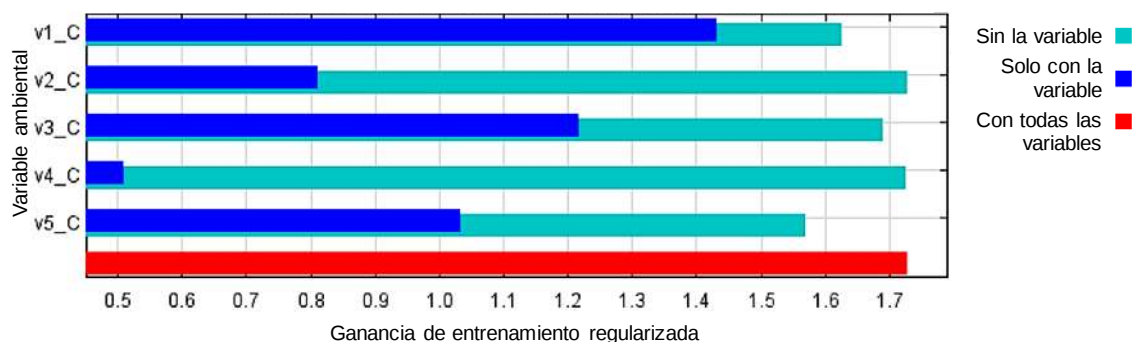


Figura 94. Gráfica jackknife para medir la importancia de las variables para el modelo fluvial

Fuente: Elaboración propia

Tabla 27. Ganancias de las variables ambientales para el modelo fluvial

Ganancias del análisis jackknife para Fluvial	
Ganancia de entrenamiento sin v1	1.6256
Ganancia de entrenamiento sin v2	1.7273
Ganancia de entrenamiento sin v3	1.6895
Ganancia de entrenamiento sin v4	1.7255
Ganancia de entrenamiento sin v5	1.5695
Ganancia de entrenamiento solo con v1	1.4328
Ganancia de entrenamiento solo con v2	0.8106
Ganancia de entrenamiento solo con v3	1.2186
Ganancia de entrenamiento solo con v4	0.5109
Ganancia de entrenamiento solo con v5	1.0340
Ganancia de entrenamiento con todas las variables	1.7276

Fuente: Elaboración propia

Finalmente la modelación del peligro ante inundación de tipo “fluvial” (debido a desbordamientos) a nivel manzana de la ciudad de morelia se muestra en la Figura 95, en la que se observa que la mayor probabilidad de ocurrencia (colores cálidos como el rojo, naranja y amarillo) se encuentran en las manzanas aledañas a los dos ríos principales de la ciudad de Morelia (rio Grande y rio Chiquito) y en algunos canales y drenes principales (como el dren Barajas), zonas muy conocidas por inundarse siempre que existen grandes precipitaciones en la ciudad, por ello no es de extrañar que la variable con más importancia en la modelación del peligro ante las inundaciones de tipo “fluvial” sea “distancia con canales y ríos”, dicho esto se considera que esta modelación es apegada a la realidad.

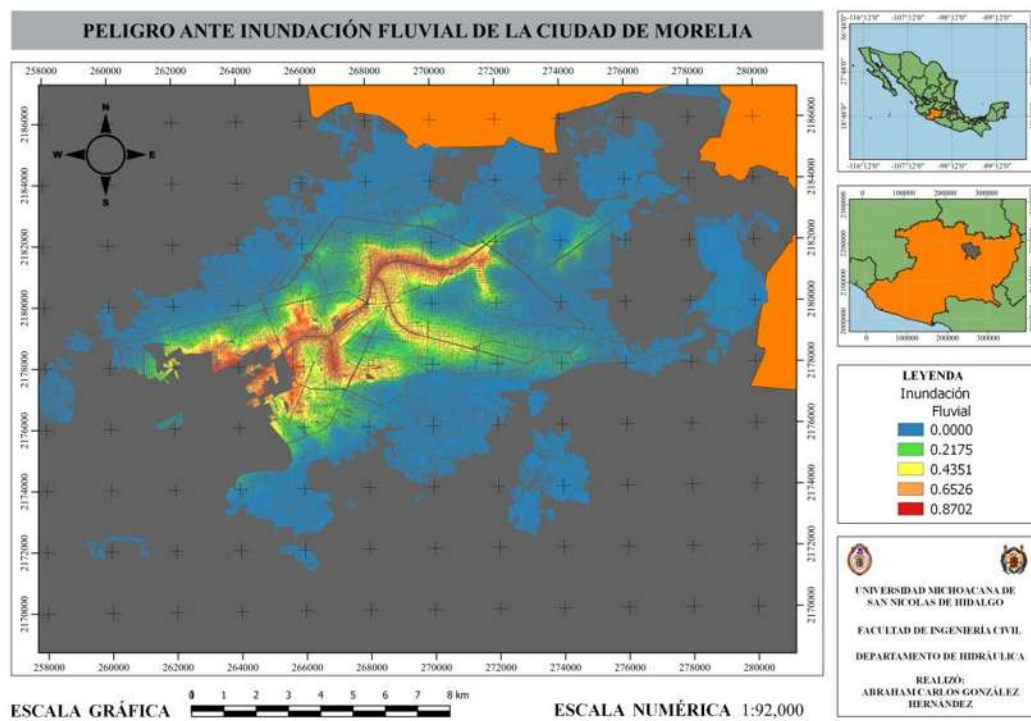


Figura 95. Mapa de peligro de las manzanas ante inundación fluvial de Morelia, Michoacán

Fuente: Elaboración propia

Se realizó una modelación tanto de los puntos de presencia de inundación de tipo pluvial como fluvial, como un solo tipo (nombrado solo como inundación) en el que su grafica de “Tasa de omisión y área prevista en función del umbral acumulativo” (Figura 96) en la que se muestra que la tasa de omisión para los datos de entrenamiento y los datos de prueba se ajustan muy bien a la tasa de omisión prevista, ya que se encuentran bastante cercanas a ella y mostrando tendencia a la misma.

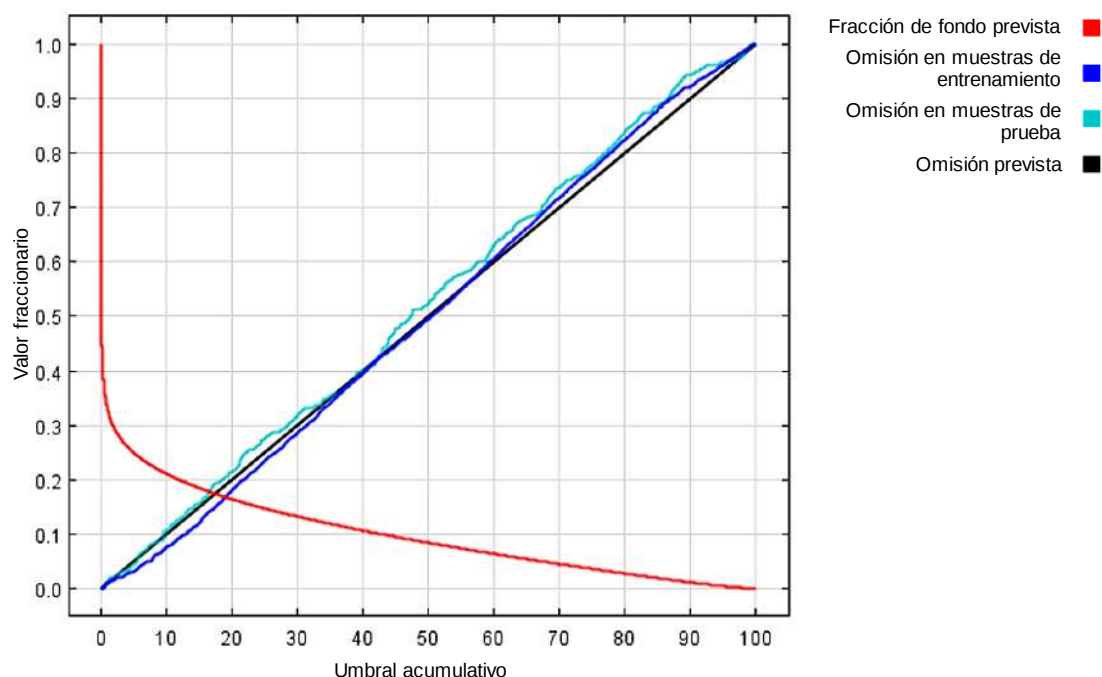


Figura 96. Gráfica de la Tasa de Omisión y Área Prevista para el modelo de inundaciones

Fuente: Elaboración propia

La grafica de la curva Característica Operativa del Receptor (Figura 97) tanto para los datos de presencia de “inundación” (curva color rojo), como para los datos de prueba (curva color azul) obtuvieron un AUC de 0.901 y 0.895 respectivamente y de acuerdo a la escala mencionada en el apartado 5.2.4 “Modelo de aprendizaje automático MaxEnt” el modelo previsto para la ocurrencia de una “inundación” se clasifica como un “modelo bueno”.

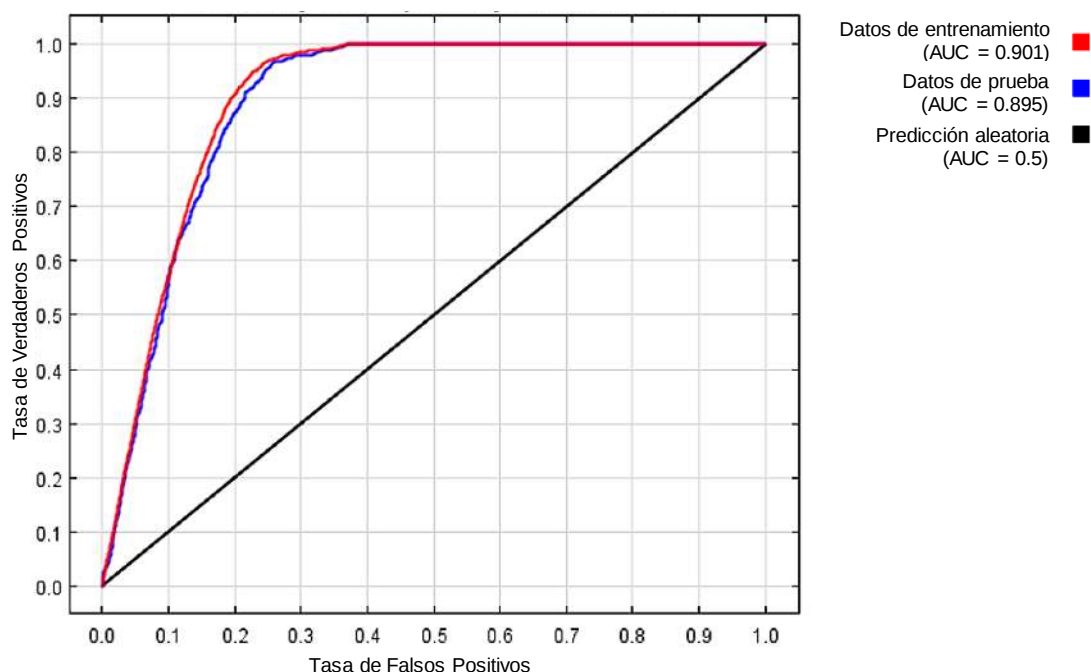


Figura 97. Gráfica de Sensibilidad vs 1 - Especificidad para el modelo de inundaciones
Fuente: Elaboración propia

El primer conjunto de curvas cuando se usa una variable y las otras se mantienen en su valor medio para generar una modelación con los puntos de presencia de inundación (fluvial y pluvial) muestran que la probabilidad de ocurrencia disminuye a medida que la elevación se acerca a los 2000 msnm y va incrementándose cuando se acerca a la elevación 1800 msnm llegando al valor de la unidad para la probabilidad de ocurrencia.

Mientras las pendientes son menores al 17% la probabilidad aumenta hasta llegar a sobrepasar probabilidades de 0.7 en pendientes menores al 2%. A menor la distancia con canales y ríos la probabilidad aumentara rápidamente en distancias menores a 2000 m. El uso de suelo que más probabilidad presenta es el numerado como 3 es decir las "vialidades (V)" con una probabilidad aproximada de 0.78, seguido por el 1 "zonas residenciales (ZR)" con un valor mayor de 0.67 y finalmente se observa que el rango de precipitaciones que más probabilidades de ocurrencia aportan están entre el rango de 700 a 770 mm.

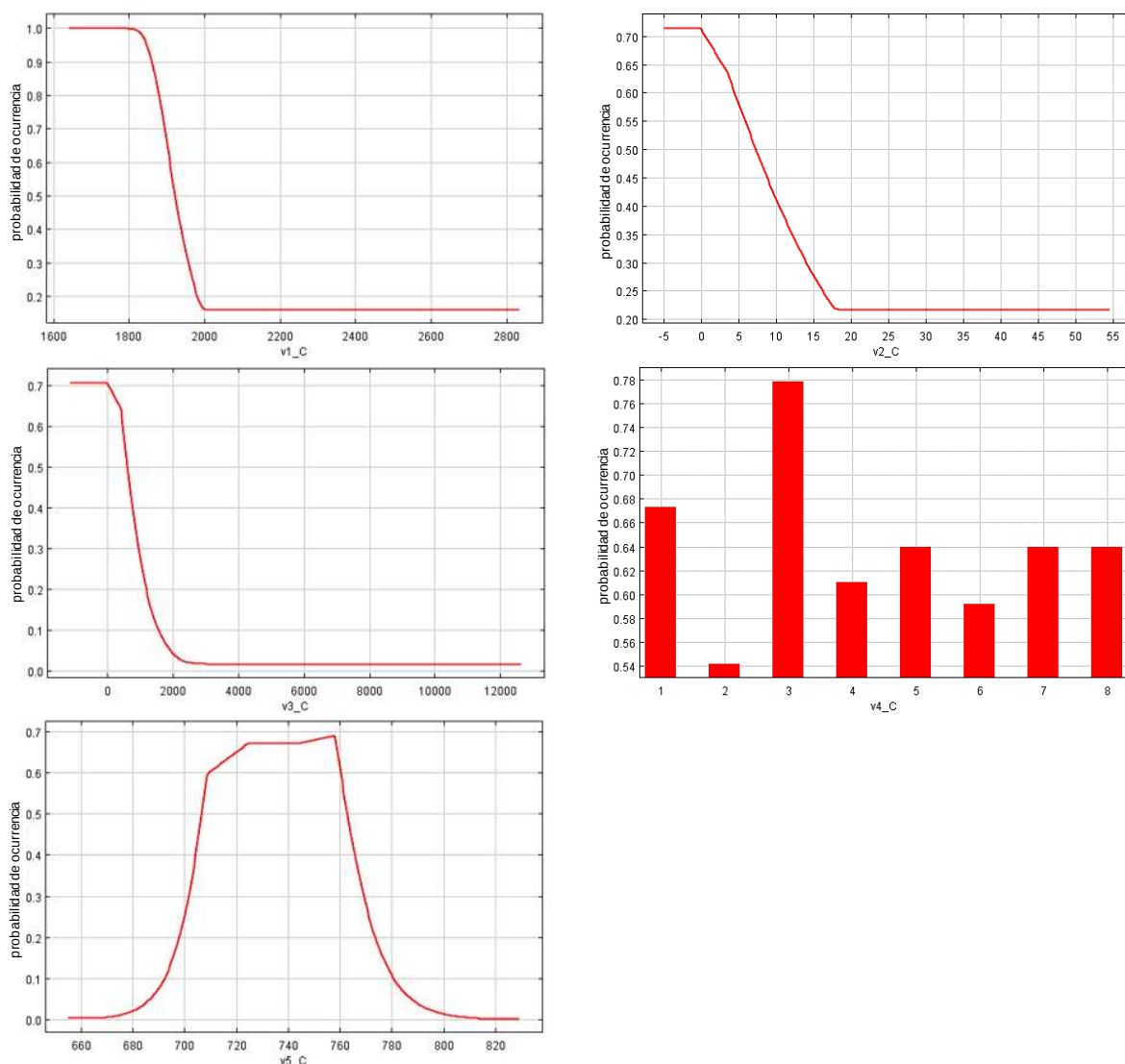


Figura 98. Curvas de respuesta cuando se usa una variable y las otras están en su valor medio para la modelación de inundaciones
Fuente: Elaboración propia

El segundo conjunto de curvas, en el que cada curva representa un modelo diferente calculado con las variables de forma aislada se pueden observar algunos comportamientos similares a las curvas anteriores, se observa que la probabilidad de ocurrencia aumenta cuando la elevación esta cercana a 1900 msnm. Las pendientes menores al 5% aumentan la probabilidad hasta en un 0.8, las distancias con canales y ríos menores a 1000 m aumentan la probabilidad a medida que se acercan a una distancia de 0 m llegando a valores mayores de 0.75.

El uso de suelo que más probabilidad de ocurrencia tiene es el numerado como 1 “zonas residenciales (ZR)” con un a probabilidad mayor de 0.8 y en segundo lugar el uso de suelo 3 “vialidades (V)”, el que menos probabilidad presenta es el uso de

suelo 7 “bosques”, también se observa que precipitaciones entre 700 y 760 mm aumentan la probabilidad de ocurrencia alcanzando probabilidades mayores de 0.7.

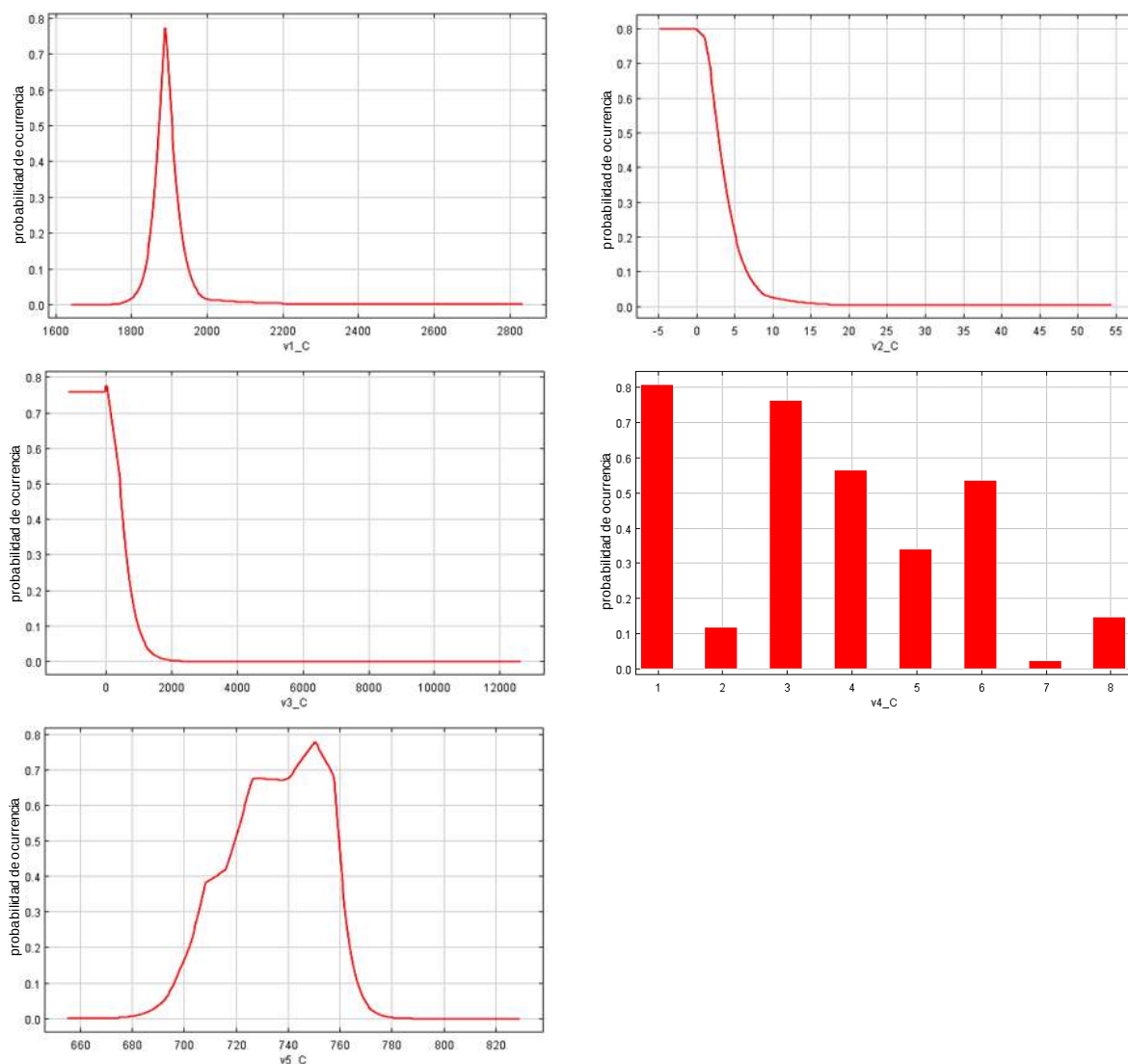


Figura 99. Curvas de respuesta cuando cada variable actúa de forma aislada para procesar una modelación de inundaciones

Fuente: Elaboración propia

Las estimaciones de las contribuciones relativas de las variables ambientales normalizadas a porcentajes para la modelación de “inundación” se muestran en la Tabla 28. En esta tabla se analiza que la variable que más contribución aporta es la variable 3 “distancia con canales y ríos” con un 67.7 %, y la segunda variable que más contribuye es la variable 5 “precipitaciones” con un 11.6% y la variable que menos contribuye es la variable 4 “uso de suelo” con un 2.9%.

Tabla 28. Porcentajes de contribución de las variables ambientales para el modelo de inundaciones

Variable	Porcentaje de contribución
v3	67.7
v5	11.6
v2	9.2
v1	8.5
v4	2.9

Fuente: Elaboración propia

La prueba jackknife para medir la importancia de las variables en el modelo de “inundación” muestra que la modelación que más ganancia aporta es cuando se excluye la variable 2 “pendientes” con un valor de ganancia de 1.1786 y en segundo lugar se encuentra la modelación en la que se excluye la variable 4 “uso de suelo”.

La modelación que mayor utilidad proporciona para hacer la estimación de la distribución del fenómeno de “inundación” es cuando solo se realiza con la variable 1 “MDE” con una ganancia de 0.9486, seguida de la variable 3 “distancia con canales y ríos” con una ganancia de 0.9140 y la variable que menos ganancia aporta es cuando se usa solo la variable 4 “uso de suelo”.

Se observa demás que la modelación que se hace con todas las variables tiene una ganancia de 1.1872 lo que indica que el modelo se desempeña mejor cuando se hace uso de todas las variables, aunque si fuera el caso de que las modelaciones fueran del todo independientes se podría considerar descartar la variable 4 “uso de suelo” pues lo que aporta son valores muy bajos tanto en contribución como en ganancia.

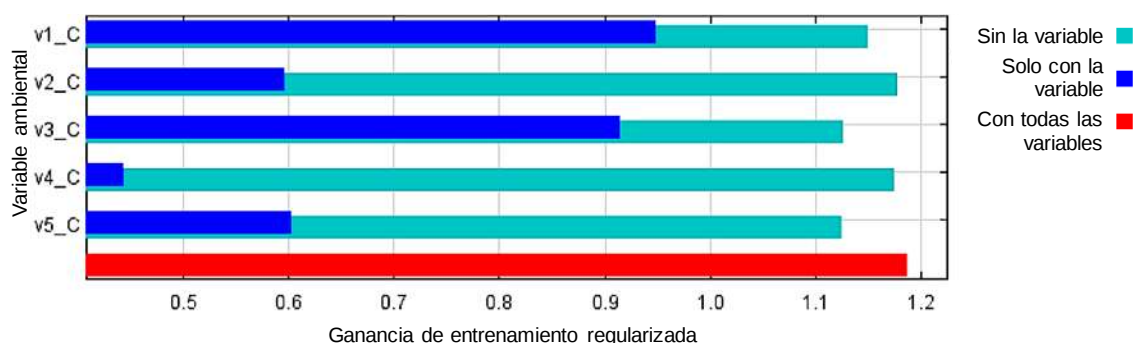


Figura 100. Gráfica jackknife para medir la importancia de las variables para el modelo de inundaciones

Fuente: Elaboración propia

Tabla 29. Ganancias de las variables ambientales para el modelo de inundaciones

Ganancias del análisis jackknife para Inundación	
Ganancia de entrenamiento sin v1	1.1504
Ganancia de entrenamiento sin v2	1.1786
Ganancia de entrenamiento sin v3	1.1262
Ganancia de entrenamiento sin v4	1.1745
Ganancia de entrenamiento sin v5	1.1250
Ganancia de entrenamiento solo con v1	0.9486
Ganancia de entrenamiento solo con v2	0.5969
Ganancia de entrenamiento solo con v3	0.9140
Ganancia de entrenamiento solo con v4	0.4443
Ganancia de entrenamiento solo con v5	0.6036
Ganancia de entrenamiento con todas las variables	1.1872

Fuente: Elaboración propia

La modelación final del peligro ante “inundación” (debido a desbordamientos y encharcamientos) a nivel manzana para la ciudad de Morelia se observa en la Figura 101. En donde los colores cálidos (rojo, naranja y amarillo) representan las manzanas con mayor probabilidad de ocurrencia de una inundación y en cuanto a las de los colores fríos (azul y verde) representan las zonas con menos peligro de inundación. Se encontró que las manzanas con mayor probabilidad de ocurrencia son las aledañas a los ríos y canales que cruzan la ciudad de Morelia (río Grande y río Chiquito, dren Barajas, entre otros), resultados que concuerdan con la variable que más porcentaje de contribución aporta siendo la variable 3 “distancia con canales y ríos”. Además, se observan otras zonas de inundación en la zona norte de la ciudad, zonas que se conoce que también se inundan con los fuertes periodos de precipitación.

Comparando esta modelación con las dos anteriores (Figura 89 y 95) se logra percibir que como tal, cada modelo por separado tiene un comportamiento diferente y característico al tipo de inundación que representa es decir del tipo pluvial o fluvial, mostrando diferentes zonas de inundación, sin embargo este último mapa de peligro es la representación de ambos tipos de inundación, por lo que esta resulta la modelación más importante para la parte del cálculo de la probabilidad de ocurrencia de una inundación en la ciudad de Morelia.

Esta modelación del peligro ante inundación puede compararse con un mapa interactivo del Sistema de Información Geográfica y Estadística de Morelia (SIGEM), que se encuentra en la página web “<https://sigmorelia.gob.mx/>” y que se muestra en la Figura 102, en la que se incluye los mapas de susceptibilidad de riesgos territoriales basados en el Atlas de Riesgo correspondiente al Municipio de Morelia mencionadas en el apartado 4 “Antecedentes” (Figura 13, 14 y 15) en este mapa se muestran las áreas con medio y alto peligro de inundación, que comparado con la

modelación obtenida con el método MaxEnt se logra observar que las áreas coinciden y pero a la vez se encuentran más específicas y delimitadas que las que se muestran ese mapa interactivo, por lo que puede decirse que la modelación obtenida en este trabajo se considera apegada a la realidad.

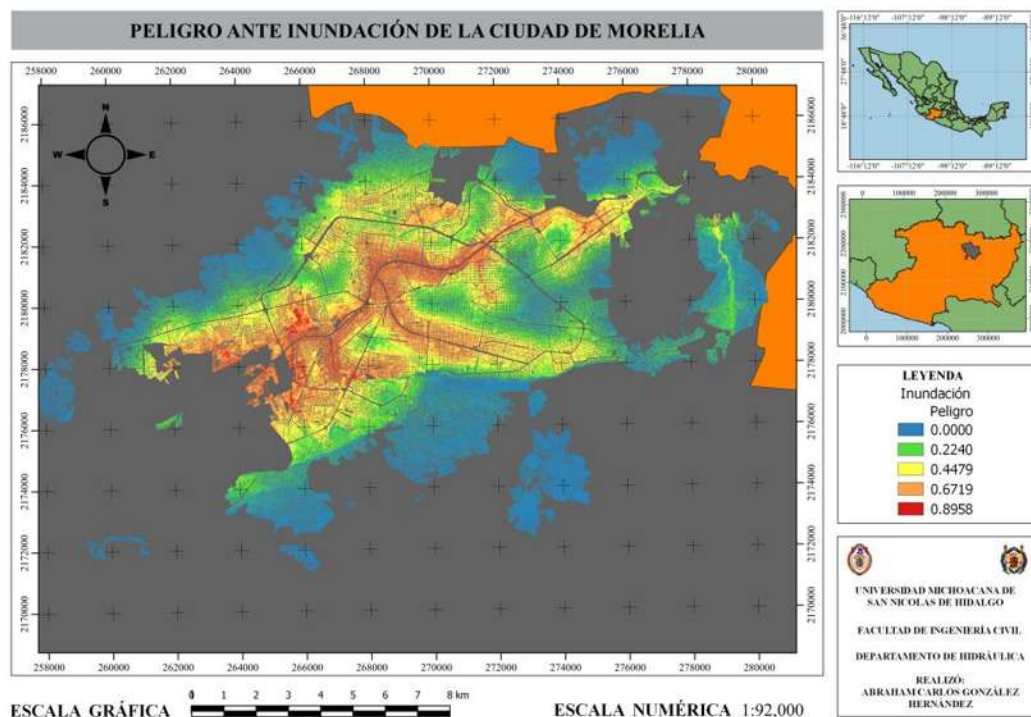


Figura 101. Mapa de peligro de las manzanas ante inundación de Morelia, Michoacán

Fuente: Elaboración propia

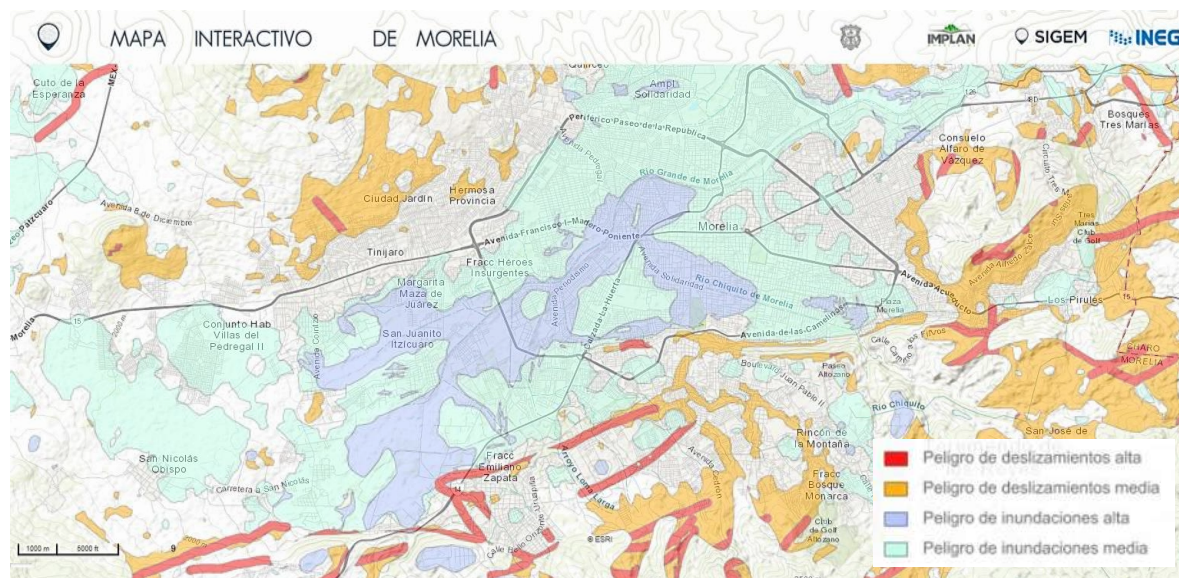


Figura 102. Mapa interactivo del Sistema de Información Geográfica y Estadística de Morelia

Fuente: Elaboración propia con imágenes rescatadas de la página <https://sigmorelia.gob.mx/>

7.3 Riesgo ante inundación

Los mapas de riesgo ante inundación urbana de la ciudad de Morelia surgen de la combinación del mapa de vulnerabilidad ante inundaciones y los mapas de probabilidad de ocurrencia ante una inundación (peligro) como se menciona en el apartado 6.6 “Crear mapa de riesgo”. Los resultados son tres mapas diferentes del riesgo, uno que es del riesgo ante inundación de tipo pluvial, otro para el fluvial y finalmente uno que involucra ambos tipos de inundación (Figura 103, 104 y 105 respectivamente).

En los tres casos las manzanas con riesgo más alto se muestran de colores más cálidos, siendo las de color rojo las que tienen mayor probabilidad. Es importante mencionar que algunas manzanas tienen una probabilidad de ocurrencia alta pero el riesgo es medio o incluso bajo, esto se debe a que esas manzanas presentan una vulnerabilidad baja, lo que influye en ese bajo riesgo, por lo que la vulnerabilidad de una manzana puede ser la clave para aumentar o disminuir el riesgo ante inundación como se aprecia en el apartado 6.6.1 “Mapa de riesgo”, sin embargo en este apartado ya están únicamente los mapas finales en los que sus valores están normalizados de 0 a 1.

En el caso del riesgo ante inundación del tipo “pluvial” (Figura 103) se observan cuáles son las manzanas que son propensas a recibir un daño severo si es que llegara a ocurrir una inundación debida a encharcamientos, pues la capacidad de las personas se vería afectada por factores que tienen que ver con la vulnerabilidad más específicamente con las condiciones de “marginalidad” y zonas donde existen mayores “empleos promedio”.

En el mapa se muestra que la mayor parte de las manzanas con un alto riesgo ante inundación pluvial se encuentran en la zona norte de la ciudad de Morelia y otra parte cercana a los márgenes de los ríos y canales principales de la ciudad, así como también algunas zonas al sur de la ciudad.

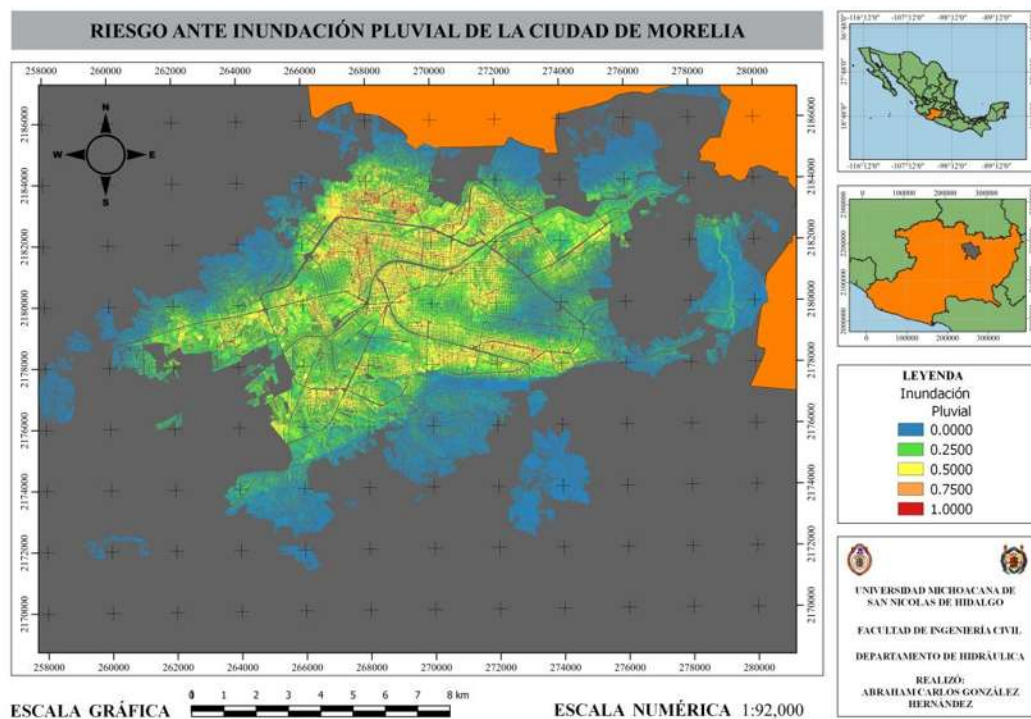


Figura 103. Mapa de riesgo de las manzanas ante inundación fluvial de Morelia, Michoacán
Fuente: Elaboración propia

En cuanto al riesgo de inundación del tipo “fluvial” (Figura 104) los resultados muestran las manzanas más propensas a recibir daños no solo debido al factor de la inundación por desbordamiento sino también a los factores sociales que involucran la vulnerabilidad de la población es decir la “marginalidad” y la existencia de alto nivel de “empleos promedio”. En este mapa se observa que esas manzanas con mayor riesgo (color rojo) se encuentran inmediatas a los cauces de los dos ríos principales que cruzan la ciudad y sobre algunos canales importantes de la ciudad.

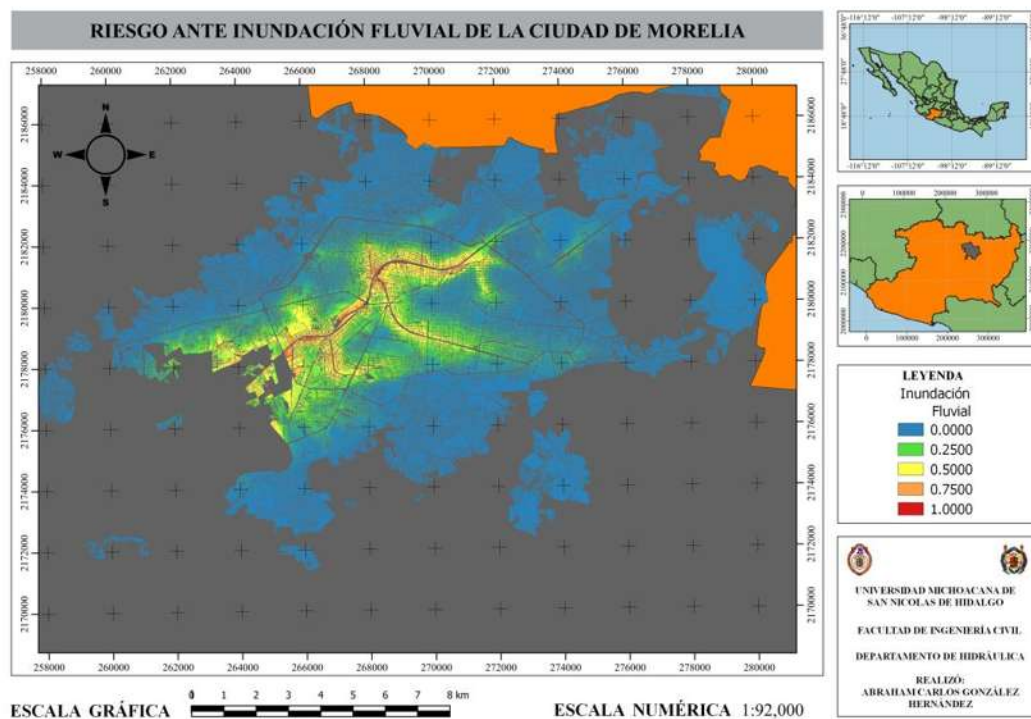


Figura 104. Mapa de riesgo de las manzanas ante inundación pluvial de Morelia, Michoacán

Fuente: Elaboración propia

Por último, se encuentra el mapa de riesgo que involucra tanto la inundación del tipo pluvial y fluvial como un solo tipo de inundación (Figura 105), por lo que para efectos de este trabajo es uno de los mapas más importantes obtenidos en los resultados, pues es el mapa que más información proporciona sobre cuáles son las zonas y las manzanas con más probabilidad de que sufran pérdidas a causa de la existencia de un peligro de inundación y la probabilidad de las consecuencias adversas y negativas asociadas a las personas y el entorno urbano, es decir a la población vulnerable.

En este se observan tanto las manzanas que ya estaban mencionadas en el mapa de riesgo ante inundación por encharcamientos con probabilidad alta y las manzanas mencionadas en el mapa de riesgo ante inundación por desbordamientos con probabilidad alta. Dicho mapa se apega a la realidad que se vive en la ciudad de Morelia pues las mayorías de las manzanas representadas con alta probabilidad de riesgo son las que en la realidad han sufrido problemas con cada periodo extremo de precipitaciones.

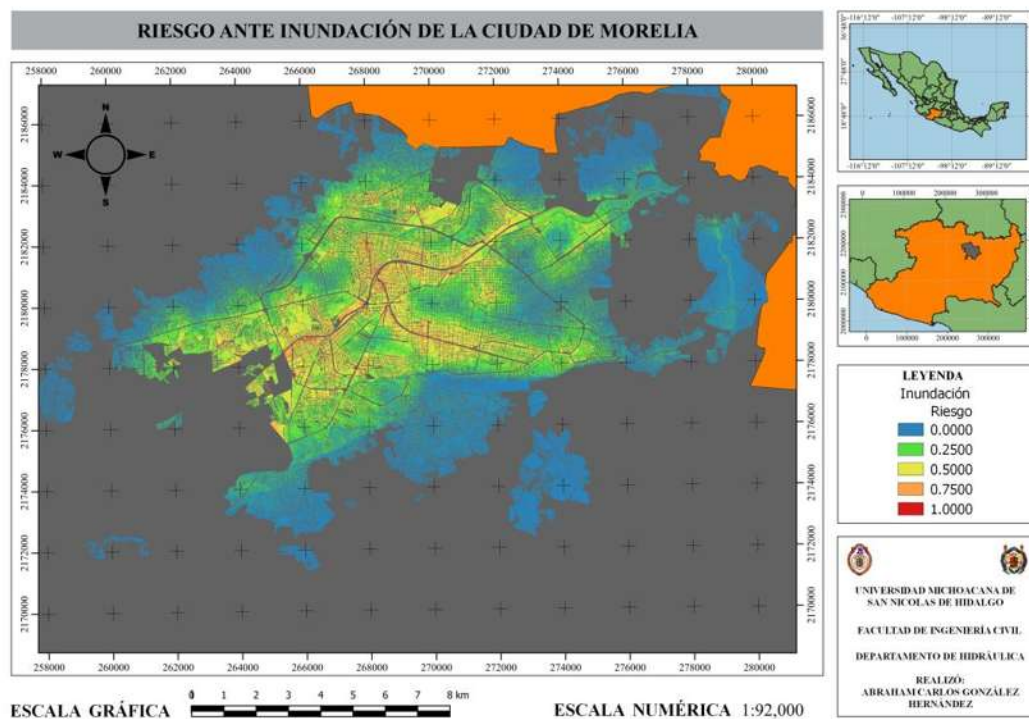


Figura 105. Mapa de riesgo de las manzanas ante inundación de Morelia, Michoacán

Fuente: Elaboración propia

Adicionalmente todos estos mapas obtenidos en el análisis y discusión de resultados para la vulnerabilidad, el peligro y el riesgo ante inundaciones para la ciudad de Morelia y con ayuda de un complemento de QGIS se subieron a un repositorio en línea de GitHub y pueden ser visitados desde el enlace siguiente: <https://abrahamcarlos.github.io/Riesgo-Peligro-Vulnerabilidad-Ante-Inundaciones/>.

8 Conclusiones

Mediante el análisis de información estadística y la jerarquización de variables asociadas a la vulnerabilidad con la aplicación del método Proceso Analítico Jerárquico Difuso (PAJD) se pudo construir el mapa de vulnerabilidad ante inundaciones a nivel manzana para la ciudad de Morelia en el que se ve reflejado que el subcriterio “empleos promedio” asociado a la variable (criterio) “económicos” es el que más aumenta la vulnerabilidad ante las inundaciones en la ciudad de Morelia en términos de probabilidad. No menos importante, se encuentra un segundo subcriterio que también influye en gran medida en el mapa de vulnerabilidad y se trata de la “población marginada” perteneciente a la variable (criterio) “sociales”.

Para posibles aplicaciones del método para otras ciudades o con fines semejantes a los de este trabajo se recomienda tener una cantidad semejante de subcriterios

asociados a cada variable principal (criterio principal) ya que mientras menos subcriterios existan dentro de un criterio principal los valores de importancia tienden a elevarse.

Con la aplicación del método MaxEnt (Máxima Entropía) se construyó el mapa de peligro ante inundaciones (probabilidad de ocurrencia de una inundación) a nivel manzana para la ciudad de Morelia de forma apegada a la realidad. En el análisis de los resultados con este método para el cálculo del peligro ante una inundación de tipo pluvial, fluvial y la que involucra ambos tipos de inundación, tomando como base el porcentaje de contribución y la prueba jackknife se encontró que la variable ambiental que más aumenta la probabilidad de ocurrencia de una inundación es la variable “distancia con canales y ríos”.

Con estas dos probabilidades (vulnerabilidad y peligro) analizadas se observa que las variables que inicialmente se tenían planteadas como hipótesis (en la que se tomaron como base los resultados de otras investigaciones) no resultan ser iguales para de una ciudad a otra ciudad, puesto que cada ciudad está sujeta a diferentes circunstancias de cultura, datos disponibles, infraestructura, condiciones climáticas, geomorfológicas y entre otras.

Para la aplicación de este método con finalidades semejantes o diferentes a las de este trabajo se recomienda hacer un análisis de las variables ambientales mediante el porcentaje de contribución y la prueba de jackknife para desechar variables que no estén aportando nada al modelo de predicción, antes de asumirlo como un modelo final.

La combinación del mapa de vulnerabilidad ante inundación y los mapas de peligro ante inundación dieron lugar a tres mapas de riesgo: riesgo ante inundación pluvial, fluvial y el que involucra ambos tipos de inundación. De estos tres mapas el de mayor importancia representa es el que involucra ambos tipos de inundación, pues en él se logran detectar el conjunto de manzanas que forman las zonas con mayor riesgo ante una inundación. Dichas zonas están aledañas a los márgenes de los dos ríos principales que cruzan la ciudad (rio Chiquito y rio Grande) y algunas drenes y canales en las zonas al suroeste de la ciudad.

Este mapa resultante servirá como apoyo para colocar en zonas estratégicas estaciones de monitoreo que permitan implementar un correcto Sistema de Alerta Temprana (SIAT) para emitir alertas preventivas en tiempo real con la intención de reducir y prevenir situaciones desastrosas provocados por las inundaciones en la ciudad de Morelia.

9 Apéndices

Apéndice A. Figuras mencionadas en los “Antecedentes”

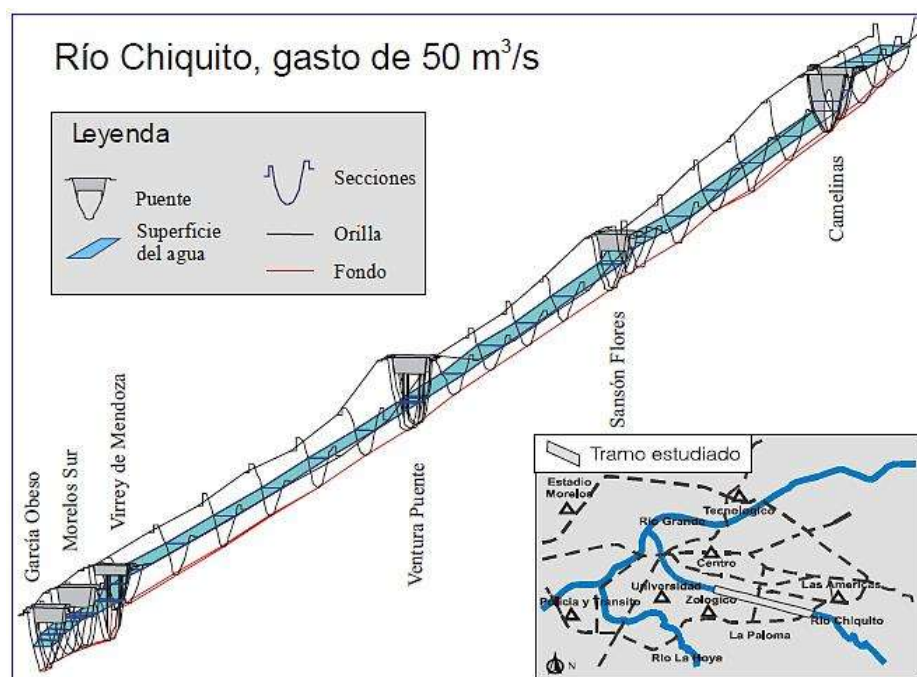


Figura 9. Modelo del tramo del Río Chiquito estudiado con el programa Hec-Ras
Fuente: Rocha et al., 2005

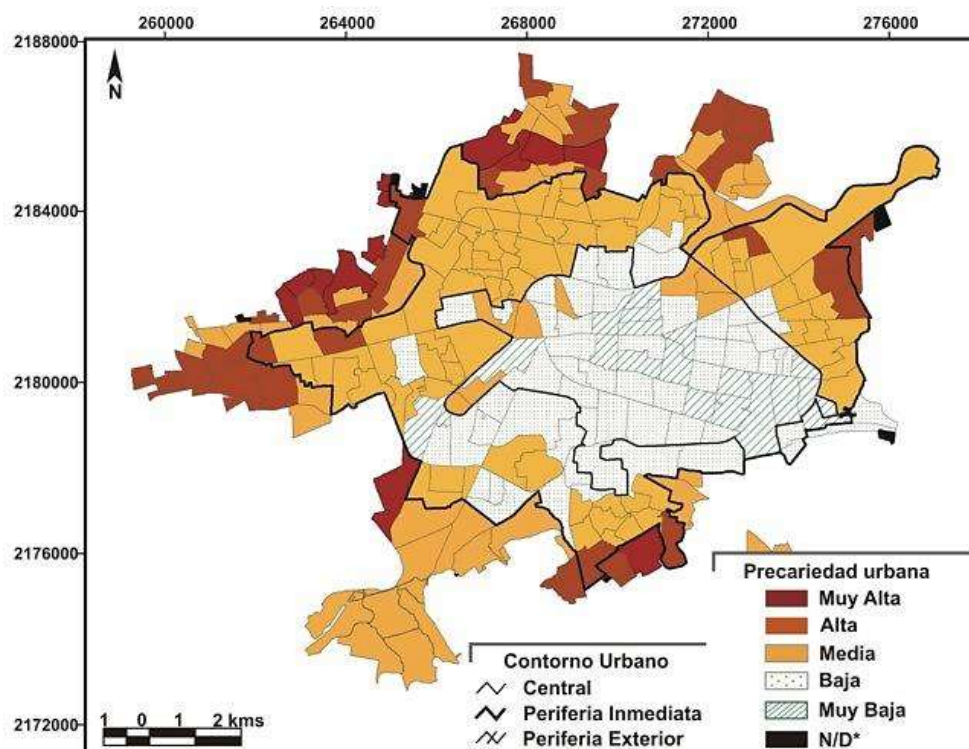


Figura 10. Precariedad urbana en la ciudad de Morelia, 2005
Fuente: Hernández & Vieyra, 2010

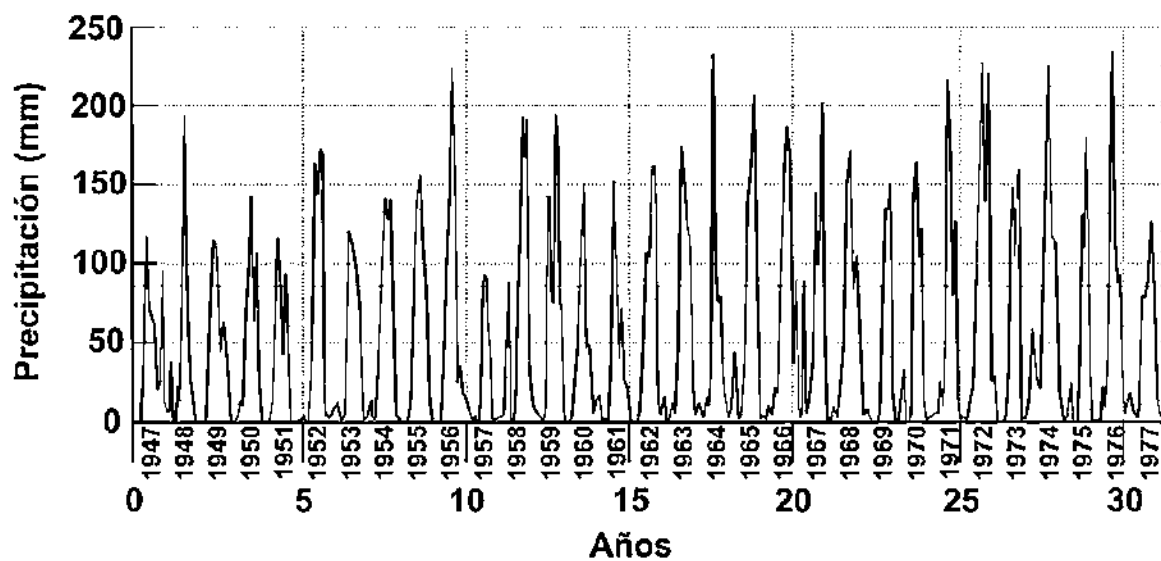


Figura 11a. Serie de tiempo de la precipitación media de la estación Morelia (1947 – 2008)

Fuente: Hernández & Vieyra, 2010

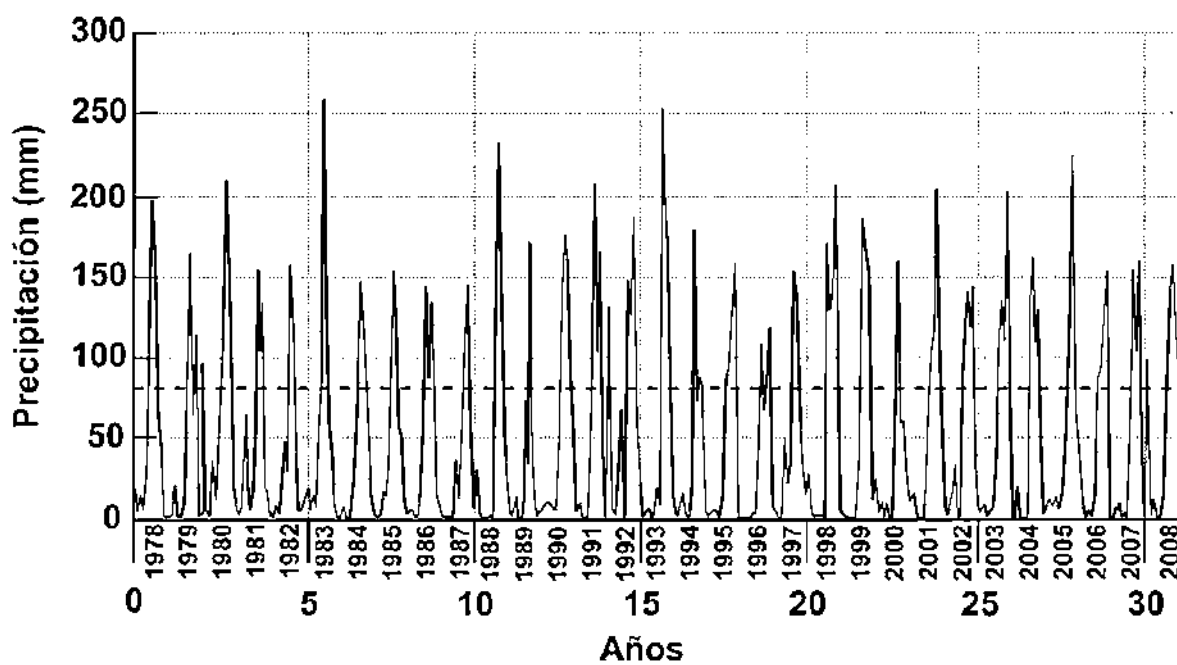


Figura 11b. Serie de tiempo de la precipitación media de la estación Morelia (1947 – 2008)

Fuente: Hernández & Vieyra, 2010

Apendice B. Figuras mencionadas en el apartado “Identificación de criterios y subcriterios de la vulnerabilidad y análisis estadístico”

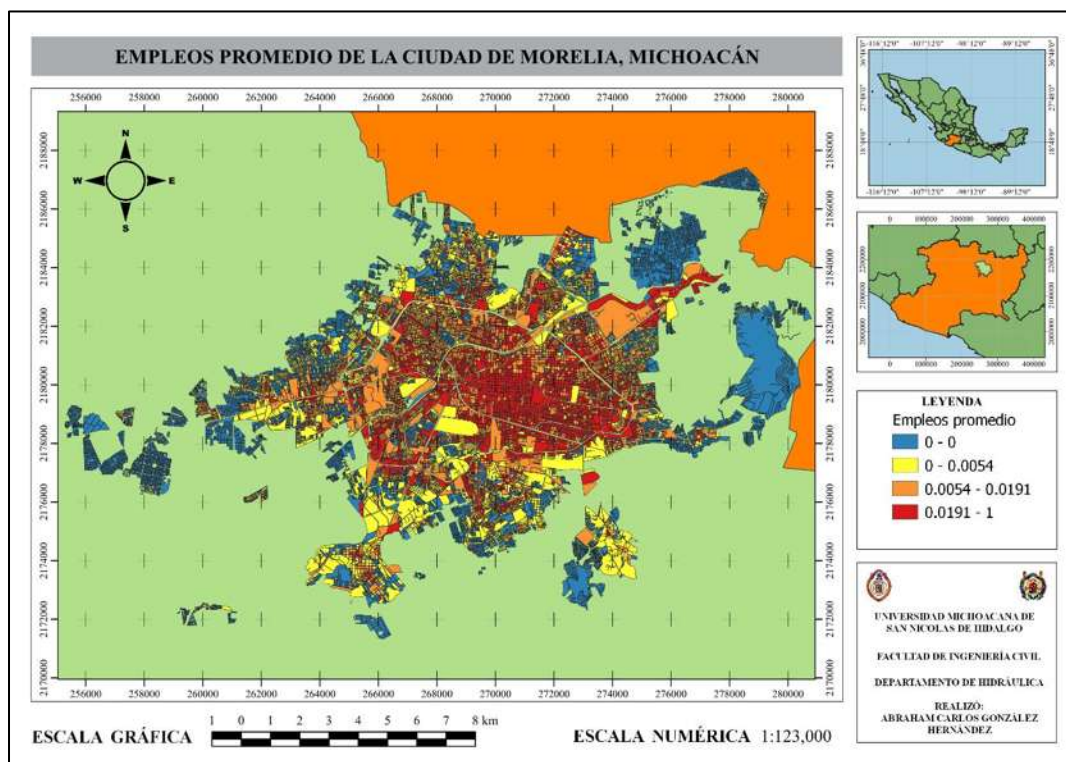


Figura 25. Mapa de empleos promedio de la ciudad de Morelia
Fuente: Elaboración propia

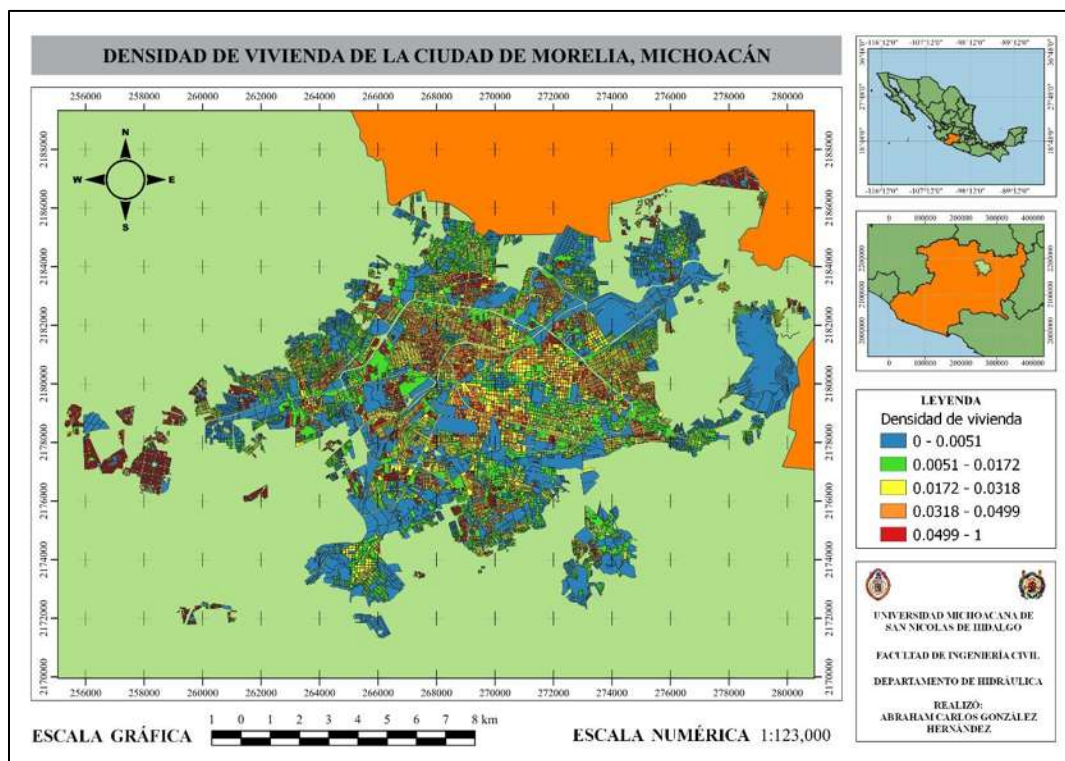


Figura 26. Mapa de densidad de vivienda de la ciudad de Morelia
Fuente: Elaboración propia

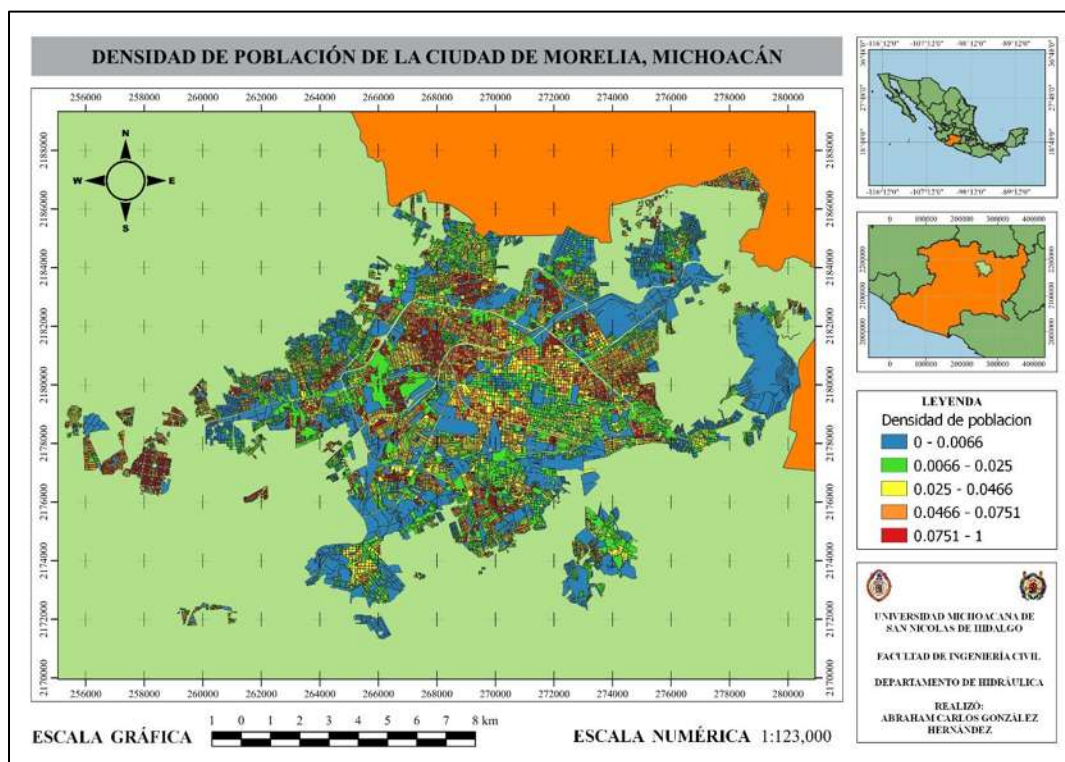


Figura 27. Mapa de densidad de población de la ciudad de Morelia
Fuente: Elaboración propia

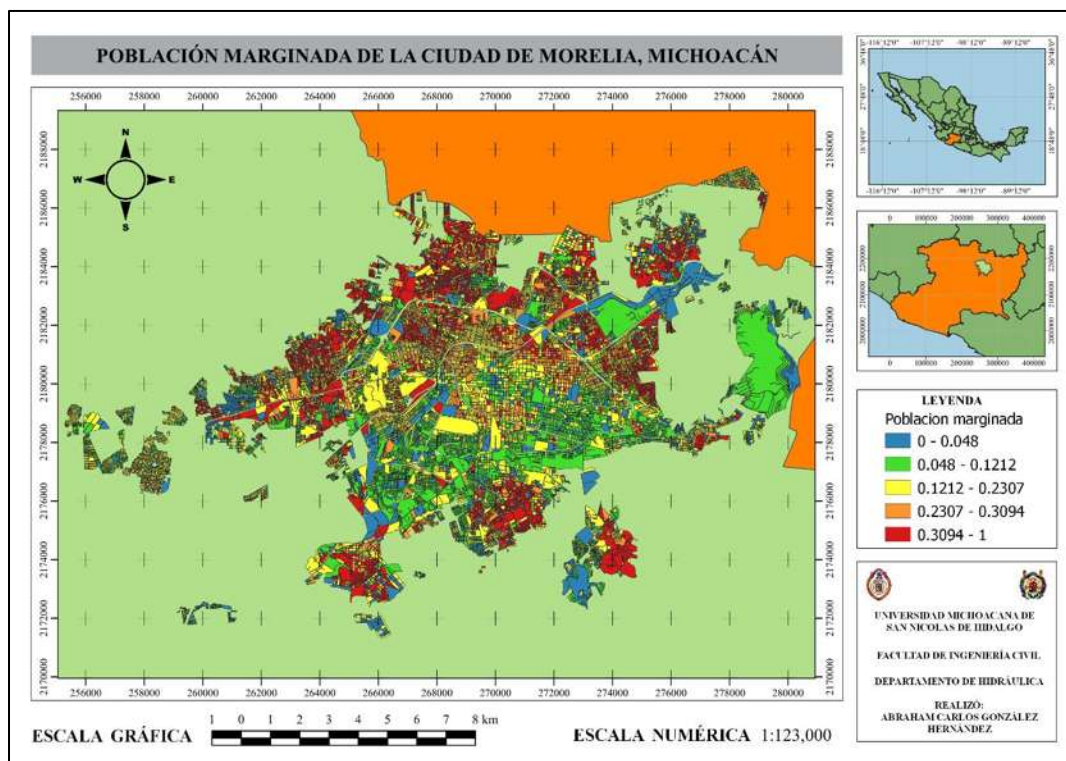


Figura 28. Mapa de población marginada de la ciudad de Morelia

Fuente: Elaboración propia

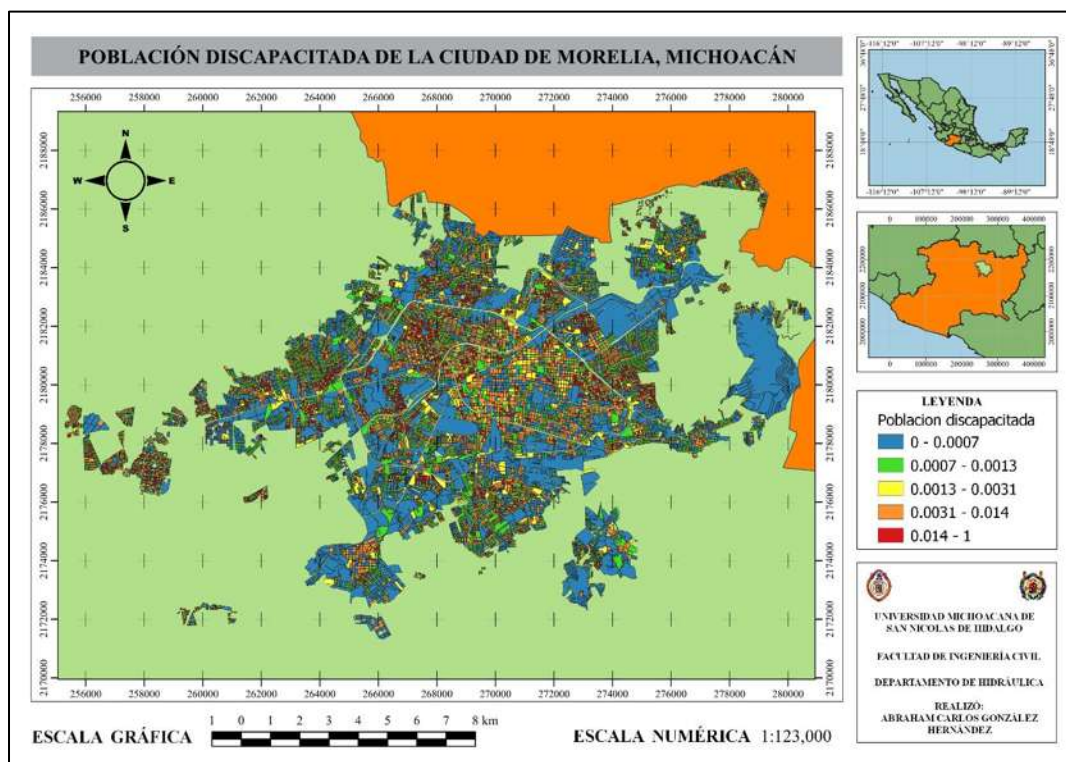


Figura 29. Mapa de población discapacitada de la ciudad de Morelia

Fuente: Elaboración propia

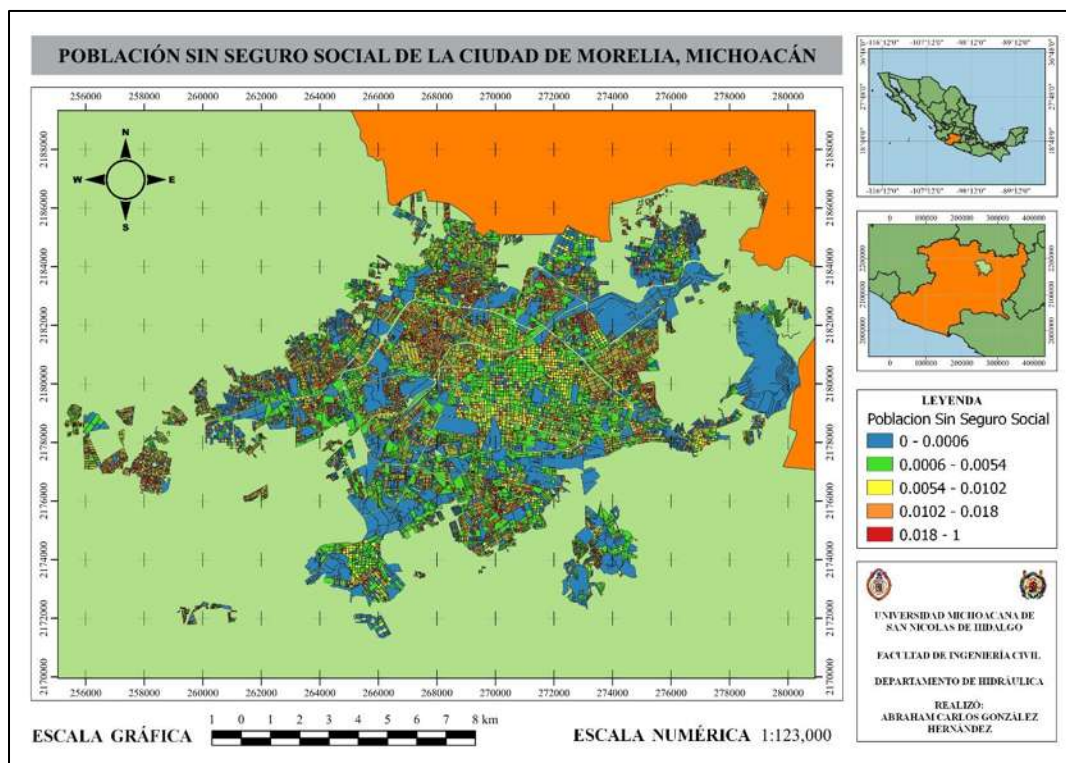


Figura 30. Mapa de poblacion sin Seguro Social de la ciudad de Morelia

Fuente: Elaboración propia

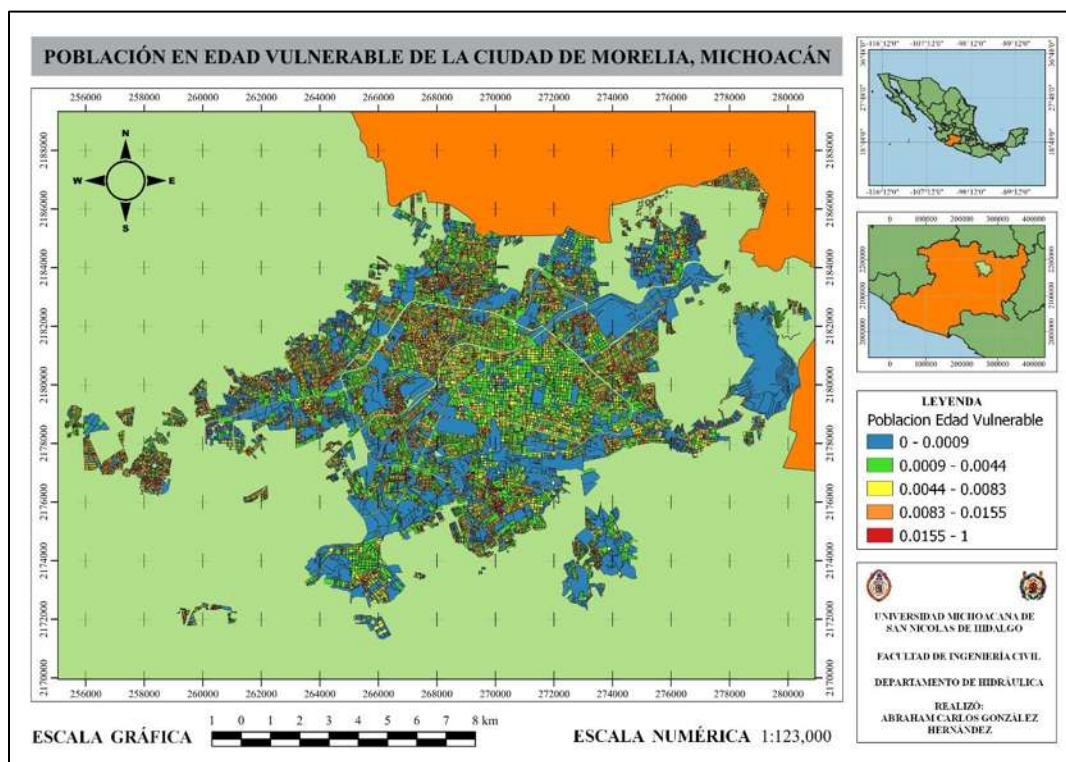


Figura 31. Mapa de poblacion en edad vulnerable de la ciudad de Morelia

Fuente: Elaboración propia

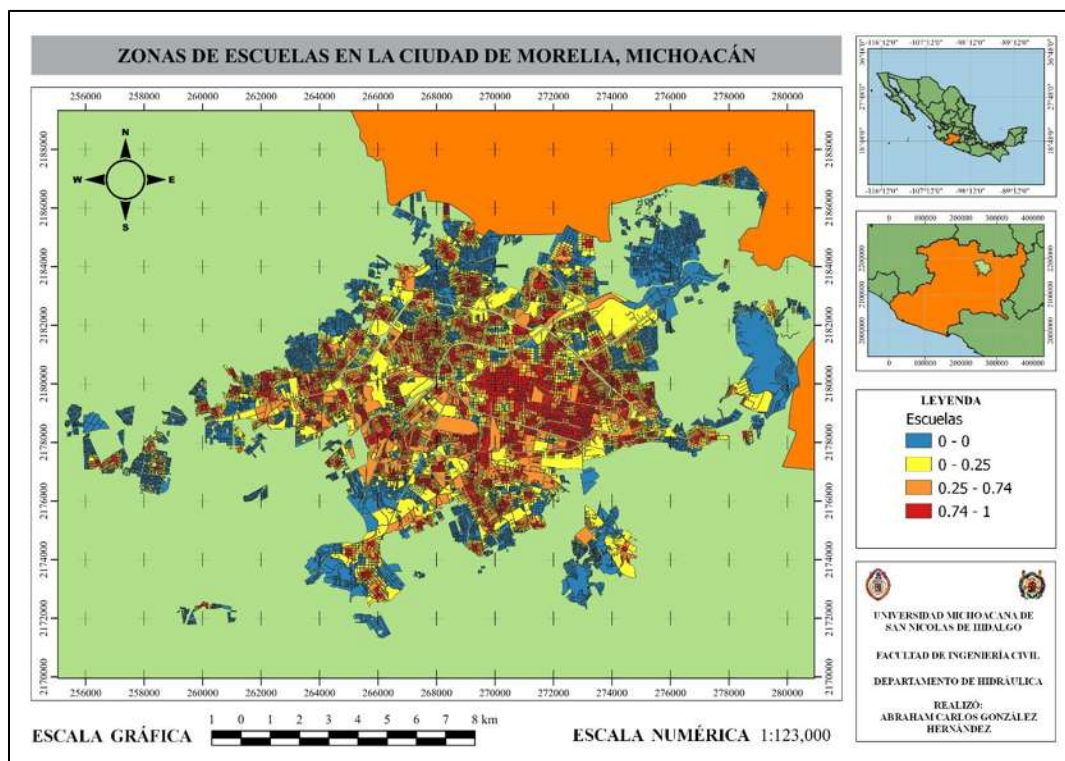


Figura 35. Mapa de zonas de escuelas de la ciudad de Morelia
Fuente: Elaboración propia

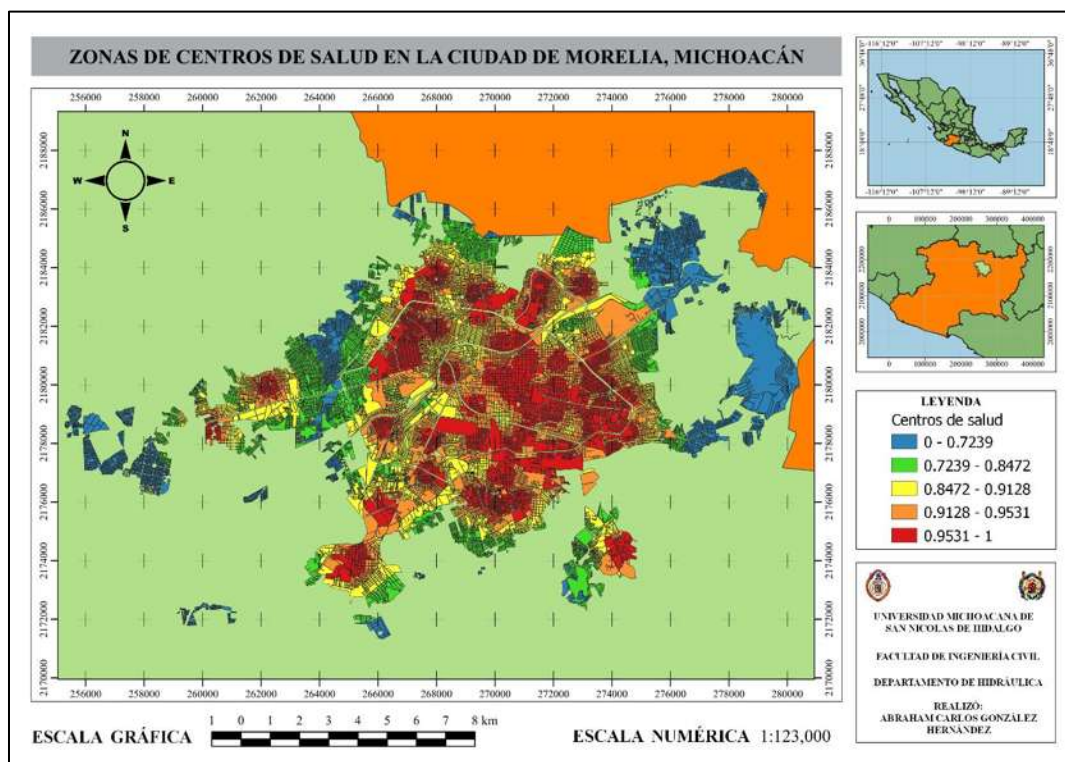


Figura 36. Mapa de zonas de Centros de Salud en la ciudad de Morelia
Fuente: Elaboración propia

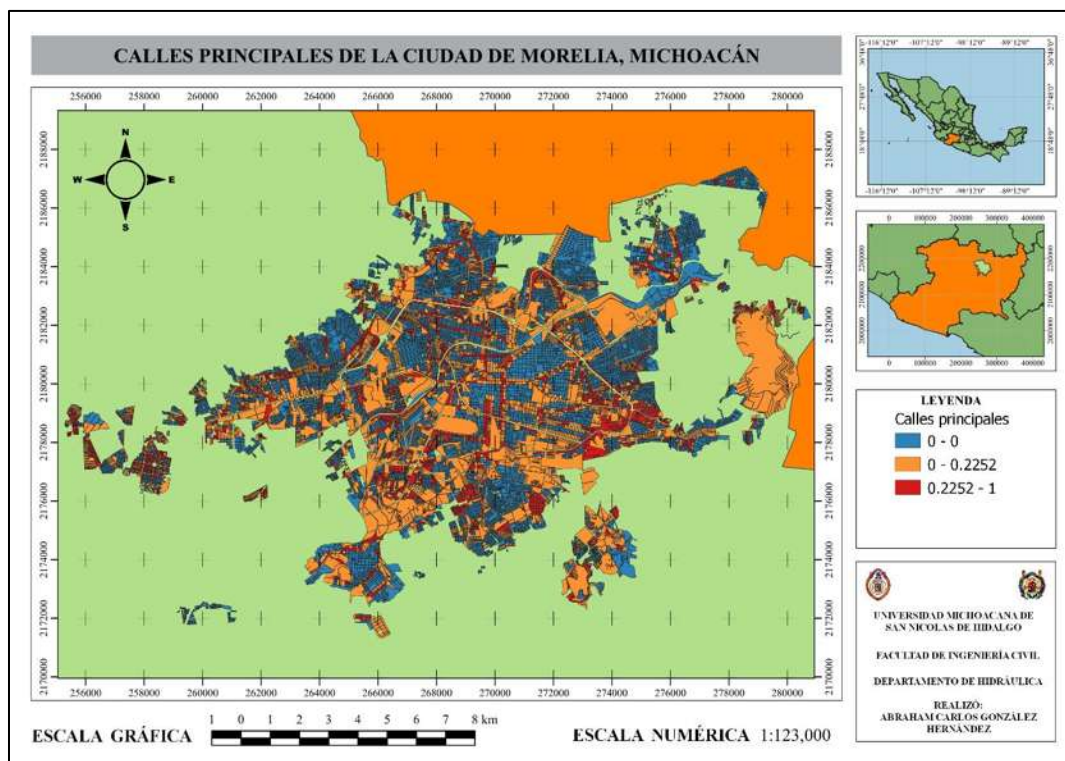


Figura 37. Mapa de calles principales de la ciudad de Morelia

Fuente: Elaboración propia

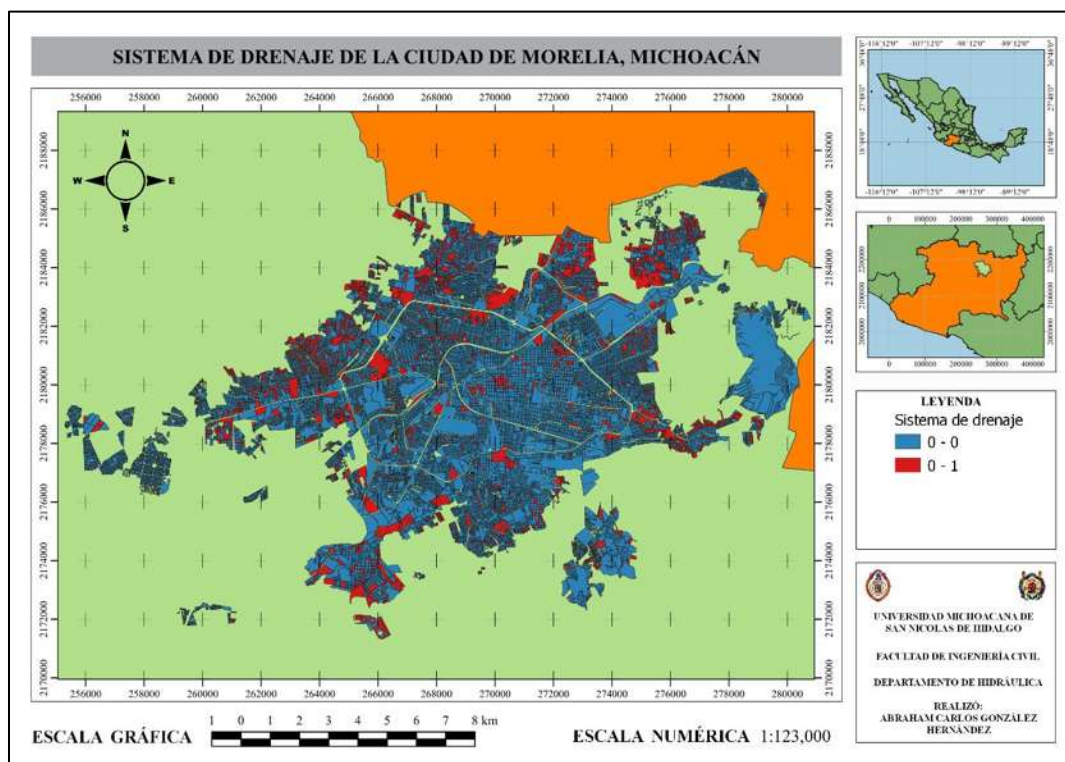


Figura 38. Mapa sistema de drenaje de la ciudad de Morelia

Fuente: Elaboración

Apendice C. Encuesta mencionada en el apartado “Creación de matrices de valoración pareada”



UNIVERSIDAD MICHOCANA DE SAN NICOLÁS DE HIDALGO

FACULTAD DE INGENIERIA CIVIL
LABORATORIO DE HIDRAULICA



CRITERIOS PARA EL ANALISIS DE LA VULNERABILIDAD ANTE INUNDACIONES DE MORELIA

El riesgo por inundación queda definido como la probabilidad de que se produzcan pérdidas o daños causados por inundaciones. Numéricamente queda determinada con la siguiente expresión:

$$\text{Riesgo} = \text{Peligro} \times \text{Vulnerabilidad}$$

El peligro es la probabilidad de que ocurra una inundación por una alta precipitación. Depende de los factores y las condiciones de la región.

La vulnerabilidad es la probabilidad de que ocurran consecuencias para la vida humana y el entorno urbano. Depende más de las características sociales y los estudios estadísticos de la población en la zona.

La encuesta está enfocada a el análisis de esta última variable, la vulnerabilidad.

Descripción de la encuesta:

Esta encuesta tiene como finalidad jerarquizar 12 subcriterios relacionados a la vulnerabilidad ante inundaciones, mediante la opinión de expertos en el tema. Los subcriterios serán sometidos a una **comparación pareada**, es decir, se determinará la prioridad de un criterio sobre otro. Para realizar dicha comparación pareada se utilizará la lingüística que se muestra a continuación:

- Igual prioridad
- Poco prioritario
- Prioritario
- Muy prioritario
- Totalmente prioritario

Los subcriterios están agrupados en tres criterios; **económicos**, **sociales** e **infraestructura**. En la Figura 1. se muestra la distribución de los criterios y sus subcriterios, en la misma figura se observan cuatro recuadros punteados que representan el conjunto de criterios y subcriterios que serán comparados entre sí. Por ejemplo, en el conjunto 1 se realizará la comparación pareada entre los criterios económicos, sociales y de infraestructura. En el conjunto 2 se compararán los subcriterios de empleos promedio y densidad de vivienda, esta dinámica se repetirá para los demás conjuntos. A cada conjunto de comparación le corresponde un apartado de preguntas, las cuales están formuladas más adelante en el archivo.

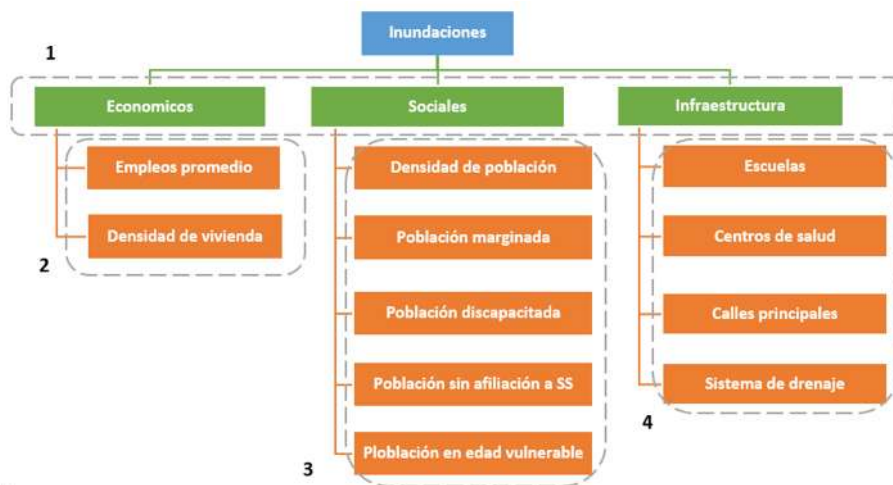


Figura 1. Agrupación de los subcriterios dentro de sus categorías correspondientes

Existe la posibilidad de que se tengan incongruencias en las comparaciones. Un ejemplo de una incongruencia sería el siguiente caso; si se considera que el criterio **Sociales** es muy prioritario comparándolo contra **Infraestructura** y poco prioritario comparándolo contra **Economicos**, indirectamente se está afirmando que el criterio **Infraestructura** tiene una prioridad superior al criterio **Economicos**, por lo que sería una incongruencia considerar que el criterio **Economicos** es prioritario comparándolo contra **Infraestructura**. Para reducir al mínimo la cantidad de incongruencias, primero se jerarquizan los criterios y subcriterios a comparar para posteriormente realizar la comparación pareada con la ligística antes mostrada.

Por lo tanto, cada apartado se divide en dos pasos:

- Jerarquizar los criterios y subcriterios.
- Comparación pareada de los criterios y subcriterios.



UNIVERSIDAD MICHOCANA DE SAN NICOLÁS DE HIDALGO

FACULTAD DE INGENIERIA CIVIL
LABORATORIO DE HIDRAULICA



CRITERIOS DE VULNERABILIDAD EN MORELIA ANTE INUNDACIONES INUNDACIÓN

NOMBRE: Abraham Carlos González Hernández

Nota: Considerando que los criterios involucran los siguientes aspectos:

Economicos -> Considera daños generados a empleos y viviendas

Infraestructura -> Considera daños a centros de salud, escuelas y calles principales; toma en consideración la disponibilidad del sistema de drenaje

Sociales -> Considera la población discapacitada, en edad vulnerable, sin seguro social y marginada

¿Qué prioridad le darías a los subcriterios? Siendo 1 el más prioritario y 3 el menos prioritario

Economico	3
Infraestructura	2
Social	1

Instrucción: Marcar con una "x" tu respuesta en el espacio

1.1 ¿Qué tanta prioridad le das al criterio **Social** comparado con **Infraestructura** ?

Igual prioridad	_____
Poco prioritario	_____
Prioritario	<u> x </u>
Muy prioritario	_____

1.2 ¿Qué tanta prioridad le das al criterio **Social** comparado con **Economico** ?

Prioritario	_____
Muy prioritario	<u> x </u>
Totalmente prioritario	_____

1.3 ¿Qué tanta prioridad le das al criterio **Infraestructura** comparado con **Economico** ?

Igual prioridad _____
 Poco prioritario _____
 Prioritario x
 Muy prioritario _____
 Totalmente prioritario _____



**UNIVERSIDAD MICHOCANA
DE SAN NICOLÁS DE HIDALGO**
 FACULTAD DE INGENIERIA CIVIL
 LABORATORIO DE HIDRAULICA



CRITERIOS DE VULNERABILIDAD EN MORELIA ANTE INUNDACIONES
CRITERIO ECONOMICO

Nota: Considerando que los subcriterios involucran los siguientes aspectos:

Empleos promedio -> Empleos que pueden ser afectados en una inundación por manzana

Densidad de vivienda -> Cantidad de viviendas que pueden ser afectadas en una inundación por manzana

¿Qué prioridad le darías a los subcriterios? Siendo 1 el más prioritario y 2 el menos prioritario

Empleos promedio 2
 Densidad de vivienda 1

Instrucción: Marcar con una "x" tu respuesta en el espacio

2.1 ¿Qué tanta prioridad le das a **Densidad de vivienda** comparado con **Empleos promedio** ?

Igual prioridad _____
 Poco prioritario x
 Prioritario _____
 Muy prioritario _____
 Totalmente prioritario _____



**UNIVERSIDAD MICHOCANA DE
SAN NICOLÁS DE HIDALGO**
 FACULTAD DE INGENIERIA CIVIL
 LABORATORIO DE HIDRAULICA



CRITERIOS DE VULNERABILIDAD EN MORELIA ANTE INUNDACIONES
CRITERIO SOCIAL

Nota: Considerando que los subcriterios involucran los siguientes aspectos:

Población discapacitada -> Personas con discapacidad por manzana

Población en edad vulnerable -> Personas en edades de 0 a 14 y mayores de 60 años por manzana

Población sin Seguro Social -> Personas no afiliadas a servicios de salud por manzana

Densidad de población -> Personas que residen habitualmente por manzana y que pudieran ser afectadas
Población marginada -> Población analfabeta, ocupantes de viviendas sin drenaje, servicio sanitario, energía eléctrica, agua entubada y con piso de tierra por manzana

¿Qué prioridad le darías a los subcriterios? Siendo 1 el más prioritario y 5 el menos prioritario

Población discapacitada	<u>2</u>
Población edad vulnerable	<u>3</u>
Población sin Seguro Social	<u>4</u>
Densidad población	<u>5</u>
Población marginada	<u>1</u>

Instrucción: Marcar con una "x" la respuesta en el espacio

3.1 ¿Qué tanta prioridad le das a **Población marginada** comparado con **Población discapacitada** ?

Igual prioridad	<u> </u>
Poco prioritario	<u> </u>
Prioritario	<u> x </u>

3.2 ¿Qué tanta prioridad le das a **Población marginada** comparado con **Población edad vulnerable** ?

Poco prioritario	<u> </u>
Prioritario	<u> x </u>
Muy prioritario	<u> </u>

3.3 ¿Qué tanta prioridad le das a **Población marginada** comparado con **Población sin Seguro Social** ?

Prioritario	<u> </u>
Muy prioritario	<u> x </u>
Totalmente prioritario	<u> </u>

3.4 ¿Qué tanta prioridad le das a **Población marginada** comparado con **Densidad población** ?

Prioritario	<u> </u>
Muy prioritario	<u> </u>
Totalmente prioritario	<u> x </u>

3.5 ¿Qué tanta prioridad le das a **Población discapacitada** comparado con **Población edad vulnerable** ?

Igual prioridad	<u> x </u>
Poco prioritario	<u> </u>
Prioritario	<u> </u>

3.6 ¿Qué tanta prioridad le das a **Población discapacitada** comparado con **Población sin Seguro Social** ?

Poco prioritario	<u> </u>
Prioritario	<u> x </u>
Muy prioritario	<u> </u>

3.7 ¿Qué tanta prioridad le das a **Población discapacitada** comparado con **Densidad población** ?

Prioritario	<u> </u>
Muy prioritario	<u> x </u>
Totalmente prioritario	<u> </u>

3.8 ¿Qué tanta prioridad le das a **Población edad vulnerable** comparado con **Población sin Seguro Social** ?

Igual prioridad	<u> </u>
Poco prioritario	<u> </u>

Prioritario ☒

Muy prioritario ☐

3.9 ¿Qué tanta prioridad le das a Poblacion edad vulnerable comparado con Densidad poblacion ?

Poco prioritario ☐

Prioritario ☐

Muy prioritario ☒

Totalmente prioritario ☐

3.10 ¿Qué tanta prioridad le das a Poblacion sin Seguro Social comparado con Densidad poblacion ?

Igual prioridad ☐

Poco prioritario ☐

Prioritario ☒

Muy prioritario ☐

Totalmente prioritario ☐



UNIVERSIDAD MICHOCANA DE SAN NICOLÁS DE HIDALGO

FACULTAD DE INGENIERIA CIVIL
LABORATORIO DE HIDRAULICA



CRITERIOS DE VULNERABILIDAD EN MORELIA ANTE INUNDACIONES CRITERIO DE INFRAESTRUCTURA

Nota: Considerando que los subcriterios involucran los siguientes aspectos:

Centros de salud -> Servicios no disponibles en caso de daños al centro de salud

Escuelas -> No disponibilidad como lugar de resguardo, educación interrumpida por daños a la

Calles principales -> Daños a calles que sirven como vías de evacuación y circulación de servicios de emergencia

Sistema de drenaje -> Kilómetros de canalización y disponibilidad

¿Qué prioridad le darías a los subcriterios? Siendo 1 el más prioritario y 6 el menos prioritario

Centros de salud

Escuelas

Calles principales

Sistema de drenaje

Instrucción: Marcar con una "x" tu respuesta en el espacio

4.1 ¿Qué tanta prioridad le das a Centros de salud comparado con Calles principales ?

Igual prioridad ☐

Poco prioritario ☐

Prioritario ☒

4.2 ¿Qué tanta prioridad le das a Centros de salud comparado con Escuelas ?

Poco prioritario ☐

Prioritario ☒

Muy prioritario ☐

4.3 ¿Qué tanta prioridad le das a **Centros de salud** comparado con **Sistema de drenaje** ?

Prioritario
 Muy prioritario
 Totalmente prioritario

4.4 ¿Qué tanta prioridad le das a **Calles principales** comparado con **Escuelas** ?

Igual prioridad
 Poco prioritario
 Prioritario
 Muy prioritario

4.5 ¿Qué tanta prioridad le das a **Calles principales** comparado con **Sistema de drenaje** ?

Poco prioritario
 Prioritario
 Muy prioritario
 Totalmente prioritario

4.6 ¿Qué tanta prioridad le das a **Escuelas** comparado con **Sistema de drenaje** ?

Igual prioridad
 Poco prioritario
 Prioritario
 Muy prioritario
 Totalmente prioritario

Apéndice D. Figuras mencionadas en apartado “Preparación de factores de inundación”

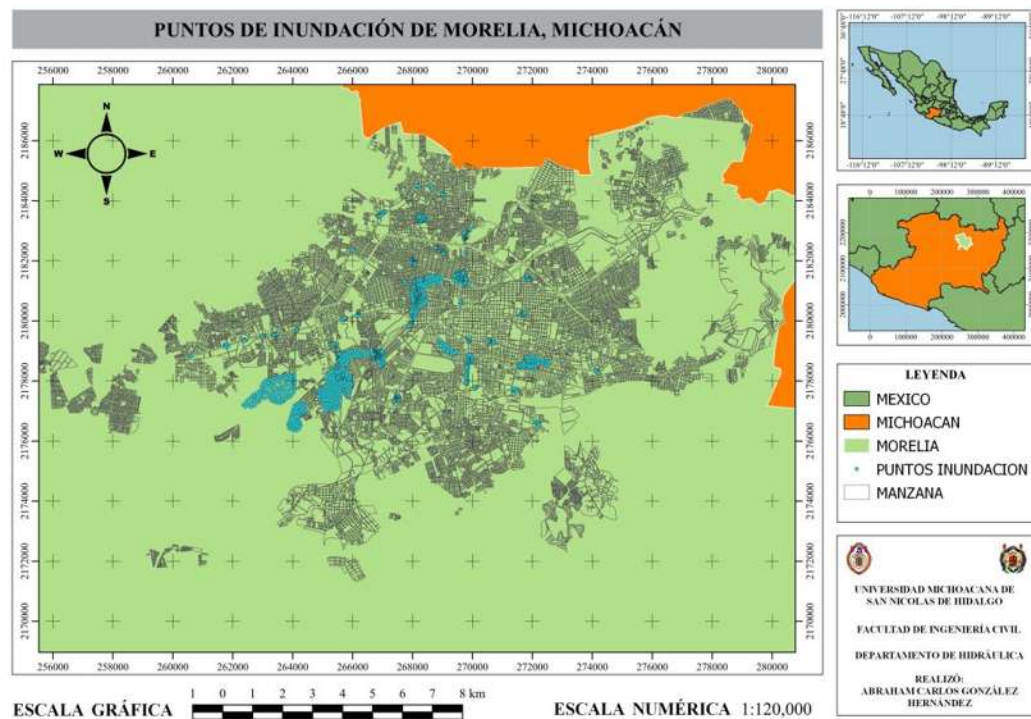


Figura 55. Mapa de puntos de inundación de la ciudad de Morelia
Fuente: Elaboración propia

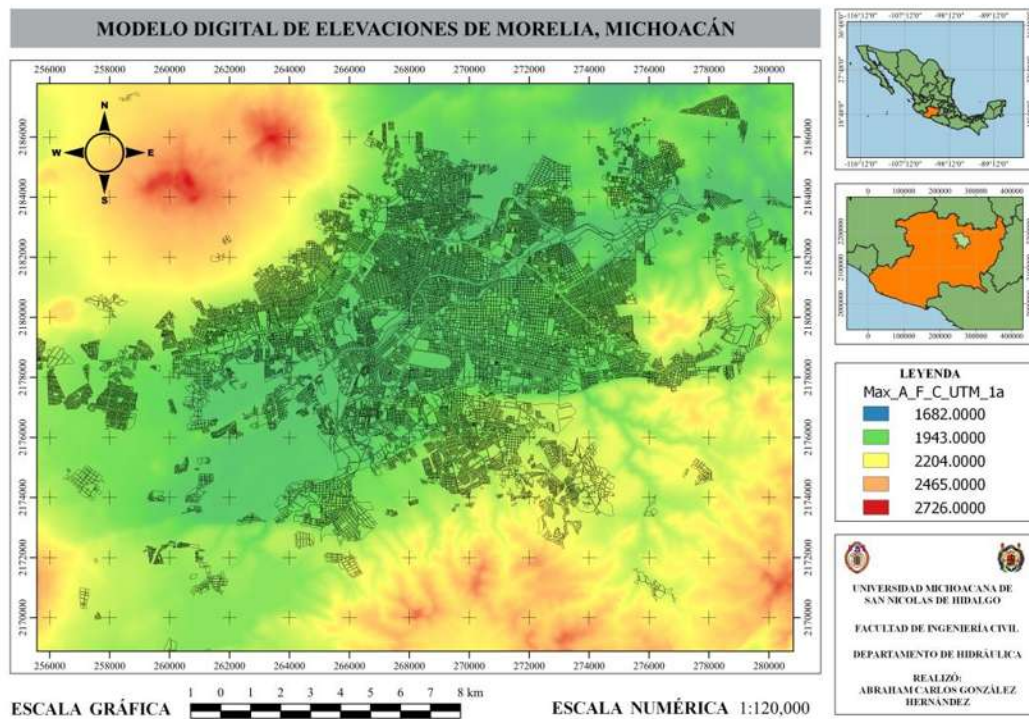


Figura 56. Mapa del Modelo Digital de Elevaciones obtenido con EarthExplorer (USGS)
Fuente: Elaboración propia

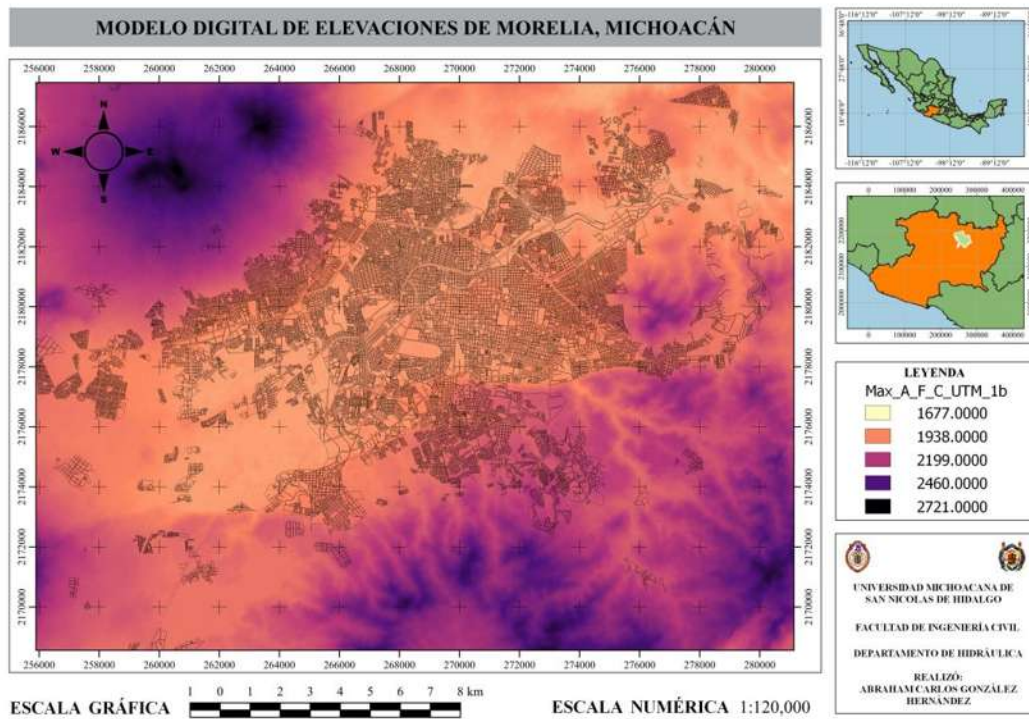


Figura 57. Modelo Digital de Elevaciones obtenido con EARTHDATA SEARCH (NASA)
Fuente: Elaboración propia

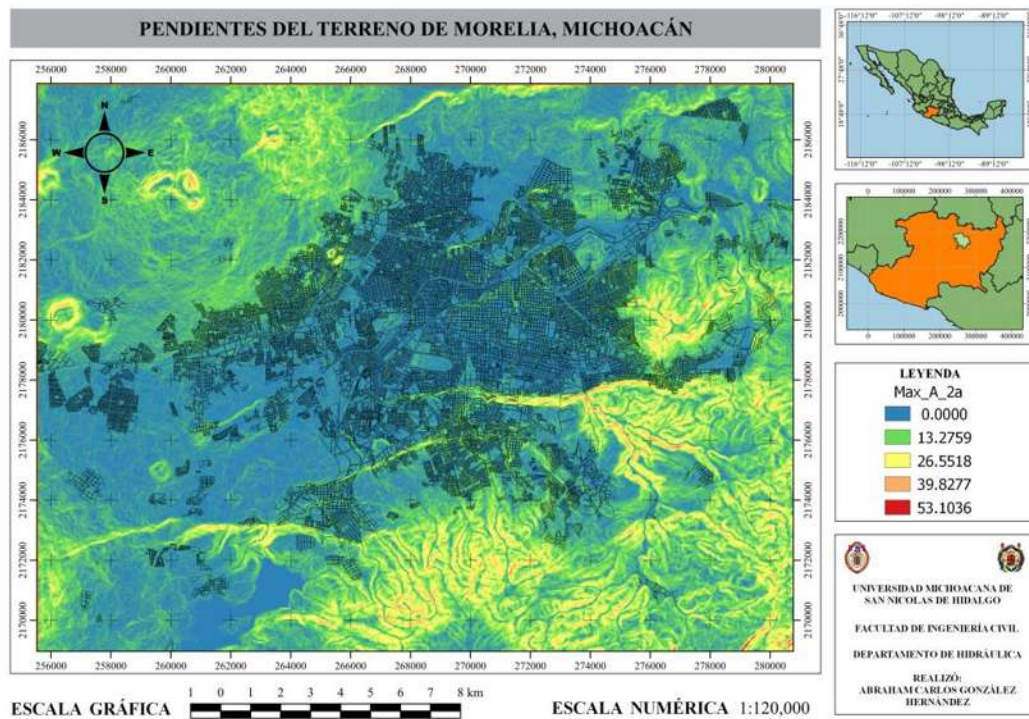


Figura 58. Mapa de pendientes de la ciudad de Morelia
Fuente: Elaboración propia

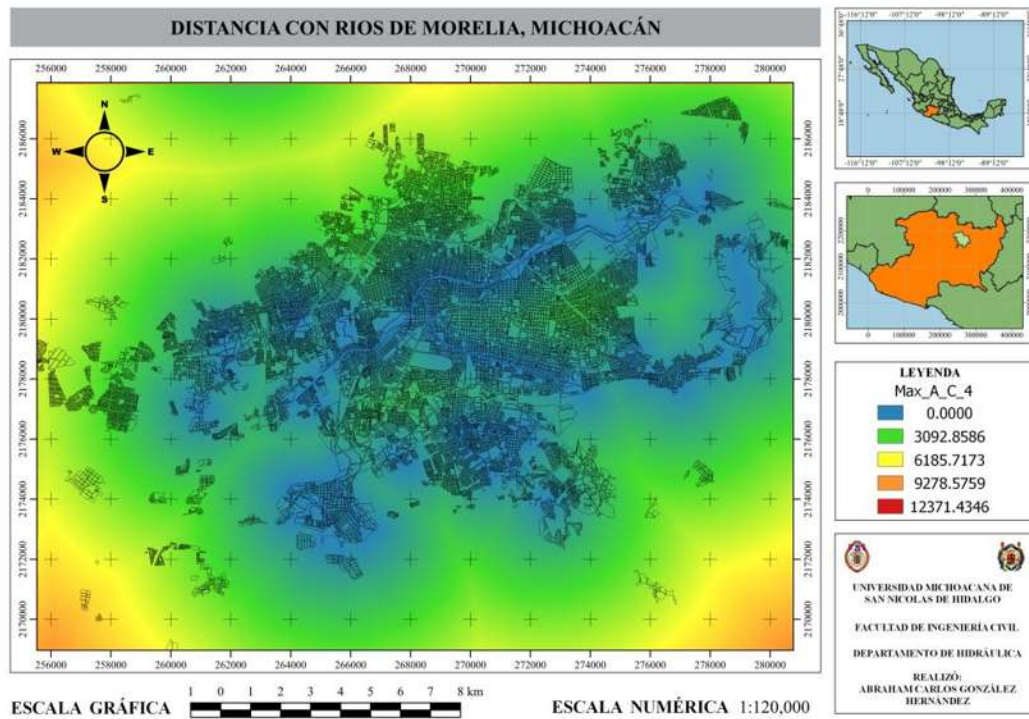


Figura 59. Mapa de distancia con ríos de la ciudad de Morelia
Fuente: Elaboración propia

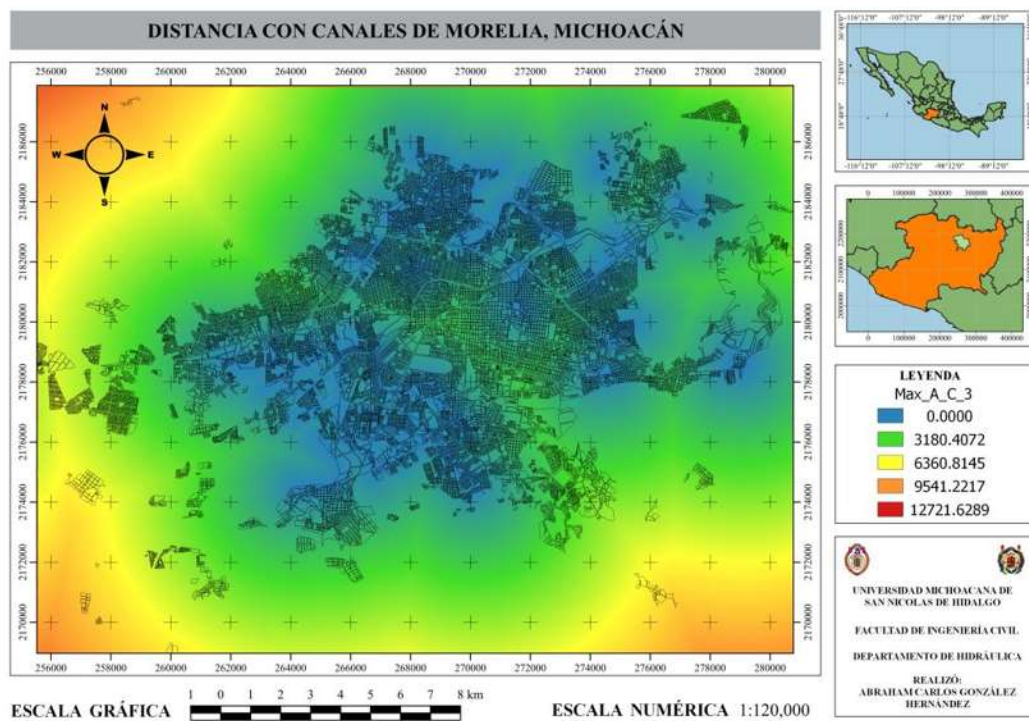


Figura 60. Mapa de distancia con canales de la ciudad de Morelia
Fuente: Elaboración propia

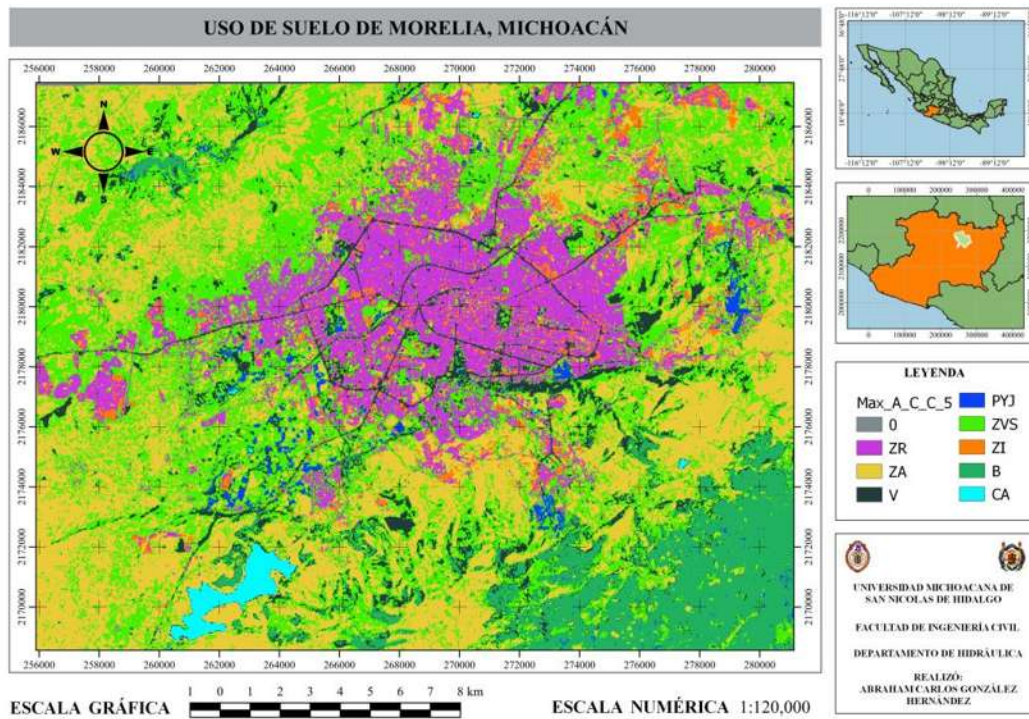


Figura 61. Mapa de uso de suelo de la ciudad de Morelia
Fuente: Elaboración propia

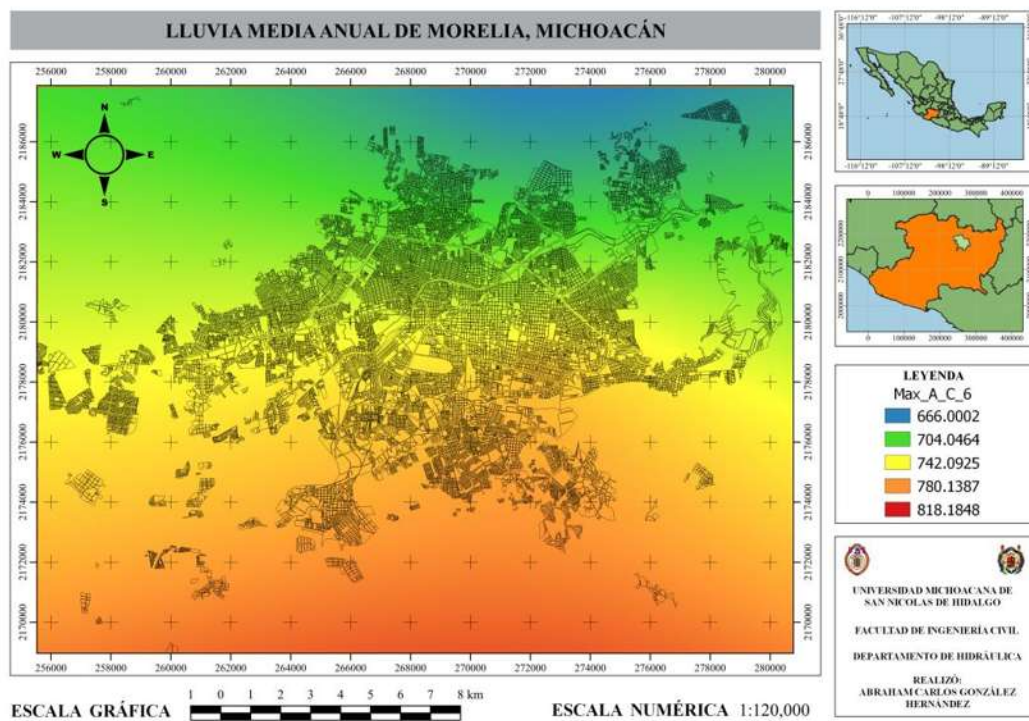


Figura 62. Mapa de precipitaciones medias anuales de la ciudad de Morelia

Fuente: Elaboración propia

Apéndice E. Figuras mencionados en el apartado “Análisis correlacional de las variables predictoras de la inundación”

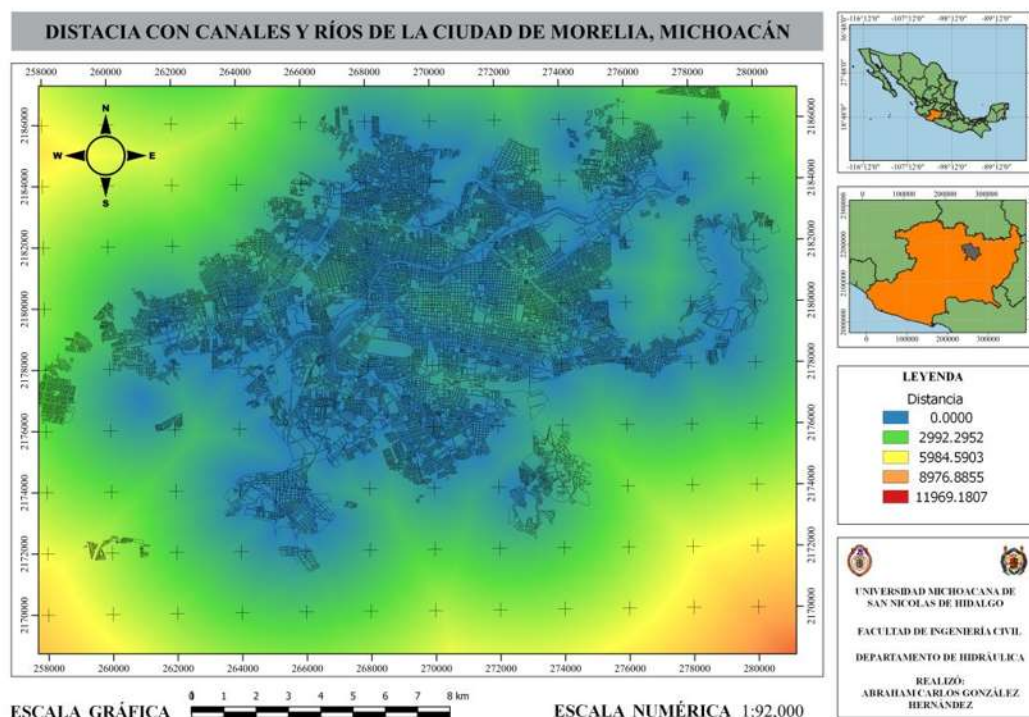
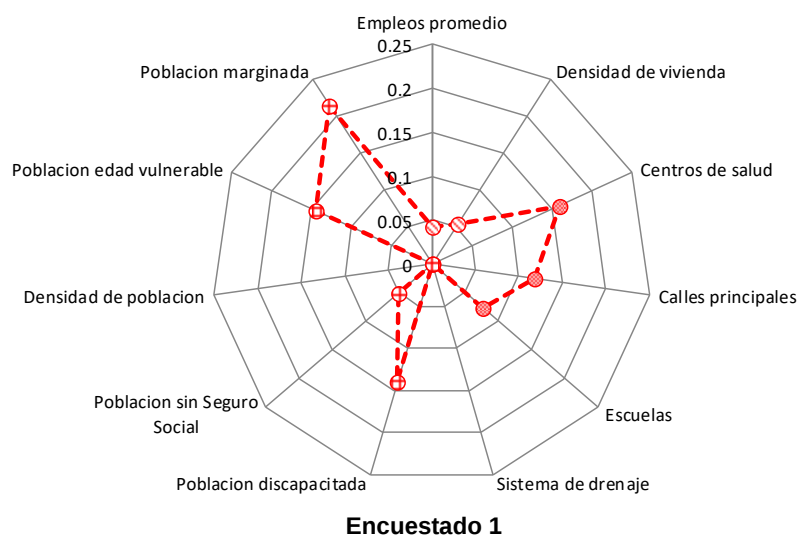


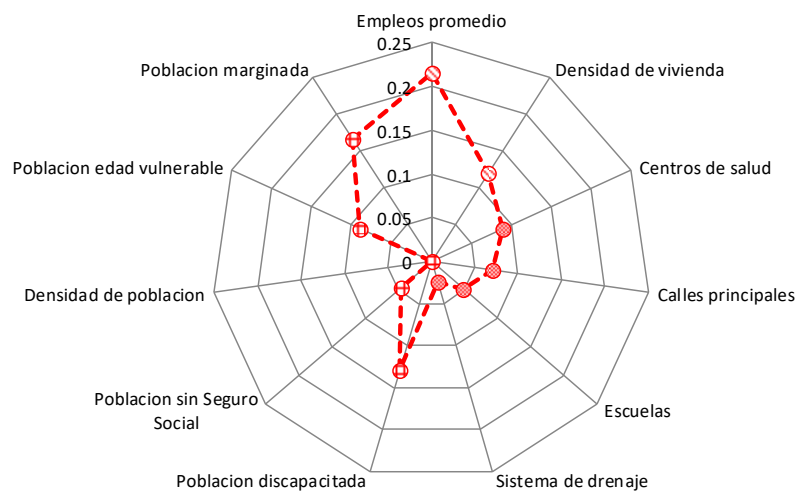
Figura 68. Mapa de distancia con canales y ríos de la ciudad de Morelia

Fuente: Elaboración propia

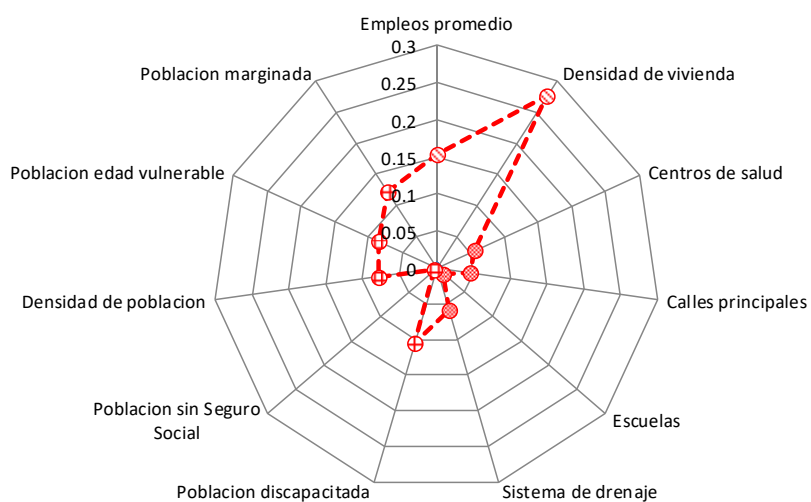
Apéndice F. Figuras mencionadas en apartado “Análisis y discusión de resultados”

Gráficas radiales de los encuestados

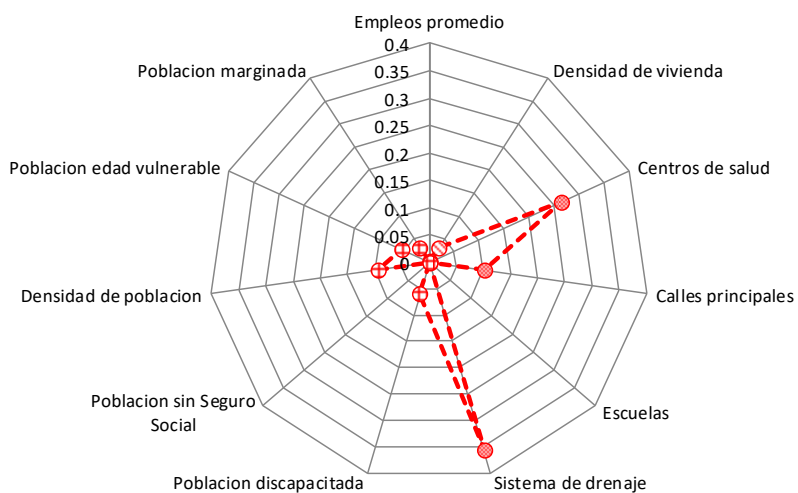




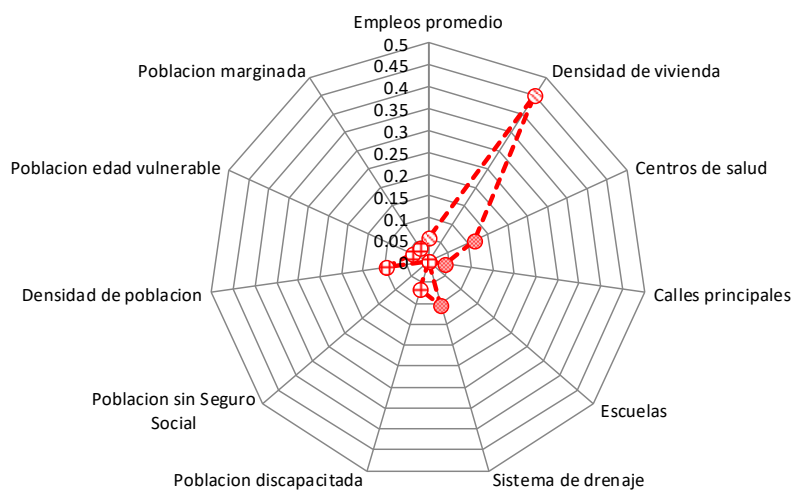
Encuestado 2



Encuestado 3

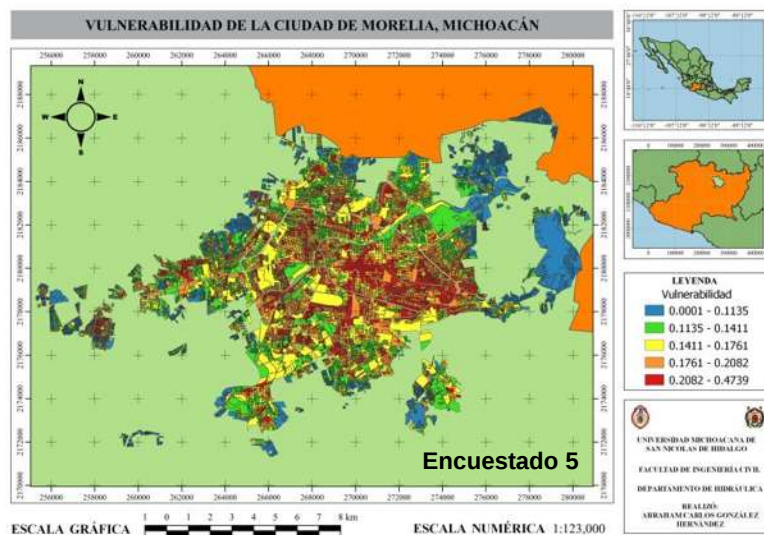
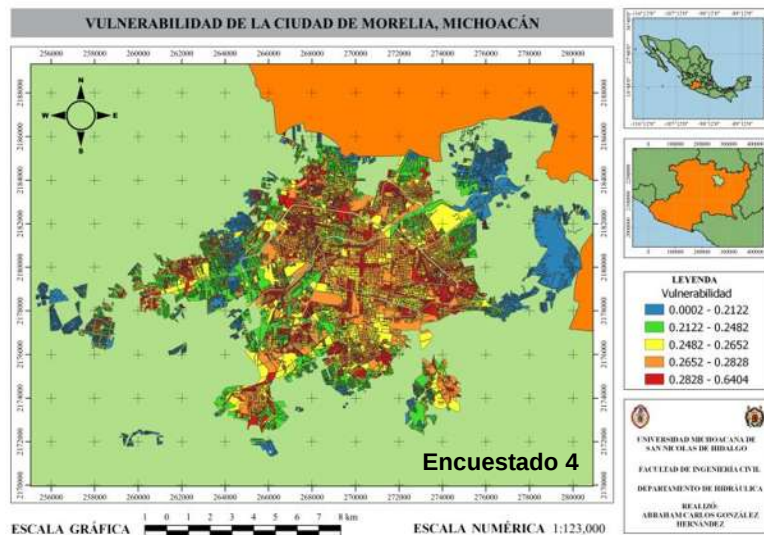


Encuestado 4



Mapas de vulnerabilidad de los encuestados





10 Bibliografías

- Agrawal, D., Singh, J. K., & Kumar, A. (2005). Maximum entropy-based conditional probability distribution runoff model. *Biosyst. Eng.*, 90(1), 103–113.
- Alcántara-Ayala, I. (2019). Disasters in Mexico: Maps and notes around an unfinished story. *Investigaciones Geograficas*, 100. <https://doi.org/10.14350/rig.60025>
- Arreygue, R. E., Alcalá, O. S., & Silva, M. C. (2005). Cambios físicos importantes en los flujos del río Chiquito, Morelia, Michoacán. *GEOS*, N° 1, 98–111.
- Arreygue Rocha, E. (1998). *Le condizioni di pericolosità idrogeologica nella città di Morelia, Michoacan, Messico*. Università degli Studi di Firenze, Italia.
- Arreygue Rocha, E., & Garduño-Monroy, V. H. (2004). Eventos excepcionales e inundaciones en la ciudad de Morelia, Michoacán. *Revista Ciencia Nicolaíta, UMSNH*. No. 39, 47–60.
- Atiempo. (2017). *Siguen los “encharcamientos” en Morelia*. <https://www.atiempo.mx/morelia/siguen-los-encharcamientos-en-morelia/>
- Atiempo. (2021). *Se inunda una vez más Calzada La Huerta de Morelia*. <https://www.atiempo.mx/destacadas/se-inunda-una-vez-mas-calzada-la-huerta-de-morelia/>
- Baker, V., Kochel, R., & Patton, P. (1988). Baker VR, Kochel RC, Patton PC Flood geomorphology. *Wiley Interscience*.
- Balica, S. F. (2007). *Development and application of flood vulnerability index methodology for various spatial scale*. UNESCO-IHE Institute for Water Education, the Netherlands.
- Balica, S. F. (2012). *Development and application of flood vulnerability index methodology for various spatial scale*. Development and application of flood vulnerability index methodology for various spatial scale.
- Benito, G., & Hudson, P. (2010). Flood hazards: the context of fluvial geomorphology. *Cambridge University Press*, 111 – 128.
- Benito, G., Lang, M., Barriendos, M., Llasat, C., Francés, F., & Ouarda, T. (2004). Use of systematic, paleoflood and historical data for the improvement of flood risk estimation. Review of scientific methods. *Nat Hazards*, 31, 623–643.
- Bernal Trejo, E. G. (2018). *La Gestión de Riesgos de Inundaciones en la Ciudad de Morelia, Michoacán 2016 - 2017*. Universidad Michoacana de San Nicolás de Hidalgo.
- Bevan, A., & Wilson, A. (2013). Models of settlement hierarchy based on partial evidence. *J. Archaeol. Sci.*, 40(5).

- Bourenane, H., & Bouhadad, Y. (2021). Spatial analysis, assessment and mapping of flood hazard in the alluvial plains of Boumerzoug and Rhumel (city of Constantine, north-eastern Algeria): application to development and urban planning projects. *Bulletin of Engineering Geology and the Environment*, 80(2), 1137–1155. <https://doi.org/10.1007/s10064-020-01980-y>
- Bravo-Grau, S., & Cruz, J. P. (2015). Estudios de exactitud diagnóstica: Herramientas para su Interpretación Diagnostic accuracy studies: Tools for its Interpretation. *Revista Chilena de Radiología. Año*, 21(4), 158–164. <http://dx.doi.org/10.4067/S0717-93082015000400007>.
- Briones Gamboa, F. (2007). La complejidad del riesgo: breve análisis transversal. *Revista de La Universidad Cristóbal Colón*, 20, 9–19.
- Brych, K., Ditttr, F., & Elias, V. (2002). Development of flood boundary maps of urban areas using HEC-RAS software. *FRIEND 2002- Regional Hydrology: Bridging the Gap between Research and Practice*, IAHS, 274, 237–242.
- Buckley, J. J. (1985). *Fuzzy hierarchical analysis. Fuzzy Sets and Systems*. 233–247.
- Büyüközkan, G., Ertay, T., Kahraman, C., & Ruan, D. (2004). Determining the importance weights for the design requirements in the house of quality using the fuzzy analytic network approach. *International Journal of Intelligent Systems*, 19(5), 443–461. <https://doi.org/10.1002/int.20006>
- Buzos. (2020). *No hay atención para víctimas de inundaciones en Morelia*. <https://buzos.com.mx/index.php/nota/index/5026>
- Camarasa-Belmonte, A., & Soriano-García, J. (2012). Flood risk assessment and mapping in peri-urban Mediterranean environments using hydrogeomorphology. Application to ephemeral streams in the Valencia region (eastern Spain). *Landscape and Urban Planinng*, 104(2), 189–200.
- Camarasa, A., López-García, M., & Soriano, J. (2011). Mapping temporally-variable exposure to flooding in small Mediterranean basins using land-use indicators. *Applied Geography*, 31(1), 136–145.
- Cannon, T., Twigg, J., & Jennifer, R. (2003). Social Vulnerability, Sustainable Livelihoods and Disasters. *Report to DFID Conflict and Humanitarian Assistance Department (CHAD) and Sustainable Livelihoods Support Office (2003)*.
- Caram, M., & Pérez, S. A. (2006). Entre el riesgo ambiental y el riesgo social: buscando una salida a la tendencia irregular. *Revista Argentina de Sociología*, 50–64.
- Cardona A., O. D. (2006). “Midiendo lo Inmedible” Indicadores de Vulnerabilidad y Riesgo. *Boletín Ambiental Instituto de Estudios Ambientales IDEA*, 53.

- Cardona, O. D. (2003). *La necesidad de repensar de manera holística los conceptos de vulnerabilidad y riesgo. una critica necesaria para la gestión.*
- Castillo Gutiérrez, S., & Lozano Aguilera, E. D. (2007). Q-Q Plot Normal. Los puntos de posición gráfica. *Departamento de Estadística e Investigación Operativa*, 2(a9), 20.
- CENAPRED. (2021). *IMPACTO SOCIOECONÓMICO DE LOS PRINCIPALES DESASTRES OCURRIDOS EN MÉXICO EN EL 2020.*
http://www.cenapred.unam.mx/PublicacionesWebGobMX/buscar_buscaSubcategoria.action
- Centro de Coordinación para la Prevención de los Desastres Naturales en América Central. (2017). *Ciudad de Guatemala.*
- Chang, K., & Yang, H. (2011). *A study of cosmetic bundle by utilizing a fuzzy Analytic Hierarchy Process (AHP) to determine preference of product attributers toward customer value.* 5(22), 8728–8739.
<https://doi.org/10.5897/AJBM10.933>
- CLICOM. (2015). *Datos climáticos diarios del CLICOM del SMN a través de su plataforma web del CICESE.* <http://clicom-mex.cicese.mx>
- Coeur, D., & Lang, M. (2008). Use of documentary sources on past flood events for flood risk management and land planning. *Compt Rendus Geosci*, 340, 644–650.
- Connor, R. (2005). *Flood Vulnerability Index.*
http://www.oieau.fr/mexico/Session_5-13/comms/09-%0AWWF4_FVI.pdf
- Consejo Nacional de Población. (2010). Índice absoluto de marginación 2000-2010: Concepto y dimensiones de la marginación. *Consejo Nacional de Población. Indicadores de Marginación Por Entidad Federativa y Municipio*, 1994, 11–15.
<http://www.conapo.gob.mx/work/models/CONAPO/Resource/1755/1/images/01Capitulo.pdf>
- Consejo Nacional de Población. (2021). *Índice de marginación urbana 2020: Nota técnico-metodológica.*
https://www.gob.mx/cms/uploads/attachment/file/685307/Nota_tcnica_IMU_2020.pdf
- CONTRAMURO. (2018). *Por lo menos 5 escuelas de Morelia siguen inundadas.*
<https://www.contramuro.com/por-lo-menos-5-escuelas-de-morelia-siguen-inundadas/>
- Correia, M. (2019). *CRITERIOS CONFIABLES PARA LA CONSTRUCCIÓN DEL MODELO DE MÁXIMA ENTROPÍA (MAXENT) (SEGUNDA PARTE).* FUBDATUN. https://issuu.com/fundatun/docs/2019_03_rev_cofa/s/88967

- Curiel Hernández, M. (2012). Un compendio sobre el estudio de las representaciones sociales. *Revista Ciencias de La Educación*, 39, 237–254.
- Cutter, S. L., Boruff, B. J., & Shirley, W. L. (2003). Social vulnerability to environmental hazards. *Social Science Quarterly*, 84(2), 242–261. <https://doi.org/10.1111/1540-6237.8402002>
- Da-Young, C. (1996). Applications of the extent analysis method on fuzzy AHP. *European Journal of Operational Research*, 649–655.
- Davies, T., Fry, H., Wilson, A., Palmisano, A., Altaweel, M., & Radner, K. (2014). Application of an entropy maximizing and dynamics model for understanding settlement structure: the Khabur Triangle in the Middle Bronze and Iron Ages. *J. Archaeol. Sci.*, 43.
- Dawson, C., & Wilby, R. (1999). A comparison of artificial neural networks used for river forecasting. *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 3, 529–540. <https://doi.org/10.5194/hess-3-529-1999>
- De Larramendi Fortún, M. R. (2017). *Diseño de metodología y desarrollo de recursos para la modelización de especies exóticas invasoras; análisis de su aplicabilidad en el caso de Vespa velutina*. 88. <https://hdl.handle.net/2454/25899>
- Della Pietra, S., Della Pietra, V., & Lafferty, J. (1997). Inducing features of random fields. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 19(4). <https://doi.org/10.1109/34.588021>
- Díez-Herrero, A., Ballesteros, J., Llorente, M., Bodoque, J., Stoffel, M., & Eguíbar, M. (2008). Towards a classification of dendrogeomorphological evidences and their utility in flood hazard analysis. *Geophys Res. Abstr.*, 10.
- Dudík, M., Phillips, S. J., & Schapire, R. E. (2004). Performance Guarantees for Regularized Maximum Entropy Density Estimation. *Proceedings of the 17th Annual Conference on Computational Learning Theory*, 655–662.
- Eini, M., Kaboli, H. S., Rashidian, M., & Hedayat, H. (2020). Hazard and vulnerability in urban flood risk mapping: Machine learning techniques and considering the role of urban districts. *International Journal of Disaster Risk Reduction*, 50(March), 101687. <https://doi.org/10.1016/j.ijdr.2020.101687>
- Elith, J. (2002). Quantitative Methods for Modeling Species Habitat: Comparative Performance and an Application to Australian Plants. *Springer-Verlag*.
- Escobar-Gómez, A. A. (2007). *Percepción de los riesgos y desastres . Caso aldea Shalaguá , municipio de Camotán , Chiquimula . Una visión Percepción de los riesgos y desastres . Caso aldea Shalaguá , municipio de Camotán , Chiquimula . Una visión*. 123.
- Feldman, A. D., & USACE. (2000). *Hydrologic modeling system HEC-HMS :*

technical reference manual (Davis). Army Corps of Engineers.

Fernández-Lavado, C., Furdada, G., & Marques, M. (2007). Geomorphological method in the elaboration of hazard maps for flash-floods in the municipality of Jucuar'an (El Salvador). *Nat. Hazards Earth Syst. Sci.*, 7, 455–465.
<https://doi.org/10.5194/nhess-7-455-2007>

Fielding, A. H., & Bell, J. F. (1997). A review of methods for the assessment of prediction errors in conservation presence/absence models. *Environmental Conservation*, 24(1), 38–49.

Francisco López, J. (2020). *Media geométrica*. Economipedia.
<https://economipedia.com/definiciones/media-geometrica.html>

Füssel, H. M. (2010). How inequitable is the global distribution of responsibility, capability, and vulnerability to climate change: A comprehensive indicator-based assessment. *Global Environmental Change*, 20(4), 597–611.
<https://doi.org/10.1016/j.gloenvcha.2010.07.009>

Gómez Delgado, M., & Barredo Cano, J. I. (2005). *Sistemas de información geográfica y evaluación multicriterio en la ordenación del territorio* (2nd ed.). Ra-Ma.

Harte, J. (2011). Maximum Entropy and Ecology: A Theory of Abundance, Distribution, and Energetics. *Oxford University Press*.

Hernández-Urbe, R. E., Barrios-Piña, H., & Ramírez, A. I. (2017). Methodology and application to the Atemajac basin. *Tecnología y Ciencias Del Agua*, 8(3), 5–25.

Hernández, J., & Vieyra, A. (2010). Riesgo por inundaciones en asentamientos precarios del periurbano. Morelia, una ciudad media mexicana. ¿el desastre nace o se hace? *Revista de Geografía Norte Grande*, 62(47), 45–62.
<https://doi.org/10.4067/s0718-34022010000300003>

Hernández Sampieri, R., Fernández Collado, C., & Baptista Lucio, P. (2014). *Metodología de la investigación* (6ta Edició). McGraw-Hill.

Herrera Enríquez, G., Guevara Viejó, F., Castillo Paez, S., & Zambrano Vera, D. (2016). *Proceso Analítico Jerárquico Difuso en la selección de variables para la evaluación de la resiliencia en zonas afectadas por desastres Fuzzy* *Analytic Hierarchy Process in the selection of variables for evaluation of resilience in disaster-affected areas*. 16, 1856–8327.
<http://www.redalyc.org/pdf/2150/215048805005.pdf>

Hirabayashi, Y., Mahendran, R., Koirala, S., Konoshima, L., Yamazaki, D., Watanabe, S., Kim, H., & Kanae, S. (2013). Global flood risk under climate change. *Nature Climate Change*, 3(9), 816–821.
<https://doi.org/10.1038/nclimate1911>

- Hooke, J. (2006). Human impacts on fluvial systems in the Mediterranean region. *Geomorphology*, 79, 311–335.
- Hooke, J., & Mant, J. (2000). Geomorphological impacts of flood event on ephemeral channels in SE Spain. *Geomorphology*, 34, 163–180.
- Howey, M. C., Palace, M. W., & McMichael, C. H. (2016). Geospatial modeling approach to monument construction using Michigan from AD 1000e1600 as a case study. *Proc. Natl. Acad. Sci. Unit. States Am.*, 113(27), 7443–7448.
- Huang, L., & Wu, R. (2005). Applying fuzzy analytic hierarchy process in the managerial talent assessment model an empirical study in Taiwan's semiconductor industry. *International Journal of Technology Management*, 105–130.
- Hui, F., Xu, B., Huang, H., Yu, Q., & Gong, P. (2008). Modelling spatial-temporal change of Poyang Lake using multitemporal Landsat imagery. *International Journal of Remote Sensing*, 29(20), 5767–5784.
<https://doi.org/10.1080/01431160802060912>
- IdeGEO. (2022). *Metadatos de: Modelo Digital de Elevación grises de México, CentroGeo 2015*. CentroGeo.
https://idegeo.centrogeo.org.mx/layers/geonode%3A mascara2/layer_info_metadata
- IMPLAN MORELIA. (2019). *MAPAS*. <https://implanmorelia.org/virtual/mapas-pmd/>
- INAFED. (2010). *MORELIA*. Enciclopedia de Los Municipios y Delegaciones.
<http://www.inafed.gob.mx/work/enciclopedia/EMM16michoacan/municipios/16053a.html>
- INEGI. (2020a). *Marco Geoestadístico. Censo de Población y Vivienda 2020*.
<https://www.inegi.org.mx/app/biblioteca/ficha.html?upc=889463807469>
- INEGI. (2020b). Principales resultados por AGEB y manzana urbana. *Scitel*.
<https://www.inegi.org.mx/app/scitel/Default?ev=10>
- IPCC. (2013). *CAMBIO CLIMÁTICO 2013 Bases Físicas Resumen para responsables de políticas, Resumen técnico y Preguntas frecuentes*.
https://www.ipcc.ch/site/assets/uploads/2018/03/WG1AR5_SummaryVolume_FINAL_SPANISH.pdf
- Jain, S., Singh, R., Jain, M., & Lohani, A. (2005). Delineation of floodprone areas using remote sensing techniques. *Water Resour Manag*, 19(4), 333–347.
- Jaynes, E. T. (1957). Information Theory and Statistical Mechanics. *PHYSICAL REVIEW*, 106(4).
<https://journals.aps.org/pr/abstract/10.1103/PhysRev.106.620>
- Jeréz Ramirez, D. O. (2014). Prevención y mirigación de desastres en Colombia:

- Racionalidad comunicativa en políticas públicas. *20º Encuentro Nacional Sobre Desarrollo Regional En México (2014)*.
- Jha, R., & Singh, V. P. (2008). Evaluation of river water quality by entropy. *KSCE J. Civ. Eng.*, 12(1), 16–69.
- Kahraman, C., Cebeci, U., & Ruan, D. (2004). Multi-attribute comparison of catering service companies using fuzzy AHP: The case of Turkey. *Int. Journal of Production Economics*, 87, 171–184.
- Khamis, H. (2008). Measures of association: How to choose? *Journal of Diagnostic Medical Sonography*, 24(3), 155–162.
<https://doi.org/10.1177/8756479308317006>
- Kumar, S., & Stohlgren, T. J. (2009). Maxent modeling for predicting suitable habitat for threatened and endangered tree *Canacomyrica monticola* in New Caledonia. *J. Ecol. Nat. Environ.*, 1(4).
- Kwong, C. K. (2013). Determining the importance weights for the customer requirements in QFD using a fuzzy AHP with extent analysis approach. *IEE Transactions*, 619–626.
- La Voz De Michoacán. (2018a). *Canchas de Policía y Tránsito continúan bajo el agua*. <https://www.lavozdemichoacan.com.mx/morelia/canchas-de-policia-y-transito-continuan-bajo-el-agua/>
- La Voz De Michoacán. (2018b). *Fuerte tormenta inunda nuevamente la Avenida Camelinas*. <https://www.lavozdemichoacan.com.mx/morelia/fuerte-tormenta-inunda-nuevamente-a-camelinas/>
- La Voz De Michoacán. (2018c). *Sorpresiva lluvia inunda vialidades de Morelia*. <https://www.lavozdemichoacan.com.mx/morelia/sorpresiva-lluvia-inunda-vialidades-de-morelia/>
- La Voz De Michoacán. (2020). *Entre basura y fuertes inundaciones quedaron colonias tras la lluvia en Morelia*. <https://www.lavozdemichoacan.com.mx/michoacan/clima/registran-encharcamientos-en-colonias-tras-lluvia-en-morelia/>
- Lana, X., Martínez, M., Serra, C., & Burgueño, A. (2004). Spatial and temporal variability of the daily rainfall regime in Catalonia northeastern Spain, 1950 - 200. *International Journal of Climatology*, 24(5), 613–641.
<https://doi.org/10.1002/joc.1020>
- Landa, R., Magaña, V., & Neri, C. (2008). *Agua y clima: elementos para la adaptación al cambio climático*. <https://www.atmosfera.unam.mx/wp-content/uploads/2017/12/agua-y-clima.pdf>
- Lastra, J., Fernández, E., Díez-Herrero, A., & Marquínez, J. (2008). Flood hazard delineation combining geomorphological and hydrological methods: An

- example in the Northern Iberian Peninsula. *Nat Hazards*, 45, 277–293.
- Lavell, A. (1999). Gestión de Riesgos Ambientales Urbanos. *Red de Estudios Sociales En Prevención de Desastres En America Latina*, 13.
- Lizardo Narváez, A. L. & Gustavo P. O. (2009). *La Gestión del Riesgo un enfoque basado en procesos*. www.comunidadandina.org
- Luino, F., Belloni, A., Padovan, N., Bassi, M., Bossuto, P., & Fassi, P. (2002). Historical and geomorphological analysis as a research tool for the identification of flood-prone zones and its role in the revision of town planning: the Oglio basin (Valcamonica - northern Italy). *9th Congress of the International Association for Engineering Geology and the Environment*, 191–200. https://www.researchgate.net/profile/Fabio-Luino/publication/305303889_Historical_and_geomorphological_analysis_as_a_research_tool_for_the_identification_of_flood-prone_zones_and_its_role_in_the_revision_of_town_planning_the_Oglio_basin_Valcamonica_-_North
- Luino, F., Turconi, L., Petrea, C., & Nigrelli, G. (2012). Uncorrected land-use planning highlighted by flooding: the Alba case study (Piedmont, Italy). *Nat. Hazards Earth Syst. Sci.*, 12(7), 2329–2346. <https://doi.org/10.5194/nhess-12-2329-2012>
- Maraga, F. (1986). Flood-affected areas as related to plain morphology. A case study for flood-prone areas in the Taro River Plain (Northern Italy). *VI Meeting of the Working Group "Geomorphology of River and Coastal Plains."*
- McNyset, K. M., & Blackburn, J. K. (2006). Does GARP Really Fail Miserably? A response to Stockman et al. (2006). *Diversity and Distributions*, 12(6), 782–786. <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/epdf/10.1111/j.1472-4642.2006.00281.x>
- Melillanca Torres, E. (2018). *Evaluación de modelos de clasificación: Matriz de Confusión y Curva ROC*. Welcome to the Jungle. <http://www.ericmelillanca.cl/content/evaluaci-n-modelos-clasificaci-n-matriz-confusi-n-y-curva-roc>
- Mi Morelia. (2018). *Morelia, una ciudad 'condenada' a sufrir los estragos de las lluvias*. <https://mimorelia.com/noticias/morelia-una-ciudad-condenada-a-sufrir-los-estragos-de-las-lluvias>
- Ministerio de Medio Ambiente y Desarrollo. (2014). *Guía técnica para la formulación de los POMCAS*.
- Mishra, A. K., & Coulibaly, P. (2010). Hydrometric network evaluation for Canadian watersheds. *J. Hydrol.*, 380, 420–437.
- Montesarchio, V., & Napolitano, F. (2010). A single-site rainfall disaggregation model based on entropy. *International Workshop Advances in Statistical*

Hydrology.

- Moreno Jimenez, J. (2002). El proceso analítico jerárquico (AHP). Fundamentos, metodologías y aplicaciones. *El Proceso Analítico Jerárquico (AHP). Fundamentos, Metodologías y Aplicaciones.*
- Musall, M., Oberle, P., & Nestmann, F. (2011). *Hydraulic modeling, in: Flood risk assessment and management.*
- Nasiri, H., Mohd Yusof, M. J., & Mohammad Ali, T. A. (2016). An overview to flood vulnerability assessment methods. *Sustainable Water Resources Management*, 2(3), 331–336. <https://doi.org/10.1007/s40899-016-0051-x>
- Oficina de las Naciones Unidas para la Reducción del Riesgo y el Desastre. (2015). *Informe de evaluación global sobre reducción del riesgo de desastres.*
- Oficina de los Estados Unidos de Asistencia para Desastres en el Extranjero. (2014). Reducción del Riesgo de Desastre a Nivel Local. *Memoria Del I Foro Latinoamericano y Del Caribe de Reducción Del Riesgo de Desastre a Nivel Local.*
- Padalia, H., Srivastava, V., & Kushwaha, S. P. S. (2014). Modeling potential invasion range of alien invasive species, *Hyptis suaveolens* (L.) Poit. in India: Comparison of MaxEnt and GARP. *Ecological Informatics*, 22, 36–43. <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2014.04.002>
- Peterson, A. T., Ortega-Huerta, M.A. Bartley, J., Sanchez-Cordero, V., Soberon, J., Buddemeier, R. H., & Stockwell, D. R. (2002). Future projections for Mexican faunas under global climate change scenarios. *Nature*, 416, 626.
- Phillips, S.J. (2010). A brief tutorial on maxent. *Lessons Conserv.*, 3.
- Phillips, S.J., Anderson, R. P., & Schapire, R. E. (2006). Maximum entropy modeling of species geographic distributions. *Ecol. Model.*, 190, 231–259.
- Phillips, S.J., Dudík, M., & Schapire, R. . (2004). A maximum entropy approach to species distribution modeling. *Proceedings of the Twenty-First International Conference on Machine Learning, ACM*, 83.
- Phillips, S.J., Dudík, M., & Schapire, R. E. (2018). *Maxent Software for Modeling Species Niches and Distributions.* http://biodiversityinformatics.amnh.org/open_source/maxent/
- Phillips, Steven J. (2017). *A Brief Tutorial on Maxent.*
- Phillips, Steven J., & Dudík, M. (2008). Modeling of species distributions with Maxent: New extensions and a comprehensive evaluation. *Ecography*, 31(2), 161–175. <https://doi.org/10.1111/j.0906-7590.2008.5203.x>
- Phillips, Steven J., Dudík, M., & Schapire, R. E. (2022). *Software Maxent para*

modelar nichos y distribuciones de especies (Version 3.4.4).
https://biodiversityinformatics.amnh.org/open_source/maxent/

Plate, E. J. (2000). Stochastic design – Has its time come? In S.-X. H. Zhao-Yin Wang (Ed.), *Stochastic Hydraulics 2000* (1st Editio, pp. 3–14).

Plate, E. J. (2002). Flood risk and flood management. *Journal of Hydrology*, 267, 2–11.

Ponder, W. F., Carter, G. A., Flemons, P., & Chapman, P. P. (2001). Evaluation of museum collection data for use in biodiversity assessment. *Conservation Biology*, 648–657.

QUADRATIN. (2017). *Inundada, primaria Madero y Pino Suárez por lluvias en Morelia*. <https://www.quadratin.com.mx/municipios/morelia/inundada-primaria-madero-pino-suarez-lluvias-en-morelia/>

QUADRATIN. (2018). *Fuertes inundaciones en Morelia provocan afectaciones a 27 colonias*. <https://tlaxcala.quadratin.com.mx/clima-y-tiempo/fuertes-inundaciones-en-morelia-provoca-afectaciones-a-27-colonias/>

Ramos, J. H., Santos, R. R., Ramos, A. H., Cuevas, X. G., Hernández-Máximo, E., Uicab, J. V. C., & López, D. S. (2018). Historical, current and future distribution of *Cedrela odorata* in Mexico. *Acta Botanica Mexicana*, 2018(124), 117–134. <https://doi.org/10.21829/abm124.2018.1305>

Regeneración. (2018). *42 colonias inundadas y tren descarrilado en Morelia por inundaciones (imágenes)*. <https://regeneracion.mx/42-colonias-inundadas-y-tren-descarrilado-en-morelia-por-inundaciones-imagenes/>

Reyes Rivero, A. C., Montilla Pacheco, A. D. J., Castillo Garcia, P. G., & Zambrano Vera, M. N. (2017). Amenaza, vulnerabilidad y riesgo ante eventos naturales. Factores socialmente contruidos. *Journal of Science and Research: Revista Ciencia e Investigación*, 1(6), 22–28. <https://doi.org/10.26910/issn.2528-8083vol2iss6.2017pp22-28>

Ribeiro-Neto, A., Romao-Batista, L. F. D., & Quental-Coutinho, R. (2016). Methodologies for generation of hazard indicator maps and flood prone areas: municipality of Ipojuca/PE. *Revista Brasileira de Recursos Hídricos*, 21(2), 377–390. <https://doi.org/10.21168/rbrh.v21n2.p377-390>

Ridolfi, E., Montesarchio, V., Russo, F., & Napolitano, F. (2011). An entropy approach for evaluating the maximum information content achievable by an urban rainfall network. *Nat. Hazards Earth Syst. Sci.*, 11, 2075–2083.

Roblero Escobar, C. X. (2021). SISTEMA DE ALERTA EN TIEMPO REAL, BASADO EN ÍNDICES DE VULNERABILIDAD A LAS INUNDACIONES Y PRECIPITACIONES PARA LA CIUDAD DE MORELIA. *TERCER TUTORAL MAESTRÍA EN INGENIERÍA DE LOS RECURSOS HÍDRICOS*.

- Rocha, E. A., Monroy, V. H. G., Canuti, P., Casagli, N., & Iotti, A. (2005). Riesgos geomorfológicos e hidrológicos en la Ciudad de Morelia, Michoacán, Mexico. *Geotermia*, 18(1), 26–36. <http://salvemoslaloma.mx/archivos/estudios/Riesgos-geomorfológicos-e-hidrológicos.pdf>
- Rocha, E. Arreygue. (2012). *Estudio de las inundaciones en la ciudad de Morelia Michoacán , México Study of flooding in the city of Morelia*. 103–110.
- Saaty, T. L. (1980). *Multicriteria Decision Making: The Analytic Hierarchy Process* (McGraw-Hil).
- Saaty, T. L. (1990). *How To Make A Decision : The Analytic Hierarchy Process*. 75–105.
- SARH. (1977). *Estudio Hidrogeológico preliminar del Valle de Morelia - Querétaro, Michoacán*.
- SARH. (1985). *Estudio hidroógico: “Obras de Protección a la Ciudad de Morelia, Mich., en el Cauce del Rio Chiquito de Morelia.”*
- Secretaría de Desarrollo Urbano y Medio Ambiente. (2012a). *Programa Parcial de Desarrollo Urbano de la Zona Norte de Morelia 2012*. <https://implanmorelia.org/virtual/noticias/programas-parciales-de-desarrollo-inscritos-norte-oriente-y-poniente/>
- Secretaría de Desarrollo Urbano y Medio Ambiente. (2012b). *Programa Parcial de Desarrollo Urbano de la Zona Oriente de Morelia 2012*. <https://implanmorelia.org/virtual/noticias/programas-parciales-de-desarrollo-inscritos-norte-oriente-y-poniente/>
- Secretaría de Desarrollo Urbano y Medio Ambiente. (2012c). *Programa Parcial de Desarrollo Urbano de la Zona Poniente de Morelia 2012*. <https://implanmorelia.org/virtual/noticias/programas-parciales-de-desarrollo-inscritos-norte-oriente-y-poniente/>
- Silva, M., & Arreygue, R. E. (2005). Estudio preliminar de los peligros hidrológicos e hidráulicos de la ciudad de Morelia, Michoacán. *GEOS*, N° 1, 112–125.
- Sobek-Swant, S., Kluza, D. A., Cuddington, K., & Lyons, D. B. (2012). Potential distribution of emerald ash borer: What can we learn from ecological niche models using Maxent and GARP? *Forest Ecology and Management*, 281, 23–31. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2012.06.017>
- Statics Solutions. (2022). *Correlación (Pearson, Kendall, Spearman)*. CompleteDissertation. <https://www.statisticssolutions.com/free-resources/directory-of-statistical-analyses/correlation-pearson-kendall-spearman/#:~:text=Correlation is a bivariate analysis,between %2B1 and -1>
- Stefan Schuierer, B. (2019). *Desarrollo de un modelo para la evaluación de proveedores en la industria automotriz*. Universidad Autónoma de Nuevo

León.

- Stockwell, D. (1999). The GARP modelling system: problems and solutions to automated spatial prediction. *International Journal of Geogr. Inf. Sci.*, 13, 143–158.
- Trenberth, K. E. (2011). Changes in precipitation with climate change. *Climate Research*, 47(1–2), 123–138. <https://doi.org/10.3354/cr00953>
- USACE. (2012). *Hydrologic Engineering Center (HEC)* (Davis). Army Corps of Engineers. <http://www.hec.usace.army.mil>
- Vrijling, J. K. (1989). Developments in the Probabilistic Design of Flood Defences in the Netherlands. In *Seminar on the reliability of hydraulic structures, Proceedings, XXIII Congress, International Association for Hydraulic Research*.
- Vrijling, J. K., Hengel, W. van, & Houben, R. J. (1995). A framework for risk evaluation. *Journal of Hazardous Materials*, 245–261. [https://doi.org/10.1016/0304-3894\(95\)91197-V](https://doi.org/10.1016/0304-3894(95)91197-V)
- Wachtel, I., Zidon, R., Garti, S., & Shelach-Lavi, G. (2018). Predictive modeling for archaeological site locations: comparing logistic regression and maximal entropy in north Israel and north-east China. *J. Archaeol. Sci.*, 92, 28–36.
- Wei, B., Wang, R., Hou, K., Wang, X., & Wu, W. (2018). Predicting the current and future cultivation regions of *Carthamus tinctorius* L. using MaxEnt model under climate change in China. *Global Ecol. Conserv.*, 16.
- Williams, P. M. (1995). Bayesian Regularization and Pruning Using a Laplace Prior. *Neural Computation*, 7(1), 117–143.
- Yepes Piqueras, V. (2022). *Cálculo de la consistencia y el vector propio en AHP*. Universidad Politécnica de València. <https://victoryepes.blogs.upv.es/2022/02/15/calculo-de-la-consistencia-y-el-vector-propio-en-ahp/>
- Zinda, Z. (2021). *Revisión de estadísticas de ciencia de datos: correlación de Pearson, Kendall y Spearman para la selección de funciones*. PhData. <https://www.phdata.io/blog/data-science-stats-review/>