

Juan Pablo Molina Aguilar



Universidad Autónoma de Querétaro

Facultad de Ingeniería

Severidad por intensidad de tormenta
asociada a su evolución geométrica
utilizando redes neuronales artificiales

Tesis

Que como parte de los requisitos para
obtener el Grado de

DOCTOR EN INGENIERÍA

Presenta

JUAN PABLO MOLINA AGUILAR

Dirigido por:

DR. M. ALFONSO GUTIÉRREZ LÓPEZ

Severidad por intensidad de tormenta asociada a su evolución
geométrica utilizando redes neuronales artificiales

2019

Querétaro, Qro. Septiembre, 2019



Universidad Autónoma de Querétaro
Facultad de Ingeniería
Doctorado en Ingeniería

Severidad por intensidad de tormenta
asociada a su evolución geométrica
utilizando redes neuronales artificiales

Tesis

Que como parte de los requisitos para obtener el Grado de
Doctor en Ingeniería

Presenta

JUAN PABLO MOLINA AGUILAR

Dirigido por:

DR. M. ALFONSO GUTIÉRREZ LÓPEZ

DR. M. ALFONSO GUTIÉRREZ LÓPEZ
Presidente

DR. EUSEBIO JR. VENTURA RAMOS
Secretario

DR. RAÚL FRANCISCO PINEDA LÓPEZ
Vocal

DR. JUVENAL RODRÍGUEZ RESÉNDIZ
Suplente

DR. FRANCISCO JAVIER APARICIO MIJARES
Suplente

Centro Universitario, Querétaro, Qro.
Septiembre, 2019
México

DEDICATORIAS

“Llegamos desde el vientre materno solos y una vez recorrido nuestro camino, la madre tierra nos ofrecerá su regazo para dejar la vida de la misma manera. Pero, a pesar de esa soledad de ambos momentos importantes, nunca hubiera dejado huella y trascendencia sin la ayuda, amor, amistad, confianza, alegrías, tristezas, sueños, realidades, esperanza y fe de tantas y tantas personas que Dios ha puesto en cada una de las etapas durante mi andar: para mi familia, amigos y compañeros gracias por ser parte de mí vida, porque llevó de todos ustedes hermosos momentos en mi memoria y mi corazón, reciban bendiciones y un fuerte abrazo”

Juan Pablo Molina Aguilar
Santiago de Querétaro, Querétaro

Septiembre 2019

En el año 2015 inicio este proyecto para desarrollar los estudios de posgrado y la obtención del grado de Doctor en Ingeniería, siendo la principal motivación mi familia así como el deseo de superación personal, profesional e intelectual.

Agradezco y dedico con amor este logro, junto con el desarrollo del trabajo profesional y académico, a mi esposa Fabiola Linares Martínez quién me acompañó y apoyó en esta etapa con amor, amistad, paciencia y perseverancia además de brindarme importantes consejos durante este tiempo. Gracias por compartir conmigo la decisión de vivir la experiencia y el reto de crecer en un lugar distinto, lejos de nuestras familias y hogar. Pero siempre con la convicción de que lograríamos el objetivo familiar planteado.

De igual manera con cariño ofrezco este logro a mi hija Paola Fernanda Molina Linares, quién cambio mi perspectiva de vida desde el momento en que tuve la fortuna de verla nacer y tomarla por primera ocasión en mis brazos. Quién con su alegría, energía, imaginación y creatividad nos regala momentos hermosos, inolvidables experiencias y enseñanzas que son nuestro tesoro invaluable. Con la certeza que esta experiencia será para ella un ejemplo que la oriente en lograr su felicidad y metas de vida.

Brindo también este trabajo a mis familias Molina Aguilar y Linares Martínez, por el apoyo recibido durante el tiempo de este proyecto, gracias por su amor, cariño, paciencia y consejos; así como por todas y cada una de sus oraciones en este periodo de ausencia.

AGRADECIMIENTOS



UNIVERSIDAD
MICHOCANA DE SAN
NICOLÁS DE HIDALGO



FACULTAD
DE INGENIERÍA
CIVIL

En primera instancia me gustaría agradecer a mi Aula Matter, la Benemérita y Centenaria Universidad Michoacana de San Nicolás de Hidalgo, que sin su invaluable apoyo no hubiese sido posible llevar a cabo los presentes estudios de posgrado. Por abrirme sus puertas en mi etapa de formación como estudiante de la licenciatura en Ingeniería Civil y posteriormente como académico definitivo. Brindándome todas las facilidades para mi actualización profesional y docente. Por mostrarme los Valores Nicolaítas que han hecho de esta institución “Cuna de héroes, Crisol de pensadores”. A las Autoridades Académicas, Administrativas y Jurídicas encabezadas por el Dr. Medardo Serna González, Dr. Salvador García Espinosa, Dr. Jaime Espino Valencia, Dr. Oriel Gómez Mendoza y la Lic. Ana Teresa Malacara Salgado. También agradezco a los departamentos y áreas, principalmente a la Dirección de Vinculación y Desarrollo en particular a Denisse Monzerrath Román Aguilera, donde amablemente fui atendido a lo largo de este proceso administrativo.

Reconozco el incansable apoyo de la Facultad de Ingeniería Civil y sus autoridades, es oportuna la ocasión para brindarle un agradecimiento especial al Ing. Ramiro Guzmán Rodríguez quien mostro interés en mi ingreso a la facultad y departamento de hidráulica a partir del momento en que las condiciones administrativas de la universidad lo permitieron. Agradezco también de manera específica por el apoyo incondicional desde el conocimiento de este proyecto de formación académica, al Dr. Joaquín Contreras López, M. A. Enrique Villalobos Velázquez. M. I. Tarsicio Audifred Solórzano, Dr. Wilfrido Martínez Molina e Ing. Florencio Moisés González Valdez. Así como a todos y cada uno de los miembros del H. Consejo Técnico de la facultad durante dicho periodo, por el respaldo absoluto y la confianza otorgada.

Estoy especialmente agradecido con el Sindicato de Profesores de la Universidad Michoacana, por seguir luchando por la defensa de las oportunidades de mejora y crecimiento del personal académico Nicolaíta, así como el bienestar de nuestras familias, en especial a los secretarios seccionales M. A. Ramiro Silva Orozco y M. I. Cindy Lara Gómez como representantes de los comités que digna y atinadamente dirigieron, por las facilidades y seguimiento a los trámites realizados enmarcados en el Contrato Colectivo de Trabajo.

Estoy en deuda con mis grandes amigos académicos por estar en los buenos y malos momentos. Quienes en un inicio como mis profesores, me brindaron sus conocimientos, pasión por el área de la hidráulica y orientación desinteresada en mi formación. Posteriormente como compañeros de profesión en el laboratorio “Ing. David Hernández Hueramo” al otorgarme su amistad incondicional, apoyo total y visión de la educación en beneficio siempre del estudiante. Quisiera agradecer y hacer una mención especial al M. I. Guillermo Benjamín Pérez Morales por creer en mí desde el principio y respaldar mi ingreso al Departamento de Hidráulica con una postura firme, por mostrar siempre una actitud recta, justa y apasionada en el ejercicio de la profesión. Expresarle mi gratitud al M. I. Jesús Martín Caballero Ulaje por brindarme las facilidades en todas mis actividades, su experiencia y actitud positiva antes las dificultades laborales, así como su confianza para proponer y buscar soluciones. Por último pero no menos importante, por su incondicional estímulo y apoyo al Ing. Jorge Leonel Ángel Hurtado por su complicidad dentro de todas y cada una de las propuestas académicas y docentes, por compartir generosamente su bagaje de conocimientos y elucubrar aún en situaciones complicadas. De ellos tengo un gran tesoro que es su amistad, vaya mi reconocimiento y un fuerte abrazo.



En segunda instancia expresarle mi gratitud a la Universidad Autónoma de Querétaro, en cuyas instalaciones logre cristalizar este proyecto con el apoyo de muchos de sus integrantes. Quienes enarbolan en sus actividades y funciones diarias el lema “Educo en la verdad y en el honor”, mismo que incorporaré en mis actividades futuras con la certeza de beneficiar con ello al país.

Mi mayor y especial agradecimiento, el cual va acompañado de mi gratitud, respeto y reconocimiento para el Dr. M. Alfonso Gutiérrez López. En primera instancia por ofrecerme su invaluable amistad y la confianza para emprender este proyecto; tal y como sucedió con otros previos emprendidos durante nuestra estancia común en el Instituto Mexicano de Tecnología del Agua. Agradezco el ejemplo de su apasionado desempeño en el área de la investigación al brindar su trabajo académico en beneficio constante de la sociedad Latinoamérica en general y apoyando con pasión a México, muy particularmente al estado de Querétaro. Sirviendo con rectitud y energía tanto a la Universidad como a la Facultad, siendo un docente respetado por sus alumnos y reconocido por sus compañeros académicos. Gracias por invitarme y orientarme a incursionar en el mundo de la redacción científica y su publicación. En el ámbito personal, con mucho respeto y agradecimiento, mando un fuerte abrazo para su hermosa familia por los bellos momentos compartidos.

También reconozco las atenciones y apoyo recibido desde el día de la primera entrevista hasta el día de mi titulación a la Facultad de Ingeniería, a la División de Investigación y Posgrado, a las coordinaciones de Ingeniería Civil e Idiomas y a todas las áreas en las cuales desarrolle actividades. Por abrirme sus puertas y brindarme el espacio para desarrollar integralmente el presente proyecto académico, lograr nuevos aprendizajes y obtener nuevas experiencias durante mi estancia como alumno. Vaya mi reconocimiento sincero para el Dr. Aurelio Domínguez González, Dr. Manuel Toledano Ayala, Dr. Omar Chávez Alegría, M. D. I. Carlos Villarreal Sosa, M. I. Felipe Ortiz Arredondo, M. I. Gerardo Medellín Aguilar, M. I. Pablo Talamantes Contreras, M. C. Marcela Susana Duhne

Ramírez, M. C. Ma. Gricelda Jiménez Jaimes e Ing. Jorge Martínez Carillo en la Facultad de Ingeniería. De igual manera al Dr. Juan Carlos Jáuregui Correa, Dr. Irineo Torres Pacheco, Dr. Arturo González Gutiérrez y Guadalupe M. Centeno Retana en la División de Investigación y Posgrado.

Este estudio ha sido aprobado gracias al atinado acompañamiento por parte de los miembros del Comité Doctoral. Dicho acompañamiento permitió orientar y precisar la metodología desarrollada y los resultados obtenidos. Fueron experiencias enriquecedoras cada uno de los comentarios y sugerencias recibidas, desde su perspectiva como investigadores consolidados. Gracias Dr. M. Alfonso Gutiérrez López, Dr. Eusebio J. ventura Ramos, Dr. Raúl Francisco Pineda López, Dr. Juvenal Rodríguez Reséndiz y Dr. Francisco Javier Aparicio Mijares.

Estoy en deuda con el Dr. Josué de Jesús Trejo Alonso, su ayuda y amistad ha permitido que hoy conozca más del vasto mundo de la programación y sus bondades en la implementación de metodologías. Gracias por el entusiasmo mostrado en la temática abordada en este proyecto, en particular por compartir sus conocimientos y orientación para resolver el elemento metodológico angular de esta investigación.

Quisiera agradecer y hacer una mención especial a los docentes del programa, con quienes tuve la oportunidad de convivir dentro de las aulas de posgrado, compartir momentos de reflexión personal y aprender de ellos la importancia de sus disciplinas, puestas al servicio de la investigación y el desarrollo tecnológico, beneficiando día a día a nuestro país. Dr. Irineo Torres Pacheco, Dr. Salvador Echeverría Villagómez, Dr. Rodrigo Velázquez Castillo, Dr. Jorge Xavier Velasco Hernández, Dr. Carlos Santiago López Cajun, Dr. Aurelio Domínguez González, Dr. M. Alfonso Gutiérrez López, Dr. Andrés Cruz Hernández, Dr. Ramón Gerardo Guevara Gómez, Dra. Rebeca del Roció Peniche Vera y Dr. Juan Carlos Jáuregui Correa.

Una grata y enriquecedora experiencia fue colaborar en el Centro de Investigaciones del Agua Querétaro (CIAQ), donde pude compartir gratos momentos académicos, de trabajo, personales y de esparcimiento con jóvenes entusiastas en las áreas de Hidráulica e Hidrología con aspiraciones docentes y de investigación producto del

trabajo académico desarrollado en las aulas de la Universidad, gracias Ivonne Monserrat Cruz Paz, Jacqueline Gómez Martínez, Sheyla Mayumi Pineda Cornejo, Ing. Mario Alexis Jurado Hernández, Bruno Miguel Paz Aviña, Josué Elizondo Gómez, Emiliano Villeda Estrella, M. C. Marilú Meza Ruiz, M. C. Rosa Celic Reséndiz Mendoza; quienes fueron compañeros de metas y logros cumplidos.

Durante las sesiones de clase fue grato el acompañamiento con los amigos Ixchel Parola Contreras, Leticia Félix Cuencas, Alexandra Edilbeth Jarro Castañeda, Viviana Palos Barba, Axel Escamilla García, Emilio Andrés Delis Hechavarría, particularmente de Ernesto Chavero Navarrete con quien compartimos el trayecto desde la primer clase en el edificio de rectoría hasta la última sesión en el Parque biotecnológico.

Dirección General de Bibliotecas UAQ



Aprovecho esta ocasión para reconocer cada una de las oportunidades académicas, profesionales y personales recibidas a lo largo de una década de parte de la Universidad Latina de América, en cuyas instalaciones llevé a cabo parte de mi formación como docente. Particularmente reconozco a cada uno de sus directivos, coordinadores, profesores, personal administrativo, personal de servicios y personal de seguridad.

Muy especialmente a la M. A. E. Elizabeth Herrera Martínez al otorgarme su confianza para iniciar mis actividades docentes y su apoyo incondicional durante mi estancia en ésta casa de estudios, dándome la invaluable oportunidad de formación y experiencia académica. Siendo esta etapa el parteaguas de mi vida personal y profesional, estaré en deuda con ella por siempre.

Mi agradecimiento para los rectores Guillermo Sánchez Contreras y Luis Roberto Mantilla Sahagún; la directora general administrativa Marcela Genel Valencia; los Vice rectores académicos Cuauhtémoc De Dienheim Barriguete y Ernesto Rodríguez Moncada, los Directores Generales de Servicios Universitarios Lic. Alma Yazmín Aburto Zepeda y Víctor Fortino Vargas Anguiano[†].

Para los directores de licenciatura que me otorgaron siempre su confianza y apoyo en el desempeño de todas las actividades, Ana Pilar Quintero Ramírez, Berta Patricia Paz Vega, Carmelina Castillo García, Diana Leticia Fernández Guerrero, Ileri Alejandra Rivas Oseguera, Ivonne Tapia Villagómez, María Del Carmen Rodríguez Núñez, María Teresa Montaña Espinosa, Myriam Samia Jury Germani, Juan Carlos Miranda Rosales, Leopoldo Callejas Fonseca.

Durante una década compartimos una visión y establecimos un equipo de trabajo en la licenciatura de Ingeniería Civil con Ana Socorro Moreno Salgado, Hipólita Ramajo García, Leonor Zapién Serrano, Álvaro Mora Torres, Andrew Félix Boni Noguez, Arturo Cervantes Cristóbal, Benjamín Murguía Martínez, Jorge Arturo Amante Urbina, José Raymundo Estrada Suárez, Manuel Armando Mendoza Sánchez, Rigoberto Ochoa

Oseguera, Roberto Arroyo Aguilera, Roberto Hernández Huerta, Salvador Elvira Ceja, Tomás Amador López, Víctor Quintero Rojas,

Para los compañeros profesores América Ivonne Zamora Torres, Claudia Elizabeth Ponce Miranda, Claudia Lozano Fernández, Diana Moncada Vargas, Ivette Alejandra Yáñez González, Liliana Natali Camacho Bautista, Lucrecia Huerta González, María Isabel Farías Ponce, Marivel Ortega Arreola, Norma Karina Ávila Huerta, Olivia Montaña López, Paloma Erandi Aguilar Cuevas, Sara Margarita Guadarrama Luyando, Fernando Vázquez García, Humberto Quintero Lizaola, Jesús Vivanco Rodríguez, José Alfredo Tapia Navarrete, Víctor Manuel Damián Badillo y Luis Vargas Anguiano, con quienes tuve la oportunidad de aprender y compartir sus conocimientos disciplinares además de su amistad.

En mi paso por CODEP adquirí conocimientos y habilidades tutorales y de apoyo a los estudiantes que hoy día son de mucha utilidad con Diana María Galduroz García, Cecilia Maldonado Canchola, Alejandra Granados Paredes, Ana María Rubio González, Ariadna Hernández Acosta, Leslie Claret Zúñiga Caballero, Susana Téllez Pérez, Tania Berenice Padilla Hoyos, Jesús Gabriel Álvarez Tinoco y Zaira Isell Figueroa Palafox.

En la Coordinación de investigación y diseño curricular agradezco a Olga Ivalu Larios Togo, Margarita Valdovinos Estrada y Manuel Bernardino del Pozo Mejía por la amistad y apoyo recibido.

En las distintas áreas administrativas y operativas de la universidad: Administración y finanzas, Centro de Idiomas, Recurso humanos, Servicios escolares, Servicios internos e intendencia, seguridad y Asistentes de dirección, siempre recibí la atención y servicio oportuno y amable de Julieta Ramírez Cendejas, Ramiro Martínez Aguilar, Yacine Kabage, Adriana Rodríguez Rodríguez, Karla Elena López López, Ma. del Rocío Parra Ramírez, Silvia Judith Patiño Paredes, Selene Arroyo Guerrero, Karina Magdalena Miranda Rodríguez, Sandra Saulés León, José Octavio Cisneros Ruiz, y Rosalía González Díaz con todo su equipo de trabajo, Adriana Lizeth Meza Ifarraguerri, Claudia Contreras Elísea, Jacqueline Rodríguez Villalobos, Leticia Abarca Núñez, Marilú Sánchez Vieyra, Sandra Chávez García, Paola Castro Rojas, Patsy Monserrath Soto Robles,

ÍNDICE

DEDICATORIAS	3
AGRADECIMIENTOS	5
ÍNDICE	12
ÍNDICE DE CUADROS	15
ÍNDICE DE FIGURAS	17
ABREVIATURAS Y SIGLAS	21
RESUMEN.....	24
SUMMARY	25
1. INTRODUCCIÓN	26
1.1 Problema.....	28
1.2 Justificación.....	28
1.3 Contenido de la tesis.....	29
2. ANTECEDENTES.....	32
2.1 Teledetección.....	32
2.1.1 Imagen satelital digital.....	34
2.1.2 Satélite Ambiental Geoestacionario Operacional Este	34
2.2 Estudio de ciclones tropicales empleando teledetección	36
2.2.1 Monitoreo y pronóstico.....	37
2.3 Estimación de precipitación basada en observaciones satelitales.....	38
2.3.1 Hidroestimador	40
2.4 Información superficial	41
2.4.1 Estaciones meteorológicas automáticas.....	42
2.4.2 Variables meteorológicas.....	43
2.4.3 Aspectos metrológicos.....	43
2.5 Técnicas multivariable.....	44
2.5.1 Análisis de Conglomerados	44
2.5.2 Análisis de componentes principales	45
2.5.3 Curvas de Andrews.....	45
2.5.4 Análisis de Correlación Canónica.....	46
2.5.5 Rostros de Chernoff.....	47
2.5.6 Interpolación espacial	47

2.6 Acoplamiento temporal y espacial	48
2.7 Severidad de tormentas.....	50
2.8 Redes neuronales artificiales	52
2.9 Validación utilizando criterios de eficiencia	53
3. HIPÓTESIS.....	56
4. OBJETIVOS	57
4.1 General	57
4.2 Particulares	57
5. METODOLOGÍA	58
5.1 Zona de estudio	59
5.1.1 Hidrografía.....	61
5.1.2 Descripción de ríos en la RH10	62
5.2 Materiales	64
5.2.1 Ciclones Tropicales del Océano Pacífico periodo 2010 a 2015.....	64
5.2.2 Imágenes satelitales	74
5.2.3 Estaciones meteorológicas automáticas.....	76
5.3 Métodos.....	84
5.3.1 Acoplamiento espacial.....	84
5.3.2 Caracterización espacial	93
5.3.3 Lectura y decodificación de imágenes.....	96
5.3.4 Caracterización temporal.....	103
5.3.5 Técnicas de análisis multivariado aplicadas a datos superficiales	107
5.3.6 Redes neuronales	129
5.4 Validación de resultados.....	136
6. RESULTADOS Y DISCUSIÓN.....	138
6.1 Comportamiento histórico de ciclones tropicales en México.	138
6.2 Ciclones tropicales en el Océano Pacífico.....	142
6.2.1 Zonas afectadas.....	145
6.2.2 Mapas de daños.....	146
6.2.3 Daños económicos	148
6.3 Evaluación temporal y espacial de variables meteorológicas empleando ISD	151
6.3.1 Proyección de las EMA en las ISD.....	151
6.3.2 Estudio de las trayectorias de los eventos de estudio.....	153
6.3.3 Lectura y decodificación espacial.....	158

6.3.4 Caracterización temporal	168
6.3.5 Mapas de evolución de los casos de estudio	174
6.3.6 Hidroestimador	181
6.4 Acoplamiento temporal.	182
6.5 Evaluación temporal y espacial de las variables meteorológicas registradas en EMA.	188
6.5.1 Análisis del comportamiento temporal de las variables meteorológicas	188
6.5.2 Análisis multivariado	193
6.6 Modelo de pronóstico temporal y espacial por evolución geométrica empleando ANN.	213
6.7 Determinación estadística de la diferencia entre el modelo PROTEEGE y el Hidroestimador.	222
6.8 Severidad de Tormentas.	226
7. CONCLUSIONES	242
8. REFERENCIAS	244
ANEXO A. Proyección de coordenadas geográficas de las EMA en la ISD.	257
ANEXO B. Georreferenciación estatal de las EMA.	261
ANEXO C. Evolución temporal y espacial de CT	277
ANEXO D. Caracterización estadística de CT.	284
ANEXO E. Mapas de evolución empleando Kriging.	290
ANEXO F. Acoplamiento Temporal y Espacial	298
ANEXO G. Distancia del CT a las EMA	302
ANEXO H. Productos del proyecto de investigación.	307

ÍNDICE DE CUADROS

CUADRO 2.1 REQUERIMIENTOS METROLÓGICOS PARA LOS INSTRUMENTOS DE UNA EMA.	43
CUADRO 5.1 CUENCAS HIDROLOGICAS DE LA RH10.	62
CUADRO 5.2 EVENTOS DE ESTUDIO SELECCIONADOS.	64
CUADRO 5.3 TRAYECTORIA Y CARACTERISTICAS DEL HURACÁN PATRICIA.	66
CUADRO 5.4 TRAYECTORIA Y CARACTERISTICAS DEL HURACÁN ODILE.	68
CUADRO 5.5 TRAYECTORIA Y CARACTERISTICAS DEL HURACÁN MANUEL.	70
CUADRO 5.6 TRAYECTORIA Y CARACTERISTICAS DEL HURACÁN PAUL.	72
CUADRO 5.7 TRAYECTORIA Y CARACTERISTICAS DE LA TORMENTA TROPICAL GEORGETTE.	73
CUADRO 5.8 CARACTERÍSTICAS DE LAS ISD DISPONIBLES.	76
CUADRO 5.9 EMA INSTALADAS Y OPERANDO EN LA REPÚBLICA MEXICANA.	76
CUADRO 5.10 FABRICANTES DE EMA INSTALADAS Y OPERANDO EN MÉXICO.	77
CUADRO 5.11 EMA UBICADAS EN LA RH10.	78
CUADRO 5.12 INFORMACIÓN DISPONIBLE DE EMA UBICADAS EN RH10.	80
CUADRO 5.13 REGISTRO DE LA EMA ATOYAC DURANTE EL HURACÁN PATRICIA.	80
CUADRO 5.14 ESCALA DE NIVEL DIGITAL.	94
CUADRO 5.15 SERIES TEMPORALES EMPLEADAS EN EL ANÁLISIS MULTIVARIADO.	107
CUADRO 5.16 MATRIZ DE PESOS PARA REALIZAR EL PCA.	113
CUADRO 5.17 RESULTADOS GENERALES DE UN PCA.	114
CUADRO 5.18 PARÁMETROS Y RASGO FACIALES CON LOS RANGOS CARACTERÍSTICOS PARA X_i	119
CUADRO 5.19 CORRELACIÓN CANÓNICA EN TÉRMINOS DEL COEFICIENTE DE PEARSON.	122
CUADRO 5.20 ANN ENTRENADAS PARA DEFINIR LA ARQUITECTURA ÓPTIMA.	136
CUADRO 5.21 PARÁMETROS DE DESEMPEÑO ESTADÍSTICOS.	137
CUADRO 6.1 REGISTRO DE CT POR INTENSIDAD EN MÉXICO. PERIODO 1997 A 2016.	141
CUADRO 6.2 ACOPLAMIENTO ESPACIAL DE LAS EMA EN LAS ISD DE 1280 X 817 PÍXELES.	153
CUADRO 6.3 COEFICIENTES DE LOS POLINOMIOS DE AJUSTE PARA LAS VARIABLES DEL HURACÁN PATRICIA.	155
CUADRO 6.4 COEFICIENTES DE LOS POLINOMIOS DE AJUSTE PARA LAS VARIABLES DEL HURACÁN ODILE.	156
CUADRO 6.5 COEFICIENTES DE LOS POLINOMIOS DE AJUSTE PARA LAS VARIABLES DEL HURACÁN MANUEL.	156
CUADRO 6.6 COEFICIENTES DE LOS POLINOMIOS DE AJUSTE PARA LAS VARIABLES DEL HURACÁN PAUL.	157
CUADRO 6.7 COEFICIENTES DE LOS POLINOMIOS DE AJUSTE PARA LAS VARIABLES DEL HURACÁN GEORGETTE.	157
CUADRO 6.8 ESTADÍSTICOS EN LA ISD DEL HURACÁN PATRICIA DURANTE SU MÁXIMA INTENSIDAD.	159
CUADRO 6.9 INTENSIDAD PRONOSTICA UTILIZANDO EL HIDROESTIMADOR.	181
CUADRO 6.10 VALIDACIÓN ESTADÍSTICA DE LAS ESTIMACIONES CON EL HE Y AT.	186
CUADRO 6.11 CORRELACIÓN DE LA COMBINACIÓN DEL ATE RESPECTO DV Y DR.	187
CUADRO 6.12 ESTADÍSTICA DESCRIPTIVA DE LAS VARIABLES CLIMATOLÓGICAS REGISTRADAS EN LA EMA.	192
CUADRO 6.13 ESTADÍSTICA DESCRIPTIVA EN LOS DATOS REGISTRADOS EN LA ISD DEL PIXEL GEORREFERENCIADO.	193
CUADRO 6.14 CONSTRUCCIÓN DE NUEVAS VARIABLES A PARTIR DE LOS RESULTADOS DEL ANÁLISIS DE CONGLOMERADOS.	196
CUADRO 6.15 REDUCCIÓN DIMENSIONAL A PARTIR DEL SEGUNDO ANÁLISIS DE CONGLOMERADOS.	197
CUADRO 6.16 MATRIZ DE CORRELACIÓN PARA LAS 12 VARIABLES DE ESTUDIO.	199
CUADRO 6.17 EIGENVALORES DE LA MATRIZ DE CORRELACIÓN Y ESTADÍSTICOS ASOCIADOS.	201
CUADRO 6.18 FACTORES COORDINADOS ORDENADOS EN VALOR ABSOLUTO DE LAS VARIABLES.	203

CUADRO 6.19 RESULTADOS DEL ANÁLISIS DE CORRELACIÓN CANÓNICA.	209
CUADRO 6.20 PRUEBA χ^2 REMOVIENDO SUCESIVAMENTE EIGENVALORES.....	210
CUADRO 6.21 PESOS CANÓNICOS DEL VECTOR IZQUIERDO DE LAS VARIABLES REGISTRADAS EN LA EMA.	211
CUADRO 6.22 PESOS CANÓNICOS DEL VECTOR DERECHO CONFORMADO POR LAS VARIABLES DEL GOES-13.	211
CUADRO 6.23 DESEMPEÑO DE LAS ANN CON UNA CAPA OCULTA.	219
CUADRO 6.24 DESEMPEÑO DE LAS ANN CON DOS CAPAS OCULTAS.	219
CUADRO 6.25 DESEMPEÑO DE PE RESPECTO PO	223
CUADRO 6.26 ORDEN DE LAS EMA EN LA FAMILIA DE CURVAS.	231
CUADRO 6.27 RESULTADOS DE LA OPTIMIZACIÓN AL TC - HE.	239
CUADRO 6.28 RESULTADOS DE LA OPTIMIZACIÓN AL TC - HE.	241

Dirección General de Bibliotecas UAG

ÍNDICE DE FIGURAS

FIGURA 5.1 UBICACIÓN DE LA RH SINALOA EN LA REPÚBLICA MEXICANA.	60
FIGURA 5.2 DELIMITACIÓN DE LAS CUENCAS HIDROGRÁFICAS EN LA RH10.....	61
FIGURA 5.3 RÍOS PRINCIPALES EN LA RH10.....	63
FIGURA 5.4 TRAYECTORIA DEL HURACÁN PATRICIA.	65
FIGURA 5.5 TRAYECTORIA DEL HURACÁN ODILE.	67
FIGURA 5.6 TRAYECTORIA DEL HURACÁN MANUEL.	69
FIGURA 5.7 TRAYECTORIA DEL HURACÁN PAUL.	71
FIGURA 5.8 TRAYECTORIA DE LA TORMENTA TROPICAL GEORGETTE.	73
FIGURA 5.9 IMAGEN 201409150015 DEL HURACÁN PATRICIA CAPTADA POR EL SATÉLITE GOES-13.....	75
FIGURA 5.10 ESTACIONES METEOROLÓGICAS AUTOMÁTICAS EN LA RH10.....	78
FIGURA 5.11 ESQUEMA DE LAS VARIABLES DE ESTUDIO.	83
FIGURA 5.12 UBICACIÓN DE MÉXICO EN LA ISD DEL GOES-13.	84
FIGURA 5.13 REPÚBLICA MEXICANA EN LAS PROYECCIONES <i>MARTA SOFTWARE</i> Y GEOGRÁFICA.	85
FIGURA 5.14 POSICIÓN ORBITAL DEL SATÉLITE GOES-13.	85
FIGURA 5.15 ESQUEMA DEL FORMATO DE PROYECCIÓN <i>MARTA SOFTWARE</i>	86
FIGURA 5.16 PROBLEMA DE ACOPLAMIENTO ESPACIAL EN LA ISD.	87
FIGURA 5.17 ACOPLAMIENTO ESPACIAL EMPLEANDO <i>PHOTOSHOP</i>	88
FIGURA 5.18 RELACIÓN ENTRE COORDENADAS GEOGRÁFICAS Y DE UNA IMAGEN SATELITAL.	89
FIGURA 5.19 DIAGRAMA DE FLUJO PARA LEER Y DECODIFICAR ISD.	99
FIGURA 5.20 ARCHIVOS GENERADOS EN LA LECTURA Y DECODIFICACIÓN DE ISD.	100
FIGURA 5.21 PÍXELES EMPLEADOS PARA REALIZAR EL ACOPLAMIENTO TEMPORAL.....	103
FIGURA 5.22 TORMENTA REGISTRADA EN UNA EMA DURANTE UN EVENTO DE ESTUDIO.	104
FIGURA 5.23 MODIFICACIÓN DE RESOLUCIÓN TEMPORAL EN EL REGISTRO DE PRECIPITACIÓN DE LAS EMA...	105
FIGURA 5.24 COMBINACIONES ANISOTRÓPICAS CON P5 DE PIVOTE.	106
FIGURA 5.25 MATRIZ DE DATOS EN <i>STATISTICA 7.0</i>	108
FIGURA 5.26 MENÚ <i>STATISTICS</i> Y <i>GRAPH</i> DEL PROGRAMA <i>STATISTICA 7.0</i>	109
FIGURA 5.27 DENDROGRAMA O DIAGRAMA DE ÁRBOL.	112
FIGURA 5.28 GRÁFICA DE SEDIMENTACIÓN PARA 5 CP.....	115
FIGURA 5.29 PROPUESTA ORIGINAL REALIZADA POR HERMAN CHERNOFF.	118
FIGURA 5.30 VISTA INICIAL DEL <i>NNTOOLBOX</i>	130
FIGURA 5.31 VENTANA PARA IMPORTAR LA INFORMACIÓN PARA LA ANN EN <i>NNTOOL</i>	131
FIGURA 5.32 VENTANA PARA DEFINIR LA ARQUITECTURA DE LA ANN.	132
FIGURA 5.33 ARQUITECTURAS INICIALES DE LA ANN.	133
FIGURA 5.34 DEFINICIÓN DE LOS ELEMENTOS EN LA ARQUITECTURA DE LA ANN.....	134
FIGURA 5.35 PARÁMETROS DE ENTRENAMIENTO PARA LA ANN.	135
FIGURA 6.1 CICLONES TROPICALES EN MÉXICO. PERIODO 1997 A 2016.	142
FIGURA 6.2 ZONAS DE IMPACTO EN COSTAS DEL OCEANO PACÍFICO: PERIODO 2004 A 2016.	143
FIGURA 6.3 CICLONES TROPICALES QUE IMPACTARON LA RH10. PERIODO 2004 A 2016.....	143
FIGURA 6.4 COMPORTAMIENTO DE LOS CT EN EL OP.	144
FIGURA 6.5 MAPA DE DECESOS Y PERSONAS AFECTADAS.	147
FIGURA 6.6 MAPA DE VIVIENDAS Y ESCUELAS AFECTADAS.	147
FIGURA 6.7 MAPA DE UNIDADES DE SALUD Y ÁREAS DE CULTIVO AFECTADAS.	147
FIGURA 6.8 MAPA DE DAÑOS TOTALES EN (MDP).	148

FIGURA 6.9 DECESOS Y PERSONAS AFECTADAS DEBIDO A LOS CICLONES TROPICALES.	148
FIGURA 6.10 VIVIENDAS Y ESCUELAS DAÑADAS DEBIDO A LOS CICLONES TROPICALES.	149
FIGURA 6.11 UNIDADES DE SALUD Y ÁREAS DE CULTIVO DAÑADAS DEBIDO A LOS CICLONES TROPICALES.	149
FIGURA 6.12 TOTAL DE DAÑOS (MDP) DEBIDO A LOS CICLONES TROPICALES.	149
FIGURA 6.13 DECESOS Y PERSONAS AFECTADAS POR LLUVIAS E INUNDACIONES.	150
FIGURA 6.14 VIVIENDAS Y ESCUELAS DAÑADAS POR LLUVIAS E INUNDACIONES.	150
FIGURA 6.15 UNIDADES DE SALUD Y ÁREAS DE CULTIVO DAÑADAS POR LLUVIAS E INUNDACIONES.	150
FIGURA 6.16 TOTAL DE DAÑOS (MDP) POR LLUVIAS E INUNDACIONES.	151
FIGURA 6.17 ACOPLAMIENTO ESPACIAL DE LAS EMA EN LA PROYECCIÓN GEOS.	152
FIGURA 6.18 VARIABLES DEL HURACÁN PATRICIA AJUSTADAS CON POLINOMIOS.	154
FIGURA 6.19 ISD NATIVA DEL HURACÁN PATRICIA CORRESPONDIENTE AL BOLETÍN 14.	158
FIGURA 6.20 ISD INTERPRETADA CON LA ESCALA DE ND DEL HURACÁN PATRICIA PARA EL BOLETÍN 14.	159
FIGURA 6.21 CANTIDAD DE PÍXELES CON LLUVIA ACORDE CON LA ESCALA DE ND DEL HURACÁN PATRICIA.	160
FIGURA 6.22 MEDIA DEL ND PARA LOS PÍXELES EN LAS ZONAS DEL HURACÁN PATRICIA.	160
FIGURA 6.23 MEDIANA DEL ND PARA LOS PÍXELES EN LAS ZONAS DEL HURACÁN PATRICIA.	160
FIGURA 6.24 MODA DEL ND PARA LOS PÍXELES EN LAS ZONAS DEL HURACÁN PATRICIA.	160
FIGURA 6.25 VARIANZA DEL ND PARA LOS PÍXELES EN LAS ZONAS DEL HURACÁN PATRICIA.	161
FIGURA 6.26 DESVIACIÓN ESTÁNDAR DEL ND PARA LOS PÍXELES DE ZONAS DEL HURACÁN PATRICIA.	161
FIGURA 6.27 COEFICIENTE DE ASIMETRÍA DEL ND EN PÍXELES DE ZONAS DEL HURACÁN PATRICIA.	161
FIGURA 6.28 CURTOSIS DEL ND PARA LOS PÍXELES EN LAS ZONAS DEL HURACÁN PATRICIA.	161
FIGURA 6.29 COMPORTAMIENTO DISCRETO DEL NÚMERO DE PÍXELES PARA LAS 7 ZONAS.	162
FIGURA 6.30 COMPORTAMIENTO DISCRETO DE LA MEDIA DEL ND DE PÍXELES DURANTE EL HURACÁN PATRICIA.	162
FIGURA 6.31 COMPORTAMIENTO DISCRETO DE LA MEDIANA DEL ND DE PÍXELES DURANTE EL HURACÁN PATRICIA.	162
FIGURA 6.32 COMPORTAMIENTO DISCRETO DE LA MODA DEL ND DE DURANTE EL HURACÁN PATRICIA.	162
FIGURA 6.33 COMPORTAMIENTO DISCRETO DE LA VARIANZA DEL ND DE PÍXELES DURANTE EL HURACÁN PATRICIA.	163
FIGURA 6.34 COMPORTAMIENTO DISCRETO DE LA DESVIACIÓN ESTÁNDAR DEL ND DE PÍXELES DURANTE EL HURACÁN PATRICIA.	163
FIGURA 6.35 COMPORTAMIENTO DISCRETO DEL COEFICIENTE DE ASIMETRÍA DEL ND DE PÍXELES DURANTE EL HURACÁN PATRICIA.	163
FIGURA 6.36 COMPORTAMIENTO DISCRETO DE LA CURTOSIS DEL ND DE PÍXELES DURANTE EL HURACÁN PATRICIA.	163
FIGURA 6.37 COMPORTAMIENTO CONTINUO DE LOS PARÁMETROS ESTADÍSTICOS EN EL HURACÁN PATRICIA.	165
FIGURA 6.38 SERIES TEMPORALES DE ND EN LAS EMAS DE LA RH10 DURANTE EL HURACÁN PATRICIA.	170
FIGURA 6.39 SERIES TEMPORALES DE ND EN LAS EMAS DE LA RH10 DURANTE EL HURACÁN ODILE.	171
FIGURA 6.40 SERIES TEMPORALES DE ND EN LAS EMAS DE LA RH10 DURANTE EL HURACÁN MANUEL.	172
FIGURA 6.41 SERIES TEMPORALES DE ND EN LAS EMAS DE LA RH10 DURANTE EL HURACÁN PAUL.	173
FIGURA 6.42 SERIES TEMPORALES DE ND EN LAS EMAS DE LA RH10 DURANTE EL HURACÁN PAUL.	174
FIGURA 6.43 MAPAS DE EVOLUCIÓN (MUESTRA) DEL HURACÁN PATRICIA EMPLEANDO KRIGING.	175
FIGURA 6.44 REGISTRO DE LA PRECIPITACIÓN EN LA EMA URIQUE DURANTE EL HURACÁN PAUL.	182
FIGURA 6.45 TRANSFORMACIÓN EN LA RESOLUCIÓN TEMPORAL DE LA PRECIPITACIÓN EN LA EMA URIQUE.	183
FIGURA 6.46 SERIE TEMPORAL DEL NIVEL DIGITAL EN EL PIXEL CENTRAL.	183
FIGURA 6.47 SERIE TEMPORAL DE LA INTENSIDAD DE PRECIPITACIÓN EN LA EMA.	184
FIGURA 6.48 SERIES TEMPORALES ESTANDARIZADAS.	184

FIGURA 6.49 ACOPLAMIENTO TEMPORAL DE LAS SERIES TEMPORALES ESTANDARIZADAS.	185
FIGURA 6.50 SERIES TEMPORALES ACOPLADAS DES – ESTANDARIZADAS.....	185
FIGURA 6.51 COEFICIENTE DE CORRELACIÓN DEL ATE EN LA EMA URIQUE RESPECTO DV Y DR.	187
FIGURA 6.52 COMPORTAMIENTO TEMPORAL DE LA DIRECCIÓN Y VELOCIDAD DE VIENTO.	188
FIGURA 6.53 COMPORTAMIENTO TEMPORAL DE LA DIRECCIÓN Y VELOCIDAD DE RÁFAGA.	188
FIGURA 6.54 COMPORTAMIENTO TEMPORAL DE LA TEMPERATURA Y LA HUMEDAD.	189
FIGURA 6.55 COMPORTAMIENTO TEMPORAL DE LA PRESIÓN BAROMÉTRICA Y LA RADIACIÓN SOLAR.	189
FIGURA 6.56 COMPORTAMIENTO TEMPORAL DE LA PRECIPITACIÓN Y LA INTENSIDAD.	189
FIGURA 6.57 COMPORTAMIENTO TEMPORAL DE VALOR DEL ND Y T.....	190
FIGURA 6.58 COMPORTAMIENTO TEMPORAL DE R EMPLEANDO EL HE Y SU COMPARACIÓN CON I DE LA EMA.	190
FIGURA 6.59 DENDROGRAMAS DE LAS VARIABLES ORIGINALES CON LA REGLA DE AGREGACIÓN DE WARD. ...	194
FIGURA 6.60 DENDROGRAMAS DE LAS VARIABLES ORIGINALES CON LA REGLA DE AGREGACIÓN DE WARD. ...	195
FIGURA 6.61 DENDROGRAMAS DE LOS CASOS DE ESTUDIO UTILIZANDO LA REGLA DE AGREGACIÓN DE WARD.	198
FIGURA 6.62 CONGLOMERADOS DE LAS ETAPAS DE EVOLUCIÓN PARA LOS CASOS DE ESTUDIO.	198
FIGURA 6.63 ETAPAS EVOLUTIVAS PARA LA INTENSIDAD DE PRECIPITACIÓN EN LA EMA ATOYAC.	199
FIGURA 6.64 GRAFICA DE SEDIMENTACIÓN PARA 12 COMPONENTES PRINCIPALES.	202
FIGURA 6.65 PROYECCIÓN DE LAS 12 VARIABLES EN EL PLANO FACTORIAL DE LOS EIGENVALORES 1 Y 2.....	203
FIGURA 6.66 CURVAS DE ANDREWS EN EL REGISTRO DE LA EMA ATOYAC DEL HURACÁN PATRICIA.....	204
FIGURA 6.67 GRUPOS HOMOGÉNEOS DE CURVAS DE ANDREWS EN ATOYAC DURANTE EL HURACÁN PATRICIA.	205
FIGURA 6.68 IDENTIFICACIÓN DE LOS GRUPOS HOMOGÉNEOS EN LAS CURVAS DE ANDREWS.....	206
FIGURA 6.69 CURVAS DE ANDREWS GENERADAS EN LA CANCELACIÓN JERÁRQUICA DE VARIABLES.	207
FIGURA 6.70 CASOS DE ESTUDIO AGRUPADOS EMPLEANDO ROSTROS DE CHERNOFF.	208
FIGURA 6.71 GRAFICO DE EIGENVALORES RESULTANTES DEL CCA.....	210
FIGURA 6.72 CORRELACIÓN PARA LAS PRIMERAS VARIABLES CANÓNICAS.	212
FIGURA 6.73 SERIE TEMPORAL DE ENTRADA PARA X PARA EL ENTRENAMIENTO Y LA SIMULACIÓN.	214
FIGURA 6.74 SERIE TEMPORAL DE ENTRADA PARA Y PARA EL ENTRENAMIENTO Y LA SIMULACIÓN.....	214
FIGURA 6.75 SERIE TEMPORAL DE ENTRADA PARA Z PARA EL ENTRENAMIENTO Y LA SIMULACIÓN.....	214
FIGURA 6.76 SERIE TEMPORAL DE ENTRADA PARA PB PARA EL ENTRENAMIENTO Y LA SIMULACIÓN.	215
FIGURA 6.77 SERIE TEMPORAL DE ENTRADA PARA HUM PARA EL ENTRENAMIENTO Y LA SIMULACIÓN.	215
FIGURA 6.78 SERIE TEMPORAL DE $TEMP$ PARA EL ENTRENAMIENTO Y LA SIMULACIÓN.	215
FIGURA 6.79 SERIE TEMPORAL DE ENTRADA PARA DV PARA EL ENTRENAMIENTO Y LA SIMULACIÓN.....	216
FIGURA 6.80 SERIE TEMPORAL DE ENTRADA PARA VV PARA EL ENTRENAMIENTO Y LA SIMULACIÓN.	216
FIGURA 6.81 SERIE TEMPORAL DE ENTRADA PARA T PARA EL ENTRENAMIENTO Y LA SIMULACIÓN.....	216
FIGURA 6.82 SERIE TEMPORAL DE ENTRADA PARA \bar{x} PARA EL ENTRENAMIENTO Y LA SIMULACIÓN.	217
FIGURA 6.83 SERIE TEMPORAL DE ENTRADA PARA S^2 PARA EL ENTRENAMIENTO Y LA SIMULACIÓN.....	217
FIGURA 6.84 SERIE TEMPORAL DE ENTRADA PARA AS PARA EL ENTRENAMIENTO Y LA SIMULACIÓN.	217
FIGURA 6.85 SERIE TEMPORAL DE ENTRADA PARA D PARA EL ENTRENAMIENTO Y LA SIMULACIÓN.....	218
FIGURA 6. 86 SERIE TEMPORAL DE SALIDA PARA HP PARA EL ENTRENAMIENTO Y LA SIMULACIÓN.	218
FIGURA 6.87 TOPOLOGÍA DE LA ANN CON UNA CAPA OCULTA.....	218
FIGURA 6.88 TOPOLOGÍA DE LA ANN CON DOS CAPAS OCULTAS.....	219
FIGURA 6.89 ENTRENAMIENTO DE LA RED ANN8 CON TOPOLOGÍA [13, 13, 26, 1].	220
FIGURA 6.90 SIMULACIÓN CON LA RED ENTRENADA.....	221
FIGURA 6.91 ENTRENAMIENTO Y SIMULACIÓN CON LA SERIE $CT_4CT_3CT_2CT_1$	222

FIGURA 6.92 ENTRENAMIENTO Y SIMULACIÓN CON LA SERIE $CT_2CT_3CT_4CT_1$	222
FIGURA 6.93 ENTRENAMIENTO Y SIMULACIÓN CON LA SERIE $CT_2CT_3CT_4CT_1$ INVERTIDA.	222
FIGURA 6.94 GRÁFICOS DE DISPERSIÓN DE LA PO Y PE. (A) HE Y (B) ANN [13, 13, 26, 1].	223
FIGURA 6.95 SIMULACIÓN CON LA RED ENTRENADA.....	224
FIGURA 6.96 RELACIÓN ENTRE LOS PARÁMETROS PRG Y PEG _{RH10}	227
FIGURA 6.97 RELACIÓN ENTRE LOS PARÁMETROS PRG Y PEG _{RH10}	228
FIGURA 6.98 RELACIÓN EXISTENTE PARA D Y PEG _{RH10}	229
FIGURA 6.99 TENDENCIA DE LA FAMILIA DE CURVAS PARA LA RELACIÓN $D - PEG_{RH10}$	230
FIGURA 6.100 CURVAS DE TENDENCIA POR EMA PARA DEFINIR PEG _{RH10}	230
FIGURA 6.101 CURVAS PEG _{RH10} - D - Z.....	234
FIGURA 6.102 OPTIMIZACIÓN DEL PARÁMETRO Δ EN LAS 3 PROPUESTAS.....	237
FIGURA 6.103 OPTIMIZACIÓN DEL PARÁMETRO E EN LAS 3 PROPUESTAS.....	237
FIGURA 6.104 OPTIMIZACIÓN DEL PARÁMETRO Θ EN LAS 3 PROPUESTAS.	238
FIGURA 6.105 COMPORTAMIENTO DEL PROMEDIO DE HM DURANTE LA OPTIMIZACIÓN.....	238
FIGURA 6.106 EVOLUCION PEG DURANTE EL HURACÁN GEORGETTE.	241

Dirección General de Bibliotecas UAG

ABREVIATURAS Y SIGLAS

%	Por ciento
°	Grados azimutales
°C	Grados Celsius
AE	Auto-Estimador
AIMR	Lluvias monzónicas de verano para toda la India
ANN	Redes Neuronales artificiales
As	Coefficiente de asimetría
ATE	Acoplamiento temporal y espacial
B	Brillo del pixel
BIAS	Sesgo
BIAS %	Sesgo en porcentaje
$c(\lambda)$	Radiancia
CA	Análisis de conglomerados
CCA	Análisis de Correlación Canónica
CENAPRED	Centro Nacional de Prevención del Desastre
CGPM	Conferencia General de Pesas y Medidas
CHIRPS	Peligros Climáticos de Precipitaciones por Infrarrojo con Estaciones
CIAQ	Centro de Investigaciones del Agua Querétaro.
CONAGUA	Comisión Nacional del Agua
CA	Análisis de conglomerados
CP	Componentes Principales
CT	Ciclones tropicales
DN	Nivel digital
DR	Dirección de la ráfaga
DT	Depresión tropical
DTG	Desviación típica generalizada
DV	Dirección del viento
E	Coefficiente de Nash-Sutcliffe
EMA	Estación Meteorológica Automática
EMC	Estación Meteorológica Convencional
ENSO	El Niño Oscilación del Sur
f	Intensidad luminosa específica
FI	Facultad de Ingeniería
G	Geometría de la tormenta
g_2	Curtosis muestral
GOES	Satélite ambiental operacional Geoestacionario
GPCP	Proyecto Climatológico Global de Precipitación
h	horas
HHI	Índice del peligro del huracán
HI	Huracán Categoría 1
HII	Huracán Categoría 2
HIII	Índice de intensidad del huracán
HIIV	Huracán Categoría 3
HIV	Huracán Categoría 4
hm ³ /año	Hectómetros cúbicos por año
HSI	Índice de marejada del huracán
HV	Huracán Categoría 5
HE	Hidroestimador
hPa	HectoPascales
HRI	Imagen de alta resolución

Hum	Humedad relativa
IDF	Intensidad-Duración-Frecuencia
IR	Infrarrojo
ISD	Imagen satelital digital
km	kilómetros
km/h	kilómetros por hora
λ	eigenvalor
Lat	Latitud geográfica
Learnngdm	Algoritmo de gradiente descendente con momentos
LEO	Satélite de órbita baja
LM	Levenberg Marquardt
Long	Longitud geográfica
m/s	metros por segundo
mm/año	milímetros por año
mb	milibares
mm	milímetros
Me	Mediana estadística
Min	minutos
MSE	Error cuadrático medio
Mo	Moda estadística
MO	Microondas
ND	Nivel digital
NHC	Centro Nacional de Huracanes
NNT	Neural Network Toolbox
NRMSE	Raíz cuadrada del error cuadrático medio Normalizada
OA	Océano Atlántico
ODP	Oscilación Decadal del Pacífico
OLR	índice de radiaciones tropicales de onda larga saliente
ONU	Organización de las Naciones Unidas
OP	Océano Pacífico
P_5	Pixel central
PAE	Pérdida anual esperada
PB	Presión barométrica
PC	Protección Civil
PERSIANN	Precipitación a partir de información registrada remotamente utilizando Redes
Neuronales Artificiales	
PIB	Producto Interno Bruto
PCA	Análisis de Componentes Principales
P_e	Precipitación estimada por el satélite
PEG	Parámetro de evolución geométrica
P_o	Precipitación registrada por el pluviómetro
PR	Precipitación registrada
\overline{Pr}	Precipitación media
PRG	Parámetro de referencia geográfica
PROTEEGE	Pronóstico Temporal y Espacial por Evolución Geométrica
PW	Lámina de agua precipitable
QM	Mapeo de Cuantiles
r	Coefficiente de correlación
$r(\lambda)$	Reflectividad
R	Matriz de correlaciones
R	Razón de lluvia estimada HE
RH10	Región Hidrológica 10
RHA	Región Hidrológica Administrativa

RMSD	Raíz cuadrada de la diferencia media cuadrática
RMSE	Raíz cuadrada del error cuadrático medio
RPM	Revoluciones por minuto
RS	Radiación solar
S	matriz de varianzas - covarianzas
S	Desviación estándar
S ²	Varianza muestral
SE	Secretaría de Economía
SEGOB	Secretaría de Gobernación
SI	Sistema Internacional de Unidades
SIEG	Severidad por intensidad considerando a evolución geométrica
SIGSHUR	Sistema de Información Geográfica para el Seguimiento de Huracanes
SMN	Servicio Meteorológico Nacional
SMO	Sierra Madre Occidental
SHRP	Programa de investigaciones de carreteras estratégicas
SPE	Estimación de precipitación basada en satélite
SSHS	Escala para huracanes Saffir-Simpson
T	Temperatura del tope de las nubes
TLS	Tormentas Locales Severas
Temp	Temperatura
TRMM	Misión de Medición de Precipitaciones Tropicales
TT	Tormenta tropical
TUC	Tiempo Universal Coordinado
UAQ	Universidad Autónoma de Querétaro
VB	Valor de Brillo
VG	Varianza generalizada
VIS	Visible
VR	Velocidad de la ráfaga
VT	Varianza total
VV	Velocidad del Viento
W	Watts
Wi	Pesos canónicos
W/m ²	Vatios por metro cuadrado
WEFAX	Facsímil Meteorológico
WGS84	World Geodetic System 1984
WMO	Organización Meteorológica Mundial
WV	Vapor de agua
X	Longitud de la ubicación de la EMA
Y	Latitud de la ubicación de la EMA
z	Luminancia
Z	Elevación de la ubicación de la EMA

RESUMEN

México, sufre anualmente durante la temporada de ciclones tropicales afectaciones importantes producto de su ubicación geográfica. De manera concreta las inundaciones asociadas son una amenaza para múltiples grupos sociales y su entorno físico, son causantes de decesos, lesiones, pérdidas y daños económicos además de la suspensión de los servicios básicos, de salud y auxilio. En la actualidad los avances tecnológicos tanto en instrumentos como en equipos de medición, almacenamiento y comunicación permiten la obtención de datos en formato digital. La información es registrada mediante imágenes y bases de datos, realizándose la observación y el registro continuo de los fenómenos meteorológicos. De acuerdo con lo anterior, se estableció una metodología para calcular la severidad producto de la intensidad de lluvia asociada a la evolución temporal y espacial de las tormentas. Fueron incorporadas características de la cobertura nubosa obtenidas mediante teledetección por el satélite ambiental operacional geoestacionario este (GOES13) de la Administración Nacional Oceánica y Atmosférica y mediciones de las variables meteorológicas realizadas por las estaciones meteorológicas automáticas operadas por el Servicio Meteorológico Nacional. Fue desarrollada la herramienta Fast Infrared Satellite Image Reader GOES13 [FISIR-G13] en lenguaje R, para caracterizar temporal y espacialmente los eventos de estudio. Obteniéndose los parámetros estadísticos asociados con la evolución geométrica, las series temporales en los píxeles de la imagen satelital asociados con la posición geográfica de las estaciones meteorológicas automáticas, se determinó la intensidad de la lluvia pronosticada empleando la técnica Hidroestimador. Se estableció la región hidrológica 10 como zona de estudio para implementar y validar estadísticamente la metodología fundamentada en una red neuronal artificial perceptrón multicapa, que considera el acoplamiento espacial y temporal de las tormentas. Las variables de entradas de la red se definieron empleando técnicas de análisis multivariado en las series temporales de información. Los resultados del análisis multivariado permitieron la reducción dimensional del problema, estableciéndose la arquitectura de la red neuronal artificial que incrementó la certidumbre de la estimación de la precipitación con respecto de la técnica Hidroestimador, lo que estableció el Pronóstico Temporal y Espacial por Evolución Geométrica [PROTEEGE] para la zona de estudio.

Palabras Clave: intensidad de lluvia, análisis multivariado, estación meteorológica automática, satélite ambiental operacional geoestacionario, red neuronal artificial.

SUMMARY

Mexico suffers annually during the season of tropical cyclones important effects due to its geographical location. Specifically, the associated floods are a risk to multiple social groups and their physical environment, causing deaths, injuries, losses and economic damage in addition to the suspension of basic services, health and assistance. Nowadays, technological advances in instruments as well as in measurement, storage and communication equipment allow data to be obtained in digital format. The information is registered through images and data bases, being carried out the observation and the continuous recording of the meteorological phenomena. In accordance with the above, a methodology was established to calculate the severity resulting from the intensity of rain associated with the temporal and spatial evolution of storms. Characteristics of cloud cover obtained through remote sensing by the East Geostationary Operational Environmental Satellite (GOES13) of the National Oceanic and Atmospheric Administration and the measurements of meteorological variables carried out by automatic meteorological stations operated by the National Meteorological Service were incorporated. Fast Infrared Satellite Image Reader GOES13 [FISIR-G13] in R language was developed to characterize temporal and spatial study events. Obtaining the statistical parameters associated with the geometric evolution, the time series in the pixels of the satellite image associated with the geographic position of the automatic meteorological stations, the intensity of the predicted rain was determined using the Hydroestimator technique. Hydrological region 10 was considered as a study area to implement and statistically validate the methodology based on an artificial perceptron multilayer neural network, which considers the spatial and temporal coupling of storms. The network input variables were defined using multivariate analysis techniques in the time series of information. The results of the multivariate analysis allowed the dimensional reduction of the problem, establishing the artificial neuronal network architecture that increased the certainty of the precipitation estimation with respect to the Hydroestimator technique, which established the Temporal and Spatial Forecast by Geometric Evolution [PROTEEGE] for the study area.

Keywords: rain intensity, multivariate analysis, automatic meteorological station, geostationary operational environmental satellite, artificial neural network.

1. INTRODUCCIÓN

Existe consenso entre investigadores en definir que el incremento en número e intensidad de los Ciclones Tropicales (CT) se debe al calentamiento global (Estrada *et al.*, 2015), aunado con la modificación de la circulación atmosférica a causa del incremento en la actividad solar (Hodges y Elsner, 2011). Ello ha motivado el desequilibrio termodinámico entre el mar y la atmósfera, lo que controla el potencial de intensidad de los CT (Wing *et al.*, 2015).

Estudios recientes revelan la disminución del número total de huracanes pero con incremento en su intensidad, lo cual ha dado pie a mayor cantidad de eventos con categoría asignada 4 y 5 (Mallard *et al.*, 2013). Sin embargo el entendimiento de la generación y la frecuencia de los CT es limitado (Nitu *et al.*, 2013).

Al encontrarse rodeado por el Océano Pacífico (OP) y el Océano Atlántico (OA), México está expuesto a CT procedentes de 4 regiones de generación. Dichas regiones se ubican en el Golfo de Tehuantepec, la sonda de Campeche en el sur del Golfo de México, el Oriente del Mar Caribe y la zona tropical del Atlántico (CENAPRED, 2014).

Los especialistas de la Comisión Nacional del Agua (CONAGUA) han llevado a cabo el monitoreo, el seguimiento y registro de los CT. La importancia de su trabajo ha permitido contar con información anual y por evento en la página oficial del Servicio Meteorológico Nacional (SMN), contribuyendo en actividades de Protección Civil (PC) desde el año de 1997. Con relación a distintos fenómenos como los CT (viento y mareas de tormenta), tsunamis e inundaciones, la Pérdida Anual Esperada (PAE) es del orden de los 314 mmd (ONU, 2015), dicha cantidad es requerida para mitigar los efectos de estas amenazas naturales.

Las alertas tempranas ante fenómenos hidrometeorológicos han logrado reducir la mortandad y en conjunto con los avances en materia de desarrollo territorial han disminuido la vulnerabilidad (ONU, 2015). No obstante, los fenómenos extremos que

afectan al país siguen ocasionando cuantiosas pérdidas económicas e incertidumbre de la zona que afectarían debido a la alta variabilidad que presentan (CENAPRED, 2014).

La consideración de las amenazas potenciales a lo largo de la vida útil de las infraestructuras, las políticas de planeación urbana, uso de suelo, esquemas de protección contra inundaciones y acciones pertinentes en beneficio de la sociedad requieren un análisis de riesgo. Dicho análisis genera las acciones necesarias de protección a partir de la probabilidad de ocurrencia de los fenómenos (GFDRR, 2014). El tiempo promedio transcurrido para un evento de determinada magnitud o mayor asociado con dicha probabilidad, se define como periodo de retorno (Arganis *et al.*, 2013) el cual considera nociones de riesgo.

Esta conceptualización es dinámica en términos de nuevos eventos ocurridos. El análisis de frecuencia para precipitaciones puntuales es la base del desarrollo de las relaciones Intensidad – Duración – Frecuencia (IDF), ampliamente utilizadas en el diseño hidrológico, en particular para diseñar y operar proyectos y obras hidráulicas de protección contra avenidas máximas (Pérez-Sánchez y Senent-Aparicio, 2017).

La comprensión de la evolución temporal y espacial de las tormentas, es decir, la correcta medición de la distribución temporal y espacial de la lluvia durante su desarrollo geométrico enfrenta un elevado grado de dificultad (Arellano y Escalante, 2014).

Los recientes desarrollos en el campo de la tecnología han estimulado el desarrollo de instrumentos para la medición de fenómenos meteorológicos; como las estaciones meteorológicas automáticas, los radiosondeos, los satélites meteorológicos y los radares meteorológicos basados en la teledetección, adicionalmente las telecomunicaciones modernas recolectan grandes cantidades de información meteorológica de todas las latitudes en grandes centros mundiales donde se decodifica, grafica y publica (Kalsi, 2004).

Los nuevos satélites meteorológicos no solo observan nubes, son capaces de captar radiaciones no visibles provenientes de la tierra y su atmósfera permitiendo detectar la presencia y movimiento de los fenómenos climatológicos que ocasionan tormentas severas como los ciclones tropicales, además de estimar su impacto y daños (Kishtawal, 2004). La mayor ventaja de utilizar la percepción remota es su cobertura espacio – temporal la cual no se consigue con las redes pluviométricas actuales (Rozumalski, 2000).

1.1 Problema

Determinar el grado de severidad de las tormentas en función de su intensidad durante su evolución geométrica, incorporando variables meteorológicas registradas temporal y espacialmente con nuevas herramientas tecnológicas sigue siendo una tarea de elevada dificultad.

La propuesta de una metodología empleando redes neuronales artificiales permitirá deducir las afectaciones en las zonas de influencia de CT acorde a las características geográficas del territorio nacional. Podría contribuir a incrementar la certidumbre de la estimación de precipitaciones utilizando imágenes satelitales.

1.2 Justificación

El análisis de los desastres mostró que los daños generados, estimados como porcentaje del PIB, resultan mayores en los países subdesarrollados. Se prevé un incremento de los desastres si continúa la tendencia global en la concentración de la población en las localidades urbanas (OCDE, 2013).

Como consecuencia de estos fenómenos meteorológicos extremos, las inundaciones son inevitables, convirtiéndolas en amenazas para los grupos sociales y su entorno físico. Son un factor de grandes afectaciones convirtiéndonos a la postre en desastres. Una amenaza se presenta en eventos con capacidad de generar pérdidas, lesiones y afectaciones a la salud humana, acompañada de pérdidas y daños tanto en infraestructura como en servicios, además de provocar modificaciones ambientales (IPCC, 2014).

El uso de instrumentos como matrices de daños, funciones o curvas de pérdidas, índices de vulnerabilidad o fragilidad relacionados todos ellos con la intensidad (magnitud y frecuencia) del fenómeno, permite la estimación correcta de escenarios para pérdidas potenciales (Cardona, 2013).

El aprovechamiento del desarrollo tecnológico en los Satélites Ambientales Operacionales Geoestacionarios (GOES por sus siglas en inglés) proveen imágenes utilizadas por organismos nacionales e internacionales, estudiantes, docentes, científicos y

público en general (NOAA, 2016). Juegan un papel trascendental en la observación continua de los fenómenos meteorológicos, generación de alertas y pronóstico del tiempo.

1.3 Contenido de la tesis

El documento de tesis presenta al lector en el segundo capítulo los antecedentes, los cuales consisten en la síntesis realizada para la revisión de múltiples estudios científicos, tanto clásicos como actuales, realizados en torno a los conceptos teóricos que inciden en el desarrollo el problema específico consistente en definir una propuesta de severidad de tormenta empleando redes neuronales artificiales para tal fin. Por ello se puede encontrar información de la técnica de teledetección y su empleo en la estimación de precipitación mediante imágenes de satélite, se precisa información de las estaciones meteorológicas automáticas y las variables registradas, para el análisis y comprensión de la información se definen las técnicas multivariadas que permitan abundar en el conocimiento del fenómeno físico estudiado y se dan a conocer los criterios estadísticos que permiten validar los resultados obtenidos una vez que se ha acoplado temporal y espacialmente la información para su utilización en el entrenamiento de la red neuronal.

Con base a la información sinterizada en el tercer capítulo se muestra la hipótesis que establece la relación de las variables climatológicas asociadas con las tormentas producto de ciclones tropicales, definiéndose el proceso metodológico que permita validar la declaración científica del presente documento.

Cada una de las etapas realizadas para comprobar la hipótesis se presenta en el cuarto capítulo, estableciéndose para ello cuatro objetivos específicos que dan fundamento al objetivo general del trabajo de investigación.

En el quinto capítulo se describen de manera detallada la metodología implementada, definiéndose particularidades del sitio de estudio. Los materiales empleados que consistieron en la selección de ciclones tropicales como eventos de estudio, información meteorológica de dichos eventos plasmada tanto en imágenes de satélite como

registros de estaciones meteorológicas automáticas. De igual manera se da a conocer al lector cada uno de los métodos desarrollados o utilizados para garantizar el correcto acoplamiento temporal y espacial de ambas fuentes de información disponibles para los eventos de estudio, además de permitir elementos en la toma de decisión para el manejo de la información una vez realizada la comprensión estadística y multivariada, finalizando con la implementación topológica de una red neuronal artificial que procesa la información pertinente para establecer la propuesta de severidad de tormentas.

Los resultados obtenidos a lo largo del proyecto de investigación se dan a conocer en el sexto capítulo, se muestra como primero de ellos el análisis histórico de eventos suscitados en la República Mexicana y los daños respectivos en distintos ámbitos producto de la intensidad de lluvia o bien las inundaciones como consecuencia. El segundo de ellos corresponde a un desarrollo computacional que sistematiza la lectura y obtención de información a partir de las imágenes de satélite el cual agiliza el estudio de los eventos de estudio, estableciendo la posibilidad de análisis en tiempo real. El tercero corresponde a la propuesta de acoplamiento temporal con fundamentos en las características anisotrópicas de una vecindad de píxeles referenciados con la posición georreferenciada de las estaciones meteorológicas automáticas. Como cuarto resultado se establece la topología de la red neuronal artificial *multilayer perceptrón* que estableció la relación no lineal de las variables independientes definidas respecto de la variable dependiente de estudio. Se muestra de manera sintética la validación estadística de la intensidad de la precipitación estimada respecto de los registros históricos. Por último se establecen curvas de comportamiento geométrico de los eventos de estudios en función de las variables de estudios definidas y la propuesta para el cálculo de severidad a partir de ellas.

La metodología desarrollada a lo largo del trabajo de investigación cobra una importante relevancia social al desarrollarse herramientas computacionales de mayor precisión y certidumbre para el pronóstico de intensidad de precipitación asociadas a tormentas con origen en ciclones tropicales, ofreciendo la posibilidad de su uso en tiempo real durante las temporadas oficiales de huracanes en México, utilizando una resolución temporal de 15 minutos en la información. Respecto al ámbito científico permite una

plataforma escalable en los temas de estudio comprendidos en el presente trabajo de investigación, toda vez del rápido devenir de los avances tecnológicos en los instrumentos de medición fundamentados en la teledetección y en el manejo de nuevos formatos de información particularmente en las imágenes captadas por los nuevos Satélites Ambientales Geoestacionarios Operacionales que monitorean los fenómenos climatológicos a nivel global.

Dirección General de Bibliotecas UAG

2. ANTECEDENTES

La alta variabilidad espacial y temporal de la precipitación origina que su medición siga representando un importante desafío. En ocasiones la tasa de precipitación sobre extensiones espaciales menores de 10 km² puede ser de 100 mm en pocas horas. Para su registro son necesarias redes de observación con amplia capacidad espacial y temporal, cuya instalación en áreas extensas de baja densidad poblacional o de difícil acceso como desiertos y montañas es compleja (Hobouchian, 2015). Los registros pluviométricos y las estimaciones de precipitación basadas en satélite (SPE por sus siglas en inglés) son fuentes de información con diferentes propiedades.

Las redes pluviométricas obtienen mediciones confiables y precisas directamente, pero la incertidumbre en la medición se incrementa en regiones sin pluviómetros y empeora en regiones montañosas, áridas y semiáridas (Miao *et al.*, 2015; Chubb *et al.*, 2016).

La SPE a partir de imágenes satelitales digitales (ISD) son una herramienta de estimación continua para diferentes escalas temporales (Ballari *et al.*, 2016) y son una posibilidad adicional a las redes de medición puntual y discreta realizada en las estaciones meteorológicas convencionales (EMC) y automáticas (EMA). Sin embargo los resultados obtenidos mediante las técnicas SPE presentan errores considerables (Miao *et al.*, 2016; Satge *et al.*, 2016; Yang *et al.*, 2016).

2.1 Teledetección

Entre los avances tecnológicos para el estudio de precipitaciones se tiene la teledetección (*remote sensing*) término acuñado en 1960, refiriéndose a la observación y medición de objetos sin tener contacto físico. Los sensores utilizados aprovechan la luz visible (VIS), las radiaciones infrarrojas (IR) o de microondas (MO) para registrar la interacción de las longitudes de ondas con los fenómenos atmosféricos (Shutler *et al.* 2016).

Los componentes de un sistema de teledetección son la fuente de radiación, la interacción con la superficie, la interacción con la atmósfera y los receptores (Aguilar, 2015). Generándose tres tipos de radiación: incidente, reflejada y emitida.

La teledetección se considera el medio principal de obtención de datos espaciales y las mediciones representan la interacción de la radiación electromagnética con la atmósfera y la superficie terrestre. Las mediciones describen características y propiedades de los objetos como la distancia entre él y el sensor, la dirección, intensidad y longitud de las ondas así como la polarización de la radiación electromagnética (Zhu *et al.*, 2018).

La teledetección permite estudiar características de diferentes fenómenos meteorológicos en una zona de estudio, limitado por los instrumentos de medición instalados en los satélites (Soto, 2017). Las observaciones obtenidas adquieren un papel trascendental para su investigación y vigilancia, debido al suministro de datos cuasi-sinópticos y reproducibles del fenómeno meteorológico (Land *et al.*, 2015).

Innumerables técnicas han sido desarrolladas abarcando la amplitud en las bandas del espectro electromagnético. Las VIS muestra en tiempo real las condiciones del medio ambiente; la IR térmica observa la radiación emitida o reflejada por la superficie continental, el mar y las formaciones nubosas y el MO localiza y cuantifica la lluvia y el vapor de agua (Shutler *et al.*, 2016).

Empleando teledetección fueron elaborados mapas en tiempo real de peligrosidad a causa de granizo y mapas de daños en España (López *et al.*, 2015), se caracterizó la intensidad y frecuencia de tormentas en Sudamérica en mapas, identificando conexión de la temperatura y la presión atmosférica con la precipitación (Arroyo *et al.*, 2014). En la región noroeste de México una metodología fue desarrollada para estimar el potencial de las tormentas empleando los patrones climatológicos antecedentes (Arellano-Lara y Escalante-Sandoval, 2014).

Para cualquier estudio que utilice la teledetección los dos conceptos más importantes de un sistema, son la ISD captada y el método de obtención.

2.1.1 Imagen satelital digital

El primer concepto refiere a la imagen satelital, como comúnmente se le nombra a una ISD, es monocromática fija y corresponde a una función bidimensional de las coordenadas espaciales (x,y) que representa la luminancia (z) de la imagen en el punto de coordenadas (x,y) . Las variables x,y,z son valores numéricos reales, siendo z univaluada positiva normalizada con valores de 0 a 1 que corresponden a los colores negro y blanco respectivamente, representando z un valor en una escala de grises. En su estructura las ISD tienen pixeles con un nivel digital (ND) o valor de brillo (VB) asignado, que se localiza en la intersección de cada fila i y cada columna j . Computacionalmente las ISD son matrices de valores digitales de tipo byte, que al ser rasterizada cuenta con un número finito de filas y columnas (Molina-Aguilar y Gutiérrez-López, 2018b).

Las ISD obtienen observaciones con distintas escalas espaciales: la microescala que es menor a 10 km, la mesoescala que va de 10 a 1000 km y la sinóptica que es mayor a 1000 km (Shutler *et al.* 2016). Las escalas permiten la representación objetiva de las nubes y las precipitaciones ocurridas en los CT, incrementan la precisión de los modelos numéricos y dinámicos mejorando el resultado de las estimaciones (Tourville *et al.*, 2015).

2.1.2 Satélite Ambiental Geostacionario Operacional Este

El segundo concepto considera el uso de satélites meteorológicos para la observación de la formación de tormentas y su extensión, en conjunto con su distribución temporal. No obstante la estimación de precipitación tiene un elemento cualitativo que introduce error en este tipo de sistemas (Velázquez, 2014). Acorde con su órbita Puig (2015) refiere dos categorías, los satélites Geostacionarios (GOES por sus siglas en inglés) y los satélites de órbita baja (LEO por sus siglas en inglés). La velocidad de desplazamiento de los GOES en su órbita corresponde a la de rotación de la tierra realizando un giro en 23 h 56 min y 4 s, recibiendo también el nombre de satélites geosíncronos (Ringard, 2017).

El GOES-13 fue el sexto satélite del programa de segunda generación En su lanzamiento el 24 de mayo de 2006 pesaba 3210 kg de los cuales 1540 kg era su peso neto

y con 2300 W de potencia, la última actualización se realizó el 4 de enero de 2017. Su misión principal fue la meteorología operacional y contribuir al conocimiento del clima (WMO OSCAR, 2017). El GOES-13, se convirtió oficialmente en el GOES Este el 14 de abril de 2010 al sustituir al GOES-12, al pasar de su órbita de almacenamiento a servicio activo detectando el clima potencialmente peligroso, incluida la actividad de las tormentas tropicales en el OP y en el Golfo de México (Zou *et al*, 2015). Su posición orbital es la intersección del Ecuador con el meridiano 75° Este y a una altura de 36,000 km medidos desde la superficie terrestre.

La altitud del GOES-13 permite una alta resolución temporal, limitando la resolución espacial normalmente de 2 y 5 km según la longitud de onda. Capta la superficie terrestre entre las latitudes 80°N y 80°S, adquiere y transmite imágenes y datos de la región observable cada 15 o 30 minutos (Aguilar, 2015). El GOES-13 giran sobre un eje N-S terrestre con una velocidad de 100 rpm, opera con imágenes de alta resolución (HRI por sus siglas en inglés) o en Facsímil Meteorológico (WEFAX por sus siglas en inglés) y transmite datos en ambas frecuencias, adquiere información mediante bandas VIS, IR y vapor de agua (WV por sus siglas en inglés), cuenta con un radiómetro que barre línea por línea la superficie terrestre conforme gira sobre su eje (Ringard, 2017).

Las observaciones realizadas con ISD en canal IR, consideran longitudes de onda desde 0.8 a 1000 μm , dan seguimiento a la meteorología espacial, cambios oceanográficos, incendios forestales y otros peligros. Auxilian también en búsquedas y operaciones de rescate (Zou *et al*. 2015). Permiten la estimación de precipitación gracias a la medición de temperaturas, este razonamiento se fundamenta en el supuesto de que cuanto más fría es la parte superior de la nube tiene mayor desarrollo vertical y por ende mayor capacidad de generar fuertes precipitaciones, no obstante se trata de una relación indirecta en función del sistema. Su principal ventaja respecto del canal VIS es que es funcional durante las noches, presentando resolución temporal de 15 min y una resolución espacial fina (< 3 km) de amplia cobertura (Ringard, 2017).

Las ISD en canal IR muestran la atmosfera relativamente transparente a la radiación emitida por la superficie terrestre. En ellas las nubes se muestran en color blanco debido a su menor temperatura, y empleando falso color se establecen escalas para definir

zonas de diversas temperaturas en los tope de las nubes (Gómez *et al.*, 2013). Por ello los algoritmos SPE utilizan información de los canales VIS e IR para establecer relaciones entre las condiciones tope de nube con la precipitación generada en la base de la misma. Las relaciones se desarrollan para una resolución espacial de 4 x 4 km y resolución temporal de 30 minutos (Hamis, 2013).

2.2 Estudio de ciclones tropicales empleando teledetección

Los CT representan un organizado sistema climatológico fácilmente detectable mediante observaciones satelitales. Sus nubes bajas muestran menores temperaturas en las mediciones IR del GOES en comparación con las nubes aisladas o con las áreas delgadas, dado que los sensores IR solo detectan las nubes altas sin poder medir nada debajo de ellas. En contraparte las observaciones VIS muestran altos valores de reflexión debido al albedo de las nubes. Los GOES representan una plataforma ideal para detectar la actividad de CT al tener una resolución de 15 min de medición (Yang y Cossuth, 2016).

Las ISD en canal IR permiten realizar estudios basados en el análisis estadístico de la distribución de temperaturas, siendo una opción importante en el diagnóstico de la estructura, la definición del centro, el origen y la intensidad en los CT. De forma similar definen el tamaño en términos del radio de los vientos asociados con su ciclo de vida (Knaff *et al.*, 2014).

En la etapa inicial de los CT las observaciones IR presentan limitaciones si el centro de la tormenta no es obvio o se encuentra cubierto. El método de análisis más utilizado para la teledetección de CT es la técnica de Dvorak desarrollada en 1984, en la cual la potencia de la tormenta depende de factores asociados con sus características estructurales como la magnitud del brillo, las temperaturas y la distorsión de la curvatura de las bandas que integran el patrón nuboso (Yang y Cossuth, 2016).

La elaboración de modelos hidrológicos y de predicción de afectaciones por CT requieren de estimaciones precisas y coherentes de las precipitaciones que auxilian en la planeación y toma de decisiones (Agutu *et al.*, 2017; Roy *et al.*, 2017; Cattani *et al.*, 2018).

2.2.1 Monitoreo y pronóstico

Recientemente, existe consenso en definir que el incremento del número e intensidad de los huracanes se debe a calentamiento global en el OA, aunado al incremento en la actividad solar que modifica la circulación atmosférica (Estrada *et al.*, 2015). Ambos factores han motivado el desequilibrio termodinámico entre el mar y la atmósfera, el cual controla el potencial de intensidad de los CT (Wing *et al.*, 2015). Algunos estudios revelan la disminución del número total de CT, no obstante se han incrementado en intensidad, dando lugar a mayor cantidad de huracanes de categoría 4 y 5 (Mallard *et al.*, 2013; Murakami *et al.*, 2012). Sin embargo, el entendimiento de su generación y frecuencia es limitado (Nitu *et al.*, 2013).

En México la temporada de CT para el OA es del 1 de junio al 30 de noviembre y para el OP es del 15 de mayo al 30 de noviembre, ambos periodos son definidos estadísticamente con base en datos históricos (Palafox y Dzul, 2014). Los CT proceden de las regiones de generación ubicadas en el Golfo de Tehuantepec, la sonda de Campeche, el Oriente del Mar Caribe y la zona tropical del Atlántico. Ninguna de ellas es estable en posición geográfica por la interacción de las corrientes frías proveniente de California y la cálida del Ecuador en el OP, así como la cálida del Golfo en el OA lo que define los centros de máximo calentamiento marítimo de los cuales procede la formación (CENAPRED, 2013).

- La primera región se activa a partir de mayo generando CT que se alejan del país desplazándose hacia el Oeste, a partir de julio avanzan paralelamente a la costa en el OP de trayectoria parabólica con probabilidad de ingresar al país.
- La segunda región se activa en junio los CT generados tienen trayectoria Norte – Noroeste, afecta Tamaulipas y Veracruz.
- En la tercera se crean eventos, de extensa trayectoria y fuerte intensidad, de julio a septiembre afectando principalmente la Península de Yucatán.
- La cuarta tiene activación en agosto con CT que se mueven hacia el Oeste ingresando a Tamaulipas, Veracruz y Yucatán.

Las trayectorias de los CT se rigen por la circulación global de los vientos que presentan alta variabilidad ocasionando sinfín de trayectorias y velocidades en el movimiento. Utilizando vientos alisios medios y circulaciones monzónicas se establece el pronóstico promedio de los CT (Stull, 2017).

El Centro Nacional de Huracanes (NHC por sus siglas en inglés) supervisa y pronostica el comportamiento de los CT, emite boletines de seguimiento cada 6 h. Es el centro meteorológico especializado asignado por la Organización Meteorológica Mundial (WMO por sus siglas en inglés) para el Este del OP y el Norte del OA (WMO, 2014).

En México estas funciones las realiza el SMN emitiendo boletines durante el desarrollo y resúmenes por cada CT, además de un informe anual (Mendoza, 2013). En los boletines se anexan series temporales de longitud (*Long*) y latitud (*Lat*) de la posición geográfica del CT, consignándose también la presión barométrica (*PB*) y la velocidad del viento (*VV*) que caracterizan su magnitud.

El Sistema de Información Geográfica para el Seguimiento de Huracanes (SIGSHUR), es utilizado en México para planear y tomar decisiones en casos de emergencia. Observa en tiempo real la posición y trayectoria de CT, muestra el cono de incertidumbre y la trayectoria pronosticada (Drust, 2013). Mientras que la SPE se realiza utilizando ISD del GOES 13 a través del proyecto HE PROMMA–NWS–SMN, que monitorea continuamente la distribución de las precipitaciones en zonas lejanas carentes de infraestructura de medición y define zonas potenciales de inundación (SMN, 2012).

2.3 Estimación de precipitación basada en observaciones satelitales

Los satélites adquieren abundante información con alta resolución espacio – temporal, monitorean extensas regiones, particularmente zonas montañosas, donde las redes de banda ancha son difíciles de desplegar para adquirir información climatológica (Shen *et al.*, 2018). La SPE emplea cuadrículas espaciales ante la falta de pluviómetros o bien su distribución en la superficie terrestre, además de la elevada proporción de datos faltantes (Martens *et al.*, 2013).

Lo anterior ha motivado el desarrollo de innumerables técnicas para estimar precipitaciones combinando distintas fuentes de información (Shen *et al.*, 2018). En 1997 la Misión de Medición de Precipitaciones Tropicales (TRMM por sus siglas en inglés) mejoró las estimaciones en las regiones tropicales, gradualmente mezcló los resultados diarios obtenidos con pluviómetros en Sudamérica.

El Proyecto Climatológico Global de Precipitación (GPCP por sus siglas en inglés) mezcló el análisis de pluviómetros con múltiples SPE, generando una base de datos robusta de escala mensual para una retícula de 2.5° de lado. La incorporación de datos de la red GPCP con información obtenida empleando teledetección con fundamento en la Estimación de Precipitación a partir de Información Registrada Remotamente Utilizando Redes Neuronales Artificiales (PERSIANN por sus siglas en inglés) que generó estimaciones empleando redes neuronales artificiales (ANN por sus siglas en inglés), mejoró la resolución temporal y espacial de las estimaciones a escala diaria en retículas de 2.5° de lado (Ashouri *et al.*, 2015). Ambos modelos son ampliamente utilizados y generan buenos resultados, sin lograr una alta precisión en la resolución temporal de los datos que mejoren el monitoreo de la precipitación (Shen *et al.*, 2018); el uso de datos acumulados en 24 h presentan la desventaja de no referenciar la ocurrencia de la precipitación en el transcurso del día, lo cual restringe su uso en estimaciones a tiempo real.

El Grupo de Peligros Climáticos Precipitación por Infrarrojos con Estaciones (CHIRPS por sus siglas en inglés) maneja resolución espacial de 0.05° resolviendo el problema de escala y cuenta con datos de precipitación a largo plazo. Combina información climatológica mundial, SPE y mediciones en sitio. Ha sido implementada en Brasil (Nogueira *et al.*, 2018), China (Bai *et al.*, 2018), Chile (Yang *et al.*, 2017), India (Ali y Mishra, 2017), Chipre (Katsanos *et al.*, 2016) e Italia (Duan *et al.*, 2016). En todos los casos se utilizaron escalas estacionales y mensuales de resolución temporal, sin evaluar la precipitación diaria. Existen grandes discrepancias con las observaciones terrestres a nivel subregional (Shen *et al.*, 2018). Una análisis de su aplicación indica que en áreas montañosas de topografía compleja tiene incertidumbre elevada y errores sistemáticos producto de la escasez de pluviómetros (Zambrano-Bigiarini *et al.*, 2017) o bien ante la presencia de gradientes súbitos en la precipitación (Ur *et al.*, 2018).

No obstante los algoritmos para la obtención de SPE son susceptibles de sesgo sistemático en la modelización hidrológica y presentan insensibilidad a eventos de precipitación ligera sobre terrenos complejos, subestimándose la magnitud de dichos eventos (Behrangi *et al.*, 2014; Yang *et al.*, 2017).

Las limitaciones descritas han motivado el desarrollo metodologías eficaces para fusionar observaciones obtenidas mediante registros de pluviómetros y SPE (Shen *et al.*, 2018). Los modelos numéricos buscan obtener estimaciones de alta precisión: el ajuste de sesgo empleando Mapeo de Cuantiles (QM por sus siglas en inglés) enfocado en la distribución histórica de datos reduciendo el sesgo sistemático del modelo climático regional de la SPE en escalas mensual o estacional (Yang *et al.*, 2016), el *Kriging* bayesiano en el cual el modelo Gaussiano no es válido para escalas diarias (Verdin *et al.*, 2015) y la técnica de fusión condicional (Berndt *et al.*, 2014).

No obstante el desarrollo de nuevos algoritmos para el acoplamiento de precipitaciones (Ur *et al.*, 2018), en general se observa ineficiencia en estimaciones de precipitación de alta precisión sobre terrenos complejos a escala diaria, condiciones que son características de México.

2.3.1 Hidroestimador

Los cambios en la cantidad, intensidad, tipo (convectivo o estratiforme) y variabilidad espacial y temporal de la precipitación pueden ser definidos por el método Hidroestimador (HE) debido a su alta resolución espacial (en cada pixel de la ISD) y a cada 30 min, identifica los cambios ocurridos a pequeña y gran escala. Se utiliza para generar advertencias de ocurrencia para lluvias intensas (Kumar y Varma, 2016).

La disposición continua de lluvia al instante y su adecuada distribución espacial es una ventajas del HE, dado que no se introducen los errores asociados a la interpolación de datos puntuales (Velázquez, 2014)

La utilización de temperaturas de brillo en pixeles de ISD obtenidas mediante el canal IR de los GOES; ha fundamentado algoritmos aplicables con información acumulada

de 24 h. Siendo el HE la técnica operacional más utilizada, fue desarrollada por Scofield y Kuligowski en 2003, al modificar el método Auto-Estimador (AE) propuesto por Vicente *et al.* en 1998 (Hobouchian, 2015). En su desarrollo se utilizaron estimaciones instantáneas de lluvia empleando radares superficiales y las temperaturas del tope de las nubes (T) registradas en ISD, para las cuales se estableció una ley potencial de regresión logarítmica (Ec. 2.1) basada en el análisis estadístico (Moreno *et al.*, 2013).

$$R = 1.1183 \times 10^{11} \exp\left(-3.6382 \times 10^{-2} T^{1.2}\right) \quad (2.1)$$

La Ec. 2.1 permite calcular la tasa de lluvia estimada (R) en mm/h. Para su aplicación se define T en K, que es función del brillo del pixel (B) en ND en la ISD, considerando dos condiciones si $B > 176$ entonces $T = 418 - B$ en caso contrario si $B \leq 176$ entonces $T = 330 - (B/2)$.

Bosco *et al.*, (2017) evaluaron las estimaciones realizadas mediante el HE respecto los datos de 11 pluviómetros empleando diferente resoluciones temporales y espaciales; observaron que el desempeño es confiable en cuencas montañosas de regiones con clima húmedo subtropical y concluyeron que presenta una mejor correlación en escalas anuales. En los resultados obtenidos aplicando el HE Hobouchian *et al.*, (2014) y Salio *et al.*, (2014) observaron para una validación diaria subestima la precipitación.

2.4 Información superficial

De forma simultánea fenómenos meteorológicos de distinta escala se presentan en la atmósfera, como un núcleo tormentoso de poca longitud horizontal y duración menor de una hora puede darse durante un CT con cobertura aproximada de 1000 km y con duración de varios días donde múltiples núcleos de tormenta aparecen y desaparecen. La descripción de sus cambios en el tiempo y en el espacio requiere de observaciones con resolución adecuada en sitios de medición con la separación geográfica y de frecuencia correcta (Basualdo, 2015).

México, como miembro de la WMO, en materia climatológica y meteorológica utiliza lineamientos en los procedimientos y metodologías de adquisición de datos. Genera información estandarizada comparable y utilizable para el conocimiento de los cambios atmosféricos y la vigilancia continua de la dinámica océano – atmósfera (SE, 2013). La información para estudiar la evolución de las tormentas que afectan México se obtiene mediante las EMC y EMA instaladas y operadas por el SMN.

2.4.1 Estaciones meteorológicas automáticas.

Las EMA están equipadas con dispositivos eléctricos y mecánicos que miden las variables meteorológicas de forma automática en forma numérica (WMO, 2014), mejorando la normalización de la información al eliminar la subjetividad del observador y los errores de digitalización que se presentaba en las EMC (Ureña–Elizondo, 2011). En México el monitoreo y registro por parte del SMN genera registros con resolución temporal de 10 min, transmitidos en intervalo de 1 o 3 h vía satélite con base al Tiempo Universal Coordinado (TUC) (CNA, 2012).

A pesar de los procedimientos utilizados por las EMA para la medición de las variables, no siempre son correctas las mediciones por errores propios de los sensores. La realización de pruebas estadísticas en los metadatos verifica la coherencia de los registros disponibles (Salazar y Vargas, 2017). Para ello México tiene normatividades que especifican las características de equipos e instrumentos utilizados para medir la magnitud, intensidad, duración y frecuencia de las variables meteorológicas (SE, 2013).

La normativa por ley para estaciones meteorológicas, climatológicas e hidrológicas, se revisa cada 5 años. En el último trimestre de 2018 CONAGUA convocó a especialistas en las áreas de meteorología, climatología e hidrología adscritos a instituciones educativas, centros de investigación y dependencias de gobierno con el objeto de considerar las características de los nuevos instrumentos y equipos de medición para variables meteorológicas para llevar a cabo su actualización. Se espera que este mismo año se publique en el Diario Oficial de la Federación.

2.4.2 Variables meteorológicas.

Los instrumentos y sensores instalados en las EMA para medir las variables meteorológicas dirección de viento y ráfaga (*DV*, *DR*), velocidad de viento y ráfaga (*VV*, *VR*), temperatura (*Temp*), humedad relativa (*Hum*), precipitación (*Pr*), Radiación Solar (*RS*) y la presión barométrica (*PB*) son la veleta, el anemómetro, el termómetro, el termo higrotermómetro, el pluviómetro, el piranómetro y el barómetro respectivamente (Basualdo, 2015). Todos ellos se instalan acorde a los estándares de exposición para instrumentos meteorológicos de la WMO (WMO, 2012).

2.4.3 Aspectos metrológicos.

La medición de las variables meteorológicas en las EMA se realiza mediante el Sistema Internacional (SI) de Unidades, instaurado en distintas ediciones por la Conferencia General de Pesas y Medidas (CGPM), manteniendo la coherencia dimensional a partir de tres clases de unidades denominadas base, suplementarias y derivadas (Nava *et al.*, 2014). Cada instrumento debe cumplir los requerimientos metrológicos de precisión, resolución, intervalo de medición y umbral de respuestas (SE, 2013), establecidos en normatividades y sugeridas por los organismos meteorológicos internacionales (ver cuadro 2.1).

Cuadro 2.1 Requerimientos metrológicos para los instrumentos de una EMA.

Instrumento	Escala	Precisión	Resolución	Intervalo	Umbral de respuesta
Veleta	°	± 5 °	1 °	0 ° a 360 °	0.7 m/s (2.52 km/h)
Anemómetro	km/h	± 2%	0.27 m/s	0 a 234 km/h	0.7 m/s (2.52 km/h)
Termómetro	°C	± 0.1 °C	0.2 °C	-30 °C a +60 °C	ND
Higrotermómetro	%	± 0.2 %	1%	ND	ND
Pluviómetro	mm	± 0.2 mm	0.1 mm	ND	ND
Piranómetro	W/m ²	ND	ND	310 nm a 2800 nm	ND
Barómetro	mb	± 0.3 mb	0.01 mb	500 mb a 1,100 mb	ND

ND = No definido

2.5 Técnicas multivariable

El análisis multivariable es el conjunto de técnicas estadísticas empleadas para analizar mediciones múltiples de un grupo de individuos simultáneamente (Crespín 2016). El análisis univariante utiliza la media y la varianza de una variable, el bivariante la correlación entre dos variables, mientras que el multivariante se basa en el análisis de las covarianzas de tres o más variables, estableciendo la dependencia e interdependencia entre ellas (Closas *et al*, 2013). Considera técnicas de carácter exploratorio que definen patrones para los datos, dichos patrones sustentan y explican tanto propiedades como teorías que posteriormente son evaluadas inferencialmente (Véliz, 2017).

2.5.1 Análisis de Conglomerados

El análisis de taxonomía numérica, conocida como análisis de conglomerados (CA por sus siglas en inglés), es una técnica descriptiva que clasifica objetos o individuos en clases a partir de mediciones, reuniendo los elementos más homogéneos en grupos y al mismo tiempo que entre grupos haya la mayor heterogeneidad (Véliz, 2017). La conformación de un conglomerado se basa en distancias medidas entre datos separados por pequeñas distancias relativas (Ec. 2.2), la más utilizada es la distancia Euclidiana para el dimensionamiento espacial de los vectores de información (Batista *et al.*, 2017).

$$d_{i,j} = [x_i - x_j] = \left[\sum_{k=1}^n (x_{i,k} - x_{j,k})^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad (2.2)$$

Solórzano (2016) identificó patrones climáticos a partir de datos hidrometeorológicos, dando como resultado agrupamientos por simplificación de variables y el análisis de conglomerados para la información histórica. En el trabajo la autora menciona su amplio uso en la identificación de climas para zonas específicas del planeta utilizando información climatológica con distintas escalas espaciales y temporales.

Para Sudamérica (Zucarelli, 2017) llevó a cabo estudios de regionalización, en los cuales los dendrogramas definieron regiones hidrológicamente homogéneas en cuencas de Perú y comparando los resultados obtenidos con la del río Uruguay, para las cuales la precipitación es una variable trascendental en su definición.

2.5.2 Análisis de componentes principales

El análisis de componentes principales (PCA por sus siglas en inglés) analiza la interrelación entre múltiples variables y la explica mediante factores comunes asociados con sus dimensiones subyacentes. Concentra en un grupo reducido de variables sin pérdida de la información de las variables originales (Martínez-Noriegas *et al.*, 2013). Fue desarrollada por Hotelling en 1933 basado en el ajuste ortogonal por mínimos cuadrados desarrollado por K. Pearson en 1901 (Crespín, 2016). W. Krzanosky y B. Flury han desarrollado investigaciones de PCA comunes en un conjunto de poblaciones (Cuadras, 2019).

En la región del Istmo de Tehuantepec particularmente en cuencas costeras de Sur de Oaxaca, Pérez (2013) definió regiones hidrológicas empleando PCA en las cuales evaluó escurrimientos superficiales, obtuvo y agrupó coeficientes de correlación entre anomalías de precipitación de verano y caudales producto del fenómeno El Niño – Oscilación del Sur (ENSO por sus siglas) y la Oscilación Decadal del Pacífico (ODP).

Aplicando el PCA Wooten y D’Andrea (2016) redujeron un extenso grupo de mediciones registradas cada 3 horas, relacionadas con variables asociadas con tormentas por huracanes en la cuenca del Atlántico durante el periodo 2000 a 2009, concluyendo que la formación de una tormenta puede detectarse días previos a su formación.

2.5.3 Curvas de Andrews

Las curvas de Andrews permiten desarrollar análisis multidimensionales de forma gráfica, la técnica fue propuesta por Andrews en 1972, representa en dos dimensiones una

magnitud multidimensional definiéndola como una función armónica (Salazar, 2016). Cada magnitud es proyectada sobre una base ortogonal a partir de las funciones trigonométricas seno y coseno para ser visto como una curva, ya que las propiedades de ambas funciones mantienen la media, la distancia y varianza de la información (Grinshpun, 2016; Boonprong *et al.*, 2017).

Una transformación de rosetas de viento a curvas de Andrews mostró la homogeneidad en los grupos de información generados después de aplicarse un CA jerárquico para detectar singularidades, las curvas obtenidas mostraron que los vientos dominantes provenientes del Norte se generan a partir de mediodía mientras que por la tarde provienen del Este (Ratto, 2016).

Por su parte Dueñas (2017) estableció el uso de la técnica de *kriging* ordinario funcional a partir de las curvas de Andrews, realizando una predicción multivariada para 95 sitios con un conjunto de 6 variables, concluyó la viabilidad de sus uso para realizar predicciones espaciales multivariadas por su facilidad de implementación y por la ventaja de trabajar simultáneamente las variables sin la necesidad de desarrollar el *kriging* ordinario univariado individualmente.

2.5.4 Análisis de Correlación Canónica

El Análisis de Correlación Canónica (CCA por sus siglas en inglés) fue desarrollado por Hotelling en 1936 al establecer la correlación simultánea entre diversas variables métricas independientes con respecto a múltiples variables métricas dependientes, realizando una combinación lineal de ambos conjuntos de variables para maximizar la correlación. La técnica obtiene los pesos para cada una de las variables que define una correlación única (Closas *et al.*, 2013; Crespín, 2016).

Maldonado *et al.*, (2013) llevaron a cabo la predicción temporal de precipitaciones extremas y definieron la frecuencia de días lluviosos para Costa Rica, concluyeron que durante los meses de agosto a octubre los eventos están influenciados por la variabilidad interanual debida al ENSO. Por su parte Norrant – Romand y Annick

Douguédroit (2014) identificaron la relación existente entre la disminución significativa de las precipitaciones, en la cuenca del mediterráneo a partir de registros en el periodo de 1950 a 2000, respecto de la circulación atmosférica con niveles de 500 hPa, para ello emplearon información diaria y mensual de 62 pluviómetros y 138 posiciones en una malla de 500 hPa.

Una aplicación del CCA en la India estableció la relación estadística del índice de radiaciones tropicales de onda larga saliente (OLR por sus siglas en inglés) con las lluvias monzónicas de verano para toda la India (AISMR por sus siglas en inglés), en la cual Singh *et al.*, (2014) muestran un mejor desempeño en la predicción de las precipitaciones estacionales respecto de las regresiones lineales.

2.5.5 Rostros de Chernoff

Los rostros de Chernoff fueron presentados por primera vez en 1973 como un método sencillo y comprensible de visualización de información multivariante (Chernoff, 1973). La información para cada variable es representado por diferentes rasgos faciales (Scagliante, 2016), pequeños cambios en la información genera cambios en la expresión facial, facilitando la detención de transiciones y conglomerados en la información (Schiattino y Silva, 2013). Cada punto en k dimensiones está asociado a la posición, la longitud y la forma de boca, cejas, nariz, ojos, orejas y pelo (Ocampo y Ospina, 2013).

2.5.6 Interpolación espacial

Matheron desarrolló, en distinción de D. G. Krige, la técnica llamada *kriging* (nombre inglés), *krigeage* (nombre en francés) o Krigeado (nombre en español), para realizar interpolaciones basado en el análisis de la estructura geoestadística del

comportamiento de una variable (variabilidad) en el espacio, Para ello se asignan pesos a cada valor estableciendo una ponderación que minimiza el resultado de la varianza en las estimaciones a partir de la tipología geométrica del problema (Matheron, 1971). Su semivariograma establece la capacidad predictiva como función de la distancia de separación entre valores (Fabián *et al.*, 2013).

La varianza del Krigeado o error de estimación, es función del modelo teórico utilizado un variograma (2γ), es una herramienta básica para determinar la dependencia espacial de los datos originales a partir de su posición. También es referido como semivariograma (γ) al tener exactamente las mismas características con excepción de que en el denominador el 2 se elimina (Mesić, 2016; Zhou *et al.*, 2017).

$$\gamma(h) = \frac{1}{2N} \sum_{i=1}^N [Z(x_i) - Z(x_i + h)]^2 \quad (2.3)$$

Estudios de patrones espaciales de precipitaciones han sido desarrollados (Yang *et al.* 2015; Leong *et al.*, 2018) en los que se destaca el hecho de que el uso de un variograma lineal no representa adecuadamente la variabilidad espacial de la información, por lo que se requiere ajustar un variograma teórico al variograma experimental generado a partir de las mediciones.

2.6 Acoplamiento temporal y espacial

Distintos estudios han mostrado mejoras en el pronóstico de la *PR* al reducir el sesgo sistemático una vez hecho el post procesamiento estadístico al reducir el error sistemático (Yang *et al.*, 2016; Crochemore *et al.*, 2016). El objetivo de la corrección estadística del error es establecer la relación existente entre la información modelada y la observada, los métodos más utilizados son el método de mapeo basado en cuantiles y regresiones aproximadas que incluyen relaciones lineales y no lineales (Rogelis y Werner, 2017).

Cane *et al.* (2013) compararon tres métodos de post procesamiento: Modelo Bayesiano de Promediación, Conjunto Clásico de Hombres Pobres y *Multimodel Super Ensemble Dressing*, éste último estableció la mejor aproximación de los datos de precipitación para escurrimientos en Italia.

Por su parte Chen *et al.* (2013) definieron la sensibilidad de los métodos de corrección de sesgos en modelos climatológicos después de aplicar el escalamiento lineal, escalamiento de intensidad local, escalamiento de translación diaria, QM basado en una distribución empírica y QM basado en la distribución gamma en 10 cuencas de ríos de Norte América.

Existen distintos enfoques para corregir el sesgo y mejorar la certidumbre de SPE (Teutschbein y Seibert, 2013; Ajaaj *et al.*, 2015):

- El método lineal corrige el valor medio de la precipitación (\overline{Pr}), a partir de la diferencia entre el dato del pluviómetro (P_o) y el satélite (P_e), presenta la limitante de no corregir la varianza y todos los casos presentan el mismo factor.
- El método de escala de intensidad local ajusta el umbral de Pr a una escala lineal, corrige por separado la intensidad y frecuencia de días húmedos con aplicación puntual e individual a cada día del año, tiene las misma limitante del método lineal.
- El método de transformación de potencia corrige \overline{Pr} y la desviación estándar (ρ_{Pr}) de en las series temporales de SPE, la corrección es exponencial y se combina con una escala lineal, por lo que la corrección no ajusta la frecuencia de días húmedos.
- El método QM ajusta la distribución acumulativa de los datos estimados a la distribución acumulativa de los datos registrados mediante una función de transferencia, considera la evolución de la \overline{Pr} y la variabilidad de la precipitación en forma simultánea igualando los momentos estadísticos.

Los métodos utilizan para la corrección de SPE en un pixel para los datos de pluviómetros con la misma ubicación. Ringar (2017) propone un enfoque con dos conjuntos, considerando cada pixel sin considerar datos pluviométricos diarios del pixel a corregir, en cambio utiliza los datos pluviométricos diarios de los pixeles circundantes.

Dado que las series temporales de precipitación presentan elevada variación en su resolución temporal y espacial, estableciendo del concepto de áreas hidroclimatológicas, que reducen significativamente los valores para los criterios de eficiencia empleados en las estimaciones obtenidas. Recientemente Leong *et al.* (2018) mostraron que los esquemas de comparación posición a pixel o pixel a pixel generan conclusiones comparables para información satelital respecto de mediciones superficiales.

2.7 Severidad de tormentas

La cuantificación de las afectaciones medidas en lesiones, estructuras dañadas, decesos y pérdidas económicas, es resultado de la interacción del CT con la zona de impacto, generándose distintas escalas e índices (Rezapour y Baldock, 2014).

Kantha (2013) sugirió una escala continua con bases dinámicas que facilita la toma de decisiones para evacuación por parte de las instituciones de emergencia en lugar de utilizar la escala para huracanes Saffir-Simpson (SSHS), que es una escala discreta y arbitraria. El mismo autor estableció que el tamaño de la tormenta es un factor importante que rige el peligro de los ciclones.

Tres índices fueron desarrollados para dirigir las deficiencias percibidas por la SSHS: el índice de intensidad del huracán (HII por sus siglas en inglés), el índice de peligro del huracán (HHI) y el índice de marejada del huracán (HSI), a partir de la velocidad máxima sostenida del viento respecto una velocidad de referencia de 119.091 km/h, el radio de los vientos que excede 17.34 m/s respecto de un valor de referencia de 96.561 km (Rezapour y Baldock, 2014). En conjunto los índices permiten a las instituciones de auxilio tomar mejores decisiones de evacuación que las realizadas mediante la SSHS ante la presencia de CT, dado que HHI considera el tamaño de la tormenta, la inclusión de la batimetría y la topografía mejoran la definición de daños y zonas de pronóstico empleando el HSI.

Durante el análisis de ocurrencia y la comprensión de las condiciones atmosféricas de las Tormentas Locales Severas (TLS) los meteorólogos propusieron dos

enfoques: el primero determina un conjunto de índices y parámetros de las condiciones antecedentes que favorecen o no la ocurrencia de la severidad en tormentas. El segundo busca patrones o configuraciones a escala sinóptica para su desarrollo (Aguilar *et al.*, 2009).

Con antelación múltiples estudios han definido clasificaciones para la intensidad de la lluvia. Vilar y Burgueño (1995) definieron que una tormenta es intensa si la intensidad es mayor que 50 mm/h. En otro razonamiento Tokay y Short (1996) presentaron una tabla de seis escalas descriptivas que consideraron de 1 a 20 mm/h. Con un criterio distinto Moszkowicz (2000) considerando las variaciones regionales que inciden en el régimen pluviométrico mostró que en Europa intensidades de 1.2 mm/h se consideran moderadas.

Pawlina (2002) especificó que intensidades de lluvia entre 5 y 10 mm/h segmentan las de tipo estratiforme de las convectivas. Por su parte Laakso *et al.*, (2003) definieron las lluvias fuertes a partir de 5 mm/h. Dairaku *et al.* (2004) sugirieron que intensidades de lluvia menores a 5 mm/h se consideran “débiles”, de lo contrario se consideran “intensas”. Por su parte Toba y Ohta (2005) describieron que un valor de 2.3 mm/h se asocia a altas intensidades. Hunsche *et al.* (2007) dieron a conocer una clasificación de tres formas para una precipitación simulada, considerándola lluvia ligera, fuerte y torrencial. De igual manera Tejada y González (2007) con fines de simulación describieron en 60 mm/h una lluvia de baja intensidad y para 140 mm/h una lluvia de fuerte intensidad.

Con aplicaciones a carreteras Nixon y Stowe (2004) definieron un índice de tormentas individuales basado en la descripción de 6 factores: condiciones anteriores y posteriores a la tormenta, temperatura superficial, velocidad de viento y tipo de precipitación. Strong *et al.* (2005) generaron una expresión basada en el índice de invierno del Programa de Investigaciones de Carreteras Estratégicas (SHRP por sus siglas en inglés) generando como resultado una matriz de 250 descripciones individuales de tormentas.

Martínez (2011) propuso una matriz de niveles de tolerabilidad del riesgo considerando probabilidades y severidades de tormentas, dando como resultado un “índice” de riesgo definida por una combinación alfanumérica.

2.8 Redes neuronales artificiales

Las ANN son modelos computacionales fundamentados en el funcionamiento biológico del sistema nervioso humano, son un conjunto de neuronas artificiales interconectadas para procesar información. El procesamiento lo realizan mediante interconexiones cuya capacidad se establece durante el proceso iterativo de **entrenamiento** (Şahinbaşkan y Köse, 2010; Umurkan *et al.*, 2010; Jabbari y Bae, 2018).

Respecto los métodos convencionales de procesamiento las ANN originan un error pequeño, se implementan fácilmente, realizan procesamiento de información en paralelo y muestran alta capacidad de aprender y generalizar relaciones existentes entre datos y predictores (Kumar *et al.*, 2010; Moghim y Bras, 2017).

La estructura habitual de una ANN presenta una capa de entrada, una capa de salida y una o más capas ocultas, todas tienen nodos. Cada nodo de dos capas consecutivas se conectan todos entre sí (Hui-Kuang y Kun-Huang, 2010). Una vez realizado el procedimiento de entrenamiento las ANN son una técnica eficaz para modelar relaciones complejas y no lineales entre las variables de entrada y de salida (Hwang *et al.*, 2010).

Los valores iniciales de los pesos en las ANN son asignados en forma aleatoria en cada nodo de la estructura y los umbrales se estiman como la diferencia entre los valores simulados en la red respecto a las observaciones respectivas. Los valores óptimos se definen empleando iteraciones que minimicen los umbrales, a dicho proceso se le define como **entrenamiento de la red** (Shanmuganathan y samarasinghe, 2016).

Las características anteriores ofrecen ventajas sobre la regresión multi lineal (Sachindra *et al.*, 2014), los modelos lineales generalizados (Beecham *et al.*, 2014) y respecto de las técnicas clásicas de regresión estadística.

Las ANN han sido exitosamente aplicadas en hidrología y climatología (Govindaraju y Rao, 2013; Okkan y Fistikoglu, 2014). Particularmente para estimar precipitaciones mensuales (Benmahdjoub *et al.*, 2013; Purnomo *et al.*, 2017), en el desarrollo de modelaciones hidrológicas (Aichouri *et al.*, 2015; Peng *et al.*, 2017; Wang *et al.*, 2017) y pronóstico de inundaciones (Tayfur *et al.*, 2018; Zhou *et al.*, 2018).

De igual manera Singh y Borah (2013) llevaron a cabo el pronóstico de precipitaciones temporales para 5 años empleando una ANN y mediante una red neuronal multicapa predijeron series de tiempo de lluvia. Moghim y Bras (2017) corrigieron el sesgo en la modelación climatológica en *Temp* y *PR* al norte de Sudamérica, mostrando un mejor desempeño respecto de una regresión lineal. Empleando las variables meteorológicas, temperatura, presión y humedad, Hashim *et al.* (2017) realizaron estimaciones de precipitación utilizando una red perceptrón multicapa. Utilizaron para el entrenamiento los algoritmos Lavenberg Marquardt y retro propagación, con porcentajes de exactitud de 99.75% y 94.57% respectivamente.

2.9 Validación utilizando criterios de eficiencia

La definición de un criterio de eficiencia es la medición matemática del ajuste entre los valores observados y los valores simulados para una variable. En general consideran la sumatoria del error de ajuste, diferencia entre ambos valores, normalizada utilizando la variabilidad de las observaciones. La suma absoluta o cuadrada evita la cancelación de los errores con signo opuesto, lo cual enfatiza los de mayor valor y omite los de menor valor (Velázquez, 2014).

Hobouchian (2015) validó los resultados anuales obtenidos de forma trimestral empleando los estadísticos de la raíz cuadrada del error cuadrático medio (RMSE por sus siglas en inglés) y el sesgo (BIAS por sus siglas en inglés), que proporcionan la medida del valor medio y el error sistemático de los errores de estimación de precipitación, a fin de comparar dichos resultados en distintas regiones y épocas del año se normalizaron los estadísticos (NRMSE, BIAS% por sus siglas en inglés).

Hamis (2013) calculó el coeficiente de correlación (r) para representar el grado de asociación lineal entre las estimaciones obtenidas y los valores observados, además del coeficiente de Nash-Sutcliffe (E) también llamado marca de eficiencia que muestra la habilidad de las estimaciones relacionadas respecto a un valor medio de referencia.

La comparación de valores estimados empleando el método PERSIANN – CCS respecto de la ubicación de los pluviómetros de la red del sistema de información agraria de Murcia, se utilizaron la raíz cuadrada de la diferencia media cuadrática (RMSD por sus siglas en inglés), el BIAS y el r de Pearson (Cánovas-García *et al.*, 2017). Ambas métricas del desempeño establecen una débil relación de los registros pluviométricos respecto de las intensidades altas de precipitación. Se observó la necesidad de calibrar localmente la técnica para su correcto funcionamiento como una herramienta operativa en el monitoreo de fenómenos hidrometeorológicos extremos.

La comparación del desempeño de las metodologías de SPE respecto pluviómetros fue realizada por Zhang *et al.* (2018) empleando índices de evaluación en retículas y cuencas, con valores máximos para r de 0.82 a lo largo del año, 0.57 en temporada seca y 0.81 en temporada húmeda en escala diaria. Con anterioridad Arellano–Lara y Escalante–Sandoval (2014) observaron que los mejores desempeños de r se dieron entre las temperaturas medias registradas en las EMA y el valor máximo de T en las ISD que caracteriza las tormentas fuertes.

La evaluación de la estimación de la precipitación ha sido valorada empleando distintos parámetros estadísticos como la RMSE (Yuga, 2013; Lee y Seo, 2014; Coura *et al.*, 2017; Yang *et al.*, 2016) mostrando que las SPE tiene un desempeño ineficaz al compararse con modelos que no consideren condiciones ambientales y una correlación no lineal respecto la elevación de los pluviómetros; el NMRSE (Hobouchian, 2015) sugiere un aumento en los errores en épocas con registros cortos de precipitación diaria y sub estimaciones de la precipitación al utilizarse únicamente datos obtenidos en imágenes IR; BIAS (Hamis, 2013; Yuga, 2013; Seck y Van Baelen, 2018); el BIAS% (Hobouchian, 2015, Zhao *et al.*, 2018; Souto *et al.*, 2019) expusieron diferencias en estimaciones de precipitación mayores al 50% en el HE a lo largo del año; CORR (Hobouchian *et al.*, 2015; Coura *et al.*, 2017) en el primer caso obtuvieron valores máximos de 0.48 para precipitaciones diarias y un mejor desempeño utilizando escalas anuales empleando el HE.

La evaluación del rendimiento después de utilizar una metodología tiene por objeto validar su capacidad para reproducir el comportamiento histórico y la posibilidad de

estimar comportamientos futuros. Es la herramienta que evalúa el desempeño de la estructura y los parámetros de un modelo para un evento de estudio (Velázquez, 2014).

En la revisión bibliográfica realizada observamos que en los últimos años, ha habido un interés creciente en la definición de metodologías que permitan estimar precipitaciones a partir de información obtenida mediante satélites y su validación respecto mediciones realizadas en pluviómetros.

Los factores relacionados con la SPE han sido investigados desde diversas perspectivas, no obstante la falta de certidumbre ha permanecido como un problema en regiones de topografía accidentada como lo es el territorio de México. La presencia anual de CT presenta una serie de inconvenientes importantes de manera inmediata en el territorio nacional pero también a mediano y largo plazo, los cuales tiene un grado de afectación inclusive mayor que los primeros efectos de estos fenómenos climatológicos extremos.

En la literatura científica publicada hasta el momento no se ha especificado con precisión como definir la severidad de los fenómenos climatológicos considerado las características temporales y espaciales durante las etapas de formación, intensificación y degradación que conforman la evolución geométrica.

Surge, por tanto, la necesidad de contribuir en la comprensión de este fenómeno altamente no lineal, por ello este estudio ofrece una visión alternativa del manejo de información con resolución temporal no mayor de 15 minutos, a través de las técnicas de análisis multivariado que establecen la relación, importancia y jerarquía de las variables que conforman el fenómeno físico.

Lo anterior en conjunto con las redes neuronales artificiales, de manera concreta con una red perceptrón multicapa, que ha sido ampliamente utilizada en estudios de fenómenos naturales como lo son los meteorológicos, debido a la precisión de sus resultados una vez realizado el entrenamiento a partir de la información histórica.

3. HIPÓTESIS

El uso de información meteorológica de mayor resolución temporal registrada en imágenes satelitales y estaciones meteorológicas automáticas, empleando una red neuronal artificial mejora significativamente el pronóstico de intensidad de lluvia, en comparación con la técnica Hidroestimador, al determinarse de mejor manera sus características temporal y espacial durante la evolución geométrica de la tormenta con objeto de calcular su severidad.

4. OBJETIVOS

4.1 General

Desarrollar una metodología que permita determinar la severidad por efecto de la intensidad de lluvia acorde a la evolución geométrica temporal y espacial de una tormenta, considerando las variables meteorológicas registradas en imágenes satelitales y las estaciones meteorológicas automáticas a través de la implementación de una red neuronal artificial.

4.2 Particulares

1. Clasificar y caracterizar temporal y espacialmente la evolución geométrica de tormentas acorde con su naturaleza formativa, empleando imágenes satelitales.
2. Evaluar el comportamiento de las variables meteorológicas registradas durante las etapas evolutivas de una tormenta tanto espacial como temporalmente, empleando bases de datos de Información de superficie de las estaciones meteorológicas automáticas aplicando técnicas de análisis multivariado.
3. Construir el modelo de Pronóstico Temporal y Espacial por Evolución Geométrica (PROTEEGE) mediante la arquitectura adecuada de una RNA para relacionar la información de superficie respecto a la información de las imágenes satelitales.
4. Determinar estadísticamente la diferencia entre el modelo PROTEEGE y la técnica Hidroestimador.

5. METODOLOGÍA

En el presente capítulo se muestra al lector la zona de estudio, los materiales utilizados y los métodos empleados para abordar los objetivos particulares y confirmar el objetivo general, así como validar la hipótesis planteada en el proyecto de investigación.

La zona de estudio se ubica en el Noroeste de la República Mexicana la cual constantemente sufre afectaciones, directas o indirectas, a causa de CT formados en su mayoría en la región del Istmo de Tehuantepec.

Los materiales empleados son ISD captadas por el GOES 13 que dan cobertura al territorio nacional y bases de datos de EMA ubicadas en la zona de estudio. La información de ambas fuentes de información corresponde a 5 CT ocurridos en el periodo de 2010 a 2015 con afectaciones en el país. Los eventos de estudio presentaron categoría TT hasta HV en función de la SSHS. Evaluándose el desarrollo temporal y espacial relacionado con su evolución geométrica definiendo la severidad de las tormentas registradas.

Para utilizar la información se emplearon métodos específicos en cada etapa del proceso. En el manejo de las ISD se llevó a cabo el acoplamiento espacial en dos fases, la primera empleando el software *PhotoShop* que permitió validar puntos de referencia geográficos respecto la ubicación de píxeles en la imagen. A partir de ello, en la segunda fase, se desarrollaron códigos en lenguaje R para georreferenciar y realizar las lecturas de *ND* en sitios de interés de forma simultánea.

La estimación de la precipitación se realizó empleando la técnica HE para las lecturas realizadas con los códigos desarrollados. Se caracterizó temporal y espacial cada ISD, obteniéndose matrices de píxeles vecinos a las EMA y series temporales de *ND*, *T* o *R* en los sitios de interés. En esta etapa se emplearon parámetros estadísticos clásicos (tendencia central, dispersión y simetría) y conceptos geoestadísticos. Estos últimos fundamentaron la metodología de acoplamiento temporal propuesta para las series de *ND* y la intensidad registrada en las EMA.

En una etapa posterior se desarrolló el análisis multivariado de la información de las variables de estudio con el objeto de jerarquizarlas, correlacionarlas y agruparlas además de establecer la factibilidad de una reducción dimensional y revisar la homogeneidad en los datos disponibles.

Con los resultados obtenidos en el análisis multivariado, como penúltima etapa se definieron las variables de entrada y de salida para estructurar la ANN, se propusieron distintas topologías modificando la cantidad de neuronas y capas ocultas en conjunto con sus funciones de activación, logrando la optimización de los pesos.

En la última etapa se validaron los resultados obtenidos, evaluando las estimaciones realizadas mediante la ANN entrenada respecto de los registros superficiales, empleando 6 parámetros de desempeño.

5.1 Zona de estudio

Las regiones hidrológicas (RH) se definen como un conjunto de cuencas y subcuencas, donde su parteaguas no coincide necesariamente con las divisiones políticas estatales o municipales, por ello, pueden situarse en el territorio de distintos estados de la República Mexicana. Análogamente varias RH integran las regiones hidrológicas – administrativas (RHA) del país.

En México están definidas 37 RH, que cuenta con al menos una cuenca hidrográfica y se caracterizan por no compartir entre si ninguna cuenca. Todas las acciones se encaminan a la adecuada gestión del recurso hídrico, con especial atención en su ocurrencia, explotación, uso y aprovechamiento desde los enfoques de cantidad y calidad (CONAGUA, 2015).

La zona de estudio es la RH Sinaloa, conocida como RH10, definiéndose una superficie territorial con características (hidrológicas, orográficas y morfológicas) similares que permitan agrupar y sistematizar información para el desarrollo de estudios, dictámenes, programas y gestiones a partir de las cuencas hidrológicas existentes en dicha superficie.

Los límites de la RH10 son los paralelos 23.30° y 28.00° de latitud Norte y los meridianos 105.33° y 109.483° de longitud Oeste (Figura 5.1).



Figura 5.1 Ubicación de la RH Sinaloa en la República Mexicana.

Como características generales la RH10 tiene una superficie de 103,483 km² conformada por los estados de Sinaloa, Sonora, Durango y Chihuahua. Cuyos porcentajes del área son 47.00%, 3.40%, 20.70% y 29.40% respectivamente. Su precipitación normal anual para el periodo 1981 a 2010 fue de 747.00 mm. Los escurrimientos superficiales internos medios fueron de 14,319 hm³/año, que representan el escurrimiento medio superficial total al no contarse con aportaciones o derivaciones a otras RH (CONAGUA, 2015a).

La mayor parte de la RH10 está destinada a la agricultura, particularmente para cultivar hortalizas. Por ello muchos en muchos de los cauces existen embalses destinados a la extracción con fines de riego, ocasionado variaciones en su balance hidrológico. Existe disminución de los acuíferos y aportes a las lagunas costeras, ambos procesos reducen la salinidad y con ello una disminución en la producción natural y la pesca.

En la actualidad un factor importante es la incorporación de residuos y desechos agroquímicos producto de la tecnificación de los campos agrícolas, no existe por tanto vegetación primaria. Por ello es marcado el problema de erosión en las planicies costeras,

lo cual poco a poco se ve reflejado en la parte alta de las cuencas, llegando mayor cantidad de sedimentos a los vasos de almacenamiento. En la RH10 se presenta una reducción importante por azolvamiento, generando disminución de la productividad y falta de regulación en las obras con un incremento importante en el riesgo por daños hidrológicos en las zonas bajas de dichas estructuras.

5.1.1 Hidrografía

Hidrográficamente la RH10 está conformada por ocho cuencas, que corresponden a los ríos Piaxtla – Elota – Quelite, San Lorenzo, Culiacán, Mocorito, Sinaloa, Bahía Lechuguilla – Chuirá – Navachiste, Fuerte y Estero de Bacorehuis (Figura 5.2).

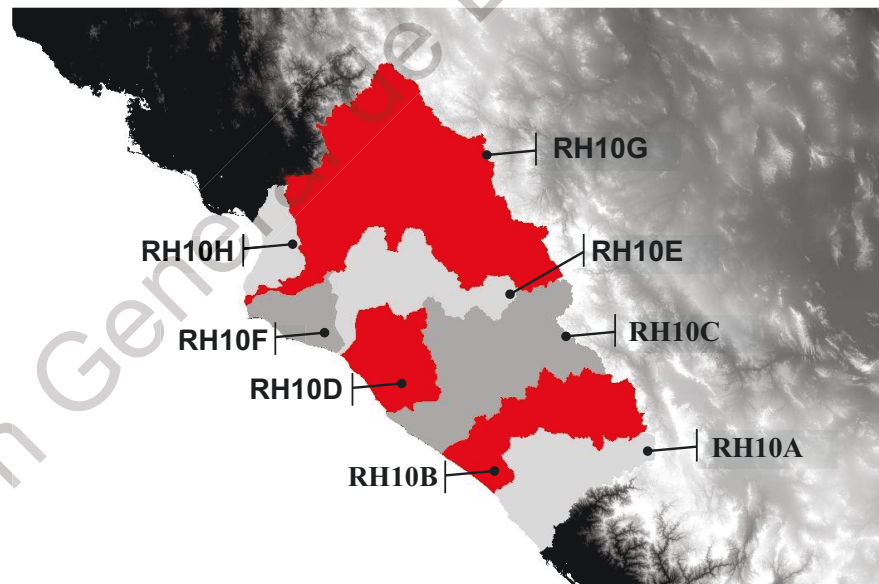


Figura 5.2 Delimitación de las cuencas hidrográficas en la RH10.

En la RH10 existen 8 cuencas (ver cuadro 5.1), las cuales concentran 55 subcuencas que definen la red hidrológica. Todos los ríos vierten hacia el Golfo de California, cuyos escurrimientos inician en su parteaguas sobre la Sierra Madre Occidental (SMO), situada a una distancia media de 220 km respecto de la costa (INEGI, 2018).

Cuadro 5.1 Cuencas hidrologicas de la RH10.

Cuenca	Nombre	Área		Perímetro
		km ²	%	km
RH10A	R. Piaxtla – R. Elota – R. Quelite	11,855.90	11.08%	1,874.82
RH10B	R. San Lorenzo	11,971.39	11.19%	1,745.40
RH10C	R. Culiacán	18,926.62	17.70%	2,758.03
RH10D	R. Mocorito	7,759.32	7.25%	977.35
RH10E	R. Sinaloa	11,373.06	10.63%	1,577.65
RH10F	R. Bahía Lechuguilla – Chuirá – Navachiste	4,619.80	4.32%	603.17
RH10G	R. Fuerte	36,240.48	33.88%	5,333.29
RH10H	R. Estero de Bacorehuis	4,213.09	3.94%	576.75

5.1.2 Descripción de ríos en la RH10

El río Fuerte (Figura 5.3) tiene su origen en la meseta y los cañones de Chihuahua inicialmente se llama Verde, su nombre final se asigna desde la confluencia con el Urique y su longitud total son 540.00 km, su mayor elevación son 3,000 msnm y la menor 28 msnm en la desembocadura del OP (Pérez *et al.*, 2016). De manera particular en el periodo de junio a octubre está expuesto a las afectaciones de los CT, la cuenca del río se caracteriza por presentar lluvias escasas en la costa con valores menores a 300 mm/año, en la parte baja de la SMO supera los 700 mm/año y en la zona alta rebasa los 1,200 mm/año (DOF, 2015).

El río Sinaloa (Figura 5.3) comienza en los municipios Chihuahuenses de Guadalupe y Calvo llamado inicialmente Petatlán, concluye en la desembocadura de Punta Perihuate después de 400 km de longitud. Drena inicialmente con dirección Sur, cambiando de dirección al Suroeste al llegar a la zona de cañones para posteriormente unirse a los ríos San José y San Juan que alimentan la presa Lic. Gustavo Díaz Ordaz

El río Mocorito (Figura 5.3) se considera pequeño pues su longitud son 110 km, desde su inicio en la SMO hasta llegar al Gofu de California.

El río Culiacán (Figura 5.3) inicia en Guanacevi, Dgo. con el nombre de Colorado nombrado posteriormente Humaya y su nombre final se le asigna al confluir con el río

Tamazula. Su desembocadura se ubica en la Bahía Altata frente a la Península Lucenilla, tras un recorrido de 875 km. Se considera el segundo en importancia en la RH10 y sobre su cauce se han edificado distintas obras hidráulicas y el caudal transportado se utiliza en las zonas agrícola.

El río San Lorenzo (Figura 5.3) nace en Tamazula, Dgo., al unirse los ríos Los Remedios y San Gregorio, concluye en Boca del Navito tras recorrer 315 km sin registrar aportaciones importantes durante su recorrido.

Finalmente los ríos Elota y Quelite son pequeños (Figura 5.3), el primero de ellos se caracteriza por presentar fuertes pendientes. El segundo por su parte recorre 67 km desde la zona del Espinazo del Diablo en Dgo., hasta llegar a su desembocadura en el OP.

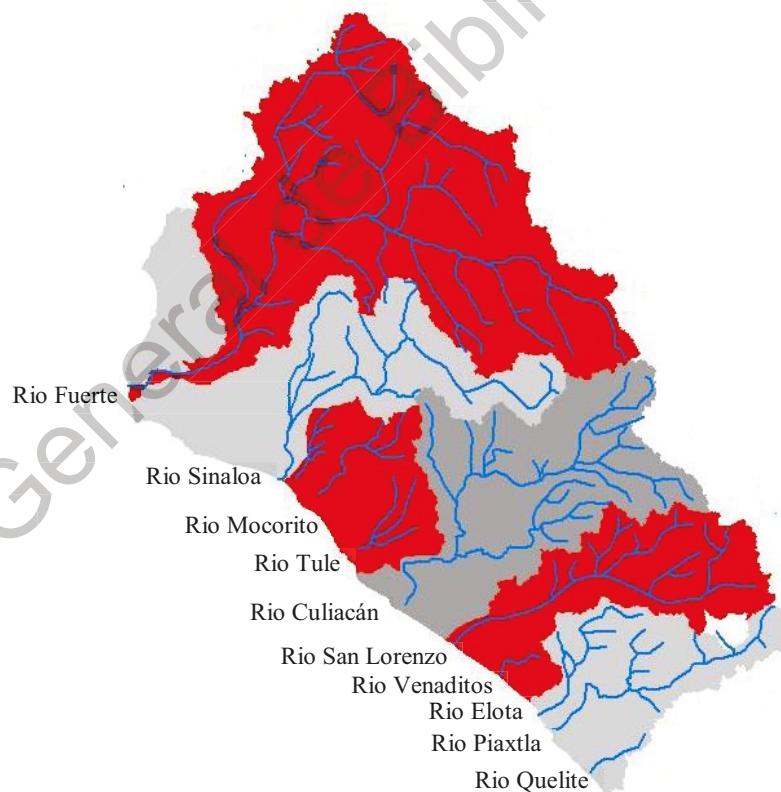


Figura 5.3 Ríos principales en la RH10.

5.2 Materiales

5.2.1 Ciclones Tropicales del Océano Pacífico periodo 2010 a 2015.

La indagación respecto a la ocurrencia de CT en la República Mexicana para el periodo histórico 1997 a 2016, mostró una ligera tendencia creciente en el OP. Destacándose que en los últimos años, la frecuencia y magnitud de los CT, han incrementado los daños materiales considerablemente. En particular para el año 2010 se observó una disminución de los eventos y se ha presentado un incremento importante hasta el 2015.

Para el periodo 2010 a 2015 los avances tecnológicos en instrumentos y sensores de medición generaron información de mayor calidad acerca de la evolución geométrica de los CT, A partir de ello se han perfeccionado los estudios temporales y espaciales, utilizando los registros superficiales de las EMA en conjunto con ISD del GOES 13 que registran la circulación atmosférica

La revisión preliminar de las trayectorias descritas y las afectaciones ocasionadas por los CT en el OP permitió la selección de 5 de ellos, los cuales impactaron el territorio nacional, a los cuales definiremos como eventos de estudio (ver cuadro 5.2).

Cuadro 5.2 Eventos de estudio seleccionados.

Año	Nombre	Categoría SSHS	Periodo oficial	Periodo de Caracterización
2015	Patricia	HV	20 – 24 Oct.	19 – 25 Oct.
2014	Odile	HV	10 – 17 Sep.	9 – 18 Sep.
2013	Manuel	HI	13 – 19 Sep.	12 – 20 Sep.
2012	Paul	HIII	13 – 17 Oct.	12 – 18 Oct.
2010	Georgette	TT	21 – 22 Sep.	20 – 23 Sep.

Para homogenizar el estudio, en cada uno de los eventos de estudio se propuso un periodo de caracterización, definido el periodo oficial y considerando dos días adicionales, uno previo y uno posterior. Este periodo tiene por objeto obtener características iniciales y

finales del fenómeno meteorológico, facilitando el procesamiento digital de las imágenes y la información de las EMA operando en la República Mexicana disponibles.

Una breve reseña de la evolución, características físicas y trayectoria en aguas del OP y su inclusión en territorio nacional de cada uno de los eventos de estudio se presenta a continuación.

Huracán Patricia

El huracán Patricia (Figura 5.4) tuvo su génesis el 20 de octubre de 2015, a partir de la DT20–E a las 10:00 a.m. ubicada a inmediaciones de Salinas Cruz y Puerto Escondido, Oax. con un desplazamiento inicial de 4 km/h hacia el Oeste. Siendo las 22:00 p.m. del mismo día se convirtió en TT enfilándose hacia Acapulco, Gro. Continuando su desplazamiento hacia el Oeste con rumbo Oeste – Noroeste hasta ubicarse a 365 km de Punta Maldonado, Gro.

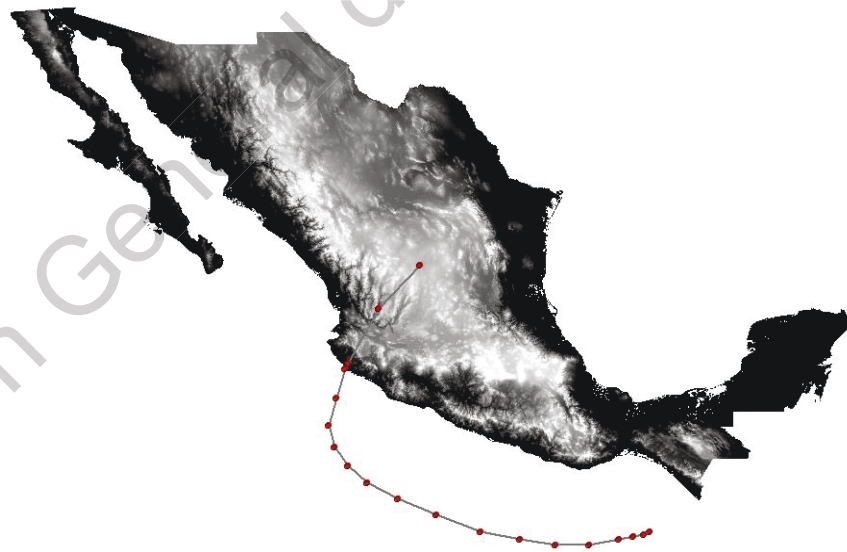


Figura 5.4 Trayectoria del huracán Patricia.

El día 21 a las 19:00 p.m. modificó su dirección hacia el Oeste – Noroeste incrementando la fuerza de sus vientos hasta ser catalogado huracán, el día 22 a la 01:00

a.m. con un proceso acelerado llegó a categoría HII al suroeste de Lázaro Cárdenas, Mich. a las 10:00 a.m. y tan solo 3 h después se le asignó categoría IV.

Siendo las 22:00 p.m. con rachas de 315 km/h y vientos sostenidos de 260 km/h se le asignó categoría HV, continuando su inercia en la fuerza de los vientos hasta alcanzar máximos de 325 km/h sostenidos y rachas de 400 km/h. El día 23 a las 4:00 a.m. se convirtió en el ciclón tropical más intenso antes registrado en el Pacífico Nororiental.

Mantuvo esa intensidad hasta las 16:00 p.m. al estar cerca de las costas de Manzanillo, Col. y Cabo Corrientes, Jal. iniciándose la disminución de su potencial debido al impacto de las bandas nubosas con la Sierra Madre Occidental y la absorción de aire seco continental. Posteriormente inicio su degradación al internarse en territorio del Estado de Jalisco. Y en solo 11 h disminuyó la intensidad a HII, para finalmente llegar a HI en territorio zacatecano hasta degradarse en DT (Bravo, 2015a).

El huracán Patricia inicio su trayectoria con una etapa inicial como DT, llegando a ser un huracán sin precedentes en la historia de la región IV de la WMO, degradándose 108 h después de nueva cuenta a DT (ver cuadro 5.3). Las variables registradas y publicadas por la NOAA son: *Lat*, *Long*, *PB* y *VV* en boletines emitidos cada 6 h (Kimberlain *et al.*, 2016).

Cuadro 5.3 Trayectoria y características del huracán Patricia.

boletín	día	hora UTC	Lat (°N)	Long (°W)	PB (mb)	VV (km/h)	Categoría	boletín	día	hora UTC	Lat (°N)	Long (°W)	PB (mb)	VV (km/h)	Categoría
1	20	06:00	13.4	-94.0	1007	46.30	DT	11	22	18:00	15.2	-104.2	957	212.98	HIV
2	20	12:00	13.3	-94.2	1006	55.56	DT	12	23	00:00	15.8	-104.9	920	277.80	HV
3	20	18:00	13.2	-94.6	1006	55.56	DT	13	23	06:00	16.5	-105.4	886	333.36	HV
4	21	00:00	13.1	-95.1	1004	64.82	TT	14	23	12:00	17.3	-105.6	872	342.62	HV
5	21	06:00	12.9	-96.2	1004	64.82	TT	15	23	18:00	18.3	-105.3	878	333.36	HV
6	21	12:00	12.9	-97.4	1001	74.08	TT	16	23	23:00	19.4	-105.0	932	240.76	HIV
7	21	18:00	13.1	-98.7	997	92.60	TT	17	24	06:00	19.6	-104.9	946	203.72	HII
8	22	00:00	13.4	-100.1	991	111.12	HI	18	24	12:00	21.6	-103.8	985	92.60	TT
9	22	06:00	14.0	-101.7	981	138.90	HI	19	24	18:00	23.2	-102.3	1000	46.30	DT
10	22	12:00	14.6	-103.1	969	166.68	HIV								

Huracán Odile

El huracán Odile (Figura 5.5) se generó a partir de la DT 15 durante la madrugada del 10 de septiembre al Suroeste de Acapulco, Gro. Por la mañana del mismo día se tornó en TT cerca de Zihuatanejo, Gro., desplazándose al Noroeste con velocidad de 6 km/h aumentando de fuerza logrando vientos de 85 km/h y rachas de 120 km/h a inmediaciones de Lázaro Cárdenas, Mich.

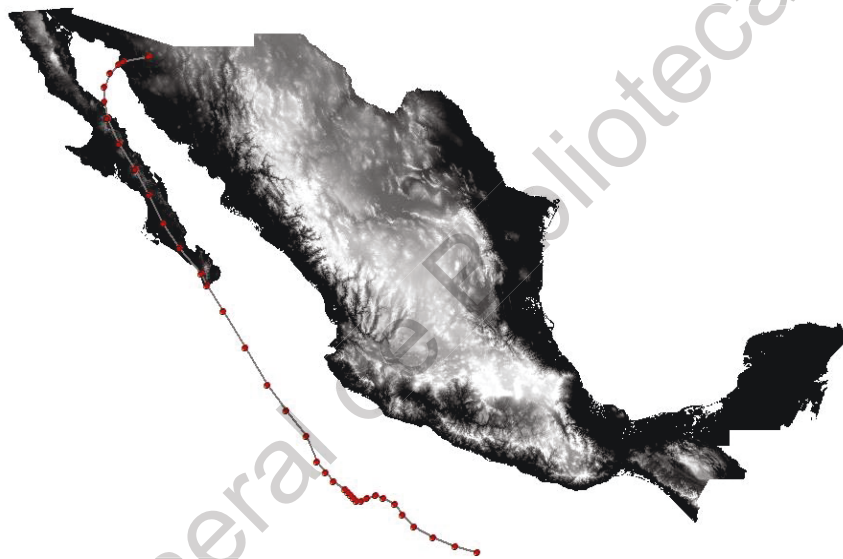


Figura 5.5 Trayectoria del huracán Odile.

El día 11 al avanzar hacia Manzanillo, Col. continuó intensificándose para llegar a huracán de categoría HI, durante el mismo día alcanzo categoría HII con vientos de 160 km/h y rachas de 185 km/h. Continuó su avance sobre aguas cálidas y en la madrugada del día 14 al ubicarse a 280 Km al Oeste – Suroeste del Puerto de Manzanillo adquirió categoría HIII.

Posteriormente en la mañana del mismo día alcanzo vientos sostenidos de 215 km/h y rachas de 260 km/h que lo convirtieron en categoría HIV, manteniéndose así hasta la tarde mientras avanzaba hacia la Península de Baja California. Al acercarse a tierra y con el choque de las bandas de rotación con las costas de los Estados de Sinaloa, Nayarit y Jalisco empezó a disminuir su fuerza. Tocó tierra por la tarde en Los Cabos, BCS, siendo

las 11:45 p.m. el ojo del huracán ingreso a territorio nacional a 10 km al Este de Cabos San Lucas, BCS presentado categoría HIII y con un desplazamiento Nor – Noreste.

El día 15 la zona central de convección cubría el estado, iniciándose la pérdida de fuerza para ser declarado categoría HII. En la mañana cuando se ubicaba a 60 km al Oeste de La Paz, BCS, después a 70 km de Loreto disminuyó a categoría HI degradándose a TT.

El día 16 al Sur – Suroeste de Mulege, continuó su trayectoria hacia la Isla de Coronado ingresando al Golfo de California, tocando tierra nuevamente el día 17 ahora en las cercanías de Puerto Peñasco, Son., finalmente se degradó a DT y zona de baja presión en territorio sonorense (Bravo, 2014a).

Cangialosi y Kimberlain (2015) presentan el resumen de la evolución del huracán Odile (ver cuadro 5.4), desde su etapa inicial como zona de baja presión el día 9 de septiembre, llegando a huracán categoría HIV el día 14 y degradándose posteriormente hasta su disipación el día 18 del mismo mes.

Cuadro 5.4 Trayectoria y características del huracán Odile.

boletín	día	hora UTC	Lat (°N)	Lon (°W)	PB (mb)	VV (km/h)	Categoría	boletín	día	hora UTC	Lat (°N)	Lon (°W)	PB (mb)	VV (km/h)	Categoría
1	9	12:00	13.5	-100.1	1007	46.30	Baja presión	20	14	06:00	18.5	-107.0	918	222.24	HIV
2	9	18:00	13.7	-100.9	1006	55.56	Baja presión	21	14	12:00	19.4	-107.7	920	212.98	HIV
3	10	00:00	14.0	-101.7	1005	55.56	DT	22	14	18:00	20.7	-108.5	923	203.72	HIII
4	10	06:00	14.4	-102.4	1004	64.82	TT	23	15	00:00	22.0	-109.3	932	203.72	HIII
5	10	12:00	14.8	-102.8	1002	74.08	TT	24	15	04:45	22.9	-109.9	941	203.72	HIII
6	10	18:00	15.2	-103.1	1002	74.08	TT	25	15	06:00	23.3	-110.1	945	194.46	HIII
7	11	00:00	15.4	-103.5	1001	74.08	TT	26	15	12:00	24.2	-110.9	953	166.68	HII
8	11	06:00	15.5	-103.8	998	83.34	TT	27	15	18:00	25.1	-111.5	965	138.90	HI
9	11	12:00	15.4	-104.1	998	83.34	TT	28	16	00:00	26.1	-112.0	980	120.38	HI
10	11	18:00	15.3	-104.3	995	92.60	TT	29	16	06:00	27.0	-112.5	987	101.86	TT
11	12	00:00	15.3	-104.5	994	92.60	TT	30	16	12:00	27.9	-113.1	992	92.60	TT
12	12	06:00	15.4	-104.6	993	92.60	TT	31	16	18:00	28.8	-113.5	993	83.34	TT
13	12	12:00	15.5	-104.7	990	101.86	TT	32	17	00:00	29.4	-113.6	993	83.34	TT
14	12	18:00	15.6	-104.8	989	101.86	TT	33	17	06:00	29.9	-113.6	995	74.08	TT
15	13	00:00	15.7	-104.9	986	111.12	TT	34	17	12:00	30.4	-113.4	997	64.82	TT
16	13	06:00	16.0	-105.3	983	120.38	HI	35	17	16:30	30.7	-113.1	999	64.82	TT
17	13	12:00	16.3	-105.6	978	129.64	HI	36	17	18:00	30.8	-112.9	1001	55.56	DT
18	13	18:00	16.7	-105.9	966	148.16	HI	37	18	00:00	31.0	-112.0	1003	46.30	DT
19	14	00:00	17.6	-106.3	950	175.94	HII	38	18	06:00					Disipación

Huracán Manuel

La DT-13 tuvo origen el 13 de septiembre a partir de una baja presión en las costas guerrerenses (Figura 5.6), con desplazamiento inicial hacia el Noroeste con velocidad de 6 km/h convirtiéndose en TT para continuar su trayectoria hacia el Oeste – Noroeste. A lo largo del día 14 se dio un periodo estacional enfilándose hacia el Norte, incrementando su fuerza frente a las costas michoacanas con gran cobertura nubosa sobre el territorio nacional.



Figura 5.6 Trayectoria del huracán Manuel.

Posteriormente el día 15 a las 14:00 p.m. ingreso a la ciudad de Manzanillo, Col. con vientos sostenidos de 100 km/h y rachas de 130 km/h, continuando su recorrido hacia el Noroeste perdiendo fuerza. Se caracterizó por favorecer lluvias torrenciales sobre los Estados de Guerrero, Colima, Michoacán, así como los del sur y occidente. No obstante a encontrarse el centro del CT en territorio Jalisciense, se favorecieron fuertes inundaciones y deslaves en poblaciones de Guerrero.

El día 16 continuó desplazándose hacia el Noroeste en forma de baja presión regresando al mar donde tomo fuerza. Al día siguiente retorno a DT manteniéndose hasta la

mañana del 18, regenerándose como TT para incursionar en el Golfo de California, a las 18:00 p.m. se intensificó a huracán con vientos sostenidos de 120 km/h y rachas de 150 km/h.

Al ingresar de nueva cuenta a tierra firme en costas sinaloenses perdió paulatinamente su fuerza para situarse a 65 km al Nor – Noreste de Altata, Sin. como TT, debilitándose el sistema a las 19:00 pm en territorio del estado de Chihuahua convirtiéndose en baja presión remanente a las 22:00 p.m. (Bravo, 2013a).

Pasch y Zelinsky (2014) reportaron la trayectoria desde su etapa inicial como DT el día 13 de septiembre llegando a huracán categoría HI el 19, disipándose el 20 del mismo mes (ver cuadro 5.5). Éste CT a pesar de su baja categoría ocasionó lluvias intensas en costas del OP al coincidir con el desarrollo del huracán Ingrid en al OA.

Cuadro 5.5 Trayectoria y características del huracán Manuel.

boletín	día	hora UTC	Lat (°N)	Lon (°W)	PB (mb)	VV (km/h)	Categoría	boletín	día	hora UTC	Lat (°N)	Lon (°W)	PB (mb)	VV (km/h)	Categoría
1	13	12:00	15.3	-101.4	999	55.56	DT	15	17	00:00	21.4	-106.1	1004	37.04	Disturbio
2	13	18:00	15.3	-101.9	998	64.82	TT	16	17	06:00	21.8	-106.4	1003	37.04	Disturbio
3	14	00:00	15.4	-102.2	997	74.08	TT	17	17	12:00	22.2	-106.8	1002	46.30	Disturbio
4	14	06:00	15.5	-102.3	995	83.34	TT	18	17	18:00	22.5	-107.2	1001	55.56	DT
5	14	12:00	15.9	-102.1	993	83.34	TT	19	18	00:00	22.7	-107.5	1000	55.56	DT
6	14	18:00	16.4	-102.1	990	92.60	TT	20	18	06:00	22.9	-107.7	998	64.82	TT
7	15	00:00	17.0	-102.2	987	101.86	TT	21	18	12:00	23.2	-107.9	995	83.34	TT
8	15	06:00	17.6	-102.6	984	111.12	TT	22	18	18:00	23.6	-108.1	989	101.86	TT
9	15	12:00	18.2	-103.2	985	111.12	TT	23	19	00:00	24.1	-108.2	984	120.38	HI
10	15	18:00	18.9	-104.0	996	83.34	TT	24	19	06:00	24.5	-108.2	983	120.38	HI
11	16	00:00	19.6	-104.7	100	55.56	DT	25	19	12:00	24.8	-108.0	984	120.38	HI
12	16	06:00	20.2	-105.2	1002	46.30	Disturbio	26	19	18:00	25.3	-107.6	999	74.08	TT
13	16	12:00	20.6	-105.5	1003	46.30	Disturbio	27	20	00:00				0.00	Disipación
14	16	18:00	21.0	-105.8	1004	37.04	Disturbio								

Huracán Paul

El huracán Paul nació de una perturbación tropical al Suroeste de las costas de Jalisco y Colima ubicada a 1,065 km de Cabo San Lucas, BCS (Figura 5.7), desplazándose

hacia el Oeste a 24 km/h incrementando gradualmente su fuerza y en la madrugada del 15 de septiembre presentaba vientos máximos de 120 km/h y rachas 150 km/h.



Figura 5.7 Trayectoria del huracán Paul.

Ubicado a 670 km al Suroeste de Cabo San Lucas, BCS llegó a categoría HIII. Al internarse en aguas frías disminuyó su fuerza, llegando a categoría HII a 500 km de Cabo San Lucas, BCS. Siendo las 22:00 p.m. mantuvo la fuerza hasta el día 16 al situarse a 70 km de la costa donde se degradó a categoría HI, modificó su trayectoria hacia el Norte con desplazamiento paralelo a las costas baja californianas. Degradándose a TT cuando se ubicó a 140 km hacia el Oeste – Suroeste de Loreto, BCS presentando vientos máximos de 110 km/h con rachas de 140 km/h.

A lo largo del día 17 continuó degradándose mientras recorría aguas de menor temperatura, llegando a DT y siendo las 16:00 p.m. al ubicarse a 25 km al Oeste – Suroeste de Punta Eugenia, BCS se convirtió en una baja presión remanente (Bravo, 2012).

Durante su evolución el huracán Paul recorrió 1,710 km a lo largo de 96 h con una velocidad promedio de 18 km/h, que pese a desarrollarse en aguas abiertas del OP se aproximó a la Península de Baja California con fuertes vientos, alteraciones en el oleaje y afectación de las bandas nubosas sobre el territorio propiciando importantes precipitaciones

en el occidente y Noroeste de México, su evolución en posición geográfica, velocidad de vientos y presión fueron reportadas por Berg (2013), desde su etapa inicial como zona de baja presión el día 13 de septiembre llegando a huracán categoría III el día 15 y disipándose el 18 del mismo mes (ver cuadro 5.6).

Cuadro 5.6 Trayectoria y características del huracán Paul.

boletín	día	hora UTC	Lat (°N)	Lon (°W)	PB (mb)	VV (km/h)	Categoría	Boletín	día	hora UTC	Lat (°N)	Lon (°W)	PB (mb)	VV (km/h)	Categoría
1	13	12:00	13.8	-112.0	1006.0	55.6	DT	11	16	00:00	19.2	-113.8	960.0	185.2	HIII
2	13	18:00	13.9	-113.1	1005.0	64.8	TT	12	16	06:00	20.7	-113.1	962.0	185.2	HIII
3	14	00:00	14.0	-113.8	1003.0	74.1	TT	13	16	12:00	22.7	-112.5	971.0	157.4	HII
4	14	06:00	14.1	-114.2	1001.0	83.3	TT	14	16	18:00	24.2	-114.4	982.0	129.6	HI
5	14	12:00	14.3	-114.6	1001.0	92.6	TT	15	17	00:00	25.2	-112.5	988.0	101.9	TT
6	14	18:00	14.6	-115.0	996.0	101.9	TT	16	17	06:00	26.0	-113.0	990.0	74.1	Baja presión
7	15	00:00	15.1	-115.1	991.0	111.1	TT	17	17	12:00	26.7	-113.7	993.0	64.8	Baja presión
8	15	06:00	15.8	-115.1	988.0	120.4	HI	18	17	18:00	27.5	-114.7	995.0	64.8	Baja presión
9	15	12:00	16.8	-114.8	979.0	148.2	HI	19	18	00:00	28.4	-115.9	998.0	55.6	Baja presión
10	15	18:00	17.9	-114.4	959.0	194.5	HIII	20	18	06:00					Disipación

Huracán Georgette

Una zona de gran inestabilidad surgida el 21 de septiembre a 100 km de distancia de Cabo San Lucas, BCS evolucionó rápidamente a TT con desplazamiento al Noreste con afectaciones a la Península de Baja California, los estados del Occidente y Noroeste del territorio nacional (Figura 5.8).

Entró al territorio de la Península de Baja California a las 13:00 p.m. situándose a 15 km de Cabo San Lucas, con disminución de su fuerza al generarse fricción con el terreno y su degradación a DT a 40 km de La Paz, BCS presentándose fuertes lluvias.

Al continuar su desplazamiento, con rumbo al Noroeste siendo las 22:00 p.m. ingresó a las aguas del Golfo de California con afectaciones a las costas sonorenses, entre Huatabampito y Bahía Kino. Al continuar su trayectoria Nor – Noroeste durante el día 22 se posicionó a las 19:00 p.m. cerca de Guaymas, Son. perdiendo su fuerza a las 22:00 p.m. en el interior del estado (Bravo, 2010).

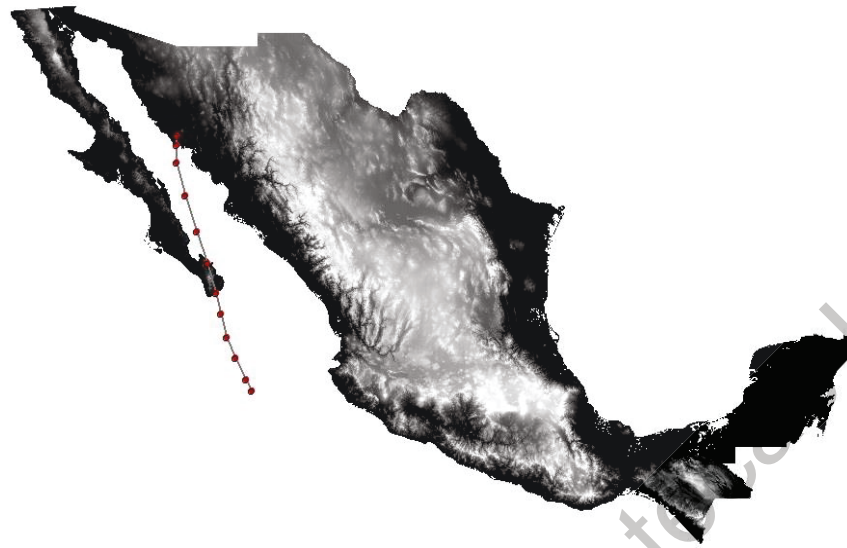


Figura 5.8 Trayectoria de la tormenta tropical Georgette.

Brennan (2010) elaboró el reporte para la NOAA, en el cual se aprecia la corta duración del CT, con una trayectoria desarrollada en solo 39 h desplazándose 795 km con una velocidad promedio de 20 km/h. Durante este periodo se consignan las coordenadas, la velocidad de los vientos y la presión barométrica desde su etapa inicial como DT el día 20 llegando a TT durante el mismo día y degradándose iniciado el día 22 para disiparse en la mañana del día 23, manteniendo durante su recorrido una trayectoria lineal (ver cuadro 5.7).

Cuadro 5.7 Trayectoria y características de la tormenta tropical Georgette.

boletín	día	hora UTC	Lat (°N)	Lon (°W)	PB (mb)	VV (km/h)	Categoría	boletín	día	hora UTC	Lat (°N)	Lon (°W)	PB (mb)	VV (km/h)	Categoría
1	20	12:00	19.7	-108.4	1001	55.56	DT	7	22	00:00	24.0	-110.0	1000	55.56	DT
2	20	18:00	20.1	-108.6	1001	64.82	TT	8	22	06:00	25.1	-110.4	1000	55.56	DT
3	21	00:00	20.8	-109.0	1000	64.82	TT	9	22	12:00	26.3	-110.8	1000	55.56	DT
4	21	06:00	21.5	-109.3	1000	64.82	TT	10	22	18:00	27.4	-111.1	999	55.56	DT
5	21	12:00	22.3	-109.5	999	64.82	TT	11	23	00:00	28.3	-111.1	1000	55.56	DT
6	21	18:00	23.0	-109.7	999	64.82	TT	12	23	06:00					Disipación

Como se observa en las trayectorias de los eventos de estudio (Figuras 5.4 a 5.8), el recorrido de los CT no necesariamente es sobre el espacio definido por la RH10, sin embargo la cobertura nubosa si está presente sobre ella y las EMA ubicadas en dicha región. Lo que permite definir la intensidad de lluvia acorde con la evolución geométrica de los eventos de estudio seleccionados.

5.2.2 Imágenes satelitales

Desde el enfoque físico, las ISD representan la distribución de la energía electromagnética detectada mediante teledetección en un sensor desde una fuente de radiación. Dicha distribución espectral de energía desde la fuente de radiación $c(\lambda)$ incide sobre un objeto generando una reflectividad $r(\lambda)$, cuya una energía se define como $c(\lambda)r(\lambda)d(\lambda)$.

El resultado de este producto varía respecto de la posición de un punto en la toma, de tal forma que cada punto cuenta con una intensidad luminosa específica (I), la composición de estas luminosidades construye un modelo matemático de imagen continua para valores digitales de tipo byte.

Las ISD utilizadas fueron captadas por el GOES-13, proporcionadas por el área de Percepción Remota del SMN. Las imágenes tienen formato *.raw* comprimidas de extensión *.BZ2* debido a su tamaño y carecen de tratamiento o coloración. La extensión de su formato nativo es *.pcx* y se utiliza una nomenclatura acorde a la fecha y hora al momento de realizada la captura. El nombre de cada imagen requiere de 12 dígitos, es de la forma *aaaammddhhmm.pcx* (Gutiérrez y Arellano, 2010), son captadas en IR disponibles a cada 15 min de resolución temporal.

A partir del año 2003 las ISD tienen en su esquina superior izquierda las coordenadas 36.4768° de latitud Norte y -122.2590° de longitud Oeste; en su esquina inferior derecha las coordenadas 14.1118° de latitud Norte y -79.0817° de longitud Oeste. Ambas coordenadas establecen el marco de referencia para la observación, el seguimiento y

estudio de la evolución de los fenómenos hidrometeorológicos en el OP y el OA que afectan el territorio nacional (Meza *et al.*, 2014).

Desde el año 2010 las ISD cuentan con una resolución de 8 bits. La extensión de la imagen está delimitada por 817 píxeles para la latitud y 1280 píxeles para la longitud, el tamaño de cada píxel es de 2.36 km por lado. En el caso de las imágenes IR presentan valores de brillo que va de 0 a 255, acorde con su *ND* (Meza *et al.*, 2014).

En la escala de grises el color negro tiene un valor 0, mientras que el color blanco corresponde a un valor 255 (Figura 5.9). El umbral de valor mínimo del *ND* utilizado para el estudio fue 109, el cual representa una intensidad de precipitación pronosticada de 0.005 mm/h acorde con la técnica HE.

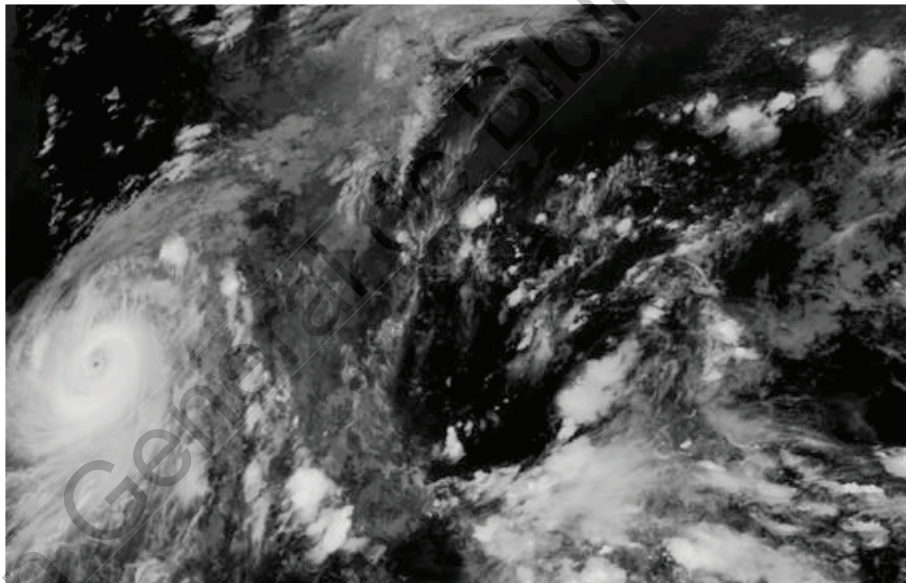


Figura 5.9 Imagen 201409150015 del Huracán Patricia captada por el Satélite GOES-13.

Dada la necesidad histórica de estudiar fenómenos hidrometeorológicos en el país, que permitan la caracterización de las tormentas acorde a su naturaleza formativa, se hizo el análisis preliminar de las ISD disponibles que comprende el periodo del año 2004 al 2015. Se revisó que el marco de referencia para las ISD es el mismo en todos los casos, no obstante, se identificó que la resolución de ellas varía para 7 periodos de tiempo (ver cuadro 5.8).

Cuadro 5.8 Características de las ISD disponibles.

Periodo	AñoMesDia	Tamaño en pixeles (Long x Lat)	Dimensión Km	Cobertura km ²
Primero	20040101 – 20050810	1280 x 945	2.36 x 2.04	4.82
Segundo	20050810 – 20050910	640 x 472	4.72 x 4.09	19.28
Tercero	20050910 – 20050918	1280 x 945	2.36 x 2.04	4.82
Cuarto	20050918 – 20050921	800 x 643	3.78 x 3.00	11.32
Quinto	20050921 – 20051002	1280 x 938	1.39 x 938	2.85
Sexto	20051002 – 20091231	755 x 553	4.00 x 3.49	13.95
Séptimo	20100101 – 20151231	1280 x 817	2.36 x 2.36	5.57

Para el séptimo periodo, de enero de 2010 a diciembre de 2015, existe uniformidad en las características de las ISD. Dicho periodo correspondió al funcionamiento del GOES–13. Estas características facilitó la selección de los eventos de estudio (ver cuadro 5.2), garantizándose la homogeneidad en las características y los parámetros para automatizar la decodificación y lectura de las ISD.

5.2.3 Estaciones meteorológicas automáticas

La página oficial del SMN informa que actualmente se encuentran instaladas 187 EMA en sitios estratégicos de México, las cuales monitorean permanentemente las condiciones meteorológicas del país (ver cuadro 5.9).

Cuadro 5.9 EMA instaladas y operando en la República Mexicana.

Estado	Estado	Estado	Estado	Estado	Estado		
Aguascalientes	3	Colima	0	Morelos	5	Sinaloa	3
Baja California	10	Durango	7	Nayarit	3	Sonora	8
Baja California sur	7	Guanajuato	2	Nuevo León	3	Tabasco	3
Campeche	8	Guerrero	8	Oaxaca	7	Tamaulipas	6
Chiapas	8	Hidalgo	7	Puebla	6	Tlaxcala	2
Chihuahua	14	Jalisco	10	Querétaro	3	Veracruz	11
Ciudad de México	4	Estado de México	7	Quintana Roo	8	Yucatán	6
Coahuila	6	Michoacán	6	San Luis Potosí	4	Zacatecas	2

En el anexo B se muestra un concentrado estatal, donde puede consultarse la información completa de las EMAS. La información corresponde al nombre oficial, la posición geográfica y fecha de inicio de operación.

Se realizó la indagación de los instrumentos y sensores con que están habilitadas las EMA. Para los datos disponibles al año 2018 en la página oficial se contabilizaron por fabricante para las EMA instaladas, a partir de dicha información puede realizarse una revisión específica de las características técnicas y metrológicas (ver cuadro 5.10).

Respecto de las 187 EMA para 151 de ellas se indica el fabricante, que corresponde al 80.75% del total instaladas. Con ello se puede consultar la precisión en el registro de las variables meteorológicas y la incertidumbre asociada para llevar a cabo estudios y proyectos.

Cuadro 5.10 Fabricantes de EMA instaladas y operando en México.

Fabricante	Numero de EMA	Porcentaje
FTS	107	70.86%
Campbell	37	24.50%
Vaisala	7	4.64%

Estaciones meteorológicas automáticas en la RH 10.

Considerando los eventos de estudios y el periodo de las ISD disponibles seleccionados, se definieron las 10 EMA (Figura 5.10) ubicadas dentro de la extensión territorial de la RH10 (ver cuadro 5.11). Para ellas se consultó la información registrada en las variables meteorológicas acorde con los periodos de caracterización (ver cuadro 5.2). El número asignado a cada EMA de estudio corresponde a la relación alfabética por estado y fecha de instalación en la lista oficial del SMN.

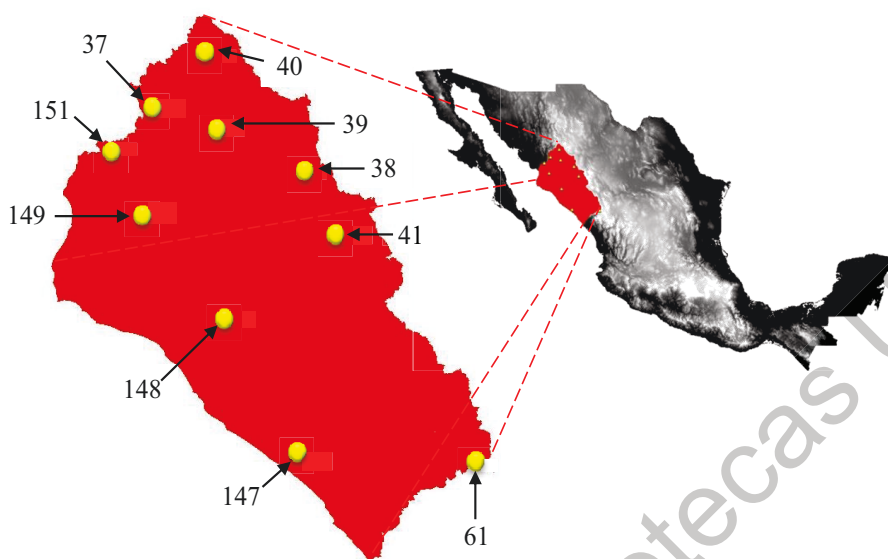


Figura 5.10 Estaciones meteorológicas automáticas en la RH10.

En el estado de Chihuahua se localizan 5 estaciones, en Durango 1 estación, en Sinaloa 3 estaciones y en Sonora 1 estación. De las cuales 4 EMA se ubican en la SMO con elevación mayor a los 1600 msnm, 3 EMA están instaladas a elevación media en el rango de 400 a 600 msnm, 2 EMA colocadas a elevaciones bajas del orden de 100 msnm y 1 EMA se ubica a nivel de mar.

Cuadro 5.11 EMA ubicadas en la RH10.

Estado	EMA	Nombre oficial	Lat (°N)	Long (°W)	Elevación (msnm)
Chihuahua	37	Chinipas	27.390	-108.536	431
Chihuahua	38	Guachochi	26.813	-107.073	2390
Chihuahua	39	Urique	27.216	-107.917	577
Chihuahua	40	Maguarichi	27.858	-107.994	1663
Chihuahua	41	Chinatú	26.229	-106.771	1982
Durango	61	Las Vegas	24.186	-105.466	2398
Sinaloa	147	Obispo	24.251	-107.188	4
Sinaloa	148	San Juan	25.486	-107.843	112
Sinaloa	149	El Fuerte	26.411	-108.618	82
Sonora	151	Álamos	27.022	-108.938	409

Información meteorológica disponible.

Basado en los requerimientos técnicos y las especificaciones de la WMO, el SMN recopila la información de las EMA operando en el país, proporcionando los datos al sector público, privado, educativo e investigación que lo solicite. Ello permite al Centro de Investigaciones del Agua-Querétaro (CIAQ) de la Facultad de Ingeniería (FI) de la Universidad Autónoma de Querétaro (UAQ), el acceso a la información a través de su Coordinador.

A partir de los estudios de investigación y los trabajos de Posgrado del CIAQ, con el apoyo de los colaboradores, se ha conformado una base de datos la cual se actualiza anualmente. Ello permite estudiar los fenómenos hidrometeorológicos ocurridos en el territorio nacional o bien aquellos que en su circulación por los océanos que rodean al país generan afectaciones directas.

Se cuenta con un servidor que almacena 210 carpetas, que corresponden al mismo número de EMA que han sido instaladas en el país. Algunas de ellas han dejado de operar, no obstante se tiene su información histórica.

Hasta el día 31 de diciembre de 2018 en total se disponen de 23,117 archivos en formato .csv de Excel. Cada uno de ellos, corresponde a un mes de registro de las variables meteorológicas en una EMA. Para facilitar su manejo se ordenaron alfabéticamente en carpetas por el nombre oficial asignado por el SMN. Al interior se renombró cada archivo original asignándole como nomenclatura el año y mes de registro para establecer un orden cronológico en los registros disponibles.

Las primeras EMA instaladas en México fueron “Cerro Catedral” en el Edo. de México y “Chapala” en Jalisco, ambas en el mes de abril de 1999, dando inicio junto con 14 más en el mismo año al monitoreo automático. En 2000 se instalaron 36 EMA, para 2001 no hubo nuevas estaciones, durante 2002 fueron 14 las instaladas, mientras que en 2003 fueron 10 y continuó la instalación paulatina hasta contar a la fecha con 187.

Los años donde más EMA fueron instaladas fue en 2008 con 38 y 2012 con 53. Es importante mencionar que no todas operan actualmente y en algunos casos son los CT quienes las dañan perdiéndose así la información registrada. Por ello se revisó para cada

evento de estudio si las estaciones de la RH10 (ver cuadro 5.11) lo registraron, contándose en total con 40 tormentas registradas (ver cuadro 5.12).

Cuadro 5.12 Información disponible de EMA ubicadas en RH10.

Nombre	Patricia 2015 19 – 25 Oct	Odile 2014 9 – 18 Sep	Manuel 2013 12 – 20 Sep	Paul 2012 12-18 Sep	Georgette 2010 20- 23 Sep
Chinipas	Si	Si	Si	Si	Si
Guachochi	Si	No	No	Si	Si
Urique	Si	Si	Si	Si	Si
Maguarichi	Si	No	Si	Si	Si
Chinatú	Si	Si	Si	Si	No
Las Vegas	Si	Si	Si	Si	Si
Obispo	Si	Si	Si	Si	Si
San Juan	Si	Si	No	No	No
El Fuerte	No	No	Si	Si	Si
Álamos	Si	Si	Si	Si	No

Cada uno de los archivos mensuales de registro, contiene m filas que ordenan el día y hora de registro de las n filas que corresponden a las variables meteorológicas medidas. Cada fila corresponde a lecturas promedio a cada 10 minutos, desde el minuto 0 del primer día de mes hasta la hora 23 con 50 minutos del último día de mes.

A manera de ejemplo se muestra la información meteorológica registrada los días 23 y 24 de octubre de 2015 durante el huracán Patricia en la EMA ubicada en Atoyac en el estado de Guerrero (ver cuadro 5.13).

Cuadro 5.13 Registro de la EMA Atoyac durante el Huracán Patricia.

Lectura	Fecha	DV	DR	VV	VR	Temp	Hum	PB	RS	PR
		° Azimut	° Azimut	km/h	Km/h	° C	%	mb	W/m²	mm
1	23/10/2015 22:00	154	162	7.9	15.8	30	77	1004.3	82	0
2	23/10/2015 22:10	161	160	4.7	8.4	29.9	78	1004.4	56	0
3	23/10/2015 22:20	171	191	5.2	8.7	29.7	79	1004.5	33	0

4	23/10/2015 22:30	160	182	3.8	8.6	29.6	80	1004.7	23	0
5	23/10/2015 22:40	215	214	2.4	5.3	29.5	81	1004.8	24	0
6	23/10/2015 22:50	271	294	3	6.9	29.3	83	1004.9	10	0
7	23/10/2015 23:00	209	292	4	11.4	28.8	84	1005.2	2	0.4
8	23/10/2015 23:10	175	205	4.7	9.8	28.1	85	1005.5	2	0.6
9	23/10/2015 23:20	220	248	12.5	45.8	27.1	87	1006.5	0	5.6
10	23/10/2015 23:30	223	240	10.1	26.1	25.6	89	1006.9	0	7.4
11	23/10/2015 23:40	239	229	5.6	23.1	25.4	90	1006.9	0	4.6
12	23/10/2015 23:50	287	301	4.3	15.3	25.3	90	1007.1	0	1.6
13	24/10/2015 00:00	351	300	3.2	8.3	25.3	90	1007.3	0	1.6
14	24/10/2015 00:10	356	360	3	8.3	25.4	90	1007.2	0	1.2
15	24/10/2015 00:20	351	357	5.4	9.4	25.3	90	1006.9	0	0.4
16	24/10/2015 00:30	17	340	4.2	8.8	25.3	90	1006.8	0	0.4
17	24/10/2015 00:40	23	344	4	9.3	25.2	90	1006.7	0	0.2
18	24/10/2015 00:50	16	109	5.5	13.1	25.2	90	1006.6	0	0
19	24/10/2015 01:00	342	334	4.6	10.4	25.2	90	1006.7	0	0
20	24/10/2015 01:10	342	358	4.7	11.8	25.3	90	1006.8	0	0
21	24/10/2015 01:20	14	360	3.9	10.8	25.3	90	1006.7	0	0.4
22	24/10/2015 01:30	13	337	4.1	13	25.3	90	1006.7	0	0
23	24/10/2015 01:40	2	360	5.1	15.5	25.3	90	1006.6	0	0
24	24/10/2015 01:50	69	106	5.2	12.7	25.4	90	1006.8	1	0
25	24/10/2015 02:00	105	133	5.4	11.8	25.5	89	1007.2	1	0
26	24/10/2015 02:10	94	130	3.1	6.8	25.6	89	1007.4	0	0
27	24/10/2015 02:20	14	108	3.5	6.3	25.6	90	1007.4	0	0
28	24/10/2015 02:30	349	360	3.8	8.2	25.5	90	1007.5	0	0
29	24/10/2015 02:40	336	358	3.8	10.6	25.5	90	1007.5	0	0
30	24/10/2015 02:50	344	359	4.4	12.5	25.5	90	1007.6	0	0

31	24/10/2015 03:00	68	360	2.2	4.5	25.5	90	1007.6	0	0
32	24/10/2015 03:10	105	137	2.9	6.7	25.4	90	1007.5	0	0
33	24/10/2015 03:20	64	123	2.2	5.4	25.3	90	1007.4	0	0
34	24/10/2015 03:30	266	298	2.9	5.9	25.3	90	1007.3	0	0
35	24/10/2015 03:40	287	332	2.4	4.8	25.1	90	1007.3	0	0
36	24/10/2015 03:50	218	230	2.9	6.1	25.3	90	1007.4	0	0
37	24/10/2015 04:00	272	301	2.5	5.8	25.4	90	1007.4	0	0
38	24/10/2015 04:10	331	346	1.8	2.9	25.3	90	1007.4	0	0
39	24/10/2015 04:20	72	360	2.3	4.6	25.3	90	1007.4	1	0
40	24/10/2015 04:30	35	360	4.4	7.4	25.2	89	1007.3	1	0
41	24/10/2015 04:40	83	126	2.1	4.5	25.3	90	1007.2	0	0
42	24/10/2015 04:50	65	109	2.7	7	25.4	90	1007.1	0	0
43	24/10/2015 05:00	25	359	2.4	7.8	25.3	90	1007.2	1	0
44	24/10/2015 05:10	2	360	3	7.8	25.3	89	1007.3	1	0
45	24/10/2015 05:20	341	360	3.6	8	25.2	89	1007.3	1	0
46	24/10/2015 05:30	315	359	3.3	8.8	25.2	89	1007.4	1	0.2
47	24/10/2015 05:40	2	343	5.2	11.1	25.1	89	1007.4	0	1.4
48	24/10/2015 05:50	355	360	7.1	15.8	24.9	89	1007.3	0	0.2
49	24/10/2015 06:00	354	339	7.7	16.1	25	89	1007.3	0	0.4
50	24/10/2015 06:10	356	355	6.3	14.2	25	89	1007.3	0	0
51	24/10/2015 06:20	341	360	6.4	14.1	25	89	1007.2	0	0.2
52	24/10/2015 06:30	338	353	5.8	11.7	25	89	1007.2	0	0

La longitud (X), latitud (Y) y elevación (Z) de la ubicación de la EMA en conjunto con el registro de las variables meteorológicas durante un fenómeno (DV , DR , VV , VR , $Temp$, Hum , PB , RS , PR) conforman la información superficial para acoplarse espacial y temporalmente respecto de la información obtenida mediante ISD (G , ND , T , R).

Inicialmente se cuenta con 16 variables (Figura 5.11), dada la alta variabilidad y no linealidad del fenómeno meteorológico, hace necesario el estudio empleando un enfoque multivariado y la aplicación de conceptos geoestadísticos.

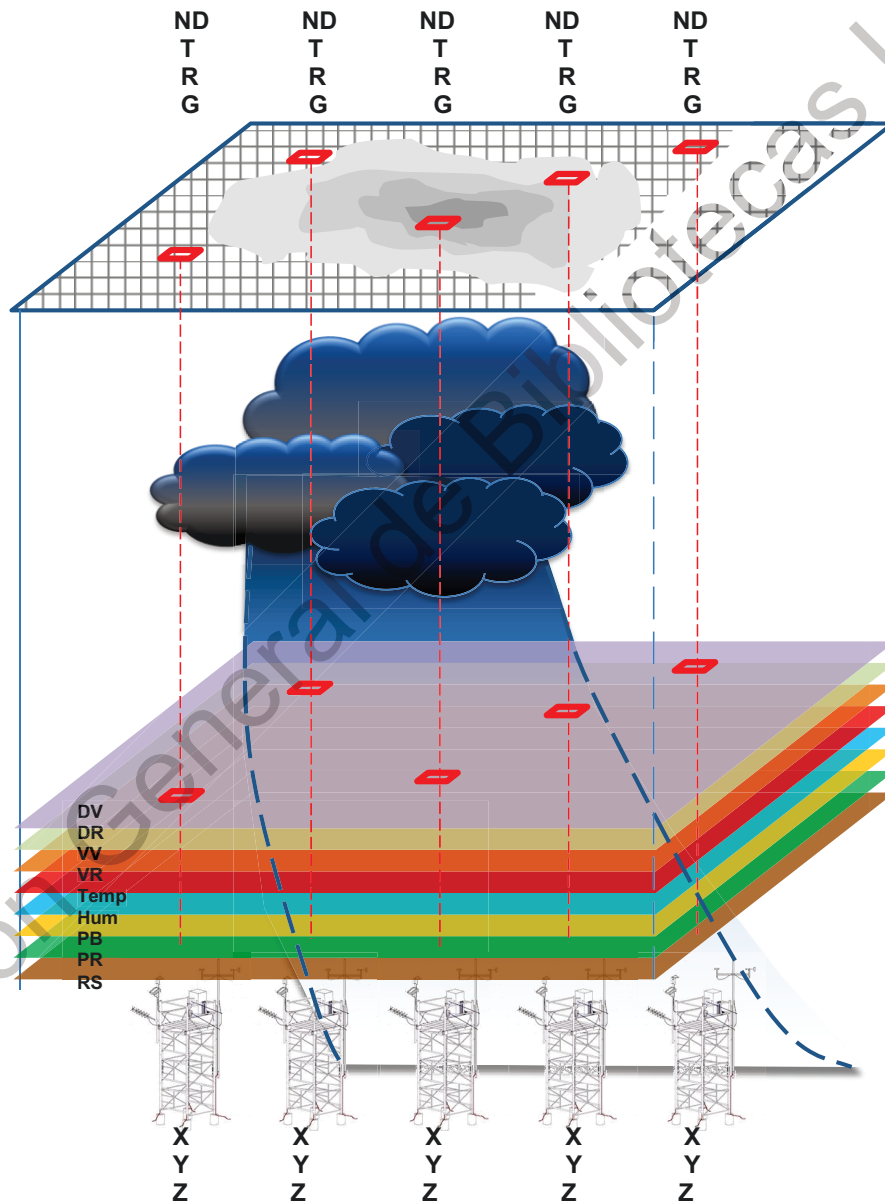


Figura 5.11 Esquema de las variables de estudio.

5.3 Métodos

5.3.1 Acoplamiento espacial

Con referencia a la posición del satélite GOES – 13 se requiere el acoplamiento espacial de la información obtenida en las ISD respecto de los datos registrados en las EMA durante cada evento de estudio, dado que existe un error en la colocación natural de la información producto de la posición de México en proyección de la ISD. En la vista completa del globo terráqueo en espectro VIS desde el satélite GOES – 13, en color amarillo se especifica el rectángulo de recorte de la región disponible en las ISD proporcionadas por el SMN (Figura 5.12).

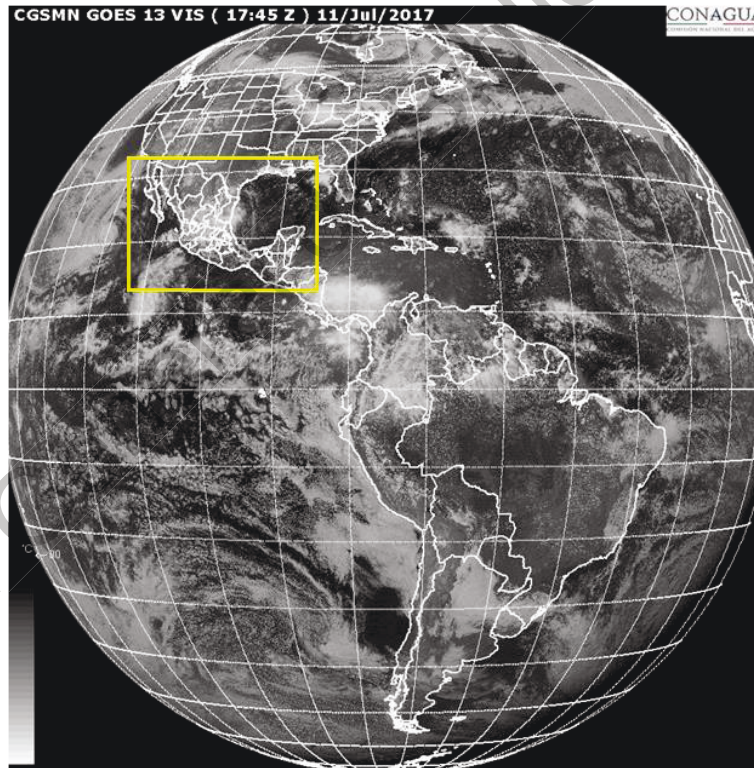


Figura 5.12 Ubicación de México en la ISD del GOES–13.

Dicho error es mayor en la zona de la Península de Baja California por el ángulo entre el geoide y el plano de la toma, combinado con la resolución de captura de datos del

archivo de satélite (Figura 5.13). La captura de las ISD se lleva a cabo empleando la proyección Marta software del satélite GOES – 13.

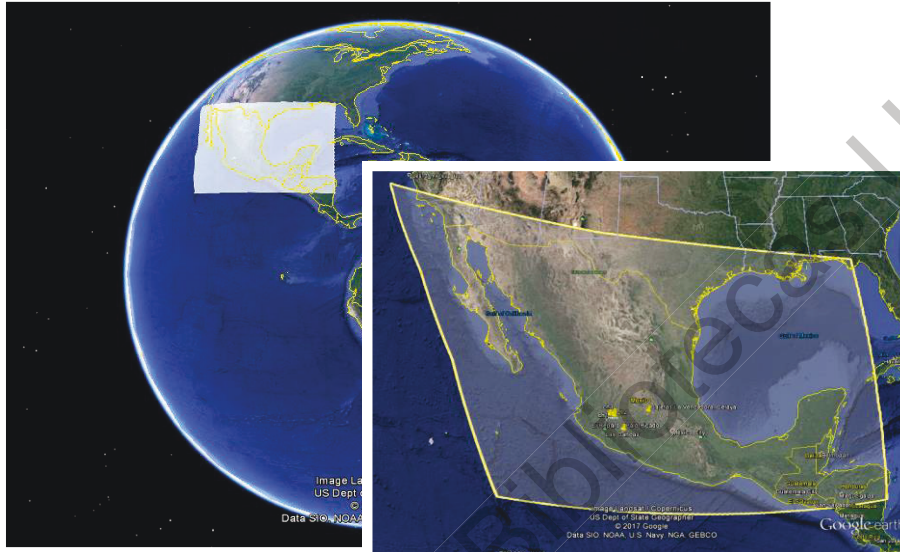


Figura 5.13 República Mexicana en las proyecciones *Marta Software* y geográfica.

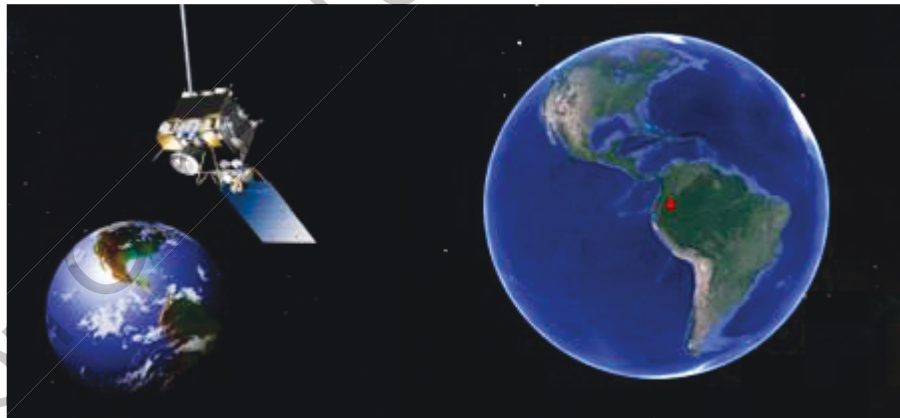


Figura 5.14 Posición orbital del satélite GOES – 13.

Los archivos de las ISD tienen formato *.pcx*, los cuales deben ser trabajados utilizando software que soporte la generación de la imagen nativa capturada por el *GOES-13*. Las imágenes son generadas por la compañía Marta que se dedica a capturar y representar datos climatológicos de origen satelital utilizando la suite Yosemite. Las ISD tienen

proyección global *WGS84*, con origen en la intersección del Ecuador y el meridiano $-75^{\circ}W$ a una altura de 36,000 km. Los parámetros mencionados corresponden a la posición orbital del GOES – 13. La proyección con dichas características se denominada Martha Software Projection (Figura 5.14).

En la figura 5.15 se representan esquemáticamente los elementos de dicha proyección, la línea roja corresponde a la región de la República Mexicana sobre la superficie terrestre vista en planta, mientras que la línea azul en la parte posterior es la ISD proyectada disponible en el SMN.

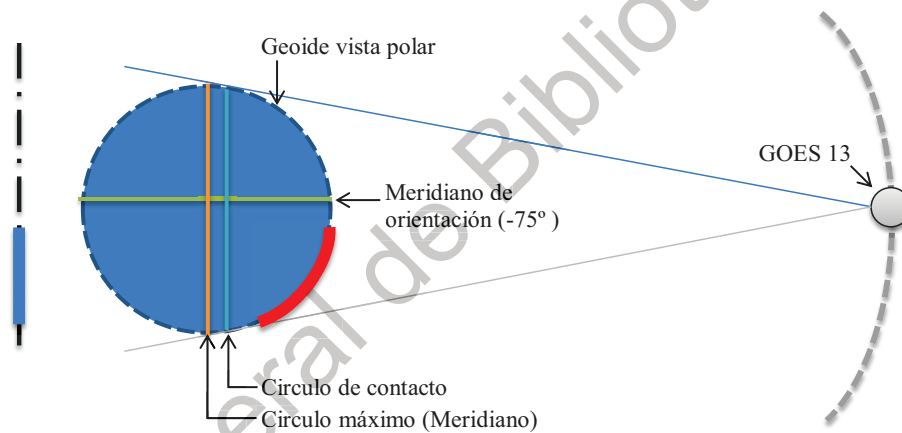


Figura 5.15 Esquema del formato de proyección Martha Software.

Debido a las características de la proyección, la etapa de identificación en la magnitud del ND para cada uno de los pixeles de la ISD es trascendental. Considerándose los parámetros asociados a las capacidades espectral, temporal, espacial, radiométrica y tamaño, que pueden cambiar en función de los sensores con los cuales éstas han sido obtenidas.

Para ello se realizó la corrección de distorsión por curvatura, que presenta la ubicación de la República Mexicana sobre la superficie terrestre en las ISD a partir de la posición orbital del satélite, dado que no es posible establecer la relación directa de las coordenadas geográficas y la proyección GEOS nativa de la imagen. Se muestra la división

política en coordenadas geográficas de la República Mexicana en color blanco y la silueta continental en proyección GEOS en gama de grises (Figura 5.16).

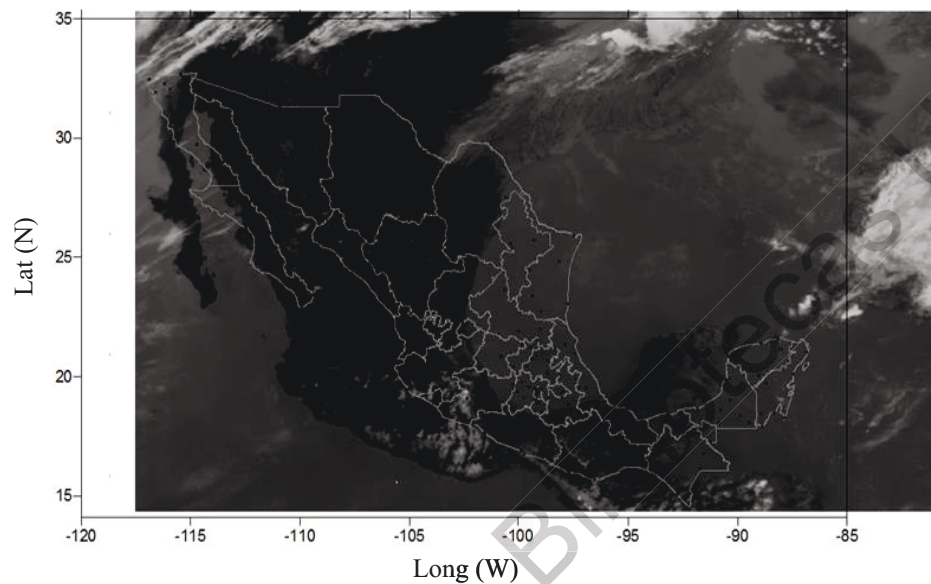


Figura 5.16 Problema de acoplamiento espacial en la ISD.

De referenciarse directamente las 187 EMA en operación durante 2018 del SMN, no existiría coincidencia de su posición geográfica respecto de los límites nacionales de la ISD. Ello limitó inicialmente el acoplamiento espacial, al presentarse una sensible deformación en la región poniente de la República Mexicana particularmente en la Península de Baja California.

Se desarrolló una metodología que mantuvo las características y atributos originales de las ISD disponibles del SMN, realizándose el procedimiento para la transformación de las coordenadas geográficas de las EMA a puntos referenciados espacialmente para identificar los pixeles correspondientes en la proyección GEOS.

El primer procedimiento para el acoplamiento espacial se realizó modificando el mapa de la República Mexicana, con división política en coordenadas geográficas, el cual contaba con la ubicación de las 187 EMA. Se utilizó la herramienta basada en superficies de Bezier del *software PhotoShop*, utilizando 3 puntos de control para modificar la imagen

hasta que el límite nacional se acopló con la silueta del territorio captada por el satélite (Figura 5.17).

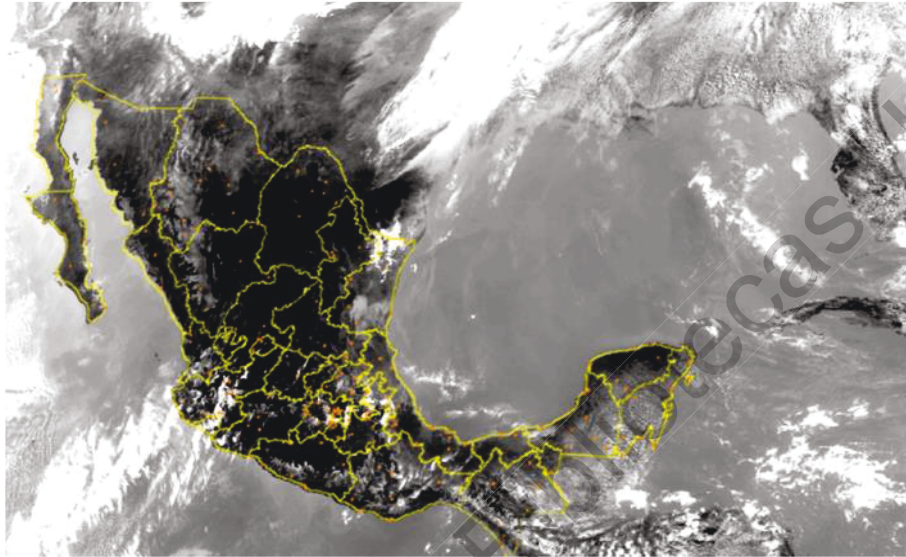


Figura 5.17 Acoplamiento espacial empleando PhotoShop.

La corrección de la imagen geográfica lograda, estableció la relación georreferenciada aproximada de los píxeles de la ISD con la posición en coordenadas geográficas de las EMA. Sin embargo esta solución no fue eficiente dado que se tiene múltiples características para las ISD disponibles (ver cuadro 5.8), lo cual evita la automatización en la lectura dando como resultado elevados costos computacionales y tiempo de procesamiento.

El segundo procedimiento consistió en el desarrollo de un *script* en lenguaje R que estableció el acoplamiento espacial, partiendo de la relación existente entre los píxeles de una ISD y las coordenadas geográficas de una EMA. Se estableció la concatenación de dos funciones f, f^{-1} y g, g^{-1} para cada dirección del acoplamiento, en las cuales los valores de *Long*, *Lat*, *x*, *y* son números reales mientras que *l*, *c* serán números enteros. Ello permitió transformar datos entre ambas proyecciones (Figura 5.18).



Figura 5.18 Relación entre coordenadas geográficas y de una imagen satelital.

Las funciones f, f^{-1} son no lineales y definidas por la proyección geográfica, mientras que las funciones de escalamiento g, g^{-1} son no lineales especificadas por los factores CFAC, LFAC y las compensaciones COFF, LOFF los cuales son proporcionados en la imagen de registro de navegación.

$$\begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = f \begin{pmatrix} Long \\ Lat \end{pmatrix} \quad (5.1)$$

$$\begin{bmatrix} Long \\ Lat \end{bmatrix} = f^{-1} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} \quad (5.2)$$

$$\begin{bmatrix} c \\ l \end{bmatrix} = g \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} \quad (5.3)$$

$$\begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = g^{-1} \begin{pmatrix} c \\ l \end{pmatrix} \quad (5.4)$$

Mediante tres planos de referencia cartesianas e_1, e_2, e_3 con origen en el centro de la tierra. e_3 representa puntos en la dirección Norte mientras que e_1 son puntos con dirección al meridiano de Greenwich, por su parte s_1, s_2, s_3 representan la posición del satélite en concordancia s_3 apunta al Norte mientras que s_1 lo hace al centro terrestre (Figura 5.19).

La tierra puede representarse mediante un elipsoide rotacional achatado con la expresión:

$$\frac{e_1^2 + e_2^2}{r_{eq}^2} + \frac{e_3^2}{r_{pol}^2} = 1 \quad (5.5)$$

$$\frac{e_1^2 + e_2^2}{(6,378.169)^2} + \frac{e_3^2}{(6,356.5838)^2} = 1 \quad (5.6)$$

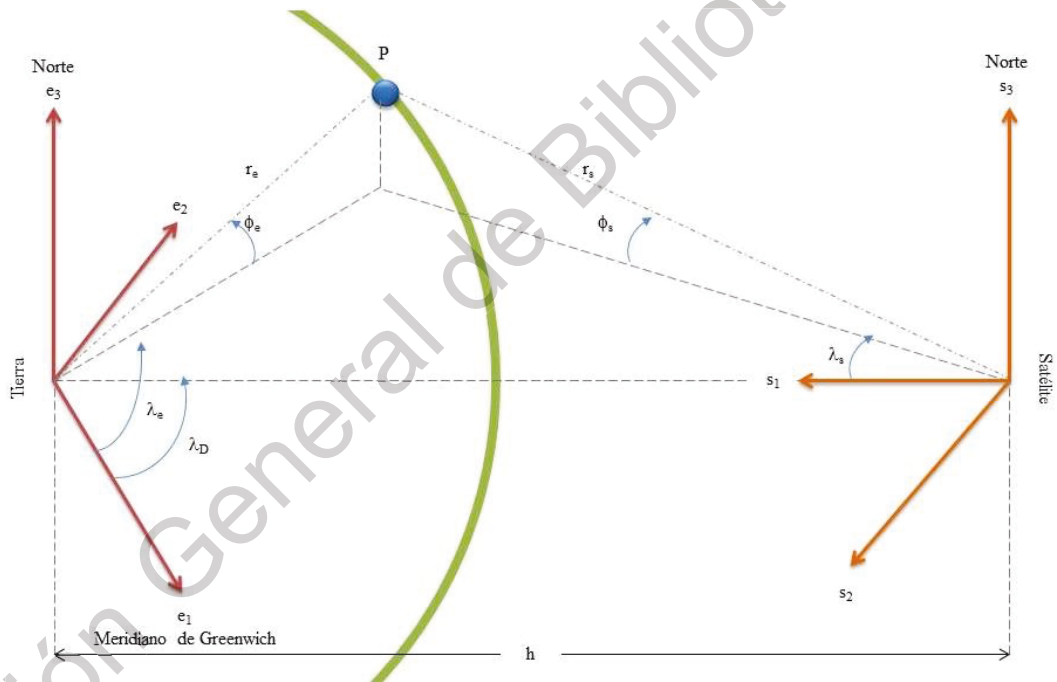


Figura 5.19 Plano de coordenadas para la proyección GEOS.

(Adaptado de CGMS, 2013).

En la figura 5.19, r_e es el vector al punto P sobre la superficie terrestre medido desde el centro de la tierra, mientras que λ_e y ϕ_e son la longitud y latitud geocéntrica respectivamente que describen la posición, su transformación a coordenadas geográficas $Long, Lat$ y la distancia se realiza mediante las expresiones:

$$Long = \lambda_e \quad (5.7)$$

$$Lat = \arctan \left[\left(\frac{r_{eq}^2}{r_{pol}^2} \right) \tan(\phi_e) \right] \quad (5.8)$$

$$r_e = \frac{r_{pol}}{\sqrt{1 - \left(1 - \frac{r_{pol}^2}{r_{eq}^2} \right) \cos^2(\phi_e)}} \quad (5.9)$$

El vector de distancia \bar{r}_s medido desde el satélite al mismo punto P sobre la superficie terrestre se puede expresar utilizando su plano de referencia mediante sus componentes cartesianas en función de distancia entre el satélite y el centro de la tierra h y la longitud subsatelital de referencia λ_e .

$$\bar{r}_s = \begin{bmatrix} r_1 \\ r_2 \\ r_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (h - r_e) \cos(\phi_e) \cos(\lambda_e - \lambda_D) \\ -r_e \cos(\phi_e) \sin(\lambda_e - \lambda_D) \\ r_e \sin(\phi_e) \end{bmatrix} \quad (5.10)$$

Utilizando las Ecs. 5.7 a 5.10 se pueden obtener los ángulos de exploración utilizados por el satélite.

$$\lambda_s = \arctan \left(\frac{r_2}{r_1} \right) \quad (5.11)$$

$$\phi_s = \arcsin \left(\frac{r_3}{\sqrt{r_1^2 + r_2^2 + r_3^2}} \right) \quad (5.12)$$

$$c_lat = \arctan(0.993243 \tan(Lat)) \quad (5.13)$$

$$r_0 = \frac{6,356.5838}{\sqrt{1-0.00675701\cos^2(c_lat)}} \quad (5.14)$$

$$r_1 = (42,164 - r_0)\cos(c_lat)\cos(Long - sub_Long) \quad (5.15)$$

$$r_2 = -r_0\cos(c_lat)\sin(Long - sub_Long) \quad (5.16)$$

$$r_3 = r_0\sin(c_lat) \quad (5.17)$$

$$r_n = \sqrt{r_1^2 + r_2^2 + r_3^2} \quad (5.18)$$

De tal manera que se puede realizar la proyección en ambos sentidos: hacia adelante o bien hacia atrás. En el caso de la primera de ellas se requiere de 6 variables, dos son obtenidas aplicado las Ecs. 5.13 y 5.14 que son auxiliares en la definición de las 4 restantes, calculadas empleando las Ecs. 5.15 a 5.18, con las cuales se aplica la función 5.19.

$$\begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \arctan\left(\frac{-r_2}{r_1}\right) \\ \arctan\left(\frac{-r_3}{r_n}\right) \end{bmatrix} \quad (5.19)$$

La segunda proyección por su parte requiere también dos variables auxiliares definidas con las Ecs. 5.20 y 5.21, que describen las 4 restantes a través de las Ecs. 5.22 a 5.25, con las cuales se aplica la función 5.26.

$$S_d = \sqrt{[42,164\cos(x)\cos(y)]^2 - 1,737,122,264[\cos^2(y) + 1.006739501\sin^2(y)]} \quad (5.20)$$

$$S_n = \frac{42,164 \cos(x) \cos(y) - S_d}{\cos^2(y) + 1.006739501 \sin^2(y)} \quad (5.21)$$

$$S_1 = 42,164 - S_n \cos(x) \cos(y) \quad (5.22)$$

$$S_2 = S_n \sin(x) \cos(y) \quad (5.23)$$

$$S_3 = -S_n \sin(y) \quad (5.24)$$

$$S_{xy} = \sqrt{S_1^2 + S_2^2} \quad (5.25)$$

$$\begin{bmatrix} Long \\ Lat \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \arctan\left(\frac{S_2}{S_1}\right) + sub_Long \\ \arctan\left(1.006739501 \frac{S_3}{S_{xy}}\right) \end{bmatrix} \quad (5.26)$$

Este procedimiento establece las condiciones para obtener el VB en los pixeles los cuales tendrán nomenclatura para su identificación B_{ij} , donde el subíndice i corresponde a la columna y j corresponde a la fila de ubicación partiendo de la esquina superior izquierda y hacia la esquina inferior derecha.

5.3.2 Caracterización espacial

El acceso a información satelital ha generado nuevos enfoques y alternativas de estudio, para contribuir en la comprensión de las etapas de evolución de los fenómenos hidrometeorológicos, en particular las tormentas, se desarrolló una metodología que permitió trabajar las ISD desde su formato nativo y sus características originales asociadas. Permitted la obtención de parámetros estadísticos del registro en la ISD y la definición de

series temporales de *ND* en la posición de las EMA ubicadas en la RH10. La metodología tiene la capacidad de definir simultáneamente la información para las 187 estaciones operando, e inclusive para una cantidad mayor de sitios de interés.

Zonificación estadística

Se llevó a cabo la caracterización de zonas de evolución en los CT durante sus etapas, desde la DT hasta la categoría máxima HV concluyendo con su disipación, acorde con la información de los boletines de seguimiento oficiales emitidos por la NOAA y el SMN.

La caracterización permitió el análisis cuantitativo y cualitativo de cada evento de estudio. En el primer caso se propuso una escala de intensidades de *ND*, que inicia con el valor 100 que representa el inicio de lluvia considerando 7 intervalos, los primeros 5 en rangos de 25 unidades y los 2 rangos restantes hasta alcanzar la magnitud de 255 asociada con la máxima intensidad pronosticada (ver cuadro 5.14). En el segundo caso se asignó a cada uno de los intervalos de valor definidos un color para identificar patrones evolutivos en las escalas temporal y espacial (Molina-Aguilar *et al.*, 2018).

Cuadro 5.14 Escala de nivel digital.

Escala	Zona Geométrica	Nivel digital
Azul claro	Z6	100 – 125
Azul	Z5	126 – 150
Verde	Z4	151 – 175
Amarillo	Z3	176 – 200
Naranja	Z2	201 – 225
Rojo	Z1	226 – 235
Morado	Z0	236 – 255

Las zonas de evolución propuesta (ver cuadro 5.14), permiten interpretar las ISD y determinar parámetros estadísticos durante la evolución geométrica a través de la media aritmética, la mediana, la moda, la varianza, la desviación estándar, el coeficiente de asimetría y la curtosis de los pixeles de la cobertura nubosa, que se agrupan en parámetros estadísticos de tendencia central, dispersión y simetría (Sáez, 2012). Todos ellos facilitan el análisis temporal y espacial (ATE) de cada uno de los fenómenos.

Técnica Hidroestimador

La estimación de la razón de lluvia estimada (R) en mm/h se llevó a cabo aplicando la técnica HE, la cual es función de la relación con la temperatura tope de la nube fría medida (T) en K para el intervalo (195, 260) que depende del valor de brillo del pixel (B) relacionado con la posición de estudio en la ISD.

$$B > 176 \Rightarrow T = 418 - B$$

(5.27)

$$B \leq 176 \Rightarrow T = 330 - \frac{1}{2}(B)$$

$$R = 1.1183 \times 10^{11} e^{-0.036382T^{1.2}}$$

(5.28)

La Ec. 5.28 cuenta con tres características significativas para su aplicabilidad: la primera se refiere con los pixeles de lluvia, cuya valor de T es menor que el promedio de los circundantes. Lo cual evita el uso de radares generalizando su aplicabilidad. La segunda especifica que la curva de ajuste para R se realizó en términos de T como función de ND del brillo en los pixeles respecto del promedio de los circundantes y la tercera establece el ajuste $PW*hum$ para el agua precipitable en términos de la humedad disponible se utilizó en la curva de ajuste y por su parte la humedad relativa proporciona una razón de lluvia que debe ser sustraída.

Para realizar la estimación de la intensidad lluvia promedio en una hora (\bar{R}_{1h}) registrada en mm/h, se utilizan 3 imágenes IR del canal 4 consecutivas a cada media hora. Partiendo del análisis de cada pixel, aplicándoles el concepto media triple (trimean) a las imágenes procesadas, que consiste básicamente en un promedio geométrico de la lluvia (Arellano, 2012).

$$\bar{R}_{1h} = \left[\frac{1}{4} (R_{\min} + 2R + R_{\max}) \right]_{1h} \quad (5.29)$$

Si en 2 o 3 ISD existe el mismo valor de R, el promedio horario será la media simple, para periodos mayores se acumulan los resultados de lluvia (Gutiérrez y Arellano, 2010).

5.3.3 Lectura y decodificación de imágenes

Para realizar la lectura y decodificación de las ISD del periodo de caracterización (ver cuadro 5.2) se desarrolló un conjunto de *scripts* programados en lenguaje R, ejecutable en el sistema operativo de *Linux Mint*. Su principal ventaja es la automatización de múltiples actividades para la cantidad de ISD que registraron el CT de estudio disminuyendo sustancialmente el tiempo de procesamiento.

El primer *script* “*LongLat2XY.R*” permite transformar la *Long* y *Lat* de las coordenadas geográficas de la posición de las EMAS a la proyección GEOS de la ISD, generándose un archivo *.csv* de referencia para los siguientes *scripts* encargados de la lectura y decodificación.

El segundo *script* “*pcx_to_jpg.sh*” extrae del encriptado, el total de archivos seleccionados en el periodo de caracterización del CT. Posteriormente transforma el archivo nativo *Paintbrush* de las ISD con extensión *.pcx*, a los formatos gráficos *.bmp* y *.jpg*. Realizada esta acción los archivos origen son eliminados reduciéndose el espacio de almacenamiento en el equipo de cómputo.

El tercer *script* “*get_info.R*” vincula la *Long* y *Lat* de la posición geográfica de las EMA, respecto de los pixeles de la ISD acorde con la posición *X* y *Y*. La relación establecida corresponde a la transformación de proyección GEO a geográfica con *datum* WGS84. Durante el proceso se generan como resultado para cada ISD de entrada los archivos de salida:

- Un archivo en formato *.csv* con 25 valores de *ND* que corresponden a los pixeles vecinos de la posición geográfica de cada EMA en referenciada en la ISD. Se genera una matriz espacial de orden 5 x 5 pixeles, es decir, de 11.8 x 11.8 km para realizar semivariogramas direccionales.
- Un archivo en formato *.csv* que contiene la lectura del *ND* de los pixeles de la ISD completa, consignándose los valores leídas matricialmente. El resultado permite conocer la magnitud en cualquier posición de la República Mexicana, delimitándose zonas de nubosidad en cada momento de los eventos de estudio, así como las zonas que no tienen influencia directa de precipitación.
- Un archivo en formato *.csv* que consigna los valores de *ND* en el periodo temporal de estudio, para el intervalo de 109 a 255 en los pixeles de la ISD que representan la posición geográfica de las EMA.
- Un archivo en formato *.csv* con la serie temporal con *T* para los pixeles de la ISD que representan la posición geográfica de las EMA acorde a las condiciones establecidas en la técnica HE.
- Un archivo en formato *.csv* con la serie temporal con *R* para los pixeles de la ISD que representan la posición geográfica de las EMA utilizando la técnica HE.
- Un archivo en formato *.png* en color acorde con la escala de intensidades de *ND* (ver cuadro 5.14) acorde a los protocolos de seguimiento y alerta establecidos por

PC del estado de Querétaro en conjunto con el CIAQ, para fines de monitoreo y pronóstico de tormentas y eventos extremos.

- Un archivo en formato *.gif* que concentra las ISD que muestra la evolución temporal y espacial de la tormenta durante el periodo de caracterización.

El cuarto *script* “*Zn_classification.R*” determina los parámetros estadísticos de tendencia central, dispersión y simetría en los pixeles que componen la ISD. Definiéndose 7 zonas al aplicarse la escala de *ND* (ver cuadro 5.14). A partir de ello se genera un archivo que registra los valores del número de pixeles de las zonas y los parámetros estadísticos (la media, la mediana, la moda, la varianza, la desviación estándar, la curtosis y el coeficiente de asimetría) en cada una de las ISD del periodo de caracterización, graficándose la serie temporal de cada uno de los parámetros.

El quinto *script* “*info_x_estacion.sh*” realiza la lectura de los archivos *.csv* con los 25 valores de *ND* de los pixeles que rodean la posición geográfica de cada EMA de las ISD decodificadas en el periodo de caracterización, generando como resultado archivos *.txt* que concentra todas la lecturas temporales para cada posición del registro obtenido utilizando el *script* *LongLat2XY.R*.

Se muestra el diagrama de flujo para el procesamiento de las ISD y la obtención de la información de satélite que forma parte de las variables de entrada para llevar a cabo el aprendizaje de la ANN (Figura 5.19).

La información obtenida genera archivos para realizar el estudio desde los enfoques cualitativo y cuantitativo (Figura 5.20). El entrenamiento resultante permite realizar el pronóstico temporal y espacial de la evolución geométrica en huracanes y definir la severidad por intensidad de lluvia.

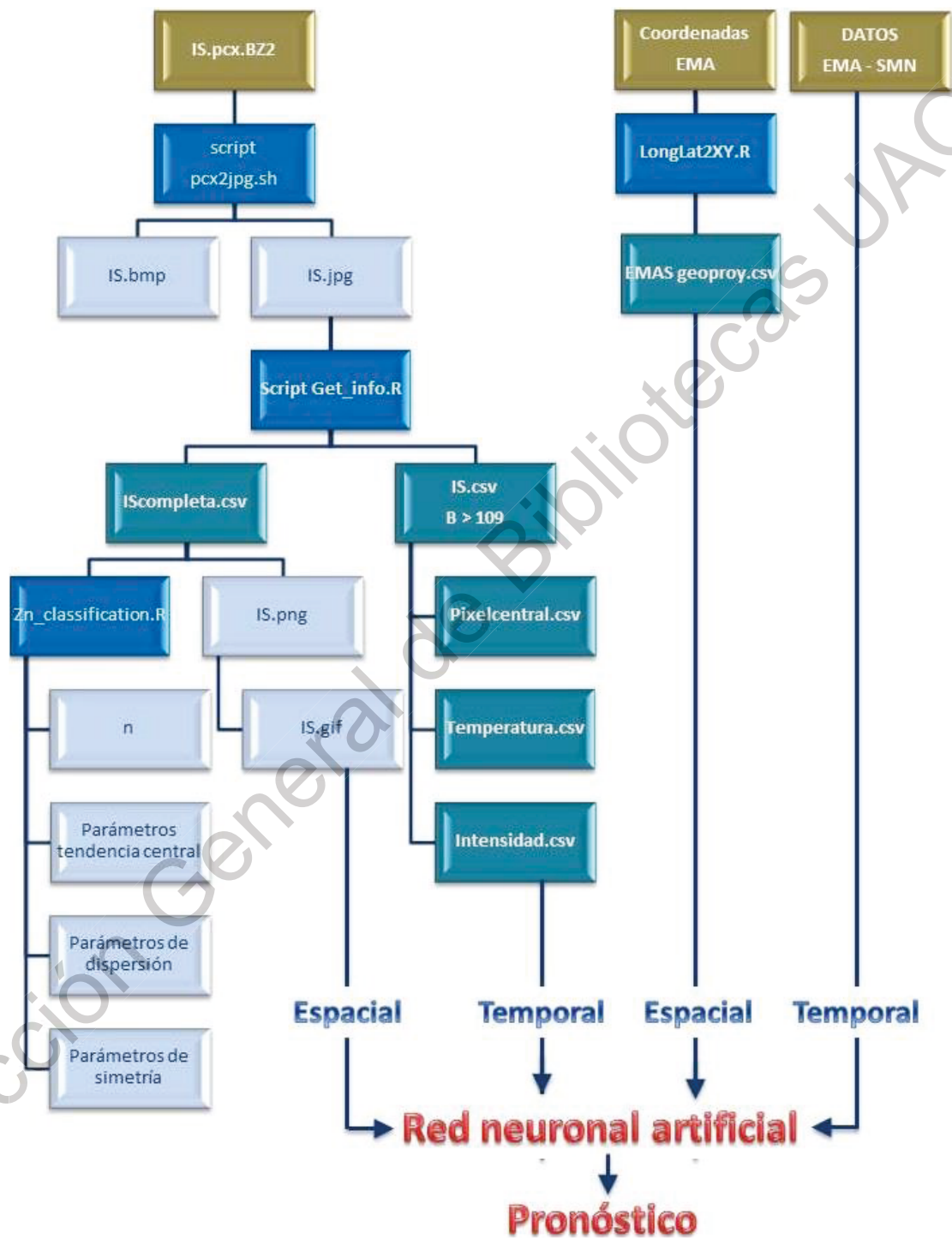


Figura 5.19 Diagrama de flujo para leer y decodificar ISD.

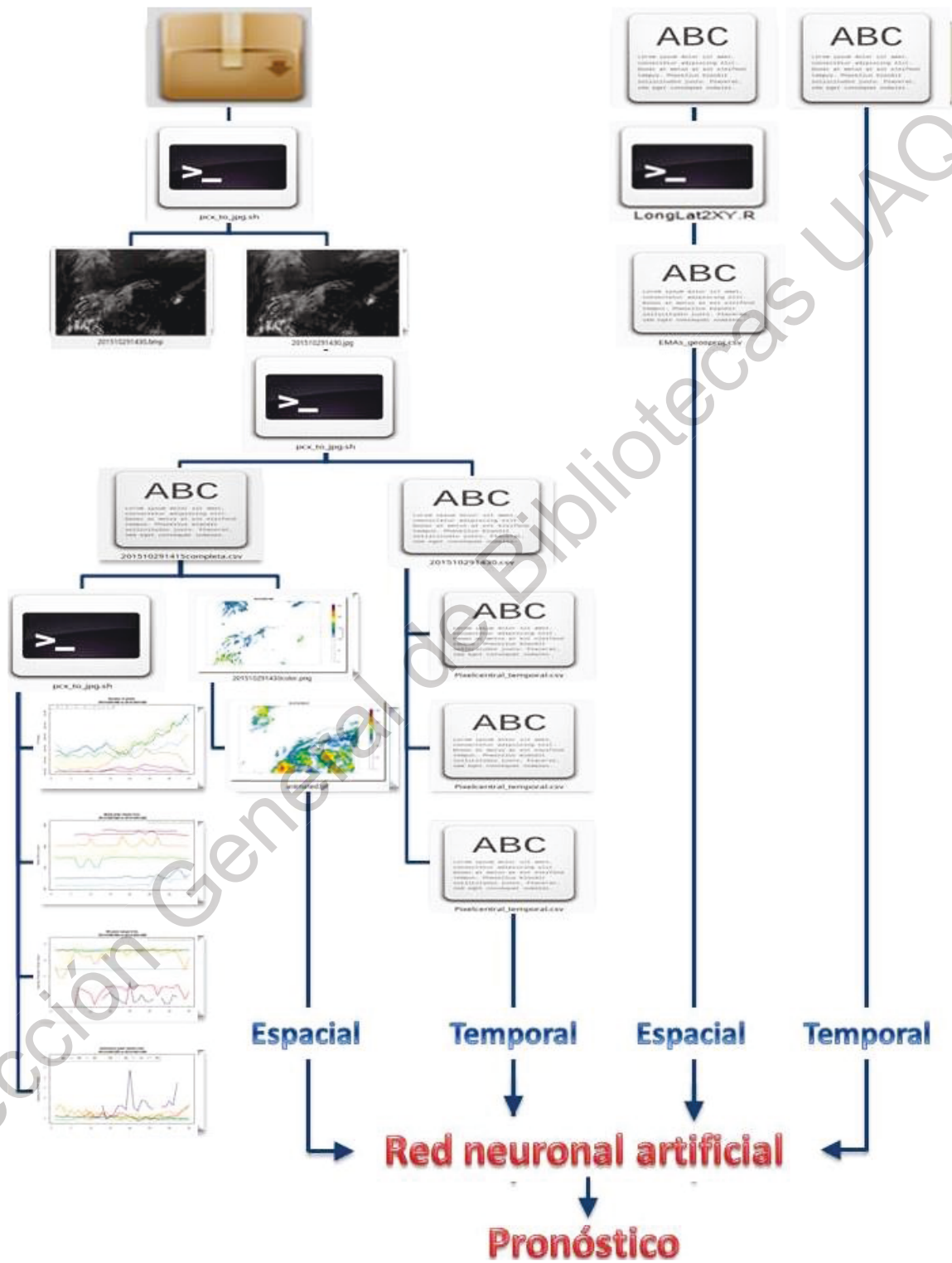


Figura 5.20 Archivos generados en la lectura y decodificación de ISD.

Parámetros estadísticos

La media aritmética (\bar{x}) de un conjunto de n mediciones, es igual a la suma de las mediciones dividida entre n (Walpole *et al.*, 2012).

$$\bar{x} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n} \quad (5.30)$$

La mediana (Me) de un conjunto de n mediciones (Sáez, 2012), es el valor de x que cae en la posición media cuando las mediciones son ordenadas de menor a mayor, considerando el extremo inferior del intervalo (e), la amplitud del intervalo (a) y la frecuencia absoluta (n).

$$Me = e_i + \left(\frac{\frac{N}{2} - N_{i-1}}{n_i} \right) a_i \quad (5.31)$$

La moda (Mo) es la categoría que se presenta con más frecuencia o es el valor de x que se presenta con más frecuencia (Walpole *et al.*, 2012).

$$Mo = e_i + \left(\frac{n_{i+1}}{n_{i+1} + n_{i-1}} \right) a_i \quad (5.32)$$

Si x_i es una medición, entonces la desviación de esa medición desde la media es la sumatoria de $(x_i - \bar{x})$ y la desviación al cuadrado es la sumatoria de $(x_i - \bar{x})^2$ (Sáez, 2012).

$$\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}) \quad (5.33)$$

$$\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \quad (5.34)$$

La varianza muestral (S^2) de n mediciones es la suma de las desviaciones cuadradas de las mediciones alrededor la media \bar{x} dividida entre $(n-1)$.

$$S^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n-1} \quad (5.35)$$

La desviación estándar (S) es igual a la raíz cuadrada positiva de la varianza, para un conjunto de mediciones (Walpole *et al.*, 2012).

$$S = \sqrt{S^2} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n-1}} \quad (5.36)$$

El coeficiente de asimetría (A_s), caracteriza el grado de asimetría de una distribución con respecto a su media (Sáez, 2012).

$$A_s = \frac{n}{(n-1)(n-2)} \sum_{i=1}^n \left(\frac{x_i - \bar{x}}{s} \right)^3 \quad (5.37)$$

La curtosis (g_2) caracteriza la elevación o el achatamiento relativo de una distribución, comparada con la distribución normal (Walpole *et al.*, 2012).

$$g_2 = \frac{n(n+1)}{(n-1)(n-2)(n-3)} \sum_{i=1}^n \left(\frac{x_i - \bar{x}}{s} \right)^4 - \frac{3(n-1)^2}{(n-2)(n-3)} \quad (5.38)$$

5.3.4 Caracterización temporal

La segunda fase de caracterización corresponde al acoplamiento temporal, el cual tiene la misma importancia que el acoplamiento espacial (ver apartado 5.3.1.), sin embargo su correcto manejo es de mayor trascendencia, derivado del hecho de que en la misma posición el fenómeno físico se está midiendo en dos formas distintas.

El primer paso del procedimiento de acoplamiento es definir el evento de estudio (ver cuadro 5.2), identificándose el periodo oficial para reunir las ISD disponibles. El conjunto de imágenes se leen y decodifican (ver apartado 5.3.3.), se utilizan los archivos “Pixelcentral.csv”, que tienen registradas las magnitudes de *ND* del pixel que coincide con la posición geográfica de los sitios de estudio (ver apartado 5.3.1.) y los 8 pixeles vecinos que rodean la posición geográfica, definiéndose con ellos los valores P₁ a P₉ (Figura 5.21).

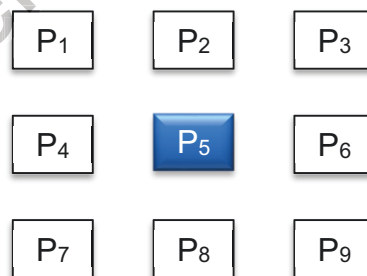


Figura 5.21 Píxeles empleados para realizar el acoplamiento temporal.

El píxel central (P₅) establece la posición geográfica de una EMA y define los píxeles circundantes (P₁, P₂, P₃, P₄, P₆, P₇, P₈ y P₉). Para los nueve píxeles se obtienen las coordenadas, realizándose una revisión anisotrópica de los valores de *ND* registrados durante el desarrollo de una tormenta.

En el segundo paso se consulta la base de datos de las EMA, seleccionando los archivos .csv con P₅, se extrae la información de las variables meteorológicas registradas en la posición geográfica durante el periodo de caracterización y se delimita el intervalo de tiempo durante el cual se tienen lecturas de precipitación (Figura 5.22).

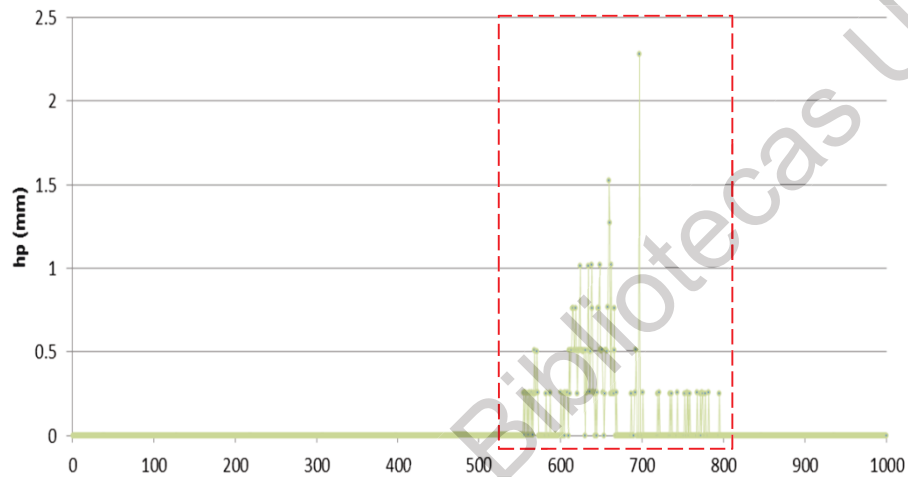


Figura 5.22 Tormenta registrada en una EMA durante un evento de estudio.

Como tercer paso dado que la información obtenida de las ISD tienen resolución temporal de 15 min mientras que las EMA generan reportes de las variables meteorológicas en resolución temporal de 10 min, se requiere empatar las resoluciones de ambas. En el caso de las EMA se consideraron como dato directo los valores registrados en 0 y 30 min. Se obtuvieron un primer promedio a los 15 min con los valores registrados en 10 y 20 min, un segundo promedio a los 45 min a partir de los valores en 40 y 50 min para el caso de la precipitación (Figura 5.23).

La modificación de la resolución temporal no se altera el comportamiento acumulado de la precipitación en el tiempo definido por la duración de la tormenta, como lo muestra la línea azul (Figura 5.23).

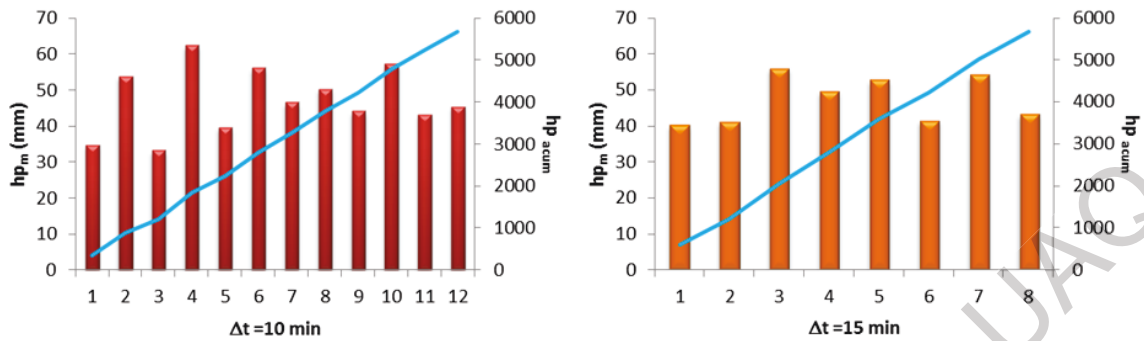


Figura 5.23 Modificación de resolución temporal en el registro de precipitación de las EMA.

El cuarto paso consiste en estandarizar las series temporales de los pixeles P_1 a P_9 y de la serie temporal de la EMA. Para ello se restó a cada uno de los valores de la serie, el promedio y se dividió entre la desviación estándar de la misma.

$$P_{corr} = \frac{P_{reg} - \overline{P_{reg}}}{\sigma_{P_{reg}}} \quad (5.39)$$

En el quinto paso con las series estandarizadas se eliminaron los valores extremos y se establecen las condiciones para comparar las series, se consideró como pivote a P_5 , estableciéndose 12 grupos de combinaciones anisotrópicas (Figura 5.24).

En cada grupo de combinaciones se tienen 4 casos posibles, se construyen al asignarse signo positivo y negativo de manera alternada a los pixeles anterior y posterior a P_5 . En el primer grupo de combinaciones los 4 casos son:

$$P_5 + P_1 + P_9 \quad (5.40)$$

$$P_5 - P_1 + P_9 \quad (5.41)$$

$$P_5 + P_1 - P_9 \quad (5.42)$$

$$P_5 - P_1 - P_9 \quad (5.43)$$

La estructura de las combinaciones (Ecs. 5.40 a 5.43) establece en total 48 casos de valores de *ND* estandarizados (Figura 5.24). Se identifica para cada tiempo el caso que iguala o aproxima a la serie estandarizada de la precipitación en la EMA, lográndose de esa manera el acoplamiento temporal.

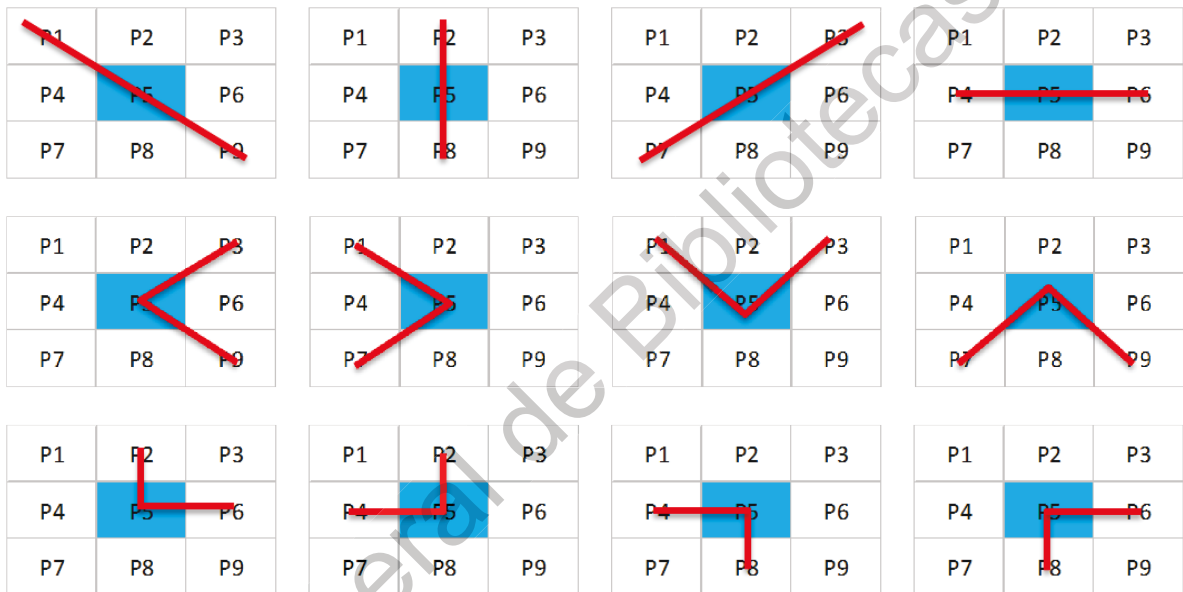


Figura 5.24 Combinaciones anisotrópicas con P5 de pivote.

En el último paso se des estandarizan ambas, la construida mediante combinaciones anisotrópicas y la de lluvia registrada en la EMA, utilizando la información de la estación.

El resultado obtenido en el acoplamiento temporal anisotrópico se comparó con el comportamiento de las variables *DV* y *DR* registradas por la EMA, estableciendo la pertinencia de estas últimas en la definición de la combinación solución en cada tiempo de la tormenta.

5.3.5 Técnicas de análisis multivariado aplicadas a datos superficiales

Ante la complejidad de los fenómenos hidrometeorológicos extremos, se hace necesario el uso técnicas capaces de considerar las relaciones existentes entre las variables que lo caracterizan. Entre ellas podemos mencionar que el análisis de conglomerados (CA) define agrupaciones homogéneas de unidades con características semejantes. El PCA permite reducir la dimensionalidad del fenómeno estableciendo la combinación lineal de las variables de origen creando nuevas, las cuales mantienen la información original. Por su parte el CCA establece la existencia de agrupación de las variables originales mediante combinación lineal en dos conjuntos, con los cuales se construye el valor máximo posible del coeficiente de correlación.

La rama de la estadística encargada de dichas técnicas, se denomina análisis multivariado también llamado análisis multivariante. Tiene la capacidad de analizar paralelamente grandes conjuntos de variables registradas. Ha sido aplicada a estudios en múltiples disciplinas del conocimiento como las ciencias sociales, la económica, la medicina, la ingeniería entre otras (Ojeda *et al.*, 2011) y que en este caso se aplicarán particularmente en el enfoque meteorológico e hidrológico.

Cuadro 5.15 series temporales empleadas en el análisis multivariado

Origen	Variable	Unidad
Ubicación EMA	Long	o
	Lat	o
	Z	msnm
Variables Meteorológicas	DV	⁰ Azimut
	DR	⁰ Azimut
	VV	km/h
	VR	km/h
	Temp	⁰ C
	Hum	%
	PB	mb
RS	W/m ²	
ISD	PR	Mm
	G	Adim
	ND	adim
	T	K
	R	mm/h

Realizado el acoplamiento temporal y espacial se agregaron nuevas series con la misma resolución a las mediciones de variables meteorológicas (ver cuadro 5.13), a partir de las cuales se llevó a cabo el análisis multivariado de la información (ver cuadro 5.15).

Para llevar a cabo el análisis multivariado hizo uso del programa *Statistica* versión 7.0, en el cual como primer paso se introdujeron las variables de estudio (ver cuadro 5.15) de forma matricial. Para ello cada columna corresponde a una de las variables, mientras que cada fila está asociada con las magnitudes en cada uno de los intervalos de tiempo (Figura 5.25).

	1 Long	2 Lat	3 B	4 T	5 R	6 G	7 Dv	8 DR	9 VV	10 VR	11 Temp	12 Hum	13 PB	14 PR	15 RS	16 Z
1	100.44	17.20944	178	240	0.50168	1	154	162	7.9	15.8	30	77	1004.3	0	82	120
2	100.44	17.20944	182	236	0.845297	1	161	160	4.7	8.4	29.9	78	1004.4	0	56	120
3	100.44	17.20944	192	226	3.090921	1	171	191	5.2	8.7	29.7	79	1004.5	0	33	120
4	100.44	17.20944	197	221	5.885419	1	160	182	3.8	8.6	29.6	80	1004.7	0	23	120
5	100.44	17.20944	191	227	2.716442	1	215	214	2.4	5.3	29.5	81	1004.8	0	24	120
6	100.44	17.20944	190	228	2.387061	1	271	294	3	6.9	29.3	83	1004.9	0	10	120
7	100.44	17.20944	195	223	4.550424	1	209	292	4	11.4	28.8	84	1005.2	0.4	2	120
8	100.44	17.20944	197	221	5.885419	1	175	205	4.7	9.8	28.1	85	1005.5	0.6	2	120
9	100.44	17.20944	203	215	12.69802	1	220	248	12.5	45.8	27.1	87	1006.5	5.6	0	120
10	100.44	17.20944	208	210	24.0224	1	223	240	10.1	26.1	25.6	89	1006.9	7.4	0	120
11	100.44	17.20944	206	212	18.62176	1	239	229	5.6	23.1	25.4	90	1006.9	4.6	0	120
12	100.44	17.20944	202	216	11.17388	1	287	301	4.3	15.3	25.3	90	1007.1	1.6	0	120
13	100.44	17.20944	200	218	8.649409	1	351	300	3.2	8.3	25.3	90	1007.3	1.6	0	120
14	100.44	17.20944	200	218	8.649409	1	356	360	3	8.3	25.4	90	1007.2	1.2	0	120

Figura 5.25 Matriz de datos en Statistica 7.0.

Una vez ingresada la información, se seleccionaron los menús *Statistics* y *Graph* donde se encuentran en el primer caso la opción de técnicas multivariable exploratorias (*Multivariate Exploratory Techniques*) en particular el análisis de conglomerados (*Cluster Analysis*), el análisis de componentes principales (*Principal Components & Classification Analysis*) y el Análisis canónico (*Canonical Analysis*). En el segundo caso se tienen los rostros de Chernoff (*Chernoff faces*) que se ubican en el menú de gráficos (*Graph*). Para el desarrollo de las Curvas de Andrews (*Andrew Plots*) se realizó una hoja de cálculo (Figura 5.26).

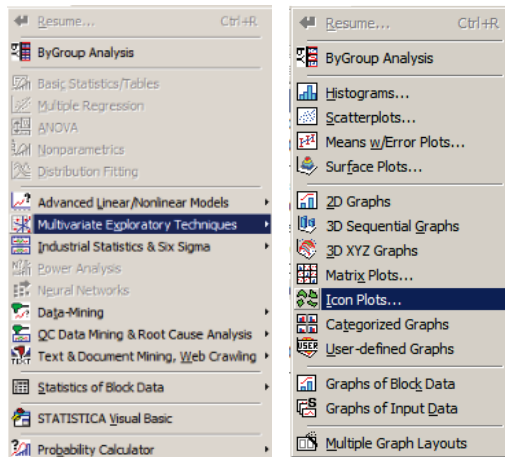


Figura 5.26 Menú *Statistics* y *Graph* del programa Statistica 7.0.

Análisis de conglomerados

Partiendo de las p variables de estudio (ver cuadro 5.15), cada una de ellas con n mediciones o casos de estudio realizadas se conforma la matriz de información.

$$X = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1p} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2p} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_{i1} & x_{i2} & \dots & x_{ip} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_{(n-1)1} & x_{(n-1)2} & \dots & x_{(n-1)p} \\ x_{n1} & x_{n2} & \dots & x_{np} \end{bmatrix} \quad (5.44)$$

En la Ec. 5.44 las i -ésimas mediciones de las p variables se representan mediante el vector $X_i^t = \begin{bmatrix} x_{i1} & x_{i2} & \dots & x_{ip} \end{bmatrix}$, tomándose todas en cuenta para la formación de grupos. Presenta la restricción de que cada dato solo es parte de un grupo para que quede correctamente clasificado, mediante la determinación primero de la distancia existente entre datos y a continuación la distancia entre grupos.

Distancias

La comparación entre los vectores de datos $X_i^t = [x_{i1} \ x_{i2} \ \dots \ x_{ip}]$ y $X_j^t = [x_{j1} \ x_{j2} \ \dots \ x_{jp}]$ se lleva mediante la distancia o índice de proximidad entre sus configuraciones, ello representa matemáticamente la semejanza o desigualdad entre dos puntos. En hidrología su aplicación permite obtener la magnitud de los índices en términos de las configuraciones particulares, que forman las características continuas y medibles de los fenómenos físicos para una razón de escala conocida (Gutiérrez, *et. al.*, 2004, Reséndiz–Mendoza y Gutiérrez–López, 2018).

Dichos índices de proximidad se definen a partir de la distancia de Minkowski, la cual tiene el parámetro q que es un número natural y acorde con su valor da origen a tres medidas cuando $q = 2$ define la distancia euclidiana, cuando $q = h$ se tiene la distancia euclidiana al cuadrado y por ultimo si $q = 1$ se tiene la distancia City-Block también conocida como Manhattan, al incrementarse su magnitud enfatiza la diferencia para cada variable (Prieto, 2006):

Distancia de Minkowski

$$d_{ij} = \sqrt[q]{\sum_{k=1}^P (x_{ik} - x_{jk})^q} \quad (5.45)$$

Distancia Euclidiana

$$d = \sqrt{\sum_{j=1}^P (x_{rj} - x_{sj})^2} \quad (5.46)$$

Distancia Euclidiana al cuadrado

$$d = \sum_{j=1}^P (x_{rj} - x_{sj})^2 \quad (5.47)$$

Distancia City-block (Manhattan)

$$d = \sum_{j=1}^P |x_{rj} - x_{sj}| \quad (5.48)$$

Distancia de Tchebychev

$$d \max_j |x_{rj} - x_{sj}| \quad (5.49)$$

Reglas de agregación

Las reglas de agregación establecen la distancia entre grupos. Definen cuando dos de ellos son suficientemente similares para unirse en uno solo, se ligan sus elementos cuando sus distancias son próximas en relación con la regla de agregación especificada.

Pueden clasificarse como jerárquicos, si del grupo actual se obtienen de varios grupos de la etapa previa apreciándose conglomerados intermedios hasta que en la última etapa se define un solo conglomerado. Por su parte los no jerárquicos definen si el grupo actual no procede de grupos pequeños previos, sino más bien de la definición anterior de la cantidad de ellos lo cual permite que los datos en un grupo presenten mayor homogeneidad que los de otros grupos (Ojeda *et al.*, 2011).

Respecto a los métodos jerárquicos la distancia mínima agrupa considerando la distancia menor existente entre los miembros más cercanos de dos grupos resultando ser homogéneos entre sí. La distancia máxima agrupa utilizando la menor distancia entre los elementos más alejados en los grupos. El método de Ward agrupa jerárquicamente los elementos minimizando la variación entre los grupos resultando conjuntos equilibrados de tamaño reducido (De la fuente, 2011).

La representación gráfica de la conformación jerárquica de conglomerados, se denomina dendrograma o diagrama de árbol (Figura 5.27). Para el caso de cinco datos, se tendrán cuatro pasos para la conglomeración, la cual se realiza con cinco líneas que progresivamente se van uniendo.

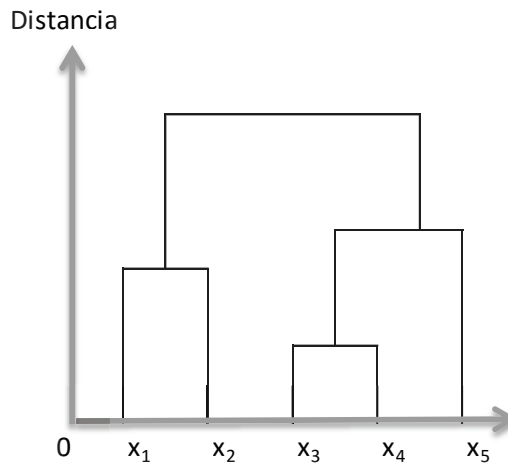


Figura 5.27 Dendrograma o diagrama de árbol.

En contraparte dentro de los métodos no jerárquicos K – medias define la cantidad de grupos caracterizados por su valor medio. Para ello incorpora nuevos datos cuyo valor sea próximo a la media, actualizándose sucesivamente hasta lograr optimizar la relación entre las varianzas dentro y entre grupos. Ello permite maximizar la varianza entre los grupos mientras que se minimiza entre los datos que forman cada uno de ellos.

Para la aplicación de la técnica se selecciona en la primer ventana el diagrama de árbol (*Joining tree clustering*), se definen las variables que se incluirán en el análisis las cuales se encuentran en el archivo de entrada (*input file*).

Se define como se realiza el conglomerado por variables (*columns*) o bien por casos o mediciones (*rows*). Se especifican la regla de agregación (*amalgamation rule*) y la distancia (*distance measure*) para realizar los conglomerados.

A partir de la definición de los elementos en la técnica el programa muestra los botones de dendrogramas verticales (*Vertical icicle plot*) u horizontales (*Horizontal hierachical plot*), calcula la matriz de distancias (*Distance Matrix*) y las estadísticas descriptivas (*Descriptive matrix*) de la información. Permite ver etapa a etapa el proceso de conglomeración (*Amalgamation Schedule*) en conjunto con el grafico de conglomeración (*Graph of amalgamation Schedule*).

Análisis de componentes principales

La metodología PCA se caracteriza por su simplicidad, se ha convertido de los más importantes y utilizados. Partiendo de variables cuantitativas de un caso de estudio, se obtiene un conjunto de nuevas variables a las que les asigna el nombre de componentes principales. Esta metodología facilita el análisis de variabilidad y la correlación lineal existentes de las variables de partida, sin que exista pérdida trascendental de información que caracteriza el fenómeno.

Se denomina reducción de dimensionalidad, cuando se logra representar el caso de estudio con menos variables no correlacionadas que las correlacionadas originales. Permite construir índices o variables compuestas para análisis posteriores, adicionalmente ayuda a organizar subgrupos de datos. Para su determinación se estableció para las p variables originales p combinaciones lineales que conforman un sistema de ecuaciones.

$$\begin{aligned}
 a_{11}X_1 + a_{12}X_2 + \dots + a_{1p}X_p &= C_1 \\
 a_{21}X_1 + a_{22}X_2 + \dots + a_{2p}X_p &= C_2 \\
 \vdots & \\
 a_{k1}X_1 + a_{k2}X_2 + \dots + a_{kp}X_p &= C_p
 \end{aligned}
 \tag{5.50}$$

Por lo tanto cada componente principal se conforma de una porción de las variables originales, representadas mediante los coeficientes a_{ij} que indican el peso de X_j en el componente Y_i , permitiendo construir la matriz de pesos correspondiente al sistema (ver cuadro 5.16).

Cuadro 5.16 Matriz de pesos para realizar el PCA.

X_1	X_2	...	X_p	CP
a_{11}	a_{12}	...	a_{1p}	C_1
a_{21}	a_{22}	...	a_{2p}	C_2
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
a_{p1}	a_{p2}	...	a_{pp}	C_p

Se lleva a cabo un proceso de optimización del sistema de ecuaciones lineales (Ec. 5.50), obteniéndose p Componentes Principales (CP) no correlacionadas con la misma variabilidad, donde C_1, C_2, \dots, C_p representan una proporción de la varianza ordenadas respectivamente de mayor a menor valor $Var(C_1) \geq Var(C_2) \geq \dots \geq Var(C_p)$.

A partir de ello se definen los Eigenvalores o valores propios $\lambda_i = Var(C_i)$, los cuales tienen la misma propiedad $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_p$ y cuya suma es exactamente la varianza en las variables originales (ver cuadro 5.17). Para reducir la dimensionalidad, se seleccionan aquellas dan un porcentaje acumuladas establecido previamente.

Cuadro 5.17 Resultados generales de un PCA.

i	λ_i	% varianza parcial	% varianza acumulada
1	λ_1	$\left(\frac{\lambda_1}{\sum_{i=1}^p \lambda_i} \right) \times 100$	$\left(\frac{\lambda_1}{\sum_{i=1}^p \lambda_i} \right) \times 100$
2	λ_2	$\left(\frac{\lambda_2}{\sum_{i=1}^p \lambda_i} \right) \times 100$	$\left(\frac{\lambda_1 + \lambda_2}{\sum_{i=1}^p \lambda_i} \right) \times 100$
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
p	λ_p	$\left(\frac{\lambda_p}{\sum_{i=1}^p \lambda_i} \right) \times 100$	$\left(\frac{\sum_{i=1}^p \lambda_i}{\sum_{i=1}^p \lambda_i} \right) \times 100$

Para su correcta aplicación debe existir correlación entre las variables, si éstas tienen la misma escala se debe utilizar la matriz de varianzas – covarianzas (**S**) en caso contrario se debe emplear la matriz de correlaciones (**R**).

Adicionalmente al representar la varianza el total de información de una componente, implica el grado de representatividad de las variables originales.

La interpretación de los *CP* se lleva a cabo mediante los pesos resultantes (ver cuadro 5.17). Si su magnitud es mayor al 50% del valor numérico (absoluto) del mayor obtenido “es de importancia” mientras que el signo indica el tipo de correlación existente.

La definición de la cantidad de *CP* a utilizar se da mayor a 80% de la varianza acumulada. Se considera adicionalmente al utilizar **R** valores característicos mayores a la unidad o bien valores mayores de la varianza media $\sum \lambda_i / p$ en el caso de **S**.

Además es recomendable construir una gráfica de sedimentación (Figura 5.28) formada por la relación de los eigenvalores (λ_i) respecto del número consecutivo de componente (*i*). A continuación se identifican el punto de inflexión, a partir del cual éstos son idénticamente iguales lo cual marca “la importancia” de aquellos que generan un trazo de mayor pendiente respecto de los que constituyen un trazo de pendiente suave.

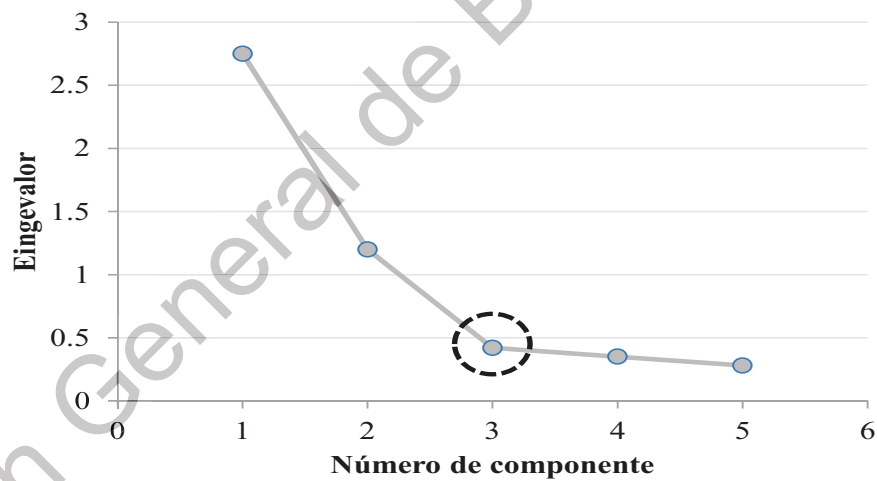


Figura 5.28 Grafica de sedimentación para 5 CP.

En la gráfica de sedimentación se observa el punto de inflexión para la tercera de ellas. Lo que se puede interpretar en el sentido de que las 2 primeras son las de mayor importancia y concentran la mayor variabilidad del fenómeno, por lo que la reducción dimensional sería 2 *CP* en lugar de las 5 variables originales.

Para aplicar la técnica en la ventana inicial se seleccionan las variables de análisis (*variables for analysis*) y se define si el análisis se llevara a cabo empleando la matriz de correlaciones (*Correlations*) o la matriz de covarianzas (*Covariance*), en el caso de especificar la segunda opción la forma en que se calculará la covarianza sesgado ($SS/(N - 1)$) o insesgado (SS/N).

Al aceptar se muestra una segunda ventana en la cual se indica la magnitud de los eigenvalores (*Eigenvalues*), permitiendo el análisis tanto de las variables (*Variables*) como de las mediciones (*Cases*). Se llevó a cabo el primero de los casos permitiendo graficar los factores coordinados (*Plot var. Factor coordinate 2D*) en un círculo unitario, la correlación de los factores y variables (*Factor & variable correlation*), la contribución de las variables (*Contribution of variables*), la gráfica de sedimentación (*Scree plot*) y los eigenvectores (*Eigenvectors*) para cada uno de los factores.

En una pestaña adicional (*Descriptive*) se tienen las opciones avanzadas en la cual se pueden generar graficas de caja y bigotes (*Box & Whisker*), Histogramas (*Histograms*), de la probabilidad normal (*Normal prob. plots*), dispersión de puntos en 2d (*2D scatterplots*) y 3d (*3D scatterplots*) además de superficies de puntos (*Surface plots*).

Curvas de Andrews

Andrews desarrolló su método en los inicios de la era computacional. Permitió visualizar y encontrar la estructura existente en información multidimensional. Donde cada dato $x = [x_1, x_2, \dots, x_n]$ define un número finito de series de Fourier (Andrews, 1972).

Este método identifica asociaciones en observaciones, a partir de las componentes de Fourier de los datos. El resultado para cada observación es una onda, formada por funciones seno y coseno de sus componentes con dominio $-\pi < t < \pi$ (García-Osorio y Fife, 2005).

La Ec. 5.51 es aplicable para p impar, mientras que la Ec. 5.52 es para p par.

$$f_{x_{j,p}}(t) = \frac{x_{j,1}}{\sqrt{2}} + x_{j,2} \text{sen}(t) + x_{j,3} \cos(t) + \dots + x_{j,p-1} \text{sen}\left(\frac{p-1}{2}t\right) + x_{j,p} \cos\left(\frac{p-1}{2}t\right) \quad (5.51)$$

$$f_{x_{j,p}}(t) = \frac{x_{j,1}}{\sqrt{2}} + x_{j,2} \text{sen}(t) + x_{j,3} \cos(t) + \dots + x_{j,p} \text{sen}\left(\frac{p}{2}t\right) \quad (5.52)$$

En ambas ecuaciones $x_{j,p}$ representa las variables observadas. El subíndice j se relaciona con la cantidad de lecturas registrada en las p variables observadas.

Este método tienen la propiedad de que si x genera f y y genera g , entonces:

$$\int_{-\pi}^{\pi} [f(t) - g(t)]^2 dt = \pi \sum_{j=1}^k (x_j - y_j)^2 \quad (5.53)$$

En el modelo multivariado normal x_j es independiente y las distancias en la Ec. 5.53 serán poco significativas e inalterables por la transformación a CP. Mientras que para un valor de t constante y amplio, la función $f(x)$ en dos tipos de observaciones provee una función lineal efectiva para discriminar entre ambas.

Para generar las curvas de Andrews se consideraron los resultados obtenidos en el PCA para establecer la jerarquía de las variables, la primera CP representa el primer elemento de la serie de Fourier y se continúa la asignación de los elementos de la serie acorde con la jerarquía de las variables restantes.

El cómputo y los gráficos se realizaron realizando las formulas en una hoja de cálculo, en la cual se asignó una columna para cada uno de los elementos de la serie de Fourier y en cada fila se estableció un valor para la variable t comprendido en el intervalo $[-\pi, \pi]$.

Rostros de Chernoff

Herman Chernoff propuso la representación de datos estadísticos multivariados mediante diagramas, basado en atributos faciales humanos: cabello, ojos, cejas, nariz, boca, orejas, ancho y largo de rostro, etc. (Figura 5.29), en la que cada elemento de la fisonomía del rostro corresponde a una de las variables de estudio.

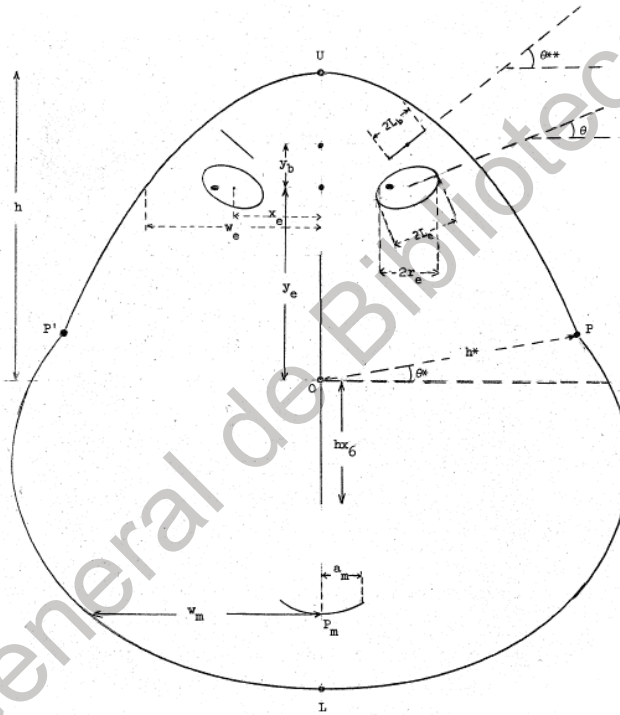


Figura 5.29 Propuesta original realizada por Herman Chernoff.

La metodología utiliza 18 características simultáneas como máximo (ver cuadro 5.18), siendo necesarias 11 para identificar de forma segura y rápida la fisonomía facial (Alves *et al.*, 2012).

Los gráficos transmiten información esencial de la relación existente entre datos cualitativamente, de forma conveniente y efectiva. Entre ellos los diagramas de dispersión, presentan gran utilidad para apreciar relaciones entre dos variables con distribución bivariada.

Cuadro 5.18 Parámetros y rasgo faciales con los rangos característicos para x_i .

variable	rango	define	Significado
x_1	(0,1)	h^*	Distancia entre 0 y P
x_2	(0,1)	θ^*	Angulo definido entre 0P y la horizontal
x_3	(0,1)	h	Altura media del rostro
x_4	(0.5,2)		Excentricidad elipse superior del rostro (anchura/largo)
x_5	(0,1)		Excentricidad elipse inferior del rostro (anchura/largo)
x_6	(0,1)		Longitud de la nariz
x_7	(0,1)	P_m	Posición del centro de la boca
x_8	(-5,5)		Curvatura de la boca (radio = h/x_8)
x_9	(0,1)	a_m	Longitud de la boca
x_{10}	(0,1)	y_e	Altura del centro de los ojos
x_{11}	(0,1)	x_e	Separación del centro de los ojos
x_{12}	(0,1)	θ	Inclinación de los ojos
x_{13}	(0.4,0.8)		Excentricidad de los ojos (largo/anchura)
x_{14}	(0,1)	L_e	Longitud media de los ojos [$L_e = f(x_{10}, x_{11})$]
x_{15}	(0,1)		Posición de las pupilas
x_{16}	(0,1)	y_b	Altura del centro las cejas con relación al ojo
x_{17}	(0,1)	$\theta^{**} - \theta$	Ángulo relativo de las cejas con relación al ojo
x_{18}	(0,1)		Longitud de las cejas

Las ventajas de su utilización es detectar y comprender la importancia del fenómeno estudiado. Son un auxiliar mnemotécnico, recordando las conclusiones más importantes. Transmitir de mejor forma información a los demás y provee la facilidad de realizar operaciones relativamente precisas de forma informal. El uso de rostros eleva el potencial de las primeras dos ventajas (Chernoff, 1971).

En el campo del análisis de conglomerados, donde el concepto de agrupación no está claramente definido, las herramientas visuales son auxiliar en la definición pertinente.

El uso de representaciones faciales permite una adecuada aproximación inicial a la información multivariada, estableciendo sus complejas relaciones existentes y que no son perceptibles a simple vista utilizando una correlación bidimensional lineal.

Por ello se convierte en una herramienta útil para el análisis de conglomerados, el análisis discriminatorio y para detectar cambios sustanciales en series temporales.

La obtención de los rostros se realiza en el menú de gráficos (*Graph*) seleccionando la opción de iconos (*Icon Plots*) donde se encuentran los rostros de Chernoff (*Chernoff Faces*). Para iniciar se seleccionaron las variables a trabajar y se da aceptar.

Una vez realizados los rostros se puede definir para cada variable el rango a utilizar para mostrar la homogeneidad de la información, de igual manera se puede especificar para los 20 rasgos faciales la variable de estudio asociada.

Análisis de correlación canónica

La identificación y cuantificación de la asociación lineal en dos conjuntos de variables de información multidimensional, se establece mediante el CCA, para lo cual las variables de cada conjunto deben ser homogéneas.

Permite determinar subgrupos en cada conjunto y la correspondencia existente entre ellos estableciéndose la red de relaciones. El CCA parte de la conformación de dos conjuntos p y q de variables respectivamente:

$$X_1, X_2, \dots, X_p \quad (5.54)$$

$$Y_1, Y_2, \dots, Y_q \quad (5.55)$$

Estableciéndose k combinaciones lineales posibles, a partir de las p variables del conjunto X .

$$\begin{aligned}
a_{11}X_1 + a_{12}X_2 + \dots + a_{1p}X_p &= U_1 \\
a_{21}X_1 + a_{22}X_2 + \dots + a_{2p}X_p &= U_2 \\
&\dots \\
a_{k1}X_1 + a_{k2}X_2 + \dots + a_{kp}X_p &= U_k
\end{aligned}
\tag{5.56}$$

Además de las k combinaciones lineales posibles con las q variables del conjunto Y .

$$\begin{aligned}
b_{11}Y_1 + b_{12}Y_2 + \dots + b_{1q}Y_q &= V_1 \\
b_{21}Y_1 + b_{22}Y_2 + \dots + b_{2q}Y_q &= V_2 \\
&\dots \\
b_{k1}Y_1 + b_{k2}Y_2 + \dots + b_{kq}Y_q &= V_k
\end{aligned}
\tag{5.57}$$

En las Ecs. 5.56 y 5.57 k representa el menor número de variables originales en p o q del conjunto X o Y . Con lo cual se logra k pares producto de la combinación lineal $(U_1, V_1), (U_2, V_2), \dots, (U_k, V_k)$, que son nuevas variables llamadas variables canónicas. Su relación se establece obteniendo la correlación de Pearson (ρ), que recibe el nombre de correlación canónica, y su valor al cuadrado define la raíz canónica o eigenvalor correspondiente.

$$\begin{aligned}
\lambda_1 &= \rho_1^2 \\
\lambda_2 &= \rho_2^2 \\
&\vdots \\
\lambda_k &= \rho_k^2
\end{aligned}
\tag{5.58}$$

En la Ec. 5.58 se cumple que $\rho_1 > \rho_2 > \dots > \rho_k$ producto de la combinación lineal de las X_p y Y_q variables originales. En la práctica se analizan las funciones que presentan magnitudes de 0.05 o menor de nivel de significancia.

De manera concreta, una raíz canónica representa la varianza de una variable canónica respecto de otra. Expresa la varianza compartida entre ambas variables canónicas.

$$\rho_k = \frac{\Sigma(U-\bar{U})(V-\bar{V})}{\sqrt{\Sigma(U-\bar{U})^2}\sqrt{\Sigma(V-\bar{V})^2}} = \frac{\Sigma(U-\bar{U})(V-\bar{V})}{\sqrt{\Sigma(U-\bar{U})^2}\sqrt{\Sigma(V-\bar{V})^2}} \quad (5.59)$$

Es importante mencionar, que las variables canónicas maximizan su correlación mediante un proceso de optimización numérica. Asignándole el orden jerárquico conforme logren la mayor magnitud en la correlación canónica.

De tal forma que (U_1, V_1) es el primer par de variables canónicas, pues presenta la mayor correlación canónica. (U_2, V_2) es el segundo par presentando la segunda mayor correlación canónica y están incorrelacionadas respecto del primer par. (U_3, V_3) es el tercer par y deber estar incorrelacionada con los dos primeros pares y así de manera sucesiva. Por lo tanto:

$$\begin{aligned} \rho_1 &= \text{corr}(U_1, V_1) \\ \rho_2 &= \text{corr}(U_2, V_2) \\ &\vdots \\ \rho_k &= \text{corr}(U_k, V_k) \end{aligned} \quad (5.60)$$

Cuadro 5.19 correlación canónica en términos del coeficiente de Pearson.

ρ	0.0 – 0.30	0.30 – 0.50	0.50 – 0.70	0.70 – 0.90	≥ 0.90
Grado de correlación	Baja	Leve	moderado	alta	Muy alta

Para determinar la importancia relativa de las variables originales en las canónicas, se interpretan los coeficientes canónicos (a_{kp}, b_{kq}) que son la importancia dentro de la combinación lineal análogamente a los pesos del PCA.

Así los coeficientes canónicos relativamente mayores, tienen mayor contribución en la variable canónica. Adicionalmente los de signo positivo establecen una relación directa, mientras que los negativos muestran una relación inversa. Con ambas características se concluye la intensidad y sentido de la red de correlación.

También se define el coeficiente de redundancia, como la razón de la media en la varianza de las variables originales de un conjunto expresada por la variable canónica del otro. Siendo equivalente al coeficiente de correlación múltiple al cuadrado (R^2) en una regresión lineal.

En el procedimiento para llevar a cabo el ACC, se utilizan los vectores aleatorios X y Y (Ecs. 5.54 y 5.55). Con ellos se establecen combinaciones lineales que conforman las variables compuestas (Ecs. 5.56 y 5.57).

$$U = a^T X \quad (5.61)$$

$$V = b^T Y \quad (5.62)$$

Se calcula la matriz de covarianzas muestrales, la cual tendrá orden $p \times q$, para ambos conjuntos de variables. En la cual $c_{YX} = c_{XY}^T$:

$$c = \begin{pmatrix} c_{XX} & c_{XY} \\ c_{YX} & c_{YY} \end{pmatrix} \quad (5.63)$$

La correlación entre ambas variables compuestas se define como:

$$\text{corr}(U, V) = \frac{\text{cov}(U, V)}{\sqrt{\text{var}(U)}\sqrt{\text{var}(V)}} \quad (5.64)$$

Las restricciones del problema en la Ec. 5.64 son $\text{Var}(U) = 1$ y $\text{Var}(V) = 1$, por lo que la correlación canónica queda expresada:

$$\text{corr}(U, V) = \frac{a^T C_{XY} b}{\sqrt{a^T C_{XX} a} \sqrt{b^T C_{YY} b}} \quad (5.65)$$

La solución al problema consiste en maximizar el numerador de la correlación canónica (Ec. 5.65), para lo cual se considera la función Lagrangiana de dos parámetros, τ_1 y τ_2 , definida como:

$$L(a, b) = a^T C_{XY} b - \tau_1 (a^T C_{XX} a - 1) - \tau_2 (b^T C_{YY} b - 1) \quad (5.66)$$

La maximización en la correlación canónica, requiere las derivadas parciales en términos de los vectores de peso a y b de la función Lagrangiana (Ec. 5.66).

$$\frac{\partial L(a, b)}{\partial a} = C_{XY} b - 2\tau_1 C_{XX} a = 0 \quad (5.67)$$

$$\frac{\partial L(a, b)}{\partial b} = C_{XY}^T a - 2\tau_2 C_{YY} b = 0 \quad (5.68)$$

Las Ecs. 5.67 y 5.68 conforman un sistema de ecuaciones no lineal, de la cual se determinan los vectores incógnita.

$$C_{XY} b = 2\tau_1 C_{XX} a \quad (5.69)$$

$$C_{XY}^T a = 2\tau_2 C_{YY} b \quad (5.70)$$

Las restricciones establecidas, permiten simplificar las expresiones para los vectores incógnita (Ecs. 5.69 y 5.70), multiplicando por los vectores transpuestos respectivos:

$$(C_{XY}b = 2\tau_1 C_{XX}a) a^T$$

$$a^T C_{XY}b = 2\tau_1 a^T C_{XX}a$$

$$a^T C_{XY}b = 2\tau_1 \tag{5.71}$$

$$(C_{XY}^T a = 2\tau_2 C_{YY}b) b^T$$

$$b^T C_{XY}^T a = 2\tau_2 b^T C_{YY}b$$

$$b^T C_{XY}^T a = 2\tau_2 \tag{5.72}$$

Al desarrollar las Ecs. 5.71 y 5.72, el primer miembro de ambas da como resultado un escalar dado que:

$$(a^T C_{XY}b)^T = b^T C_{XY}^T a = 1 \tag{5.73}$$

Ello implica que ambas expresiones (Ecs. 5.71 y 5.72) son equivalentes y se definen por $\lambda = 2\tau_1 = 2\tau_2$. Ello permite reescribir los vectores incógnita (Ecs. 5.69 y 5.70) de la forma:

$$C_{XY}b = \lambda C_{XX}a \tag{5.74}$$

$$C_{XY}^T a = \lambda C_{YY}b \tag{5.75}$$

Por lo que se establece un sistema de ecuaciones que puede ser resuelto mediante métodos algebraicos básicos. Utilizando el método de sustitución, se despejan el vector a (Ec. 5.74) sustituir en la expresión complementaria (Ec. 5.75):

$$C_{XY}^T \left[\frac{1}{\lambda} C_{XX}^{-1} C_{XY} b \right] = \lambda C_{YY} b$$

$$C_{XY}^T C_{XX}^{-1} C_{XY} b = \lambda^2 C_{YY} b$$

$$C_{YY}^{-1} C_{XY}^T C_{XX}^{-1} C_{XY} b = \lambda^2 b$$

$$C_{YY}^{-1} C_{XY}^T C_{XX}^{-1} C_{XY} b - \lambda^2 b = 0 \quad (5.76)$$

Análogamente despejando el vector b (Ec. 5.75) para sustituir en la expresión complementaria (Ec. 5.74):

$$C_{XX}^{-1} C_{XY} C_{YY}^{-1} C_{XY}^T a - \lambda^2 a = 0 \quad (5.77)$$

Resolviendo simultáneamente (Ecs. 5.76 y 5.77), se obtienen los vectores solución a y b que son los eigenvectores.

De tal forma que si ρ es el rango de C_{XY} resolviendo las ecuaciones se obtienen soluciones triples de dicho valor, es decir, para (λ_i, a_i, b_i) se generan (λ_i, V_i, W_i) calculándose $\lambda_i = \text{corr}(V_i, W_i)$.

El cálculo se realizó en el menú *Statistic*, seleccionando del submenú de técnicas exploratoria multivariable (*Multivariate Exploratory Techinques*) la opción de análisis canónico (*Canonical Analysis*).

Para iniciar se seleccionan las variables de estudios y se define el origen de la información (*Input file*), teniendo cuidado de no utilizar aquellas que carecen de variabilidad. A continuación en la ventana de selección (*select two variables list*) se define a que grupo corresponde cada una de las variables de estudio, conformándose con ello los dos grupos a correlacionar linealmente.

Al aceptar la conformación de los dos grupos se muestra en ventana emergente la magnitud del coeficiente de correlación canónica (*canonical R*), el valor de Chi² (*Chi-square*), la varianza extraída de cada grupo (*Variance extracted*) y el total de redundancia del otro grupo de variables (*Total redundancy given the other set*).

Da la posibilidad de calcular la correlación de los grupos (*Correlation within & between sets*), el grafico lineal de valores de las raíces canónicas (*Lineplot of canonical correlation*), el grafico de correlación canónica seleccionando de las raíces disponibles una opción para el primer y el segundo grupos (*Scatterplot of canonical correlation*) y los eigenvalores asociados con el grupo de menor cantidad de variables (*Eigenvalues*).

El primer grupo se conformó por las variables meteorológicas registradas por las EMA, mientras que el segundo grupo considera las variables representadas en las ISD.

Técnica de kriging

Al considerarse un proceso estocástico con función de covarianza $C(h)$ y media variable $m(x)$, entonces $Y(x)$ tendrá media cero.

$$Z(x) = Y(x) + m(x) \quad (5.78)$$

El estimador lineal será una composición de los datos registrados $Z(x_1), Z(x_2), \dots, Z(x_n)$ para las posiciones $x_1, x_2, \dots, x_n \in \Omega$

$$Y(x) = \sum_{i=1}^n \lambda_i(x) Y(x_i) + m(x) \quad (5.79)$$

La Ec. 5.75 puede expresarse de la forma

$$Z(x) = m(x) + \sum_{i=1}^n \lambda_i(x) [Z(x_i) - m(x_i)] \quad (5.80)$$

Siendo μ un valor constante de la media (Ec. 5.80), se logra la simplificación.

$$Z(x) = \sum_{i=1}^n \lambda_i(x) Z(x_i) \quad (5.81)$$

Los pesos de Kriging $\lambda_i(x)$ deberán sumar la unidad

$$\sum_{i=1}^n \lambda_i(x) = 1 \quad (5.82)$$

Aplicando multiplicadores de Lagrange (μ), se minimiza la varianza en el error de estimación obteniéndose los pesos óptimos (Goovaerts, 2000), resolviendo el sistema:

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^n \lambda_i(x) C(x_j - x_i) + \mu(x) = C(x_j - x), j = 1, 2, \dots, n \\ \sum_{i=1}^n \lambda_i(x) = 1 \end{cases} \quad (5.83)$$

De la relación $C(h) = C(0) - \gamma(h)$ entre la función de covarianza y el semivariograma se puede expresar el sistema de ecuaciones 5.83 de la forma:

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^n \lambda_i(x) \gamma(x_j - x_i) + \mu(x) = \gamma(x_j - x), j = 1, 2, \dots, n \\ \sum_{i=1}^n \lambda_i(x) = 1 \end{cases} \quad (5.84)$$

Para elaborar los Krigings se empleó el software Surfer 8, en el cuál se elaboró un mapa de posiciones (*Post map*) empleando las coordenadas geográficas de las EMA en la zona de estudio, para ello se generó una base de datos en la cual las primeras columnas corresponden a las coordenadas X y Y, y el resto de las columnas registran las magnitudes de la precipitación desde el inicio de la tormenta hasta su disipación.

En el caso de las filas se registran las EMA (ver cuadro 5.11), de tal forma que se puede referenciar tridimensionalmente la posición de las estaciones y a partir de la selección de cada uno de los tiempo se lleva a cabo la interpolación espacial.

En el menú de mallas (*Grid*) se selecciona la información (*Data*) que corresponde del archivo con las posiciones georreferenciadas de las EMAS, el cual debe tener formato compatible de Excel para poder ser utilizado. En la selección de columnas X tomara los valores de la longitud, Y los valores de la latitud y Z los valores de precipitaciones estimadas. Se define el método de mallado (*Gridding Method*) en donde se establece que será mediante la técnica Kriging. Posteriormente se da formato a la interpolación espacial resultante.

5.3.6 Redes neuronales

Para el diseño y desarrollo de ANN en términos generales se requiere una secuencia concreta de 6 etapas, sin importar que la aplicación para la cual se desarrolla sea única, estableciéndose un flujo de trabajo característico.

Primera etapa.

Basado en el flujo de trabajo referido se identificaron los datos de las tormentas en ambas fuentes de información, ISD del GOES-13 y bases de datos de EMAS en la RH10, para los eventos de estudios seleccionados. El análisis multivariado realizado estableció la jerarquización de variables y definió la reducción dimensional respecto de las variables

originales (Figura 5.11), de tal forma que con menor cantidad de información se mantuviera la representatividad de las tormentas.

A continuación se conformó una sucesión de las variables, normalizando y estandarizando cada una de las series respecto del valor medio y la desviación estándar de sus elementos. Definiéndose el 80% de la longitud de información para realizar el entrenamiento de la red y el 20% restante para validar el resultado de la red.

En la vista inicial (Figura 5.30) de la herramienta de redes neuronales y manejo de información (*nntool*) se ingresaron dos series en la ventana de entrada de información (*Input Data*) que corresponde a la serie de entrenamiento y la serie de validación. De igual manera en la ventana de información objetivo (*Target Data*) se ingresaron las precipitaciones registradas en las EMA, a partir de las cuales se definirá la severidad de la tormenta.

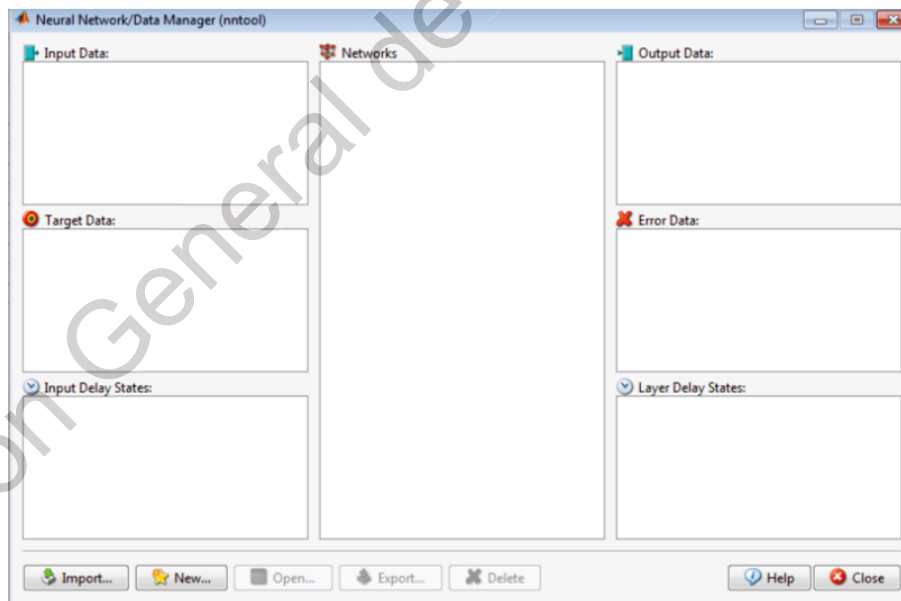


Figura 5.30 Vista inicial del nntoolbox.

En las secciones de la derecha se tiene las ventanas Información de salida (*Output Data*) y la Información del error (*Error Data*), ambas generan información una vez entrenada la red.

Segunda etapa.

Para utilizar los datos preparados en la primera etapa, se construye la ANN empleando la herramienta *Neural Network Toolbox (nntool)* del software Matlab R2014a dado que su organización permitió el acceso a todas las propiedades en la estructura, lo cual facilitó la definición de las capas, la modificación de las entradas, la selección de las conexiones entre capas, la propuesta de pesos iniciales, la magnitud de los umbrales, las salidas, etc.

La información puede ser colocada en el espacio de trabajo de Matlab (*workspace*) o bien importar desde una ubicación específica del disco duro del equipo de cómputo (Figura 5.31).

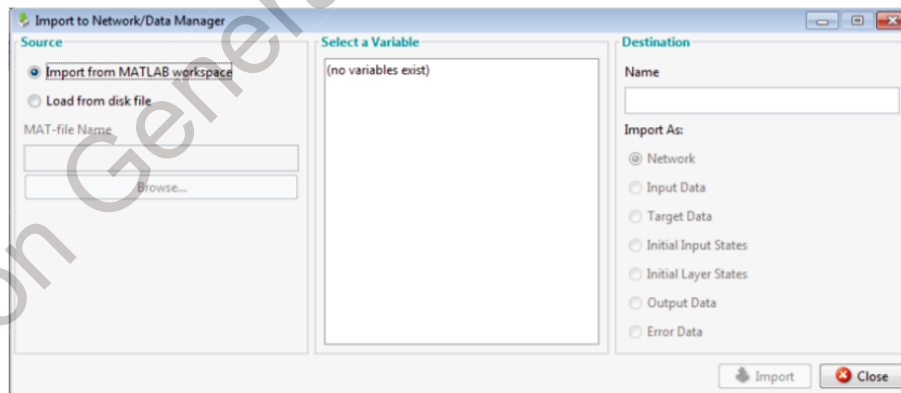


Figura 5.31 Ventana para importar la información para la ANN en nntool.

Ello dio la posibilidad de configurar la ANN a las características específicas de las tormentas generadas por los eventos seleccionados en la zona de estudio. De manera

particular las funciones de inicialización, entrenamiento y simulación de la red deben considerar cada uno de los parámetros estructurales definidos previamente.

Las acciones mencionadas en el párrafo anterior establecen 5 secciones en la construcción de una ANN: arquitectura donde se definen las características básicas; sub-objetos donde se establecen las propiedades de los componentes de la red; funciones que se encargan de llevar a cabo las operaciones en la red, parámetros que configuran el funcionamiento del conjunto de funciones y valores que corresponden a las matrices de los pesos en las entradas, entre capas y bias (Figura 5.32).

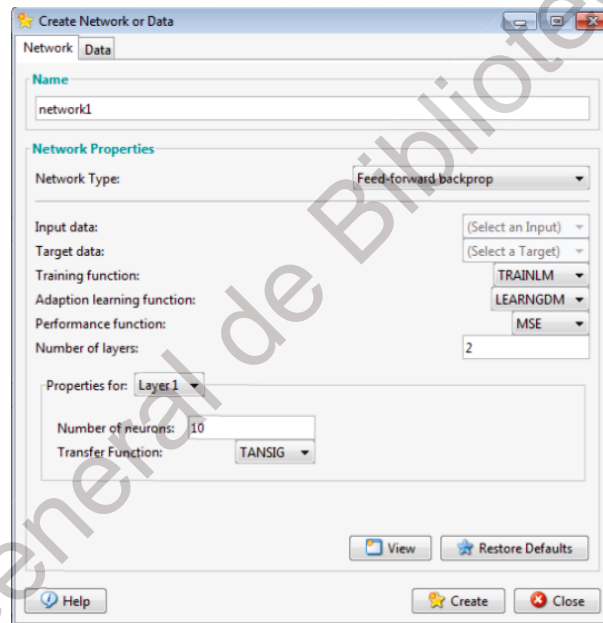


Figura 5.32 Ventana para definir la arquitectura de la ANN.

Tercera etapa.

De manera concreta se procede a configurar las entradas (*Inputs*) y las salidas (*Outputs*) en la ANN, las cuales caracterizan el origen, intensificación y disipación de las tormentas, que son etapas concretas de la evolución geométrica. Con base al análisis multivariado referido (ver sección 5.3.5) se establecieron las variables que conformaron el

vector de entrada y el vector de salida, ambos vectores contaron con una resolución temporal de 15 min.

El vector de entrada se conformó por variables asociadas a la posición geográfica (X, Y, Z) y las variables climatológicas más representativas registradas durante el evento ($PB, Hum, Temp, DV, VV$) en la EMA; parámetros estadísticos asociados con la evolución geométrica de la nubosidad durante la tormenta registrada en las ISD (T, \bar{x}, S^2, A_s) y la distancia medida del centro de la tormenta a la posición geográfica de las EMA. Por su parte el vector de salida consistió de la variable PR registrada en la EMA (Figura 5.33).

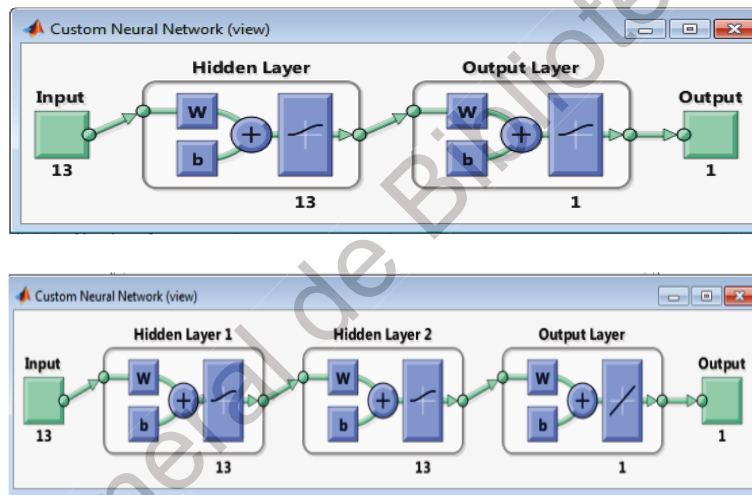


Figura 5.33 Arquitecturas iniciales de la ANN.

Para procesar las entradas y las salidas se seleccionaron en la ventana de creación de la red o información (*Create Network or Data*) el tipo de red neuronal (*Network Type*) fue la de propagación hacia adelante Perceptrón multicapa (*Multilayer Perceptron o Feed Forward Backpropagation*), la función de entrenamiento (*Training function*) fue el de Levenberg Marquardt (LM) dado que puede aplicarse a cualquier problema para definir los valores de las raíces en la función de desempeño (*performance function*) el error cuadrático medio (MSE) entre las salidas de la red que representa la función de la red cuya solución son los pesos sinápticos correctos, la función de adaptación de aprendizaje (*Adaptation learning function*) fue el algoritmo de gradiente descendente con momentos (learnngdm)

para pesos (*weight*) y umbrales (*bias*), la función de transferencia (*Transfer function*) utilizada es Logsig dado que es del tipo sigmoide (con forma de S) dado que es continua y real, de rango acotado para $[0,1]$ y por generar derivadas positivas para el número de capas (*number of layers*) y la cantidad de neuronas (*number of neurons*) en cada una de las capas (Figura 5.34).

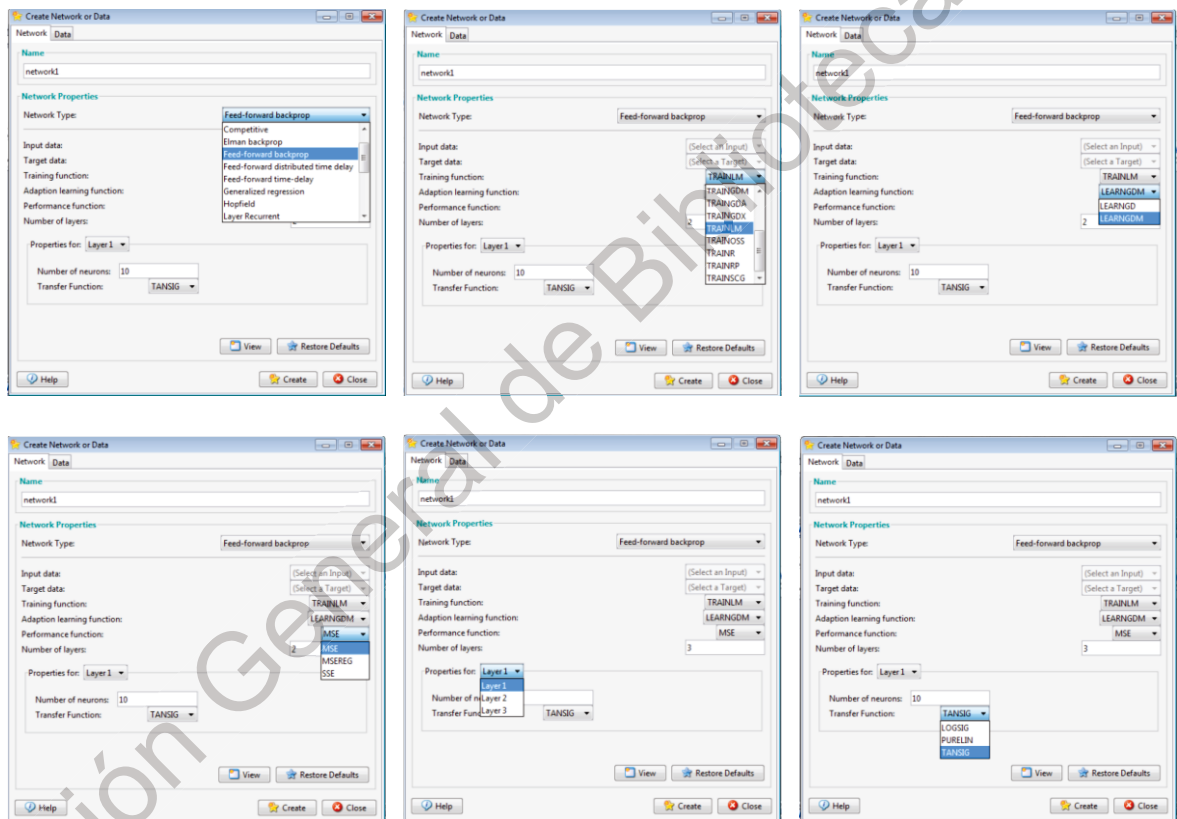


Figura 5.34 Definición de los elementos en la arquitectura de la ANN.

Cuarta etapa.

Una vez inicializada la ANN se ajustaron las ponderaciones y las tendencias que permitieron optimizar el rendimiento de la red, para ello se definieron la cantidad de

(*epochs*) iteraciones que realiza la arquitectura definida para la red (Figura 5.35), en esta etapa se especifica la meta (*goal*) a alcanzar en el entrenamiento.

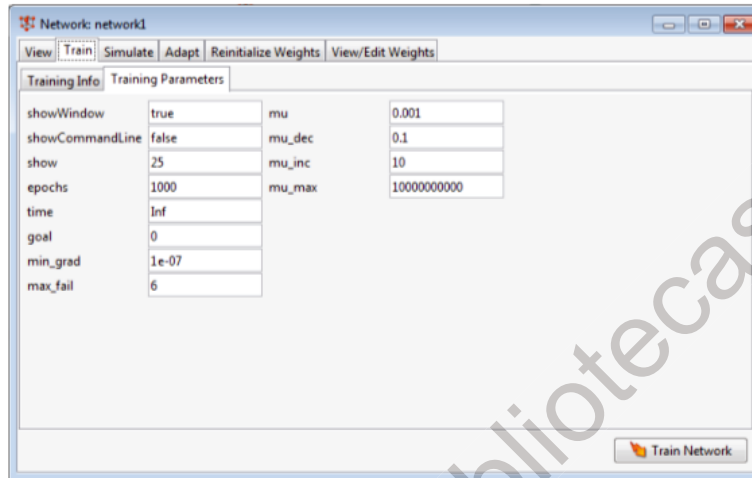


Figura 5.35 Parámetros de entrenamiento para la ANN.

Quinta etapa

Posteriormente se lleva a cabo el entrenamiento de la ANN, como se hizo mención en la primera etapa se utilizó el 80% de la información disponible que corresponde a 32 tormentas registradas en las EMA de la RH10 durante los 5 eventos de estudio.

Sexta etapa

Con las 8 tormentas restantes que representa el 20% se verifico la precisión del entrenamiento. En el caso de no lograrse el resultado deseado se procedió a modificar los parámetros y redefiniendo la arquitectura de la ANN, para ello se regresa a la segunda etapa y llevan a cabo las 5 etapas para volver a realizar el entrenamiento y validar de nueva cuenta.

La secuencia descrita en las 6 etapas previas se repitió hasta que se ajustaron los parámetros de la red, para las neuronas definidas en las capas que conforman la arquitectura de la ANN (Figura 5.33). Con la finalidad de tener la mayor certidumbre en la estimación

de la intensidad de lluvia en la zona de estudio se desarrollaron distintas arquitecturas (ver cuadro 5.20) y se evaluó su desempeño como se menciona en el apartado 5.4, definiendo la mejor opción acorde con el resultado de la función de desempeño.

Cuadro 5.20 ANN entrenadas para definir la arquitectura óptima.

Red	Arquitectura	Capas ocultas	Número de neuronas ocultas	Función de entrenamiento	Función de adaptación de aprendizaje	Función de transferencia	Función de desempeño
1	ANN [13,13,1]	1	13	LM	learnngdm	Logsig	MSE
2	ANN [13,17,1]	1	17	LM	learnngdm	Logsig	MSE
3	ANN [13,21,1]	1	21	LM	learnngdm	Logsig	MSE
4	ANN [13,26,1]	1	26	LM	learnngdm	Logsig	MSE
5	ANN [13,13,13,1]	2	13,13	LM	learnngdm	Logsig	MSE
6	ANN [13,13,17,1]	2	13,17	LM	learnngdm	Logsig	MSE
7	ANN [13,13,21,1]	2	13,21	LM	learnngdm	Logsig	MSE
8	ANN [13,13,26,1]	2	13,26	LM	learnngdm	Logsig	MSE
9	ANN [13,17,17,1]	2	17,17	LM	learnngdm	Logsig	MSE
10	ANN [13,17,21,1]	2	17,21	LM	learnngdm	Logsig	MSE
11	ANN [13,17,26,1]	2	17,26	LM	learnngdm	Logsig	MSE
12	ANN [13,21,21,1]	2	21,21	LM	learnngdm	Logsig	MSE
13	ANN [13,21,26,1]	2	21,26	LM	learnngdm	Logsig	MSE
14	ANN [13,26,26,1]	2	26,26	LM	learnngdm	Logsig	MSE

5.4 Validación de resultados

El desempeño de la ANN entrenada se evaluó comparando la lámina de precipitación registrada en las EMA y la lámina obtenida después de haber realizado el entrenamiento de la red, utilizando para ello mediciones estadísticas.

Las mediciones estadísticas utilizadas para evaluar el desempeño de la red incluyen: RMSE, NRMSE, BIAS, BIAS%, r y E (ver cuadro 5.21). En las expresiones de

los parámetros estadísticos Pe_i es la precipitación estimada con la ANN, Po_i es la precipitación observada en la EMA, \overline{Pe} es la precipitación media estimada para una tormenta, \overline{Po} es la precipitación media observada durante una tormenta y N es el número de registros.

Cuadro 5.21 Parámetros de desempeño estadísticos.

Parámetro estadístico	Expresión	Rango	Optimo
RMSE	$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Po_i - Pe_i)^2}$	$0, \infty$	0
NRMSE	$NRMSE = \frac{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Po_i - Pe_i)^2}}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N Po_i}$	$0, \infty$	0
BIAS	$BIAS = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Pe_i - Po_i)$	$-\infty, \infty$	0
BIAS%	$BIAS = \frac{\sum_{i=1}^N (Pe_i - Po_i)}{\sum_{i=1}^N Po_i} \times 100\%$	$-100, 100$	0
r	$r = \frac{\sum_{i=1}^N (Pe_i - \overline{Pe})(Po_i - \overline{Po})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (Pe_i - \overline{Pe})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^N (Po_i - \overline{Po})^2}}$	$-1, 1$	1
E	$E = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (Pe_i - Po_i)^2}{\sum_{i=1}^N (Po_i - \overline{Po})^2}$	< 0.2 $0.2, 0.4$ $0.4, 0.6$ $0.6, 0.8$ > 0.8	Insuficiente Satisfactorio Bueno Muy bueno Excelente

El proceso de obtención de los parámetros de desempeño estadístico se realizó a través de una hoja de cálculo, en la cual se colocaron las dos series de información.

6. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

La metodología descrita en el capítulo 5, generó una estrecha colaboración con el director de tesis y motivó la participación con los integrantes del comité doctoral, investigadores de prestigio nacional, estudiantes de la licenciatura en ingeniería civil de la FI de la UAQ y colaboradores del CIAQ.

Fueron desarrollados artículos científicos, artículos de divulgación, posters científicos, ponencias, códigos computacionales, un capítulo de libro y registros de autor publicados en revistas indizadas, revistas de divulgación y congresos nacionales e internacionales.

Las aportaciones y resultados de los productos citados fueron sometidos por cada uno de los comités editoriales a una revisión exhaustiva, ello permitió revisar, modificar y validar los resultados presentados en este capítulo. En el anexo H se enlistan cada uno de los productos generados a lo largo del proyecto de investigación, para ser consultados por el lector para profundizar en el tema.

6.1 Comportamiento histórico de ciclones tropicales en México.

La comprensión histórica de las tormentas en México asociadas a diferentes mecanismos hidrometeorológicos, como los CT, es trascendental para establecer el marco de referencia, el cuál permita contar con elementos de análisis y en su momento de pronóstico, acorde con las condiciones atmosféricas que caracterizan la evolución geométrica temporal y espacial en el territorio nacional. Lo anterior tiene como objetivo brindar información oportuna y precisa para la toma de decisiones que protejan a la

ciudadanía y favorezcan la operación adecuada de la infraestructura carretera, hidráulica y marítima.

CONAGUA en México, lleva a cabo el monitoreo, seguimiento y registro de CT a través del SMN, contribuyendo en actividades de PC desde el año 1997. Cuenta con información anual y por evento en su página oficial, de ahí la importancia de los trabajos realizados por sus especialistas. Se muestra a continuación una síntesis, a manera de reseña histórica, del periodo 1997 a 2016 para el OP.

La temporada de 1997 se consideró activa, se presentaron 19 CT, de los cuales 2 fueron DT y 8 TT. De igual manera sucedieron 9 huracanes, siete de ellos con categorías mayor a III en la escala SSHS. Entraron al país Nora, Olaf, Pauline y Rick (Hernández y Bravo, 1998).

Para la temporada de 1998 se registraron 2 DT y 4 TT, además de 9 huracanes de los cuales 6 superaron categoría III. Frank e Isis impactaron el norte del país (Hernández y Bravo, 1999).

A lo largo de la temporada de 1999 se registraron 5 DT y 3 TT así como 6 huracanes. De los huracanes 2 presentaron categoría III o mayor, Greg fue el único que tocó tierra en la Península de Baja California (CONAGUA, 2000).

Durante el año 2000 se registraron 2 DT y 11 TT, así como 6 huracanes de los cuales Carlotta y Daniel presentaron categoría III o mayor, de todos ellos 3 ingresaron al país. Miriam ingresó a la Península de Baja California, Norman en Michoacán y Rosa en Oaxaca (Hernández y Bravo, 2001).

En 2001 se presentaron 2 DT y 7 TT, además de 8 huracanes. Los huracanes Adolph y Juliette fueron intensos de categoría IV, solamente Juliette se ubicó en territorio Mexicano, específicamente en las costas de Baja California Sur (Hernández y Bravo, 2002).

Para 2002 se observaron 3 DT y 6 TT además de 6 huracanes. Para los huracanes registrados 3 fueron categoría V y 1 de categoría IV. De ellos Julio y Kenna afectaron los Estados de Michoacán, Jalisco y Nayarit (CONAGUA, 2003).

En la temporada 2003, se registraron 9 TT y 7 huracanes todos ellos con categoría II o menor. No obstante Carlos, Ignacio, Marty, Nora y Olaf afectaron los Estados de Baja

California, Chiapas, Chihuahua, Colima, Durango, Guerrero, Jalisco, Michoacán, Nayarit, Oaxaca, Sinaloa, Sonora, Tabasco y Veracruz (Hernández y Bravo, 2004).

Durante 2004 se generaron 4 DT, 6 TT tropicales aunado a 6 huracanes, de ellos Howard, Javier y Darby fueron categoría III o mayor. Solamente Javier afecto de manera directa el país (CONAGUA, 2005).

A lo largo de la temporada 2005 se presentó 1 DT y 8 TT junto con 8 huracanes, Kenneth y Jova fueron los más intensos, sin afectación directa en México (Rosengaus y Hernández, 2006).

En 2006, se dieron 3 DT, 8 TT y 10 huracanes. De dichos huracanes 5 fueron intensos en la temporada, John y Lane afectaron al país (Hernández, 2007).

Para el año 2007 tuvieron lugar 4 DT y 7 TT, así como 4 huracanes. Flossie fue de categoría IV sin afectaciones al país, Henriette con categoría I afecto los Estados de Baja California Sur y Sonora (Hernández, 2008).

Durante 2008 tuvieron lugar 2 DT y 9 TT, así como 9 huracanes. Norbert y Hernán fueron categoría IV y III respectivamente, el primero de ellos afecto Baja California Sur y Sonora (Hernández, 2009).

El período 2009 se registraron 3 DT y 10 TT además de 7 huracanes. De ellos Felicia, Guillermo, Jimena y Rick fueron de categoría III o superior, únicamente Jimena afectó al país (Hernández, 2010).

Para la temporada de 2010 se desarrollaron 5 DT y 4 TT y 3 huracanes. Celia fue categoría V y Derby categoría III. En este año ningún huracán ingresó a territorio mexicano (Hernández y Rosengaus, 2011).

Durante 2011 tuvieron lugar 2 DT y 1 TT además de 10 huracanes. Los huracanes Adrián, Dora, Eugene, Hilary, Jova y Kenneth fueron mayores de categoría III. Además Beatriz y Jova causaron daños directos al país (Hernández y Rosengaus, 2012).

El año 2012 se generaron 7 TT y 10 huracanes de los cuales Bud, Daniela, Emilia, Miriam y Paul se clasificaron categoría III o IV mientras que Bud, Carlotta y Paul afectaron directamente el territorio nacional (Bravo, 2013).

A lo largo del 2013 se rastrearon 10 TT y 8 huracanes de los cuales Raymond logró categoría III, no obstante Bárbara, Juliette, Manuel, Octave y Sonia fueron TT que afectaron al país (Bravo, 2014).

Para 2014 se registraron 6 TT y 14 huracanes, de éstos 6 se clasificaron como intensos: Amanda, Cristina, Iselle, Julio, Marie, Norbert, Odile y Simón. Únicamente Odile y Vance afectaron directamente al país (Bravo, 2015).

En 2015 se registraron 6 TT aunadas a 13 huracanes. 8 huracanes se consideraron intensos con categoría III o mayor, de los cuales Blanca, Carlos y Patricia afectaron a la República Mexicana. Cabe destacarse que, la intensidad de este último respecto de los vientos máximos sostenidos fue de 325 km/h y rachas de 400 km/h, rebasando por mucho los valores para asignarle la categoría V. De la misma manera impacto tierra siendo categoría IV con vientos de 240 km/h y presión central de 54 mb (Bravo, 2016).

Por último, en 2016 se rastrearon 1 DT y 10 TT. Además 11 huracanes. 5 intensos que alcanzaron categoría III o mayor en la SSHS que fueron Blas, Darby, Georgette, Lester y Seymour. No obstante solo el huracán Newton toco tierras mexicanas al igual que 1 DT y 1 TT. (Bravo, 2017).

El análisis realizado de los registros del SMN muestra que el número de TT se triplica respecto de las DT. Mientras que los HI representan la mitad de las TT. A su vez los HII y HIII son aproximadamente la mitad de los HI. Respecto de los HIV y HV, catalogados como intensos, son 20% más frecuentes en el OP que en el OA (ver cuadro 6.1).

Cuadro 6.1 Registro de CT por intensidad en México. Periodo 1997 a 2016.

Periodo 1997 - 2016	Categoría							
	DT	TsT	TT	HI	HII	HIII	HIV	HV
Océano Pacífico	47	0	138	60	28	25	40	9
Océano Atlántico	34	1	143	58	21	22	29	10

Al revisar los eventos registrados, 20 de los 40 HIV se han dado en los últimos 5 años en el OP y 10 de los 29 en el OA; respecto de dos HV en el OP y uno en el OA. Los

datos registrados establecen una tendencia creciente en la cantidad y magnitud de eventos en ambos océanos de la República Mexicana (Figura 6.1).

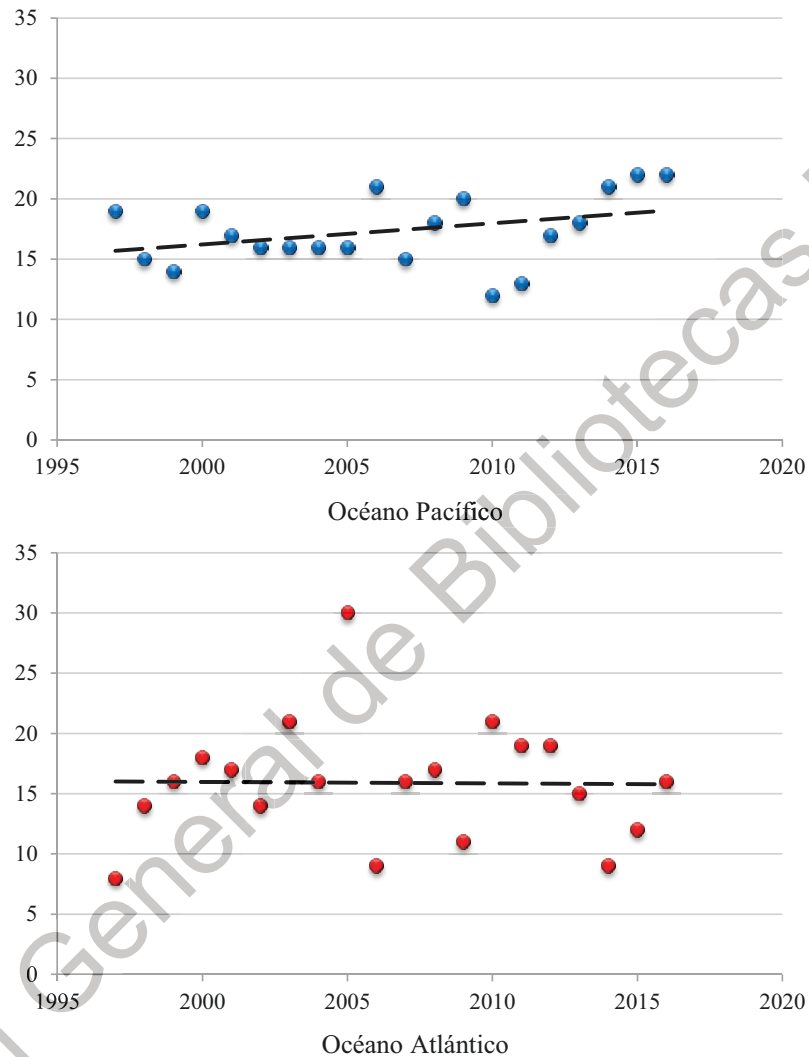


Figura 6.1 Ciclones tropicales en México. Periodo 1997 a 2016.

6.2 Ciclones tropicales en el Océano Pacífico

El análisis de CT en el OP durante el periodo 1997 a 2016 muestra estabilidad hasta el año 2009, disminuyendo en 2010 y posteriormente en 2016 se incrementan los eventos al doble (Figura 6.1), existiendo una tendencia de crecimiento en los eventos en función del tiempo.

Se aprecia para el periodo de 2004 a 2016 una alta incidencia en las zonas de la Península de Baja California, así como en las costas de Sinaloa y Sonora (Figura 6.2).



Figura 6.2 Zonas de impacto en costas del Océano Pacífico: periodo 2004 a 2016.

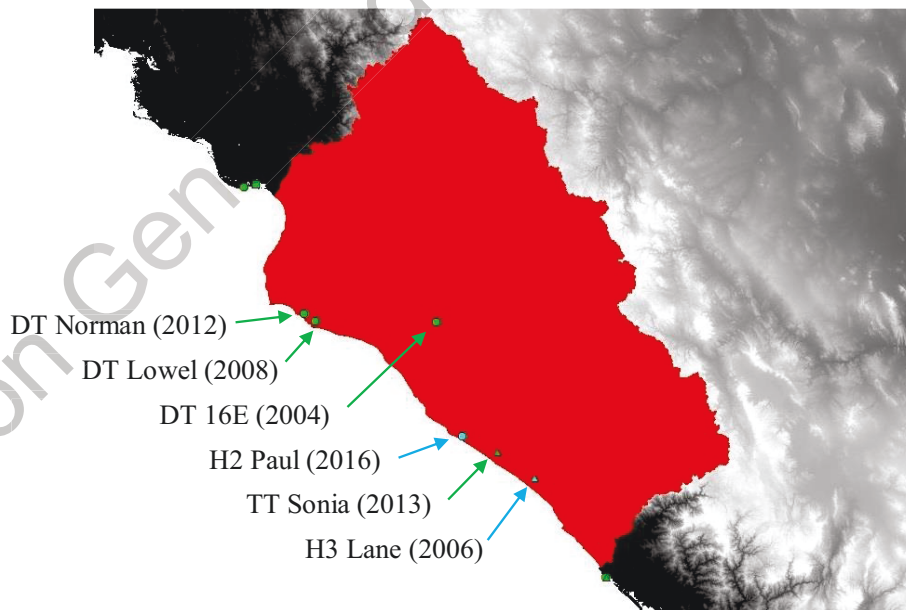


Figura 6.3 Ciclones tropicales que impactaron la RH10. Periodo 2004 a 2016.

En la zona noroeste del país históricamente se registra la mayor incidencia de impactos por CT, con base a dicha información en la RH10 podemos apreciar que existieron 6 impactos en el periodo 2004 a 2016, las DT 16E en 2006, Lowell en 2008 y Norman en 2012; la TT Sonia en 2013 y los huracanes HIII Lane en el año 2006 y HII Paul en el año 2016 (Figura 6.3).

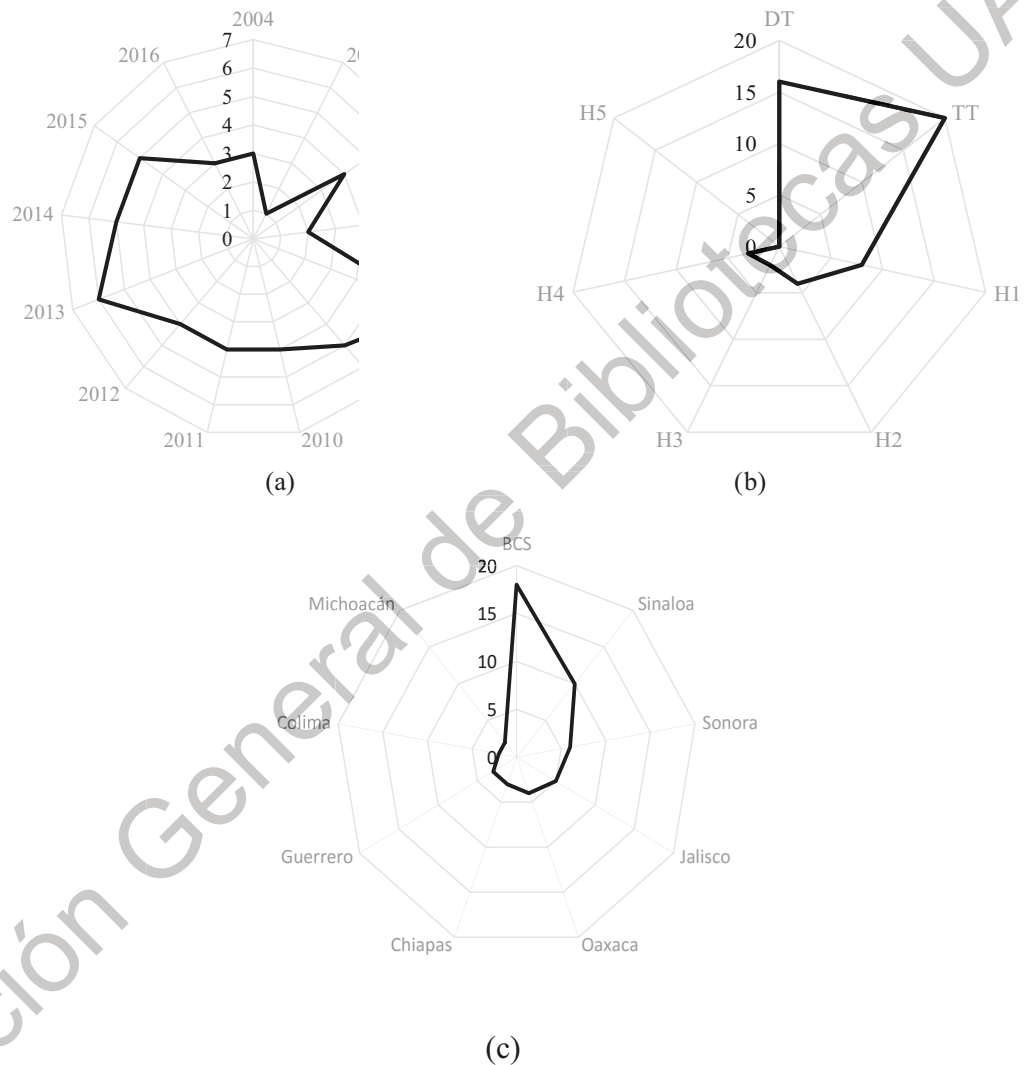


Figura 6.4 Comportamiento de los CT en el OP.

Acorde con los resúmenes de CT disponibles del SMN para el periodo del 2004 al 2016 se contabilizaron 53 eventos en el OP, la mayor cantidad de impactos fueron en 2008, 2013, 2014 y 2015 que corresponden al 13.21%, 11.32%, 9.43 % y 9.43 % respectivamente

respecto del total anual. Presentándose la mitad de ellos entre 2010 y 2016, lo cual sugiere una tendencia a la alza en los ciclones que ingresan a territorio mexicano (Figura 6.4a).

Las categorías con mayor afectación en el OP, fueron las DT y TT que representaron el 67.92 % y los huracanes 1 con 15.10%, lo cual sugiere presencia de fuertes lluvias y escurrimientos superficiales que originan inundaciones producto de la degradación de los CT en las zonas costeras (Figura 6.4b).

Los estados colindantes al OP que han sufrido la mayor cantidad de afectaciones y daño son Baja California Sur, Sinaloa, Sonora y Jalisco con 39 eventos de los 53 registrado que representan el 74% del total (Figura 6.4c).

6.2.1 Zonas afectadas

México, debido a su orografía y posición geográfica en la zona intertropical está expuesto frecuentemente a las trayectorias de CT y los intensos campos de lluvia asociados. Ello origina inundaciones anuales que ocasionan problemas sociales, económicos y de salud en la población así como daños en la infraestructura del país (CONAGUA, 2008).

Para el desarrollo del estudio de zonas de afección, se requieren conocer las trayectorias de los CT, la frecuencia con la cual se presentan e identificar los patrones de lluvia asociados. A partir de ello, definir las zonas de la República Mexicana que están expuesta en mayor grado a inundaciones. Un problema asociado es el arrastre de material sólido, desde las partes altas de las cuencas como función de la intensidad del escurrimiento superficial debido a la cobertura vegetal, el uso de suelo y la pendiente de la zona afectada, desde el punto de vista hidrológico las inundaciones pueden considerarse como súbitas o de proceso lento, esto acorde a las características geomorfológicas de la cuenca (CONAGUA, 2008).

El primer tipo de inundaciones, ocurre en zonas montañosas que presentan fuerte pendientes con valles al final de las mismas. El mismo fenómeno puede darse en ciudades producto del elevado valor del coeficiente de escurrimiento por los materiales impermeables presentes, lo cual hace imposible un alerta a la población cobrando con ello un elevado número de vidas además de destruir la infraestructura (bordos, caminos,

puentes, bardas, casas, edificios, etc.) y vegetación existente aguas abajo, producto del lodo y rocas arrastradas por el escurrimiento superficial. Mientras que el segundo tipo por su parte ocasionan innumerables daños debidos a los extensos tiempos de permanencia en zonas inundables producto de las personas afectada, los daños materiales y las pérdidas económicas medidas en horas – hombre (CENAPRED, 2006).

6.2.2 Mapas de daños

Respecto de los riesgos naturales, las inundaciones acontecen con mayor frecuencia y suceden en un amplio espacio territorial y con gran severidad (Alexander, 1993; WMO, 1990). Los elementos de mayor importancia en las inundaciones son la distribución espacial de la precipitación, las características físicas e hidráulicas de la cuenca hidrológica y la red de drenaje de la zona, así como la presencia de obras civiles (CENAPRED, 2001) en muchos casos, las inundaciones debidas a las grandes cantidades de agua precipitadas se agravan por la falta de capacidad hidráulica de los drenajes, la acumulación de basura y la topografía (Ovsei, 1996) manteniendo temporalmente sumergidos terrenos secos por la presencia inusual y repentina de agua que no es habitual.

La secretaria de Gobernación (SEGOB) a través del CENAPRED, realiza evaluaciones anuales de los desastres ocurridos en territorio nacional mediante visitas de campo realizadas por especialistas así como consultas a las autoridades estatales y municipales (García *et al.*, 2012, 2013, 2014, 2015, 2016, 2017). Se muestra a continuación los mapas de daños y afectaciones por lluvia e inundaciones en el país para el periodo 2010 a 2015 (Figuras 6.5 a 6.8).

Acorde con la información indagada y clasificada estatalmente para cada una de las variables medidas por CENAPRED, se observe un panorama general de los estados más vulnerables, siendo Veracruz, Guerrero, Oaxaca, Chiapas y Tabasco de los más afectados en los rubros mencionados.

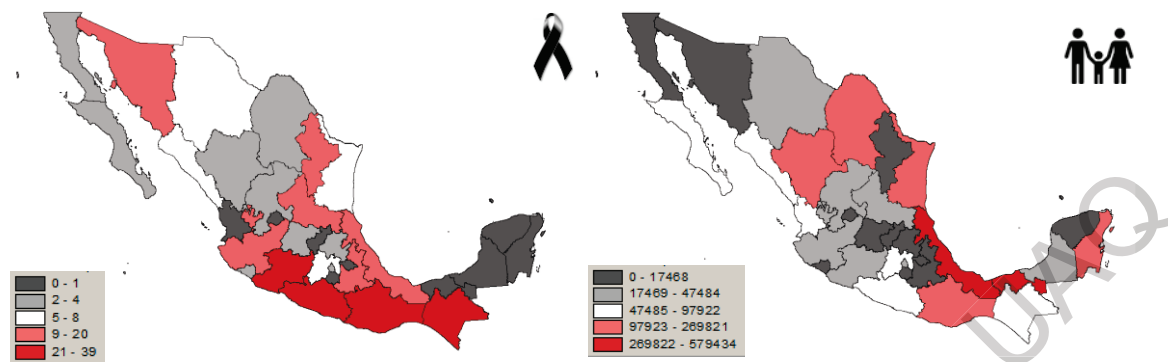


Figura 6.5 Mapa de decesos y personas afectadas.

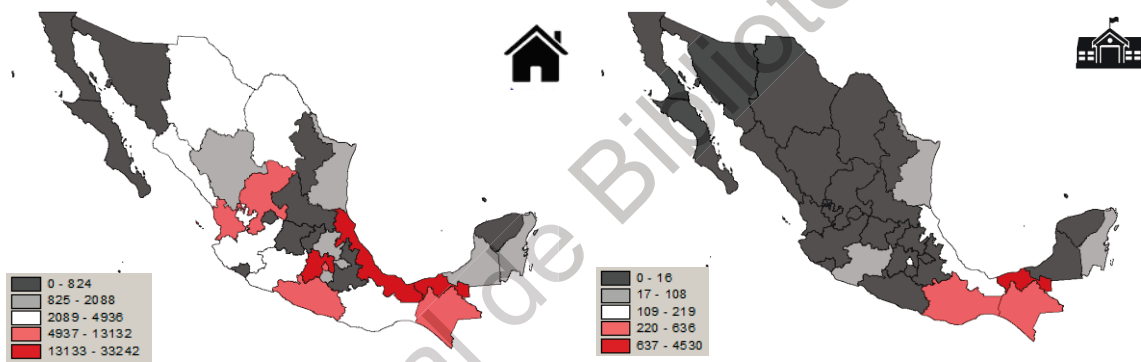


Figura 6.6 Mapa de viviendas y escuelas afectadas.

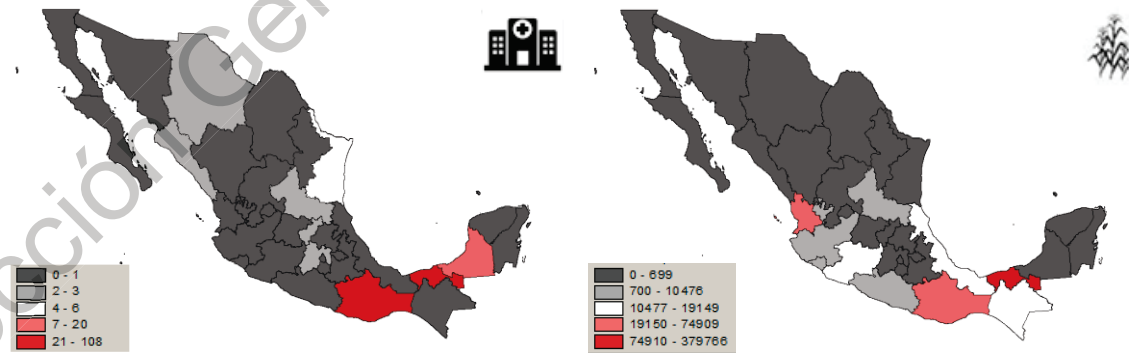


Figura 6.7 Mapa de unidades de salud y áreas de cultivo afectadas.

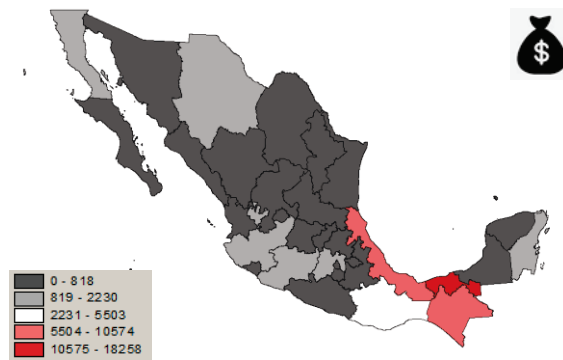


Figura 6.8 Mapa de daños totales en (mdp).

6.2.3 Daños económicos

De manera particular García et al. (2012, 2013, 2014, 2015, 2016, 2017) presentan información específica de las afectaciones causadas en México en el periodo de 2010 a 2015 debido a los CT (Figuras 6.9 a 6.12).

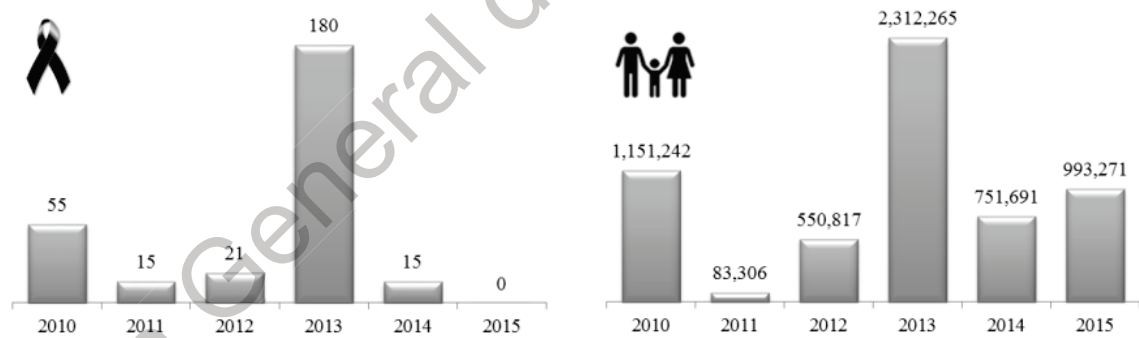


Figura 6.9 Decesos y personas afectadas debido a los ciclones tropicales.

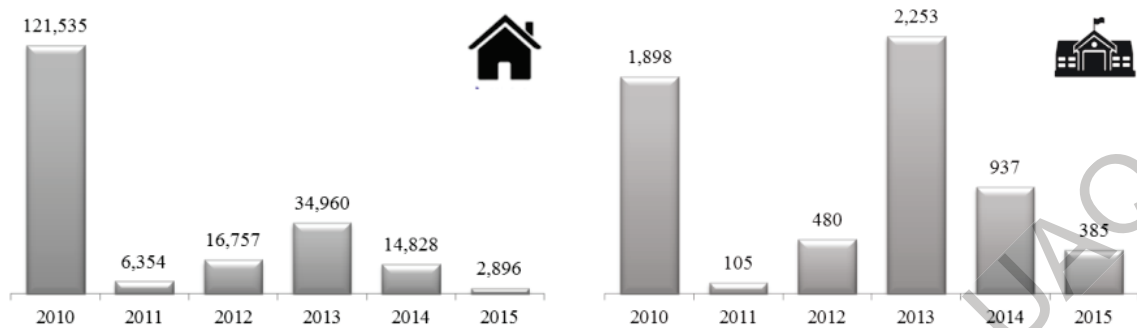


Figura 6.10 Viviendas y escuelas dañadas debido a los ciclones tropicales.

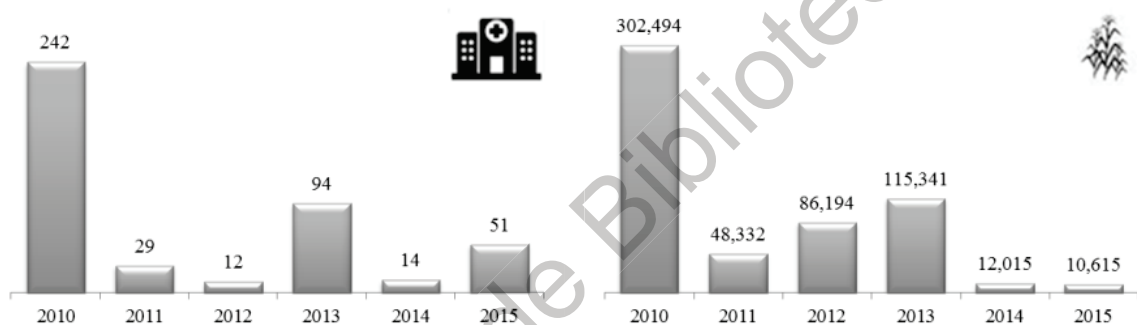


Figura 6.11 Unidades de salud y áreas de cultivo dañadas debido a los ciclones tropicales.

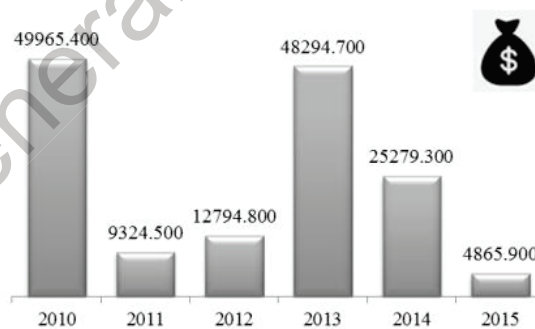


Figura 6.12 Total de daños (mdp) debido a los ciclones tropicales.

De la misma forma se hizo un análisis de daños económicos producto de las lluvias e inundaciones (Figuras 6.13 a 6.16) reportadas de manera anual (García *et al.*, 2012, 2013, 2014, 2015, 2016, 2017).

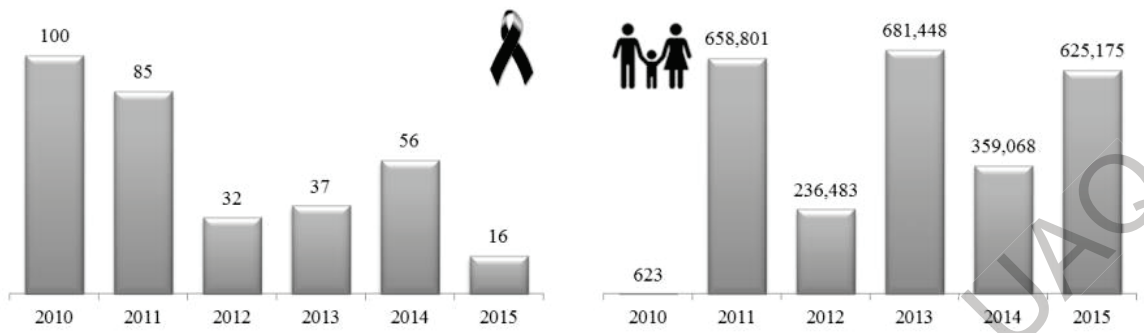


Figura 6.13 Decesos y personas afectadas por lluvias e inundaciones.

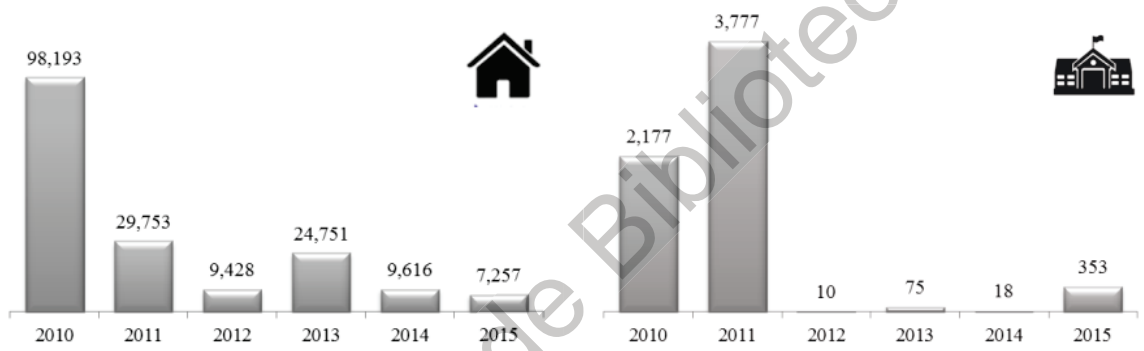


Figura 6.14 Viviendas y escuelas dañadas por lluvias e inundaciones.

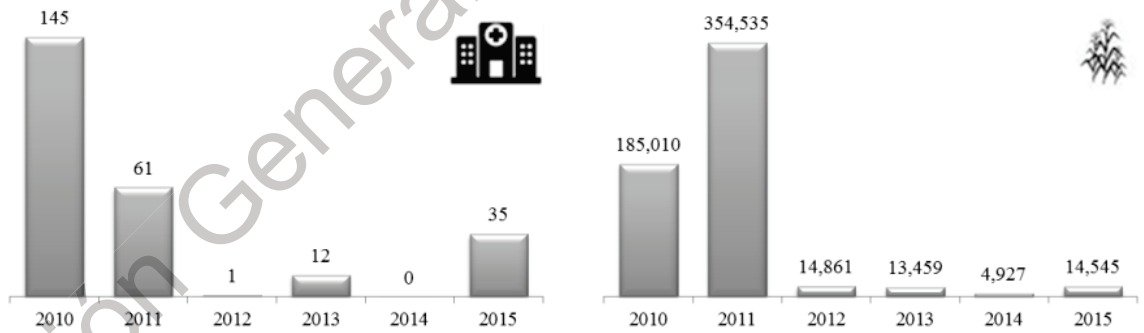


Figura 6.15 Unidades de salud y áreas de cultivo dañadas por lluvias e inundaciones.

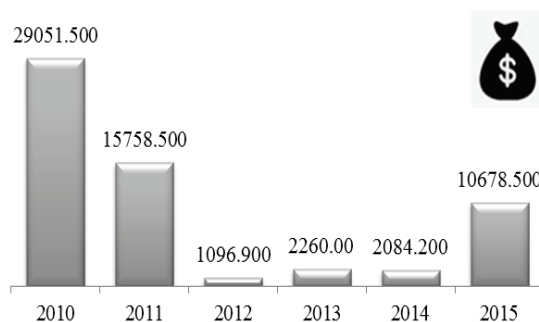


Figura 6.16 Total de daños (mdp) por lluvias e inundaciones.

Los datos muestran que los años 2010 y 2013 fueron devastadores por la presencia de huracanes que impactaron territorio nacional, mientras que los años 2010 y 2011 lo fueron debidas a las precipitaciones e inundaciones.

6.3 Evaluación temporal y espacial de variables meteorológicas empleando ISD

6.3.1 Proyección de las EMA en las ISD

Utilizando las coordenadas geográficas de la ubicación oficial de las EMA ubicadas en la RH10 se utilizó el *script* “*LongLat2XY.R*” en el sistema operativo Linux Mint. El *script* consideró inicialmente la transformación de coordenadas geográficas de las EMA de interés a la proyección GEOS de las imágenes estableciéndose la relación pertinente para realizar la lectura del ND de los pixeles correspondientes. Las ISD para los eventos de estudio tienen dimensión de 1280 x 817 pixeles (Figura 6.17).

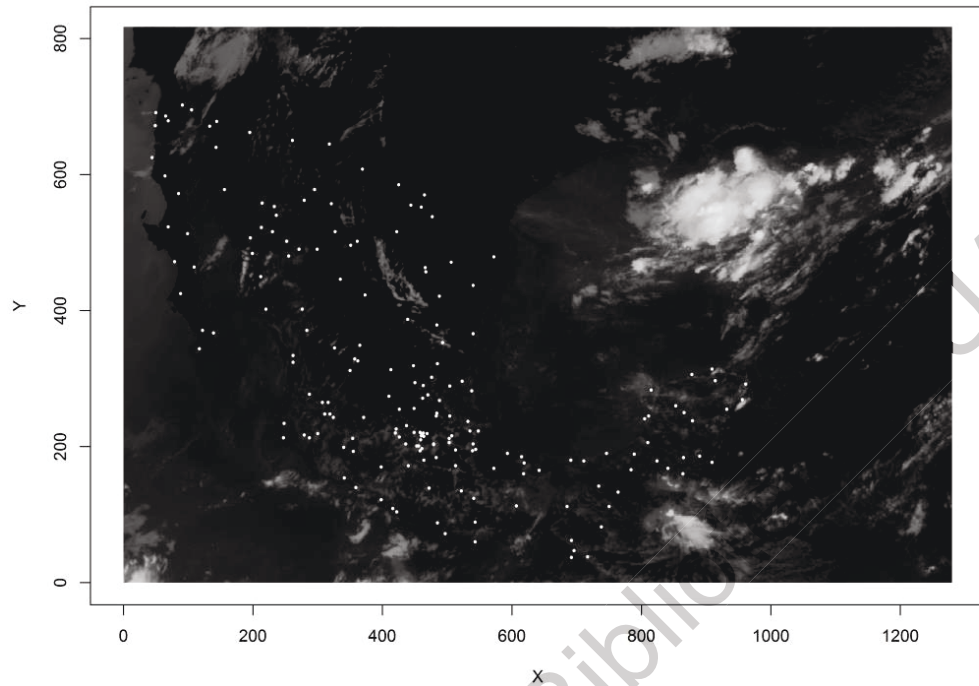


Figura 6.17 Acoplamiento espacial de las EMA en la proyección GEOS.

La lectura de la magnitud del VB en los pixeles que constituyen una formación nubosa, se llevó a cabo matricialmente en la imagen de satélite en formato *.jpg* considerando como umbral inicial el valor 109 del ND . El valor mínimo del umbral pronostica una intensidad de precipitación de 1 mm/h, magnitud medible por los equipos meteorológicos.

La lectura realizada se exporta en formato *.csv* que puede ser procesada mediante hojas de cálculo estimándose la precipitación de la posición y la identificación de pixeles para distintas zonas de intensidad durante las etapas de evolución geométrica. Este procedimiento permitió fundamentar el estudio espacial de la información y generar el comportamiento temporal.

Con el objetivo de clasificar y caracterizar las tormentas a partir de puntos de referencia específicos y constantes a lo largo de la República Mexicana, se utilizó la ubicación geográfica de las *EMA* operadas por el *SMN* en la *RH10*. Adicionalmente la información señala la fecha de inicio de operación, lo que permite establecer su relación temporal con los diferentes huracanes que afectaron territorio nacional.

Para facilitar su manejo en las distintas etapas de investigación se procedió a darles un número identificador a cada *EMA*, ello debido a los nombres oficiales con los cuales están nombradas y que son extensos. Para utilizar la información de las imágenes una vez hecho el procesamiento, se estableció la relación de pixeles en la imagen respecto a la posición geográfica de las *EMA* de la RH10 (ver cuadro 6.2).

Cuadro 6.2 Acoplamiento espacial de las EMA en las ISD de 1280 x 817 pixeles.

Estado	EMA	Nombre oficial	Lat (°N)	Long (°W)	Elevación (msnm)	X	Y
Chihuahua	37	Chinipas	27.390	-108.536	431	213	522
Chihuahua	38	Guachochi	26.813	-107.073	2390	252	502
Chihuahua	39	Urique	27.216	-107.917	577	230	516
Chihuahua	40	Maguarichi	27.858	-107.994	1663	236	540
Chihuahua	41	Chinatú	26.229	-106.771	1982	255	480
Durango	61	Las Vegas	24.186	-105.466	2398	276	402
Sinaloa	147	Obispo	24.251	-107.188	4	220	402
Sinaloa	148	San Juan	25.486	-107.843	112	212	450
Sinaloa	149	El Fuerte	26.411	-108.618	82	199	484
Sonora	151	Álamos	27.022	-108.938	409	196	507

La lista completa de las estaciones operando en la República Mexicana y los pixeles correspondientes en ISD de distinta resolución pueden consultarse en el anexo B.

6.3.2 Estudio de las trayectorias de los eventos de estudio

Para generar los valores de las variables *Long*, *Lat*, *PB* y *VV* de los CT con una resolución temporal distinta, se utilizaron los valores reportados de forma oficial en los boletines de la *NOAA* (ver cuadros 5.3 a 5.7), los cuales tienen resolución de 6 h como resultado se ajustaron polinomios para definir una resolución temporal en minutos (Figura 6.18)

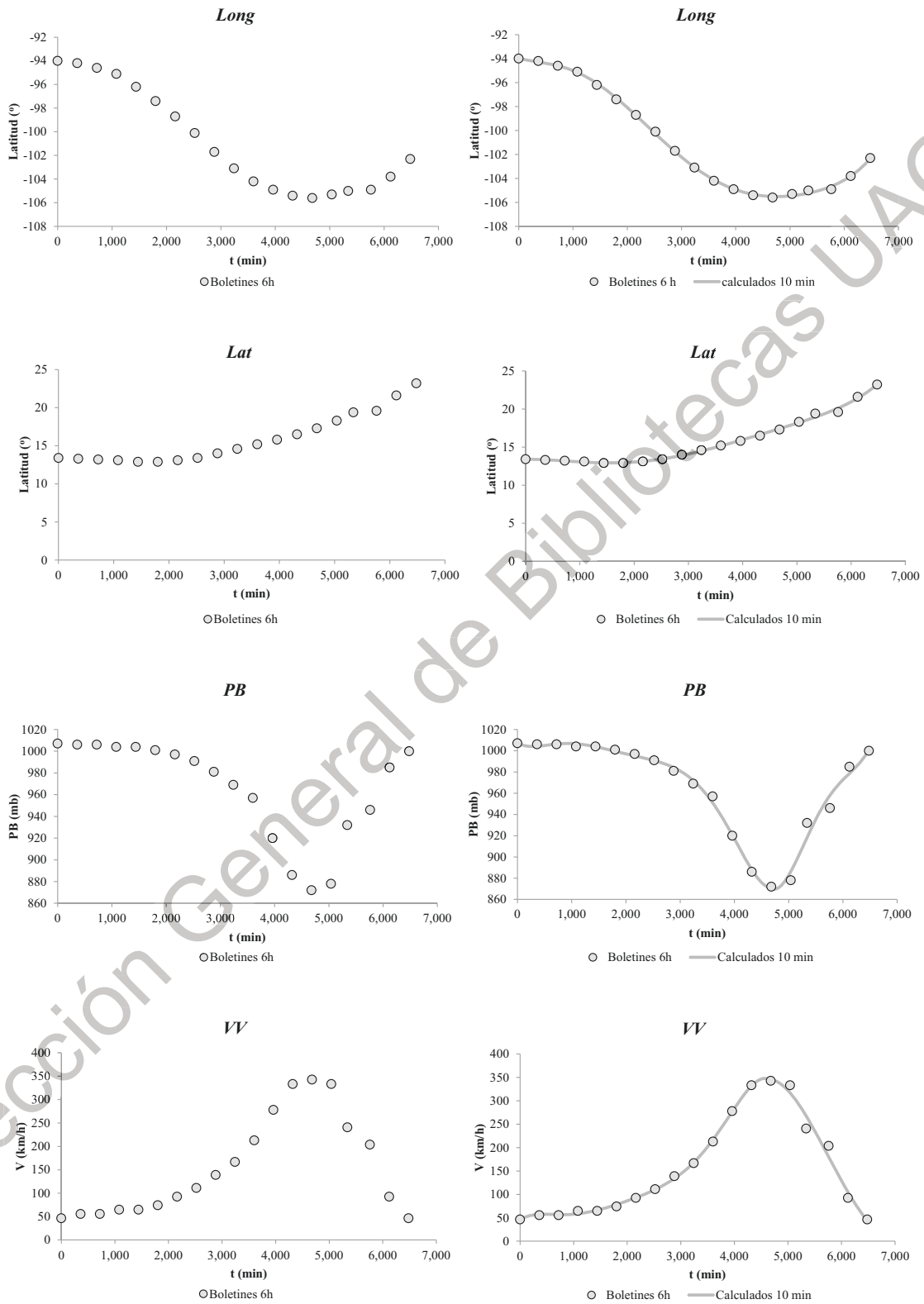


Figura 6.18 Variables del huracán Patricia ajustadas con polinomios.

Para los valores de la posición del centro del fenómeno climatológico, *Long* y *Lat*, se les ajustó funciones polinomiales de 6 grado. Dicho grado permitió garantizar una correlación apropiada de los valores medidos en el intervalo original de 6 h respecto de los calculados en intervalos de minutos. El grado del polinomio dotó de la suficiente libertad a la estructura del polinomio para representar la naturaleza de los datos.

En el caso particular *PB* y *VV*, acorde con los valores críticos que presentan los gráficos, PB_{min} y $VV_{máx}$ respectivamente. Se generaron dos funciones polinomiales, la primera en términos de los datos desde el inicio del fenómeno hasta alcanzar el valor crítico, mientras que la segunda caracteriza los datos desde el valor crítico hasta la disipación del fenómeno. De forma consistente ambas funciones polinomiales en cada una de las variables es de cuarto grado, dado que ambas presentan un comportamiento con incremento o descenso rápido del gradiente entre cada dato registrado.

Los coeficientes obtenidos para el ajuste de las funciones polinomiales se presentan en notación científica para mantener la precisión en los datos calculados y que contribuyen al valor del coeficiente de correlación presentando.

Cuadro 6.3 Coeficientes de los polinomios de ajuste para las variables del huracán Patricia.

Variable	x^6	x^5	x^4	x^3	x^2	x^1	x^0	R^2
<i>Long</i>	$5.2153 \cdot 10^{-21}$	$-1.0491 \cdot 10^{-16}$	$7.7293 \cdot 10^{-13}$	$-2.3222 \cdot 10^{-9}$	$1.9520 \cdot 10^{-6}$	$-1.3485 \cdot 10^{-3}$	-93.9562	0.9993
<i>Lat</i>	$6.1612 \cdot 10^{-22}$	$-3.1171 \cdot 10^{-18}$	$-5.1151 \cdot 10^{-14}$	$4.5566 \cdot 10^{-10}$	$-8.2182 \cdot 10^{-7}$	$8.1124 \cdot 10^{-5}$	13.3930	0.9968
<i>PB</i>	$6.8793 \cdot 10^{-19}$	$-8.8304 \cdot 10^{-14}$	$4.1754 \cdot 10^{-11}$	$-9.1259 \cdot 10^{-8}$	$8.8187 \cdot 10^{-5}$	$-3.1399 \cdot 10^{-2}$	1007.6116	0.9972
			$5.2898 \cdot 10^{-11}$	$-1.2052 \cdot 10^{-6}$	$1.0241 \cdot 10^{-2}$	$-3.8384 \cdot 10^1$	54363.2039	0.9685
<i>VV</i>	$-1.2146 \cdot 10^{-18}$	$1.5396 \cdot 10^{-14}$	$-7.3345 \cdot 10^{-11}$	$1.6663 \cdot 10^{-7}$	$1.7169 \cdot 10^{-4}$	$7.6456 \cdot 10^{-2}$	$4.5537 \cdot 10^1$	0.9992
			$-5.8642 \cdot 10^{-12}$	$1.8554 \cdot 10^{-7}$	$-2.0356 \cdot 10^{-3}$	$9.2498 \cdot 10^0$	14563.9380	0.9769

Cuadro 6.4 Coeficientes de los polinomios de ajuste para las variables del huracán Odile.

Variable	x^6	x^5	x^4	x^3	x^2	x^1	x^0	R^2
<i>Long</i>	$-8.9327*10^{-23}$	$3.4081*10^{-18}$	$-4.2477*10^{-14}$	$1.7745*10^{-10}$	$4.5856*10^{-8}$	$-2.1765*10^{-3}$	-100.1385	0.9941
<i>Lat</i>	$2.2913*10^{-22}$	$-8.1930*10^{-18}$	$1.0261*10^{-13}$	$-5.1330*10^{-10}$	$8.6736*10^{-7}$	$5.2034*10^{-4}$	13.4310	0.9993
<i>PB</i>	$-1.8627*10^{-20}$	$2.8535*10^{-16}$	$-1.6362*10^{-12}$	$4.2821*10^{-9}$	$-5.2343*10^{-6}$	$-5.6487*10^{-4}$	1006.9035	0.9992
	$-1.2177*10^{-19}$	$6.9487*10^{-15}$	$-1.6307*10^{-10}$	$2.0126*10^{-6}$	$-1.3769*10^{-2}$	49.5151	-72237.2093	0.9984
<i>VV</i>	$2.3678*10^{-20}$	$-3.8367*10^{-16}$	$2.4237*10^{-12}$	$-6.9611*10^{-9}$	$6.9519*10^{-6}$	$1.4756*10^{-2}$	46.9442	0.9969
	$4.9649*10^{-19}$	$-2.8693*10^{-14}$	$6.8401*10^{-10}$	$-8.6046*10^{-6}$	$6.0219*10^{-2}$	-222.2701	338302.258	0.9965

Cuadro 6.5 Coeficientes de los polinomios de ajuste para las variables del huracán Manuel.

Variable	x^6	x^5	x^4	x^3	x^2	x^1	x^0	R^2
<i>Long</i>	$1.4056*10^{-21}$	$-3.6942*10^{-17}$	$3.6664*10^{-13}$	$-1.6626*10^{-9}$	$3.2100*10^{-6}$	$-2.5961*10^{-3}$	-101.4011	0.9968
<i>Lat</i>	$-2.1978*10^{-22}$	$5.8294*10^{-18}$	$-4.7913*10^{-14}$	$8.0291*10^{-11}$	$5.2893*10^{-7}$	$-3.9084*10^{-4}$	15.3294	0.9996
<i>PB</i>	$3.3344*10^{-19}$	$-4.8831*10^{-15}$	$2.6086*10^{-11}$	$-6.0839*10^{-8}$	$5.8853*10^{-5}$	$-2.2026*10^{-2}$	999.4232	0.9496
	$1.7787*10^{-19}$	$-5.9357*10^{-15}$	$8.0464*10^{-11}$	$-5.6478*10^{-7}$	$2.1495*10^{-3}$	4.1565	4126.0818	0.9996
<i>VV</i>	$-8.7436*10^{-19}$	$1.3416*10^{-14}$	$-7.5506*10^{-11}$	$1.8854*10^{-7}$	$2.0673*10^{-4}$	$1.0181*10^{-1}$	53.5188	0.9486
	$1.0214*10^{-19}$	$-7.6275*10^{-15}$	$1.7890*10^{-10}$	$-1.9780*10^{-6}$	$1.1449*10^{-2}$	-33.6596	39790.6871	0.9969

Cuadro 6.6 Coeficientes de los polinomios de ajuste para las variables del huracán Paul.

Variable	x^6	x^5	x^4	x^3	x^2	x^1	x^0	R^2
<i>Long</i>	$5.3727*10^{-21}$	$-9.5185*10^{-17}$	$5.9348*10^{-13}$	$-1.6495*10^{-9}$	$2.6639*10^{-6}$	$-3.6466*10^{-3}$	-112.0264	0.9961
<i>Lat</i>	$5.6833*10^{-21}$	$-9.9092*10^{-17}$	$5.9528*10^{-13}$	$-1.4370*10^{-9}$	$1.6824*10^{-6}$	$-4.6868*10^{-4}$	13.8360	0.9996
<i>PB</i>	$-1.3718*10^{-18}$	$1.1786*10^{-14}$	$-3.7791*10^{-11}$	$5.4423*10^{-8}$	$3.5015*10^{-5}$	$3.9289*10^{-3}$	1006.0339	0.9979
	$-2.6536*10^{-18}$	$7.7577*10^{-14}$	$-9.3192*10^{-10}$	$5.8821*10^{-6}$	$2.0555*10^{-2}$	37.6969	-27393.0038	0.9990
<i>VV</i>	$-1.1817*10^{-18}$	$1.3056*10^{-14}$	$-4.9418*10^{-11}$	$8.1431*10^{-8}$	$5.7881*10^{-5}$	$3.9562*10^{-2}$	55.4693	0.9995
	$3.5646*10^{-19}$	$-1.9086*10^{-14}$	$3.3196*10^{-10}$	$-2.7225*10^{-6}$	$1.1590*10^{-2}$	-24.8280	21378.4810	0.9977

Cuadro 6.7 Coeficientes de los polinomios de ajuste para las variables del huracán Georgette.

Variable	x^6	x^5	x^4	x^3	x^2	x^1	x^0	R^2
<i>Long</i>	$-3.1152*10^{-20}$	$3.9740*10^{-16}$	$-1.8496*10^{-12}$	$3.8491*10^{-9}$	$-3.4782*10^{-6}$	$2.6864*10^{-4}$	-108.3994	0.9999
<i>Lat</i>	$5.6298*10^{-21}$	$-6.8753*10^{-17}$	$3.0897*10^{-13}$	$-6.1975*10^{-10}$	$3.6479*10^{-7}$	$1.0589*10^{-3}$	11.5993	0.9997
<i>PB</i>		$1.1025*10^{-14}$	$-4.9614*10^{-11}$	$7.8589*10^{-8}$	$-5.1440*10^{-5}$	$1.0463*10^{-2}$	1001	1.0000
		$8.2691*10^{-15}$	$-1.0916*10^{-10}$	$5.6977*10^{-7}$	$-1.4712*10^{-3}$	1.8802	47.9999	1.0000
<i>VV</i>		$1.2762*10^{-14}$	$-6.8914*10^{-11}$	$1.4058*10^{-7}$	$-1.3397*10^{-4}$	$5.8732*10^{-2}$	55.5600	0.9999
		$-1.2762*10^{-14}$	$1.8377*10^{-10}$	$-1.0503*10^{-6}$	$2.9771*10^{-3}$	-4.1850	2389.0800	0.9999

Los coeficientes de los cuadros 6.3 a 6.7 permiten construir series temporales con el intervalo acorde con la resolución de los datos climatológicos de estudio. Los valores obtenidos de R^2 muestran que representa adecuadamente las variables *Long*, *Lat*, *PB* y *VV* de los eventos de estudio.

6.3.3 Lectura y decodificación espacial

Para ejemplificar el estudio de cada uno de los eventos de estudio se muestra a continuación el caso del huracán Patricia, su monitoreo se llevó a cabo a partir de las 06:00 a.m. del día 20 de octubre de 2015 hasta las 12:00 p.m. del día 24 con la emisión de 20 boletines, el último de ellos solo para indicar la disipación. Para ello se observan las imágenes satelitales en escala de grises nativas y su interpretación mediante la escala propuesta para el nivel de brillo digital en los píxeles que la componen (ver cuadro 5.14) para un boletín emitido. Las imágenes coinciden con la fecha y hora de emisión de los boletines oficiales de seguimiento, por parte de la NOAA. En el anexo C se puede consultar la lectura y decodificación completa de los eventos de estudios

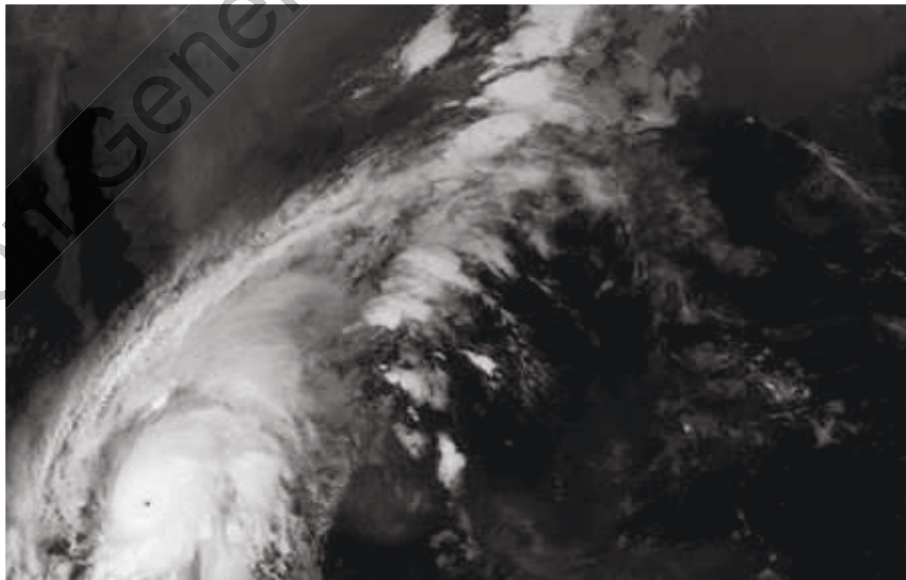


Figura 6.19 ISD nativa del huracán Patricia correspondiente al boletín 14.

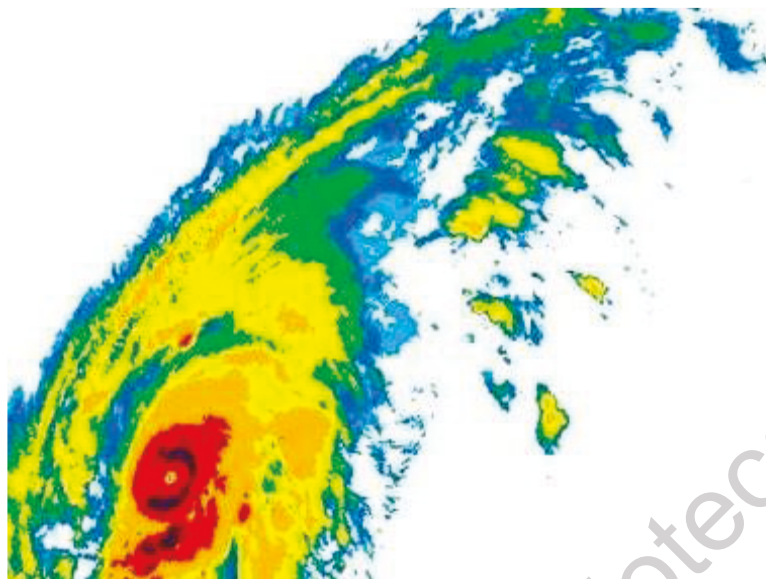


Figura 6.20 ISD interpretada con la escala de ND del huracán Patricia para el boletín 14.

La cuantificación de la evolución geométrica del huracán Patricia, se llevó a cabo calculando los parámetros estadísticos (Ecs. 5.30 a 5.38), se ejemplifica para el momento de mayor intensidad en el huracán (ver cuadro 5.3), ocurrido el día 23 de Octubre de 2015 a las 12:00 p.m. publicados en el boletín 14 de seguimiento y graficándose su comportamiento con los valores obtenidos para cada zona de intensidad (Figura 6.20).

Cuadro 6.8 Estadísticos en la ISD del huracán Patricia durante su máxima intensidad.

Parámetro	Z6	Z5	Z4	Z3	Z2	Z1	Z0
n	26,887	40,072	44,228	55,183	27,816	8,692	1164.00
Media	116.63	138.10	163.77	187.84	211.38	230.56	237.91
Mediana	117	138	164	188	210	230	238.00
Moda	123	140	171	182	203	229	237.00
Varianza	20.64	44.93	44.92	43.82	47.48	5.05	1.31
Desviación estándar	4.54	6.70	6.70	6.62	6.89	2.25	1.15
Coefficiente de asimetría	-0.04	-0.01	-0.16	0.06	0.31	0.08	1.32
Curtosis muestral	-1.22	-1.21	-1.22	-1.18	-1.17	-1.24	1.01

Respecto de las zonas de intensidad del huracán, se observa la presencia dominante de Z3 en la evolución con pequeñas presencia de Z1 y Z0 cercanas al ojo del huracán. Ello nos muestra la presencia de considerables volúmenes precipitados entre el ojo y las paredes (Figura 6.20). Mientras que existe una tendencia lineal creciente de la media, la mediana y la moda de todas las zonas de evolución (Figuras 6.21 a 6.24), los resultados permiten inferir la proporcionalidad existente de estos parámetros.

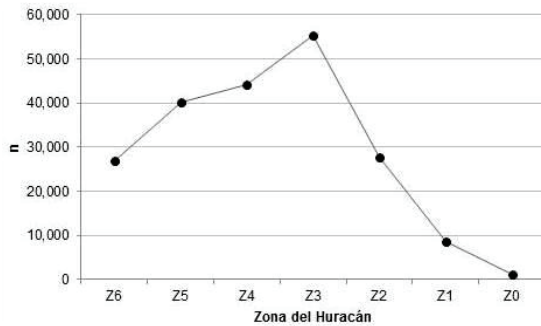


Figura 6.21 Cantidad de pixeles con lluvia acorde con la escala de ND del huracán Patricia.

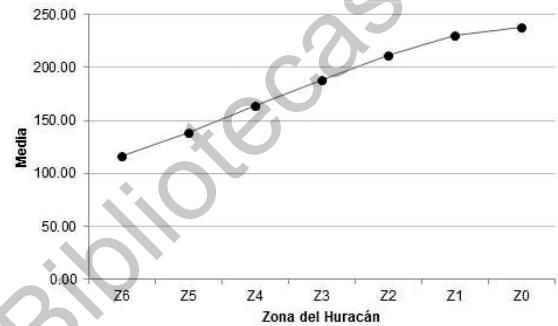


Figura 6.22 Media del ND para los pixeles en las zonas del huracán Patricia.

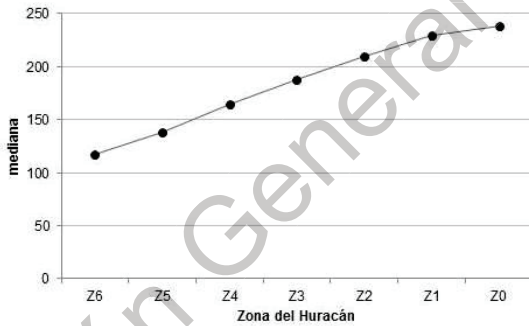


Figura 6.23 Mediana del ND para los pixeles en las zonas del huracán Patricia.

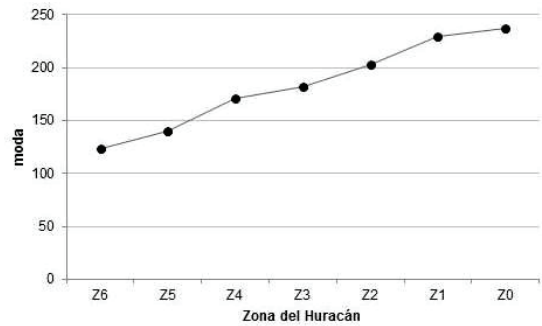


Figura 6.24 Moda del ND para los pixeles en las zonas del huracán Patricia.

En lo que respecta a la varianza y desviación estándar, se observa una tendencia de estabilidad en los valores correspondiente a Z5, Z4, Z3 y Z2, con valores muy pequeños en el ojo del huracán Z1 y Z0 al igual que en la frontera de la formación nubosa Z6 (Figuras 6.25 y 6.26).

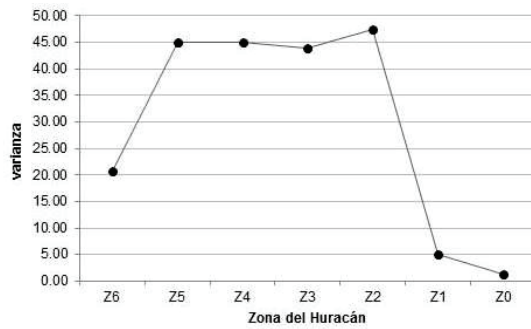


Figura 6.25 Varianza del ND para los pixeles en las zonas del huracán Patricia.

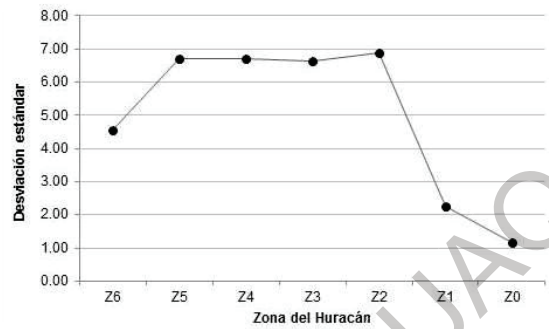


Figura 6.26 Desviación estándar del ND para los pixeles de zonas del huracán Patricia.

Se observan variaciones en el coeficiente de simetría de ± 0.20 en las zonas Z6 a Z2, con inflexión en Z1 de valor cercano a cero que concluye con el comportamiento asintótico (Figura 6.27). De manera análoga, la curtosis muestral se mantiene constante al valor -1.20 antes de incrementarse considerablemente con la aparición de la zona Z0, lo cual implica con respecto de una distribución normal, que los valores tienden a concentrarse al centro presentando colas más estrechas hacia los valores extremos de la distribución (Figura 6.28).

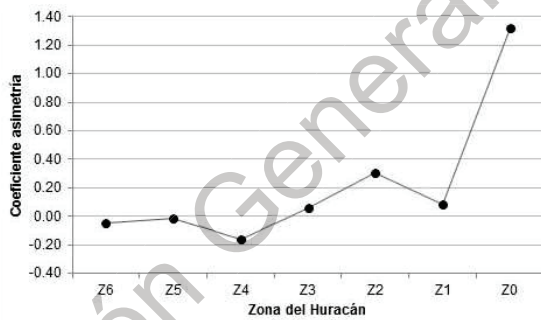


Figura 6.27 Coeficiente de asimetría del ND en pixeles de zonas del huracán Patricia.

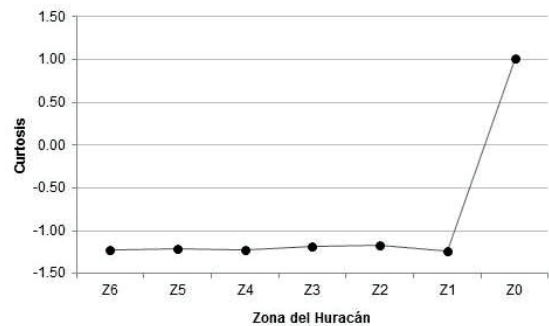


Figura 6.28 Curtosis del ND para los pixeles en las zonas del huracán Patricia.

Al construirse las series temporales acorde a las fechas y horas de los boletines de seguimiento para los parámetros estadísticos muestran para el tamaño de zonas (Figura 6.29) crecimiento con inflexión en las zonas Z2 a Z6 que antecede la aparición de Z1 la cual caracteriza el ojo del huracán al momento de intensificarse. Posteriormente el crecimiento de las zonas de intensidad presenta comportamientos erráticos, creciendo

rápidamente las zonas Z2 y Z3 disminuye rápidamente también cuando la zona Z1 desaparece. Al mismo tiempo se mantienen valores elevados de las zonas Z4 a Z6, las cuales representan el remanente del fenómeno y que seguirá aportando lluvia para un periodo posterior reportado en los boletines de seguimiento.

Para la media, mediana y moda se aprecian tendencias lineales que reflejan comportamientos asintóticos con pequeñas oscilaciones en sus valores a partir del momento en que aparece la zona Z1 correspondiente al ojo de huracán, de manera más clara se aprecia en el comportamiento de la moda (Figuras 6.29 a 6.32).

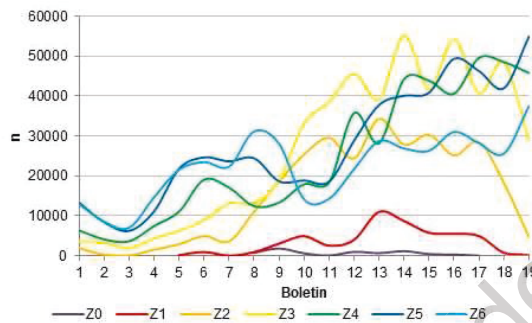


Figura 6.29 Comportamiento discreto del número de pixeles para las 7 zonas.

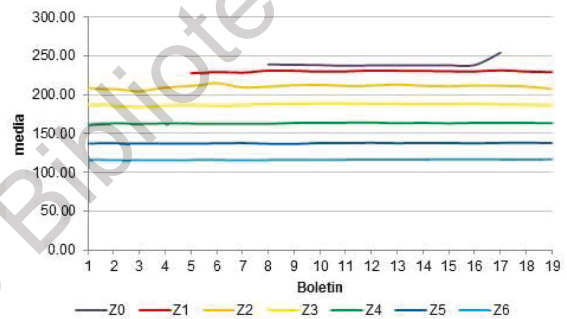


Figura 6.30 Comportamiento discreto de la media del ND de pixeles durante el huracán Patricia.

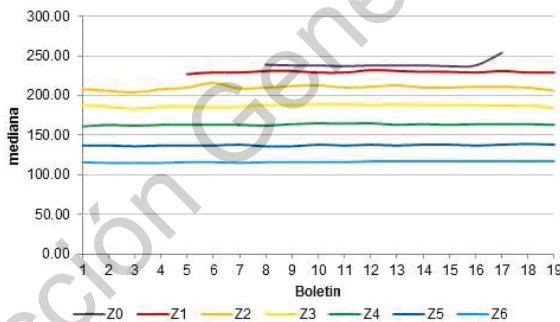


Figura 6.31 Comportamiento discreto de la mediana del ND de pixeles durante el huracán Patricia.

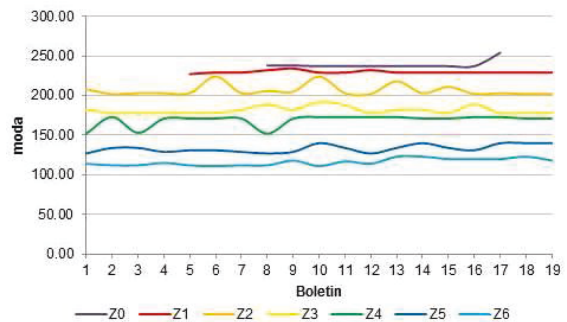


Figura 6.32 Comportamiento discreto de la moda del ND de durante el huracán Patricia.

Respecto del comportamiento temporal de la varianza (Fi. 6.33) y la desviación estándar (Figura 6.34) se aprecia una tendencia horizontal de las zonas Z4 a Z6, donde Z6 que representa la menor intensidad es la mitad de los valores de Z4 y Z5. Al mismo tiempo las zonas de mayor tamaño Z2 y Z3 presentan una disminución desde sus valores iniciales

hasta un mínimo significativo previo a la aparición de Z1 originada por la intensificación del ojo y un segundo mínimo para Z2 ante la aparición de Z0. Finalmente se tiene una tendencia decreciente cuando Z0 y Z1 desaparecen indicando el periodo de remanencia.

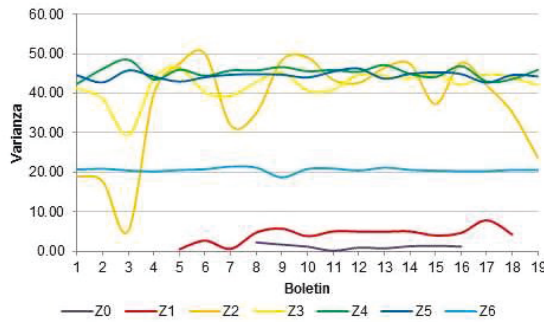


Figura 6.33 Comportamiento discreto de la varianza del ND de pixeles durante el huracán Patricia.

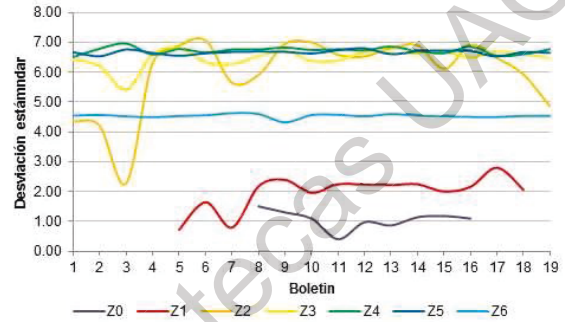


Figura 6.34 Comportamiento discreto de la desviación estándar del ND de pixeles durante el huracán Patricia.

Respecto del coeficiente de asimetría (Figura 6.35) y la curtosis (Figura 6.36) en las zonas Z4 a Z6 se observa un comportamiento similar. En el caso del primer parámetro se establecen asintóticamente a cero, mientras que en el segundo a un valor asintótico de -1.25. Las zonas Z2 y Z3 presentan mayor oscilación, que se atenúa en la aparición de las zonas Z0 y Z1 al intensificarse el huracán y ampliándose de nueva cuenta al desaparecer ambas zonas, siendo notorio un máximo en la curtosis dará el momento de mayor intensidad en el fenómeno.

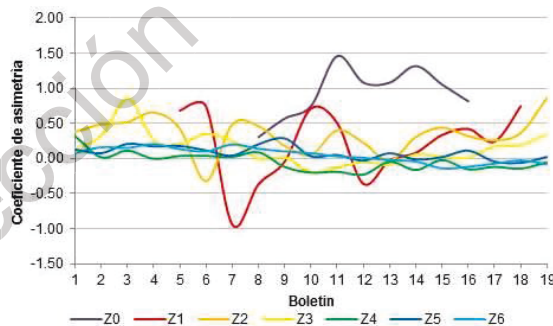


Figura 6.35 Comportamiento discreto del coeficiente de asimetría del ND de pixeles durante el huracán Patricia.

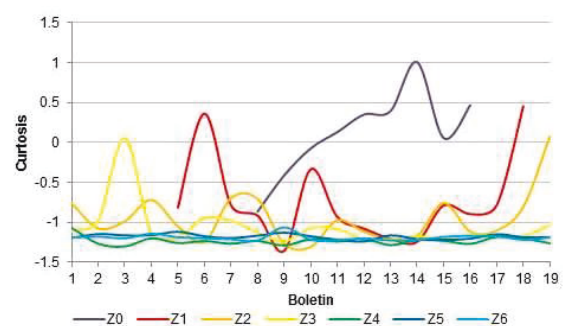
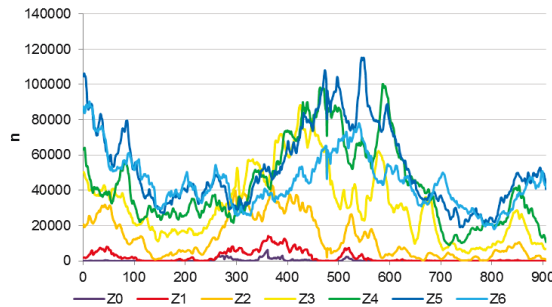
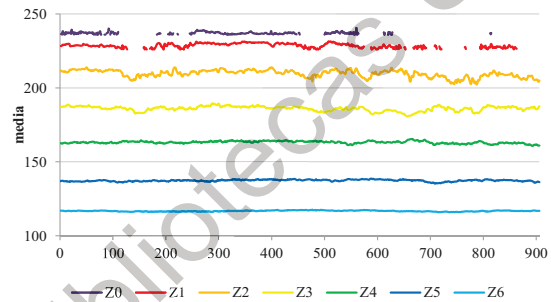


Figura 6.36 Comportamiento discreto de la Curtosis del ND de pixeles durante el huracán Patricia

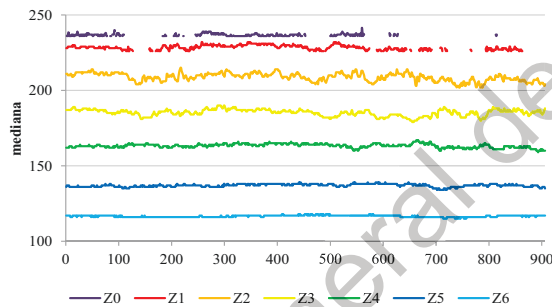
Las series temporales de parámetros durante la evolución geométrica del huracán se pueden considerar discretas, dado que son un segmento reducido del total de ISD captadas en el periodo del 20 al 24 de octubre. Por ello se realizaron nuevamente las series considerando las 906 ISD disponibles, que dieron seguimiento a las etapas de formación, intensificación y disipación conforme al periodo de caracterización (ver cuadro 5.2).



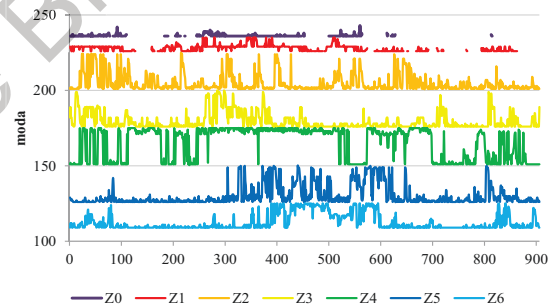
a



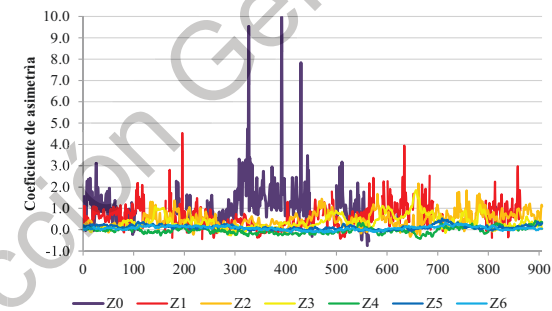
b



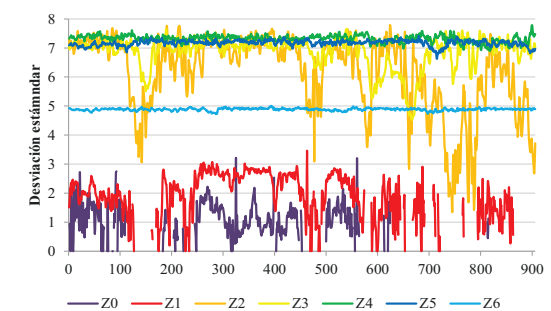
c



d



e



f

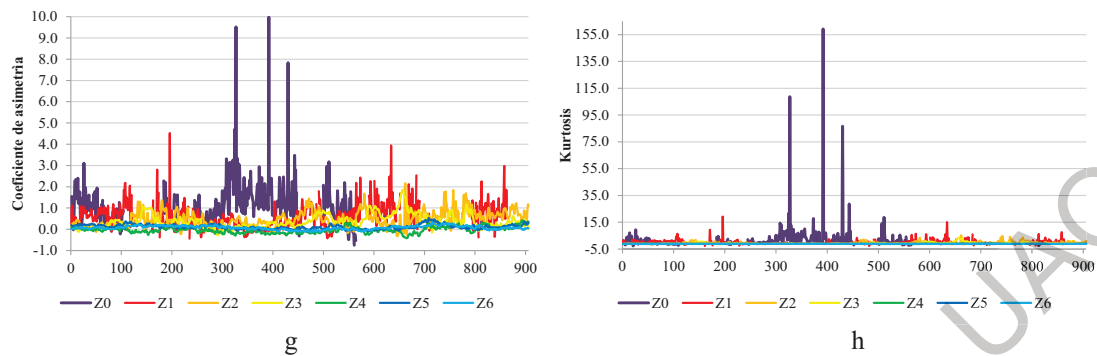


Figura 6.37 Comportamiento continuo de los parámetros estadísticos en el huracán Patricia.

El comportamiento continuo del número de píxeles (Figura 6.37a) muestra el proceso de la evolución geométrica. La disminución que se identifica entre la imagen 100 y 300 es debido a que en la trayectoria que describe sobre el OP, no se aprecia en su totalidad en el marco de referencia de la imagen satelital. Al tener una dirección franca hacia el Estado de Jalisco se puede apreciar la formación del ojo del huracán (Z0) y la zona de mayor intensidad (Z1). Mientras que, de manera exponencial se incrementan las zonas intensidad media (Z2 y Z3) y de forma marcada se da una región de rápido crecimiento llegando al máximo y disminuyendo de descenso súbito (Z4, Z5 y Z6) entre las imágenes 400 y 700.

La zonificación relacionada con los parámetros media (Figura 6.37b) y mediana (Figura 6.37c), mantienen una estabilidad de principio a fin en el segmento de imágenes analizadas. En ambos casos, podemos observar un comportamiento intermitente en las zonas Z1 y Z0 producto de la intensificación del centro de la evolución geométrica. Durante la discontinuidad gráfica, se da la aparición y desaparición de meso-vórtices en la región cercana al ojo del huracán y la aparición de los brazos durante el movimiento rotacional, que ante la variabilidad de la formación nubosa se desprenden desapareciendo posteriormente.

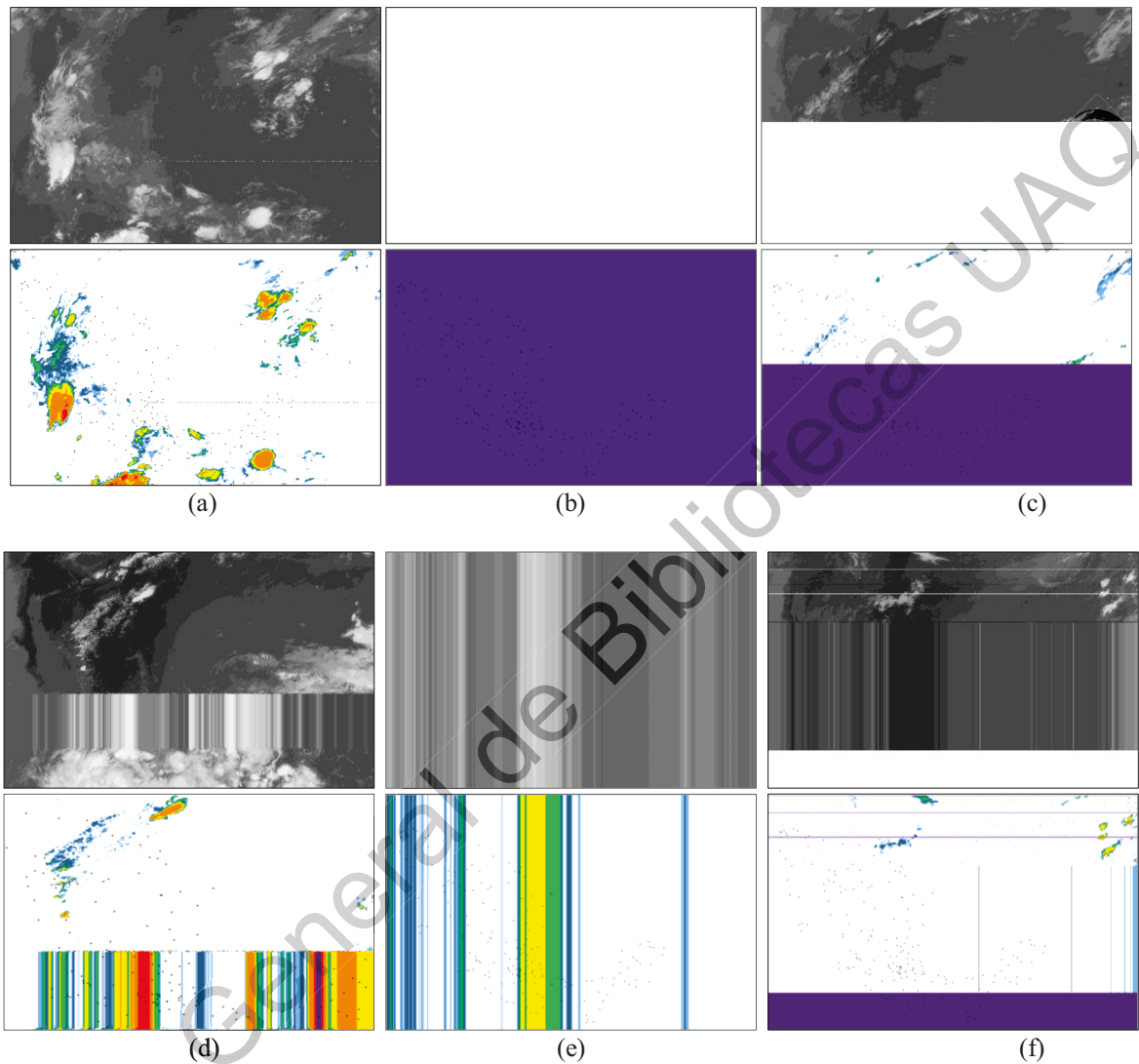
La moda de los píxeles desde la imagen 250 a la 500, en la zona Z4 (Figura 6.37d) se mantiene en el máximo valor y que corresponde al límite inferior de la zona Z3. Lo cual muestra una amplia región de intensidad media, mientras que las zonas Z5 y Z6 registran una variabilidad importante en la región exterior de la cobertura nubosa.

Respecto de la varianza (Figura 6.37e) y su desviación estándar correspondiente (Figura 6.37f) se aprecia un comportamiento lineal uniforme de la zona exterior de la formación nubosa Z6, de manera particular separa las zonas de mayor intensidad en la parte baja respecto de las de menor intensidad en la parte superior de la figura. Es importante resaltar en la varianza, que la zona Z2 asociada al mayor porcentaje de la formación nubosa experimenta modificaciones importantes. No así que el resto de las zonas Z3, Z4 y Z5 pues mantienen una estabilidad en su valor máximo.

Respecto del coeficiente de simetría (Figura 6.37g) y la Curtosis (Figura 6.37h), podemos visualizar un crecimiento súbito en los valores de la zona Z0 entre las imágenes 300 y 500, donde se da la mayor intensidad del huracán y se asocia directamente a la aparición de las paredes y el ojo. Además se dan fluctuaciones importantes en las zonas Z1 y Z2 que representan las regiones de intensidad media, destacando en ambos gráficos las zonas Z4, Z5 y Z6 que son la parte externa de la formación nubosa, con una tendencia lineal al eje horizontal de magnitud 0.

Es importante mencionar que para la determinación de los parámetros estadísticos en las ISD se pueden presentar daño en el archivo nativo, el cual al momento de ser transformado y decodificado con la escala de nivel digital propuesta, produce valor atípicos cuya magnitud son función directa del tipo de desconfiguración que presenta la imagen durante su captura.

Las desconfiguraciones pueden ir desde filas de píxeles (Figura 6.38a) que corresponde a la imagen 201208041355.pcx hasta la falta de información en la imagen completa (Figura 6.38b) como se observa en la imagen 201109212315.pcx, pasando por amplias franjas en latitud con falta de información (Figura 6.38c) como se registró en la imagen 201106181415.pcx. De la misma manera pueden presentarse columnas que consideran una región de la imagen (Figura 6.38d) según se aprecia en la imagen 201106192302.pcx e incluso la imagen completa (Figura 6.38e) como se constata en la imagen 201109301145.pcx, o bien la combinación de las desconfiguraciones citadas con anterioridad (Figura 6.38f) como en la imagen 201109261632.pcx.



6.38 ejemplos de ISD que generan valores atípicos en la decodificación.

Por lo tanto los valores atípicos en los parámetros asociados con daños en las ISD en lo sucesivo serán removidos de la serie temporal. La decodificación y la aplicación de la escala de valor digital así como los parámetros estadísticos para las ISD de los huracanes Odile, Manuel, Paul y Georgette pueden consultarse en el anexo D.

6.3.4 Caracterización temporal

En el caso de la presente investigación, la precipitación y su intensidad asociada, son de particular interés para poder determinar la severidad de los fenómenos físicos en función de los efectos perjudiciales de los volúmenes de lluvia que son generados y que finalmente pueden ser traducidos en niveles de inundación sobre las zonas de afectación.

Esto genera la necesidad de construir ambas series temporales, las de las EMA ubicadas en la RH10 y las de los pixeles que corresponden a la posición geográfica en la superficie obtenidas mediante el GOES – 13, estableciendo la correlación temporal de ambas para dar certeza al pronóstico realizado. Ya que la ubicación de ambas series temporales dista entre si 18,000 m existiendo incertidumbre de su relación y significado físico.

Series temporales

Muchos de los fenómenos naturales son estudiados en un marco espacio-temporal, un caso de ellos son las variables meteorológicas. La modelación desde el punto de vista temporal es realizada mediante series cronológicas, comúnmente llamadas series temporales. Mientras que el estudio de los procesos variantes en el espacio lo realiza la geoestadística que es parte de la estadística espacial. Ambos representan enfoques estadísticos de estudio (Díaz, 2002).

Puntualmente las series temporales llevan a cabo el estudio de datos muestrales con distribución uniforme en procesos unidimensionales. Al referirse a datos históricos, la serie debe cumplir con la aleatoriedad, la independencia, la homogeneidad y la estacionalidad, todos ellos son criterios estadísticos de la muestra (Guzmán, 2014).

El criterio de aleatoriedad tiene por objeto verificar que las fluctuaciones en la variable proceden de causas naturales. Por su parte el criterio de independencia, se encarga de descartar que un dato en la serie tenga influencia de valores previos, o bien dicho valor afecta valores posteriores.

El criterio de homogeneidad, verifica que los datos descenden de una población única y por último, el criterio de estacionalidad se encarga de definir si las propiedades estadísticas en los datos se mantienen inalterados en el tiempo (Rodríguez y Marrero, 2011).

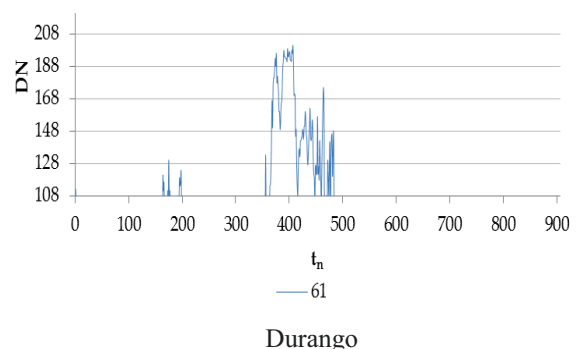
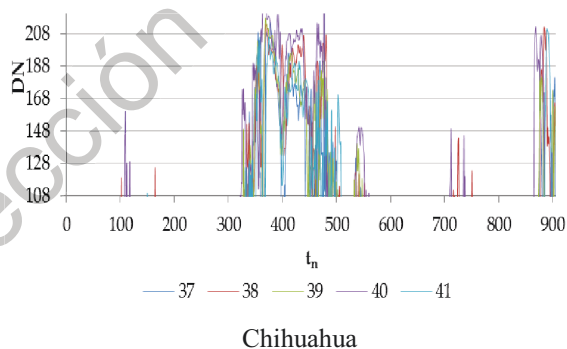
Se realizaron las series temporales para las 10 *EMA* ubicadas en la *RH10*, para el manejo de la información en cada estación se utilizó el *ID* asignado en términos del orden alfabético de los estados y las estaciones, según lo muestra la lista oficial del *SMN*. Dicha lista corresponde a la referencia geográfica de la ubicación respecto al pixel en las *ISD* (Figura 6.38 a 6.42).

Los gráficos generados utilizan como eje de la variable independiente la *ISD*, registrada con su número consecutivo según la toma realizada por el *GOES* durante el huracán y como eje dependiente se colocó en *ND* registrado para cada imagen.

Únicamente con fines visuales se graficó de forma continua la información, no obstante a que corresponde a los hietogramas pronosticados mediante técnicas basada en imágenes IR.

Huracán Patricia

Las series temporales del huracán Patricia, se generaron a partir de la lectura realizada en los *pixeles* referenciados con la posición geográfica.



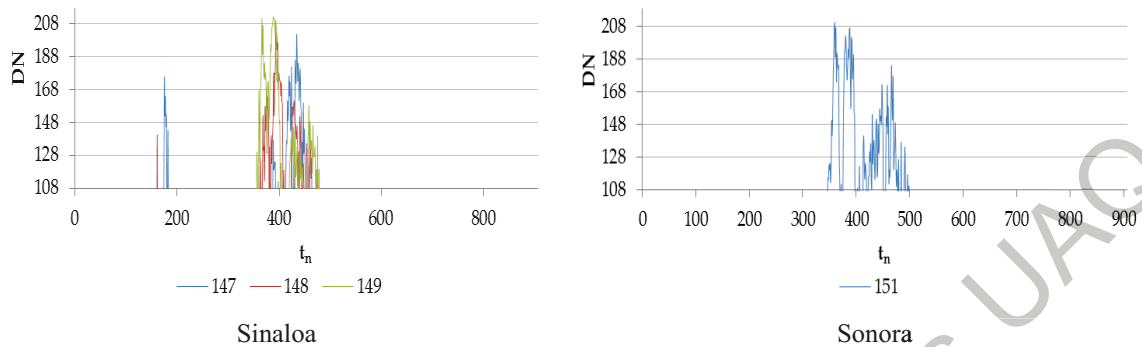


Figura 6.38 Series temporales de ND en las EMAS de la RH10 durante el huracán Patricia.

Las series están conformadas por las 906 imágenes que dieron seguimiento, de acuerdo con el periodo de caracterización (ver cuadro 5.2). Se observa en las EMA de Chihuahua una mayor intensidad respecto del resto de las estaciones ubicadas en la RH10.

En primera instancia las estaciones de Chihuahua y Durango, ubicadas sobre los 400 msnm y hasta 2000 msnm, lo cual implica su ubicación en la SOM de media a alta montaña, fueron las primeras en registrar las afectaciones.

Posteriormente con la proximidad de la tormenta a la RH10, las 10 EMA registraron de manera muy parecida el evento, pero se diferencia de forma tangible que en los estados de Durango, Sinaloa y Sonora no se aprecia mayor lectura después de la imagen 500, no así en Chihuahua donde se registraron 3 momentos más de afectación de breve duración y menor intensidad los dos primeros.

Huracán Odile

Las series para el huracán Odile, se generaron empleando las 887 imágenes disponibles, en las cuales fue realizada la lectura de los pixeles referenciados con la posición geográfica.

En las series obtenidas, se refleja que las EMA de Chihuahua tienen una lectura más amplia de las afectaciones del huracán Odile. También se aprecia similitud del comportamiento de los datos en los estados de Sinaloa y Sonora, cuyas EMA se ubican más cerca de la costa, pero con un ligero desfase en el inicio del registro respecto de las ubicadas en el estado de Chihuahua.

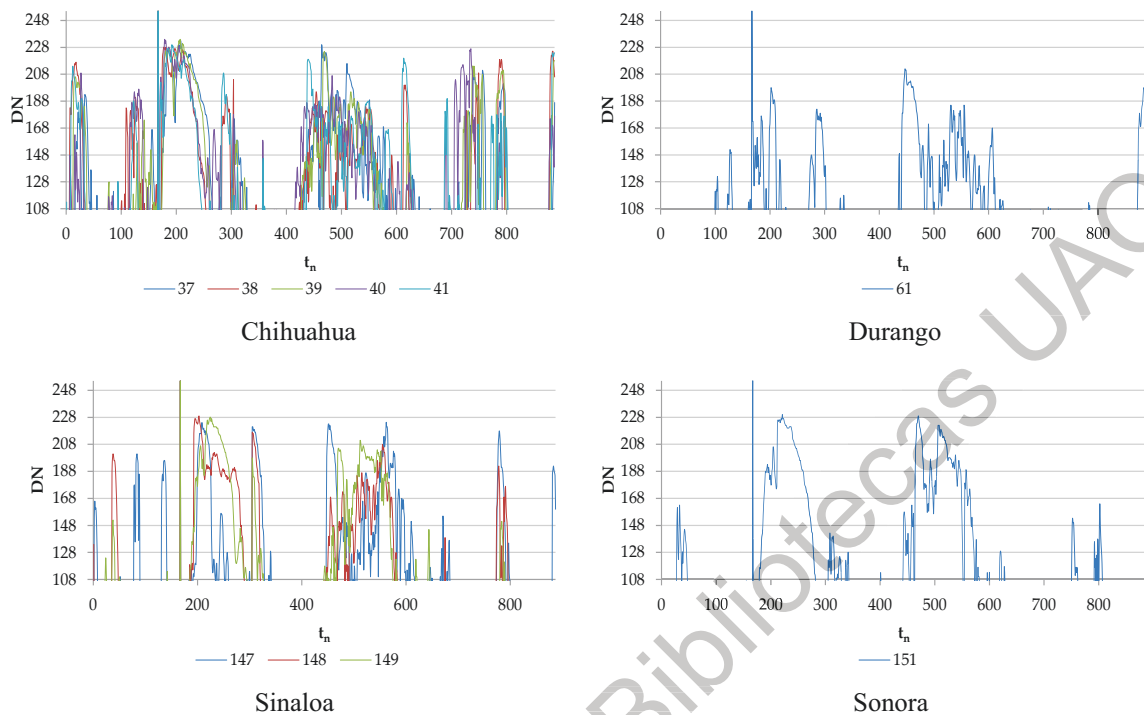


Figura 6.39 Series temporales de ND en las EMAS de la RH10 durante el huracán Odile.

En el caso de la EMA ubicada en el estado de Durango, a pesar de replicar el registro del resto de las estaciones, se atenúa de manera importante los valores registrados en particular después del máximo registrado en t_{180} .

Huracán Manuel

Las series durante el huracán Manuel, están conformadas por 1,118 imágenes disponibles, para ellas se realizó la lectura de píxeles referenciados con la posición geográfica.

El registro del huracán Manuel muestra de nueva cuenta un registro más activo en las EMA del estado de Chihuahua. Se observa mucha similitud en las estaciones del estado de Durango, Sinaloa y Sonora, en las cuales existe un intervalo intermedio donde se dejó de registrar lecturas para posteriormente darse una segunda etapa de intensificación.

En la estación del estado de Durango los valores de ND registrados son en promedio 40 unidades mayor respecto de Sinaloa y Sonora, pero con oscilaciones de mayor frecuencia en el segundo período.

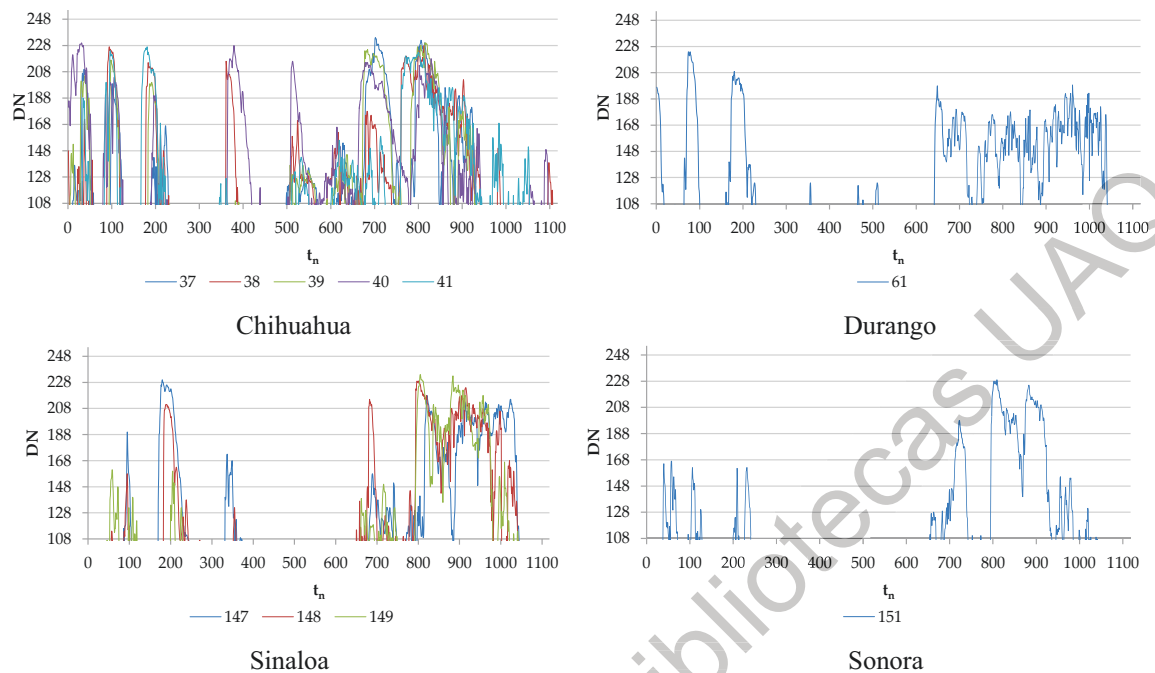


Figura 6.40 Series temporales de ND en las EMAS de la RH10 durante el huracán Manuel.

El primer periodo de intensificación puede asociar a los efectos del huracán Ingrid, que coincidió temporalmente con Manuel. En el caso de Ingrid tuvo origen en el OA, al momento de comenzar su disipación proyectó nubosidad en el Noroeste de la República Mexicana en particular los estados que componen la RH10.

Huracán Paul

Las series para el huracán Paul, son producto de 331 imágenes disponibles, en ellas se realizó la lectura de píxeles referenciados con la posición geográfica.

Se observa que de manera concreta que las estaciones de Chihuahua fueron las primeras en registrar la influencia del huracán Paul, aun cuando en los Estados de Sinaloa y Sonora se dieron registros muy breves y de poca magnitud del valor de *ND*.

En Chihuahua se registran 7 valores máximos distribuidos a lo largo del huracán, aun cuando no todas las estaciones registraron por igual el fenómeno físico.

En particular se muestra una fuerte afectación en el Estado de Sinaloa desde las imagen 150 hasta la 200, y muy notorio en Sonora de la imagen 130 a 150. En ambos

estados después de la imagen 200 ya no registraron lectura en los píxeles. No así en Chihuahua y Durango que mantuvieron el registro

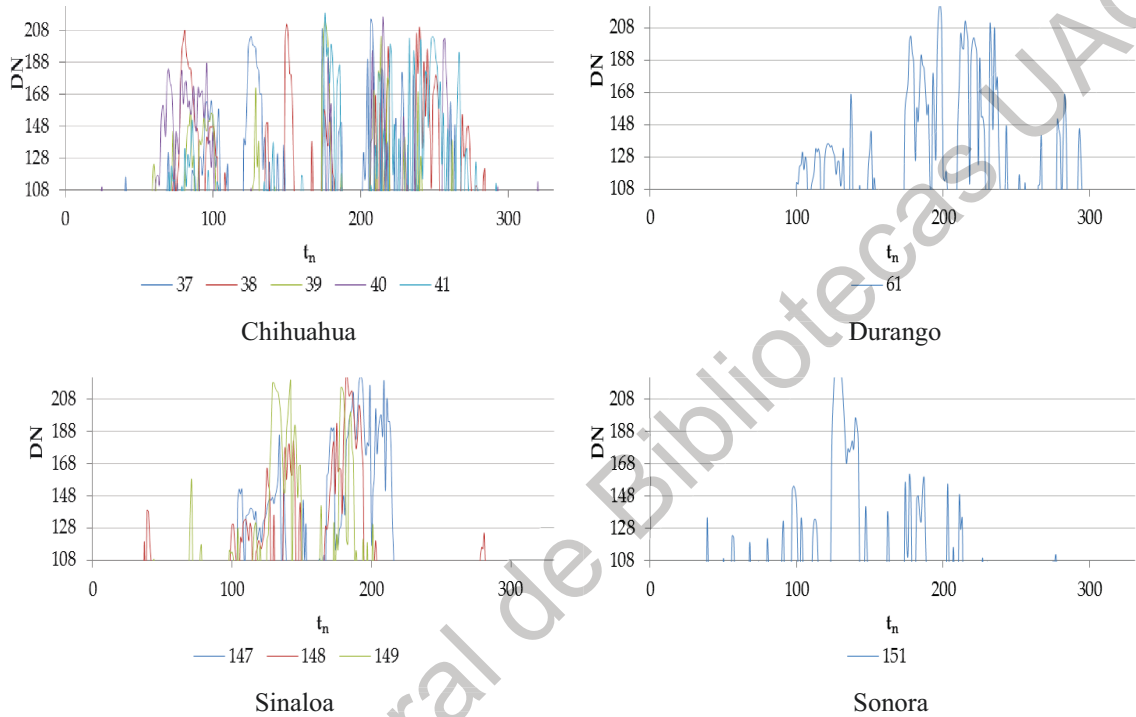


Figura 6.41 Series temporales de ND en las EMAS de la RH10 durante el huracán Paul.

Huracán Georgette

Las series del huracán Georgette, se construyeron con 506 imágenes disponibles, para las cuales se realizó la lectura de píxeles referenciados con la posición geográfica.

Se observa una afectación importante sobre la RH10 desde el inicio del fenómeno hasta aproximadamente la mitad de su duración, en las EMA del Estado de Chihuahua se muestra una lectura hasta la imagen 400 y particularmente es notorio en Durango una intensificación súbita desde la lectura 330 hasta la 380.

Un comportamiento análogo se aprecia en Sinaloa de manera concreta en la estación 147, que es coincidente con la Lat de la EMA en Durango, no obstante a la diferencia de elevación ya que la estación 147 se ubica a solo 4 msnm, mientras que la 61 se ubica a 2,398 msnm.

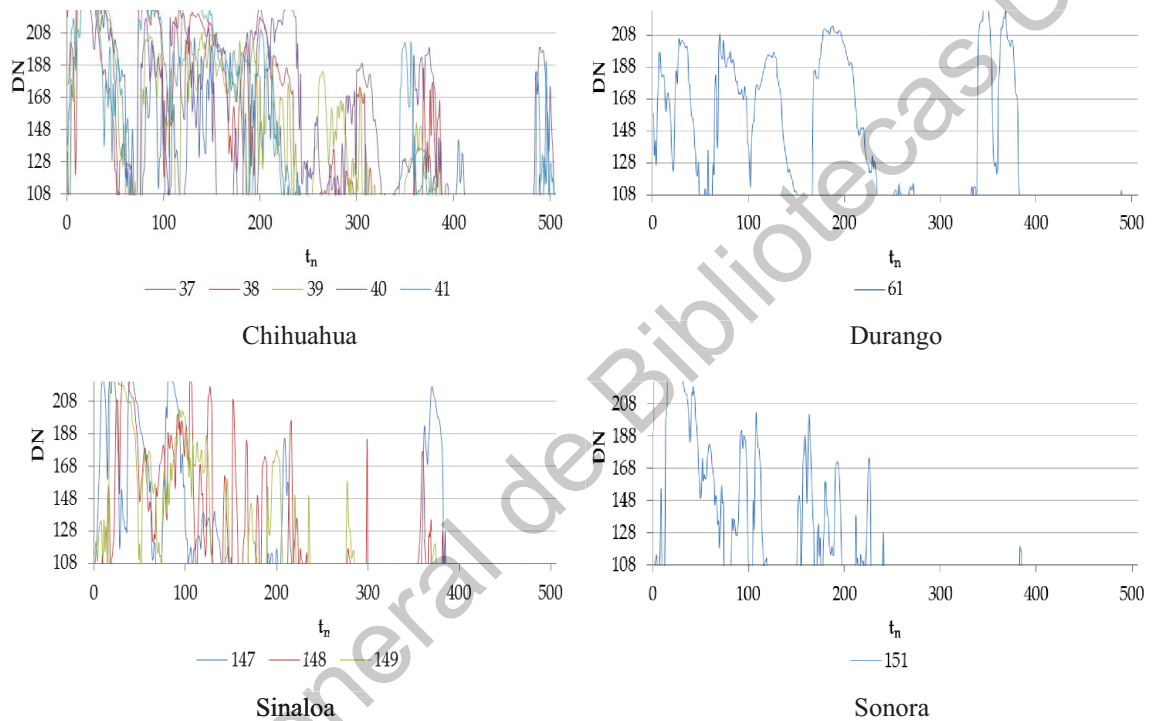


Figura 6.42 Series temporales de ND en las EMAS de la RH10 durante el huracán Paul.

6.3.5 Mapas de evolución de los casos de estudio

Huracán Patricia

Empleando las lecturas de las series temporales del huracán Patricia (Figura 6.38), que corresponde a la fecha y hora de emisión de los boletines (ver cuadro 5.3) se aplicó la técnica de *Kriging*.

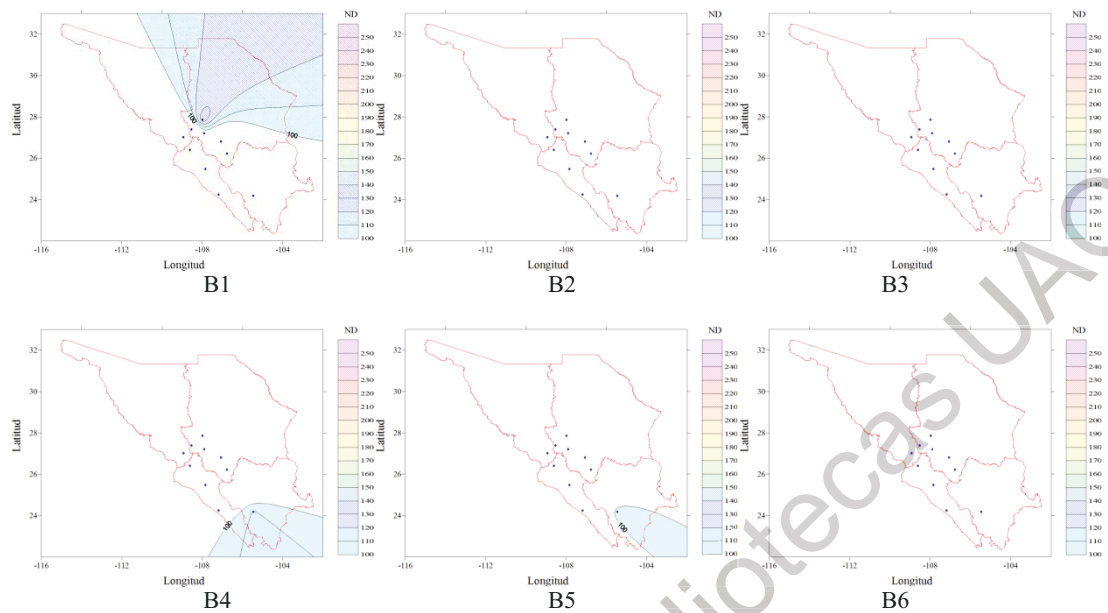


Figura 6.43 Mapas de evolución (muestra) del huracán Patricia empleando Kriging.

Recordando que las series de caracterización comprenden un día previo y un día posterior del fenómeno, los cuales son 192 de las 906 ISD disponibles. Por esta razón al tomar únicamente la información asociada con los boletines oficiales, se aprecia la afectación directa de la cobertura nubosa huracán en el boletín 12, los mapas de evolución pueden consultarse en el anexo E.

Dicho boletín corresponde al 23 de octubre a las 00:00 h, momento en el cuál se presentó el punto de inflexión sobre la trayectoria Noroeste que mantenía el huracán frente a las costas de Michoacán, poco antes de alcanzar su máxima intensidad.

Al tomar trayectoria Noreste con rumbo a costas de Jalisco se aprecia que las estaciones de Chihuahua y Durango inicia el registro, avanzando la intensificación de las lecturas con dirección Suroeste hacia las estaciones cercanas a la costa en Sinaloa y Sonora. Esto como resultado del movimiento atmosférico, al ser atraído el aire hacia la región del ojo del huracán. Al momento de boletín 14. Ya con dirección franca a tierras del Estado de Jalisco se observa una afectación completa en la RH 10, la cual se reduce en la zona costera al momento de la emisión del boletín 15, momento a partir de cual reduce su intensidad.

Durante el boletín 16 que registró el impacto en territorio nacional se aprecia una alteración importante en el campo de lluvia sobre los estados de Sinaloa y Sonora, y con menor cambio sobre la región montañosa hacia los estados de Chihuahua y Durango.

Posterior a ello se aprecia que las afectaciones directas de la lluvia se alejan de la costa y mantienen registro en los pixeles que corresponden a las EMA de Noreste de la RH10, antes de su proceso de degradación.

Huracán Odile

Empleando las lecturas de las series temporales del huracán Odile (Figura 6.39), que corresponde a la fecha y hora de emisión de los 37 boletines, sin considerar el que registra la disipación y conclusión del monitoreo (ver cuadro 5.4) se aplicó la técnica de *Kriging*, los mapas de evolución pueden consultarse en el anexo E.

El huracán Odile se caracterizó por presentar una trayectoria paralela a las costas desde el estado de Guerrero, su paso por BCS y parte de BCN antes de ingresar al Mar de Cortes. Razón por la cual el ojo del huracán siempre se mantuvo equidistante con las estaciones de la RH10, y los registros de las series temporales en los pixeles asociados con las EMA son debidos a la cobertura nubosa en el momento de la emisión de cada boletín.

Al observar el comportamiento de las series temporales en los estados de Chihuahua y Sinaloa los registros mantienen mayor continuidad respecto de las series en Durango y Sonora. Lo cual sugiere la afectación de la frontera exterior de la cobertura nubosa, aun cuando el centro de la tormenta se encuentra muy alejado de la RH10.

Este comportamiento descrito puede observarse en el boletín 7 del día 11 de septiembre a las 00:00 h, continuando durante los siguientes 6 boletines, para mostrar una ligera disminución en el campo de lluvias en el boletín 14 emitido el 12 de septiembre a las 18:00 h.

Posteriormente se dio una etapa de nula afectación hasta el boletín 19, momento en el cual se registraron de nueva cuenta las afectaciones de la cobertura nubosa, con un movimiento de la zona serrana en el Estado de Chihuahua hacia las costas de Sinaloa y

Sonora. Esta segunda etapa de intensificación en los registros, inició el día 14 de septiembre a las 00:00 h y concluyó con el boletín 26 el día 15 de septiembre a las 12:00 h. Ello justo después de haber ingresado el ojo del huracán a territorio de la Península de Baja California, con la correspondiente disminución de intensidad.

Durante esta etapa al degradarse de categoría 3 a categoría 1 y finalmente a Tormenta Tropical, mientras recorre BCS en primera instancia y posteriormente parte del Estado de BCN ocasiona vorticidad y el rompimiento de la dinámica en la atmósfera lo que se ve reflejado en una aleatoriedad del registro en el *ND* sobre la RH10. Seguido de una nueva etapa de nulo registro.

Para finalmente registrar el bandazo final de la cobertura nubosa en los boletines 33 y 34, con afectaciones a partir de la zona serrana de Chihuahua y con dirección a la zona interior de la República Mexicana, esto ocasionado por la incursión en aguas del Mar de Cortés y la adquisición de energía. Aunque no fue suficiente para revertir su proceso de degradación.

Huracán Manuel

Empleando las lecturas de las series temporales del huracán Manuel (Figura 6.40), que corresponde a la fecha y hora de emisión de los 26 boletines de monitorio (ver cuadro 5.5) a los cuales se les aplicó la técnica de *Kriging*, los mapas de evolución pueden consultarse en el anexo E.

Las series temporales muestran mayor actividad registrada en las EMA del estado de Chihuahua. En particular desde el momento que ingresó de nueva cuenta en aguas del OP, tras haber recorrido territorio de los estados de Jalisco y Colima.

Mientras que las EMA de Durango, Sinaloa y Sonora registran las afectaciones directas cuando la TT se empieza a perfilar a las costas de la RH10, momento en el cual alcanza la categoría HI.

Se observa en el boletín 3 una ligera afectación en la zona sur de la RH10, posteriormente en el boletín 4 se registró una intensificación en la zona norte de la RH10

particularmente en el estado de Chihuahua. A continuación se da una etapa de registro nulo, dándose un comportamiento análogo en toda la zona montañosa y hacia la región central del país, con lluvias aisladas nuevamente en Chihuahua. Lo anterior describe la inestabilidad atmosférica, ocasionada por el huracán Manuel y los remanentes del huracán Ingrid en el OA. Ambos fenómenos hidrometeorológicos afectaron simultáneamente al país.

El día 16 de septiembre de 2013 a las 00:00, Manuel se degradó a DT. Posterior a ello fue catalogado como disturbio y justo en ese periodo de tiempo, que corresponde a los boletines 11 a 17, la RH10 fue cubierta totalmente con magnitudes de medias a moderadas en el valor del ND con focos convectivos en las zonas altas de la RH10, producto de la interacción de la pared frontal del huracán con la topografía lo que ocasionó la disipación de energía.

En el registro de los boletines 18 a 22 se da una segunda etapa e intensificación a DT y posteriormente a TT, lo cual genera patrones en las lecturas de *ND* con una orientación Noreste hacia Suroeste en la intensidad. Los cuales cubrieron toda la RH10 y finalizando con registro únicamente en las EMA de menor elevación sobre nivel de mar, ubicadas hacia la franja costera de Sinaloa y Sonora.

A partir de dicho momento el CT alcanza la categoría HI con un comportamiento homólogo en los boletines 23 a 26.

Huracán Paul

Empleando las lecturas de las series temporales del huracán Paul (Figura 6.41), que corresponde a la fecha y hora de emisión de los boletines (ver cuadro 5.6) se aplicó la técnica de Kriging, los mapas de evolución pueden consultarse en el anexo E.

Las series temporales registraron de manera más permanente el huracán Paul en el estado de Chihuahua, que en el resto de la RH10. En los cuatro estados el máximo registrado osciló 228 de *ND*.

En el primer estado se trató de registros puntuales con aproximadamente el mismo intervalo de tiempo entre cada lectura. Para el segundo las lecturas muestran una ligera etapa inicial, llegando a un breve periodo sin afectación, para darse un intervalo

intermitente posterior a ello. En el tercero la primera etapa de registro muestra un ligero incremento, previo a un receso de lecturas con la intensificación en las 3 EMA. En el último estado se puede apreciar el momento de una afectación continúa de inicio súbito, seguido de un par de oscilaciones y su desaparición inmediata, seguido de ligeros picos menores a 168 de *ND*.

La trayectoria del huracán Paul desde el OP, con su máxima aproximación a territorio Mexicano en las inmediaciones de la colindancia entre los estados de Baja California Norte y Baja California Sur, mantuvo cobertura nubosa en la RH10 lo cual inicialmente tuvo influencia de la región montañosa hacia los estados de Chihuahua y Durango.

Posteriormente el comportamiento del patrón de *ND* fue opuesto, registrándose únicamente en las EMA ubicadas en la franja costera de los estados de Sinaloa y Sonora. Los valores registrados se intensificaron gradualmente en su etapa de TT a lo largo del día 14 de octubre.

En los boletines 8 y 9 existe un cambio importante en los patrones registrados, particularmente en la zona Este de la RH10 y una afectación puntual en los límites de Chihuahua y Durango, sobre la región montañosa. Ello ocurre cuando se intensifica la fuerza de la tormenta, alcanzado la categoría HI.

Al seguir el incremento de intensidad y llegar a categoría HIII de igual forma al disminuir a categoría HII que corresponde a los boletines 10 a 13, se repite el patrón que se presentó mientras era TT. En este nuevo patrón se incrementan ligeramente los valores del *ND* y la influencia tiene variación hacia el Sur de la RH10.

Al degradarse a TT de nueva cuenta e iniciar su etapa como baja presión se invirtió el comportamiento nuevamente desde la región montañosa hacia el territorio en los estados de Chihuahua y Durango, reduciéndose paulatinamente los valores del *ND* hasta registrarse valores aislados, generados como consecuencia de la degradación en costas de Baja California Norte.

Huracán Georgette

Empleando las lecturas de las series temporales del huracán Georgette (Figura 6.42), que corresponde a la fecha y hora de emisión de los boletines (ver cuadro 5.7) se aplicó la técnica de Kriging, los mapas de evolución pueden consultarse en el anexo E.

El registro del huracán Georgette mediante las series temporales para los píxeles asociados con las EMA de la RH10, dan constancia de la influencia inmediata a causa del lugar de origen y su cercanía. En los cuatro estados que conforman la región hidrológica, se registró el evento desde la primera imagen decodificada hasta la número 300 aproximadamente.

Una vez más las EMA de Chihuahua registraron durante mas lapso de tiempo el evento, iniciando con lecturas de 248 y con un descenso gradual hasta 200 en la magnitud del *ND*. En el caso de Durango los máximos del evento coinciden en un valor de 208, mostrando de manera específica un último momento de intensificación en el rango de las imágenes 350 a 390. Mientras que en Sinaloa y Sonora se registró de manera homogénea el evento con una lectura adicional en la estación 147 donde el máximo alcanzó 218 de *ND*.

En el boletín 1 del 20 de septiembre a las 12:00 h se observa que durante la DT, estando ubicado frente a las costas de Colima y con trayectoria a la Península de Baja California existió una afectación de mediana a alta intensidad en la RH10.

Durante los 5 boletines siguientes, se intensifico a TT, en el último de ellos toco costas de Baja California Sur. Se observa una disminución en la frontera Este de la RH10, posteriormente se intensifica y empiezan a formarse núcleos de tormenta en los límites de Sinaloa y Sonora. Posterior a ello con la entrada a la plataforma continental se invierten los patrones de lluvia, producto de su disminución de intensidad a DT nuevamente, siendo registradas las afectaciones de la zona montañosa hacia el interior de los estados de Chihuahua y Durango.

Durante la etapa de DT, la cual se registró desde su salida de la Península y su ingreso al Mar de Cortés, sin lograr recuperar energía para intensificar, al ingresar a Sinaloa se disipó. En este lapso que comprende del 22 a las 00:00 h hasta el 23 las 00:00 h, se aprecia el patrón que inicia en la zona montañosa con dirección Noreste y focos en los límites de Sinaloa y Sonora con retorno al patrón inicial en la etapa de disipación.

Los focos de intensidad fueron registrados en particular por la estación 147 como se mencionó con anterioridad. Durante la etapa final se notó la cobertura de una amplia extensión de la RH10 con valores de mínimos a medios para el *ND*.

6.3.6 Hidroestimador

Aplicando las ecuaciones de la técnica HE (Ecs. 5.27 y 5.28) para los intervalos de valores de *ND* definidos (ver cuadro 5.14), podemos apreciar que para lecturas de *ND* mayores a 200 la magnitud pronosticada de *R* incrementa exponencialmente desde 9.532 mm hasta 205.123 (ver cuadro 6.9), lo cual muestra un problema para aplicar directamente la técnica.

Cuadro 6.9 Intensidad pronostica utilizando el Hidroestimador.

Escala	Zona Geométrica	Nivel digital	T (K)	R (mm/h)
Azul claro	Z6	100 – 125	280.0 – 267.5	0.002 – 0.013
Azul	Z5	126 – 150	267.0 – 255.0	0.014 – 0.07
Verde	Z4	151 – 175	254.5 – 242.5	0.075 – 0.362
Amarillo	Z3	176 – 200	242.0 – 218.0	0.386 – 8.649
Naranja	Z2	201 – 225	217.0 – 193.0	9.832 – 205.123
Rojo	Z1	226 – 235	192.0 – 183.0	232.438 – 711.812
Morado	Z0	236 – 255	182.0 – 163.0	805.529 – 8,225.602

Los valores estimados para *R* son inconsistentes con la naturaleza de los CT, de acuerdo con Vicente *et al.* (1998) quienes limita para *ND* = 200 el pronóstico de *R* = 72 m/h, lo que evita lecturas adecuadas en la zonas Z1 y Z0, por lo que los coeficientes de la ecuación de regresión requieren ajustarse a las condiciones de la zona de estudio.

6.4 Acoplamiento temporal.

La propuesta metodológica para el acoplamiento temporal y espacial (ATE) desarrollada en la EMA Urique del estado de Chihuahua durante la evolución del huracán Paul se muestra a continuación.

Se identificó la precipitación producto del evento meteorológico, la cual se registró desde las 6:45 a.m. del día 12 de octubre hasta las 15:45 p.m. del mismo día, cuya intensidad osciló de 3.0 a 5.0 mm /h con un máximo de 8.37 mm/h registrado a las 13:45 p.m. (Figura 6.44).

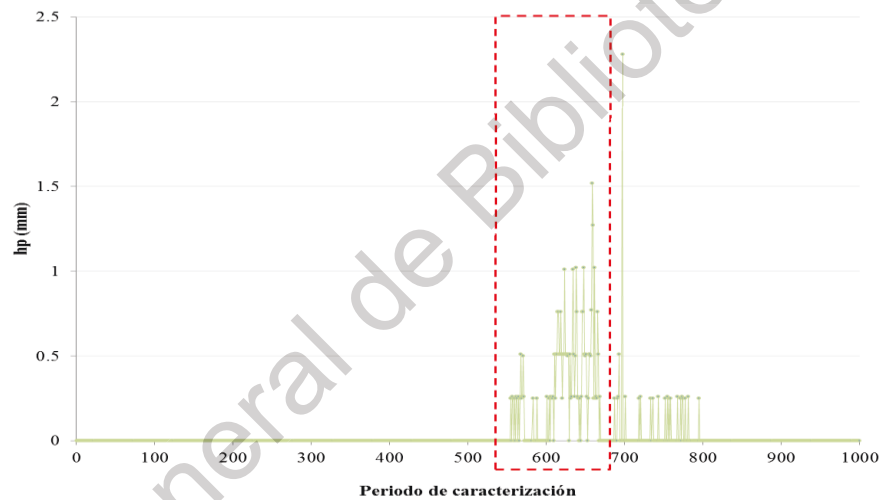


Figura 6.44 Registro de la precipitación en la EMA Urique durante el huracán Paul.

Las lecturas de la EMA son magnitudes promedio de la precipitación a cada 10 min y se llevó a cabo la transformación a escala temporal a 15 min para que exista concordancia con la resolución de las ISD, se observa que se mantiene el comportamiento sin perder el origen y evolución del CT (Figura 6.45).

La serie temporal del pixel central coincidente con el periodo efectivo de precipitación (Figura 6.44) está conformado por 37 ISD, en las cuales se realizó la lectura y decodificación obteniéndose el archivo “Pixel central.csv”, una vez que se concentró la información por EMA, del cual se extrajo la información para el ATE (Figura 6.46)

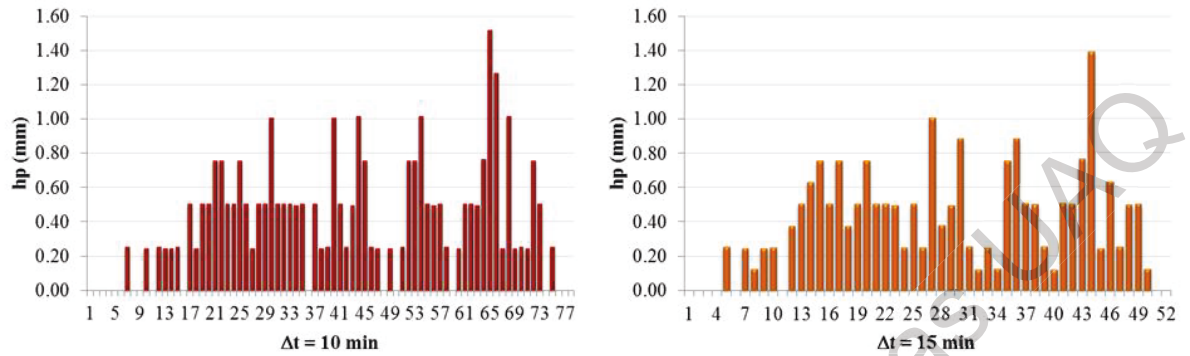


Figura 6.45 Transformación en la resolución temporal de la precipitación en la EMA Urique.

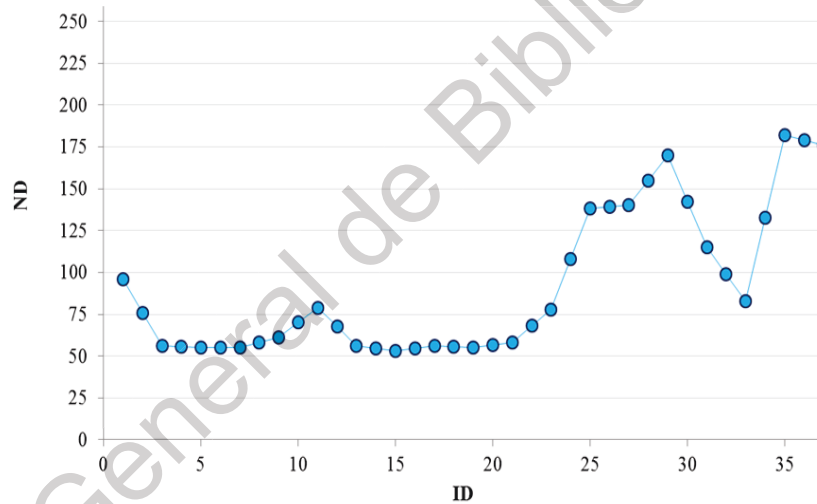


Figura 6.46 Serie temporal del nivel digital en el pixel central.

En la serie con resolución temporal transformada se identificaron los 37 registros que representan el mismo periodo de información disponible en las ISD (Figura 6.45). Con las láminas de lluvia promedio se determinó la intensidad asociada, por ello se utilizó un factor de conversión 4 que son los intervalos de la nueva resolución temporal en la hora de medición (Figura 6.47).

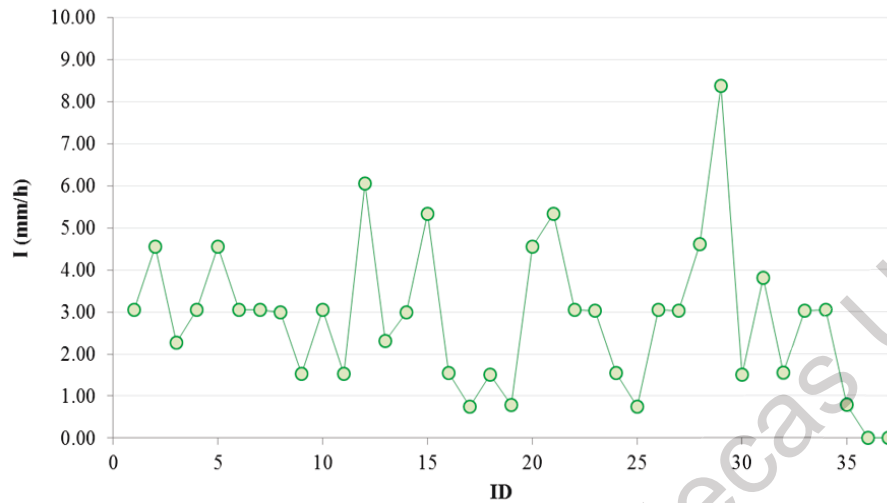


Figura 6.47 Serie temporal de la intensidad de precipitación en la EMA.

Las 10 series temporales (pixel central, pixeles vecinos y EMA) de la posición georreferenciadas en Urique fueron estandarizadas aplicándose la Ec. 5.39, de manera específica se compara la serie de P5 con la EMA para llevar a cabo el ATE (Figura 6.48).

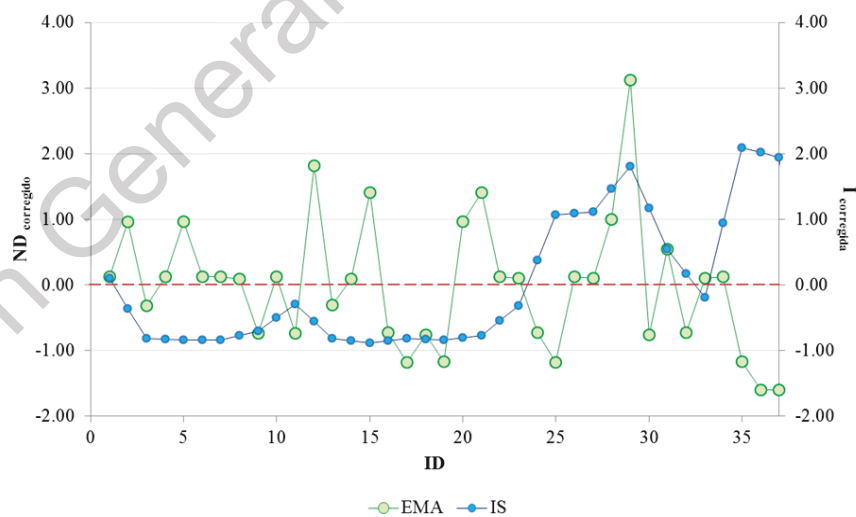


Figura 6.48 Series temporales estandarizadas.

Se construyeron las 48 combinaciones posibles de la matriz de pixeles, para cada tiempo en la serie temporal estandarizada de las ISD se seleccionó la combinación que de mejor manera permitió el ATE (Figura 6.49).

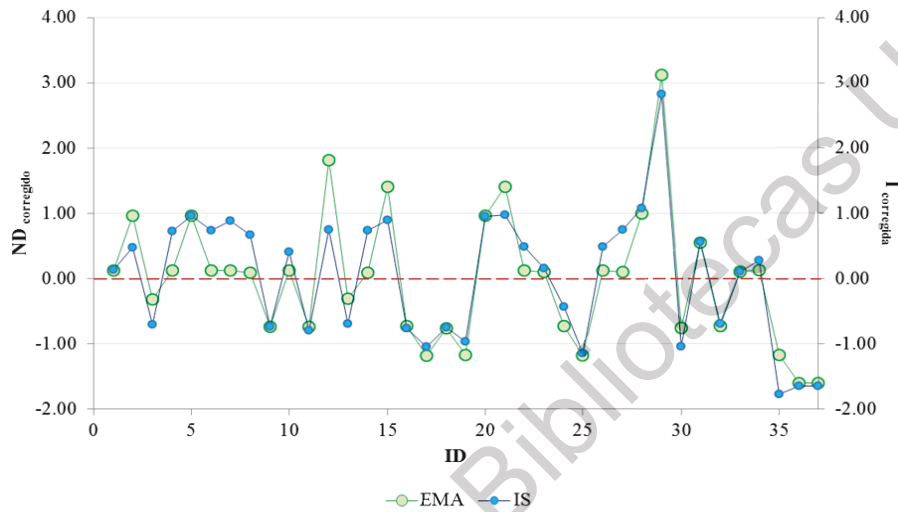


Figura 6.49 Acoplamiento temporal de las series temporales estandarizadas.

Verificado el ATE se des-estandarizaron ambas series empleando la media y la desviación estándar de la intensidad de precipitación registrada en la EMA (Figura 6.50).

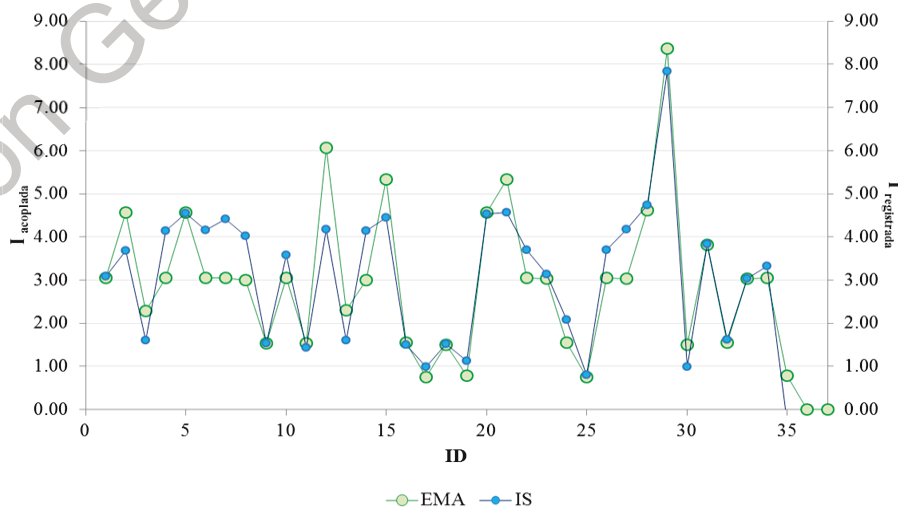


Figura 6.50 Series temporales acopladas des – estandarizadas.

Se validó la precisión del ATE empleando los parámetros estadísticos r y RMSE respecto de la SPE empleando la técnica HE (ver cuadro 6.10).

Cuadro 6.10 Validación estadística de las estimaciones con el HE y AT.

EMA	r		RMSE	
	HE	ATE	HE	ATE
Urique	-0.262	0.920	3.310	0.695
Chinipas	-0.137	0.803	20.049	1.380
Guachochi	-0.066	0.871	1.352	0.527
Maguarichi	0.174	0.887	0.735	0.255
El obispo	-0.126	0.925	4.266	1.553
El fuerte	-0.183	0.726	2.279	1.146
Álamos	0.453	0.972	2.115	0.352

Los resultados de la validación estadística para la metodología propuesta sugieren que es adecuada para realizar el ATE de la SPE empleando ISD respecto de las mediciones realizadas en la EMA, al establecerse valores cercanos a 1 para r . La precipitación acumulada en el intervalo de la tormenta se mantiene sin pérdida de información, lo cual valida el método, siendo útil en la solución de la problemática del ATE de información.

Se analizó la existencia de relación de las series temporales que permiten el ATE respecto de las variables meteorológicas DV y DR (Figura 6.51). Se determinó que en el caso de la estación Urique, el ATE tiene la restricción de comparar la combinación en la matriz de pixeles respecto de las DV y DR registradas en las EMAS.

Al establecer la correlación del ángulo establecido por la combinación de pixeles del ATE, se observó un mejor desempeño con respecto a la DR , sin existir diferencia tangible respecto de DV . Lo anterior debido a que la información permite una comparación discreta a 30 min.

Revisando los ATE en las EMA de la RH10, se observó que las estaciones ubicadas en elevaciones cercanas al nivel de mar tienen mayor relación de DV respecto la combinación de pixeles para el correcto acoplamiento. Lo opuesto sucede con estaciones situadas por encima de 400 msnm donde existe una mayor relación de DR con la combinación de pixeles (ver cuadro 6.11).

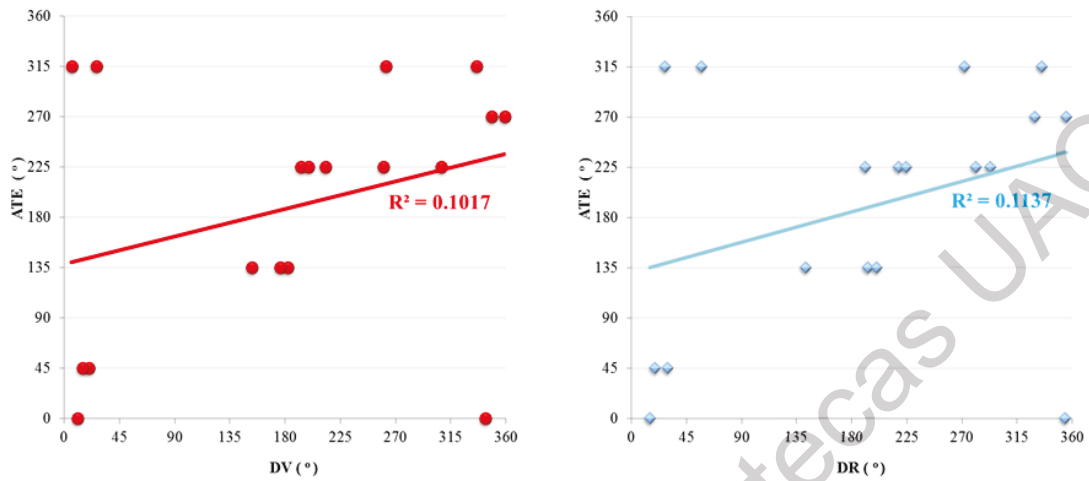


Figura 6.51 Coeficiente de correlación del ATE en la EMA Urique respecto DV y DR.

Cuadro 6.11 Correlación de la combinación del ATE respecto DV y DR.

EMA	r	
	DV	DR
Urique	0.1017	0.1137
Chinipas	0.5584	0.6124
Guachochi	0.0771	0.1675
Maguarichi	0.0514	0.2151
El obispo	0.1013	0.0873
El fuerte	0.1487	0.1292
Álamos	0.1157	0.3996

Como se aprecia, los valores de r no son elevados, dado que solo se comparó con valores en intervalos de 30 min donde se tiene coincidencia entre las ISD para las combinaciones de pixeles respecto de las lecturas de dirección en las EMA.

Los ATE de los eventos de estudio para las EMA en la RH 10 pueden consultarse en el Anexo F.

6.5 Evaluación temporal y espacial de las variables meteorológicas registradas en EMA.

6.5.1 Análisis del comportamiento temporal de las variables meteorológicas

Una vez extraída la información meteorológica considerando los periodos oficiales establecidos por el SMN para los eventos de estudio, se estudiaron las series temporales de cada variable durante el acercamiento, máxima proximidad y alejamiento en los sitios de interés (Figuras 6.52 a 6.56). Para ejemplificar el proceso se muestra el análisis realizado en la estación Atoyac, ubicada en el estado de Gro. durante el paso del huracán Patricia. La información mostrada corresponde al intervalo de tiempo donde la EMA registro el paso del fenómeno meteorológico.

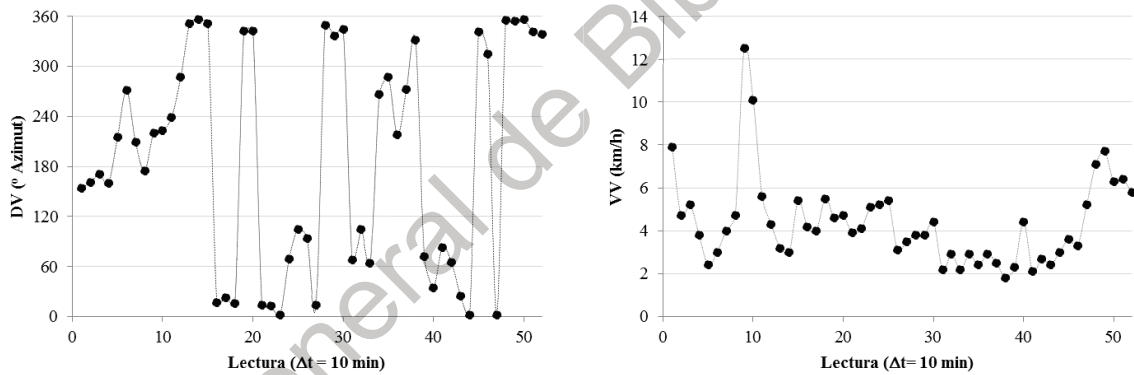


Figura 6.52 Comportamiento temporal de la dirección y velocidad de viento.

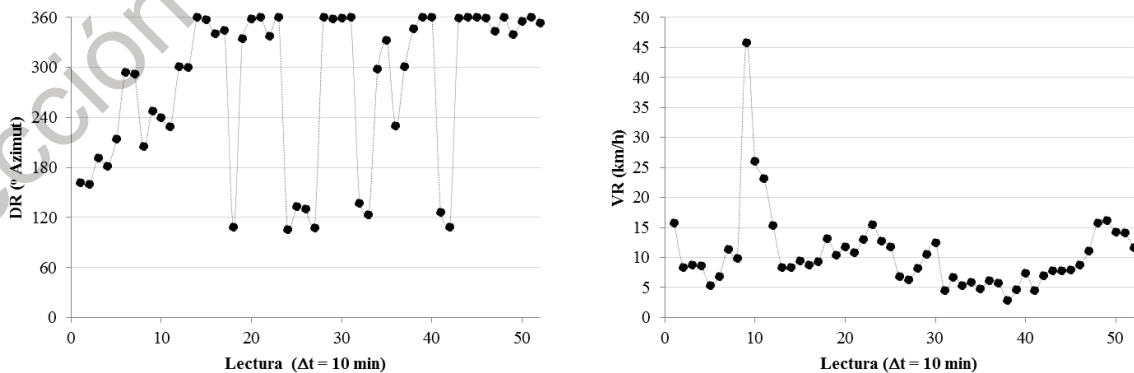


Figura 6.53 Comportamiento temporal de la dirección y velocidad de ráfaga.

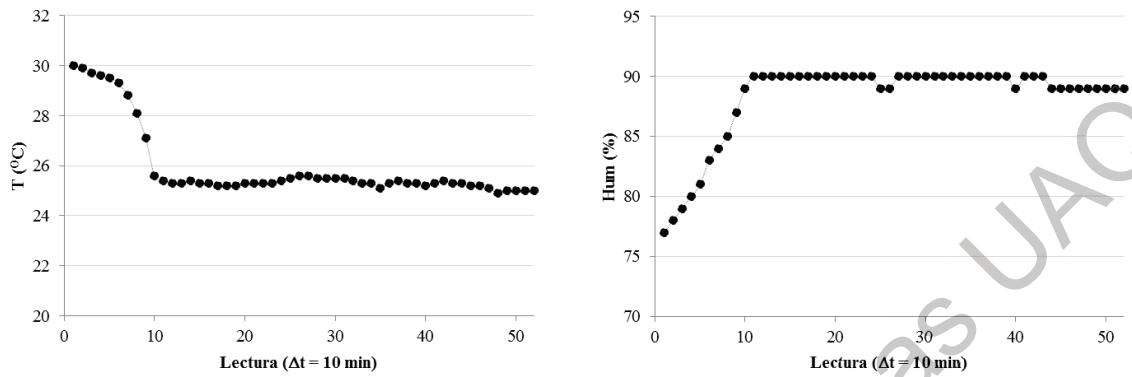


Figura 6.54 Comportamiento temporal de la temperatura y la humedad.

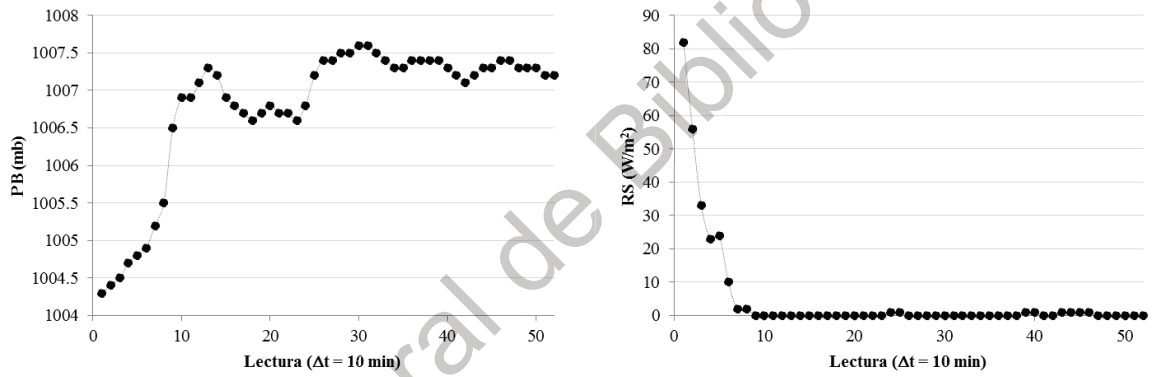


Figura 6.55 Comportamiento temporal de la presión barométrica y la radiación solar.

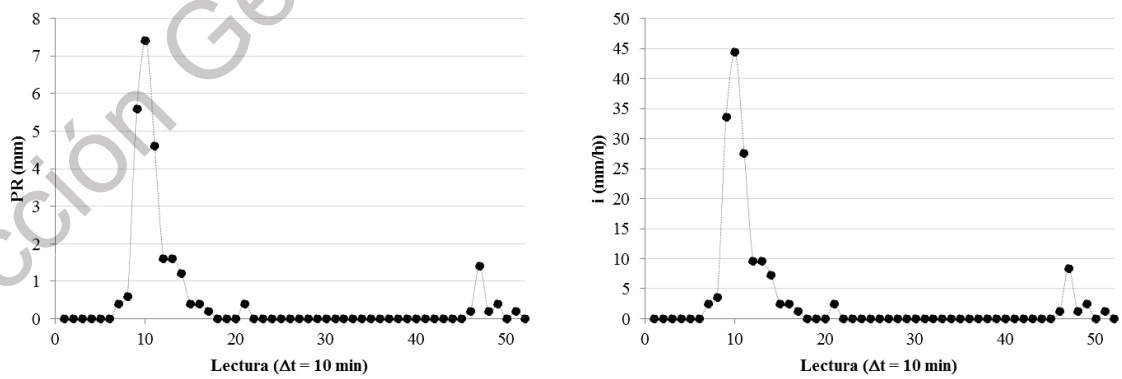


Figura 6.56 Comportamiento temporal de la precipitación y la intensidad.

Para tener la posibilidad de contrastar la información registrada en la EMA de Atoyac se construyeron las series temporales correspondientes al pixel de la posición geográfica en la ISD, mediante la lectura de ND y su transformación a T (Figura 6.57) y el pronóstico de la intensidad de lluvia aplicando la técnica del HE (Figura 6.58).

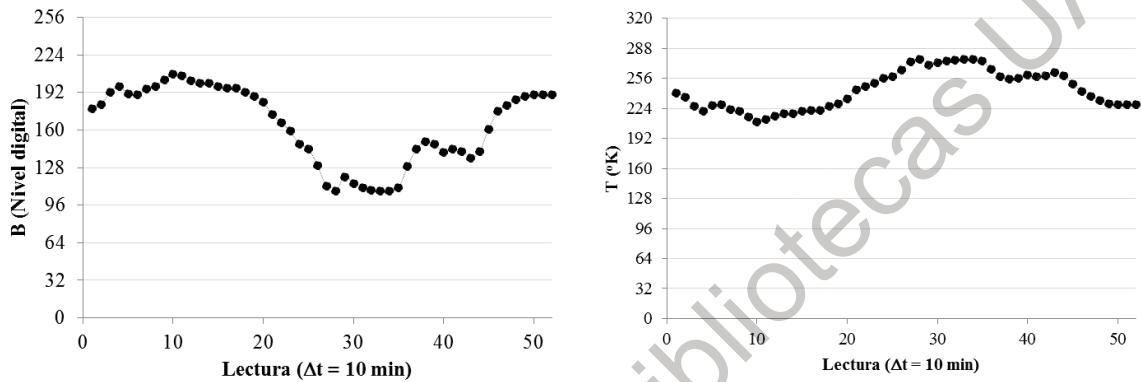


Figura 6.57 Comportamiento temporal de valor del ND y T.

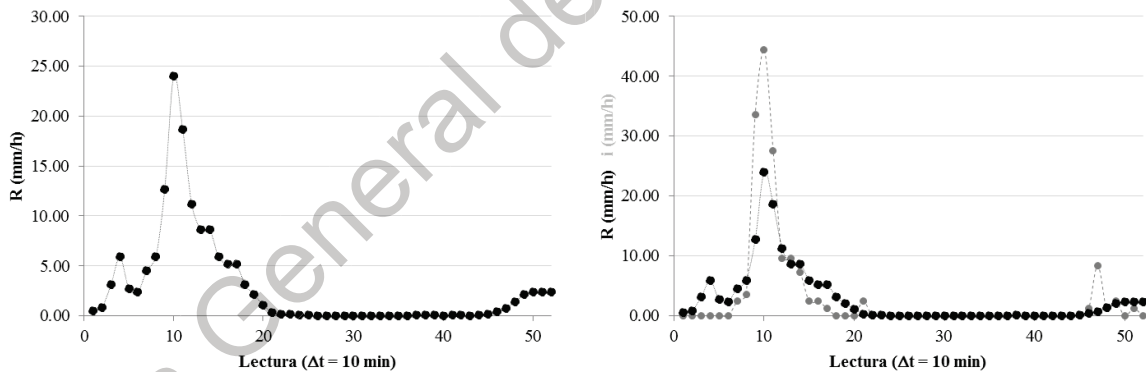


Figura 6.58 Comportamiento temporal de R empleando el HE y su comparación con I de la EMA.

El análisis gráfico de la información meteorológica registrada, muestra que se presentan tres etapas en el registro de las variables meteorológicas durante la influencia del huracán Patricia sobre la EMA de Atoyac (Figuras 6.52 a 6.58).

La primer etapa refiere al acercamiento del fenómeno a las costas del estado y que está registrado en los primeros 10 intervalos de tiempo que corresponden a 1 h 40 min. Justo cuando se tienen los valores máximos para VV y VR terminando la disminución

drástica de *Temp* y el aumento súbito de la *Hum*, se refleja un incremento significativo de *PB* en contraste al decremento repentino de *RS* concurrentes al momento máximo de *PR* e *I*.

La segunda etapa se da con el alejamiento gradual de las costas en un intervalo de 10 mediciones, existiendo un descenso en *PR* e *I*. Esta última es la variable más tangible, mientras se tiene una fuerte oscilación en *DV* en contraste con la estabilidad para *DR*.

Mientras que la tercera etapa representa el remanente de la disipación de energía, la cual es acompañada de una oscilación menor en los rangos de *VV* y un comportamiento asintótico de las variables *Temp*, *Hum*, *PB* y *RS*.

Dichas etapas se observan de forma gradual en los registros de la imagen satelital, puede observarse comportamientos ascendentes – descendentes o viceversa (Figura 4.56). Presentan una zona de inestabilidad durante la fase de energía remanente, que corresponde al máximo *B* y representa el mínimo de *T* para la cual se pronostica la máxima intensidad. La magnitud de la intensidad pronosticada coincide con la intensidad registrada en la EMA, cesando posteriormente el pronóstico de lluvia.

El análisis realizado previamente puede llevarse a cabo para todas y cada una de las EMA que registran un CT, lo que permite conocer a detalle el comportamiento de las variables meteorológicas y asociarlas con la afectación espacial y temporal en el país.

Para la información registrada en la EMA Atoyac durante las etapas del huracán Patricia (ver cuadro 5.13) se calcularon los estadísticos descriptivos (ver subtema 5.3.3) para cada una de las series de tiempo registradas de las variables meteorológicas (Ecs. 5.30 – 5.38), facilitando la interpretación cuantitativa de las mediciones realizadas por la EMA (ver cuadro 6.12) y las observaciones del Satélite GOES-13 (ver cuadro 6.13).

Al respecto de las estadísticas descriptivas obtenidas en las variables, podemos observar *DV* que indica un movimiento con dirección media de 190.73° , mientras que *DR* es de 278.10° azimut, es decir, muestran un desplazamiento dominante Sur – Suroeste que sugieren un alejamiento del huracán de las costas del estado, con promedios en *VV* del orden de 4.37 km/h y para *VR* de 10.65 km/h.

Mientras se tiene una estabilización para *Temp*, *Hum* y *PB* que regulan el clima en las inmediaciones de Atoyac, con una ausencia de *RS* y *PR* al darse un paso rápido del CT. Ello sugiere una lluvia de fuerte intensidad en la zona que puede generar inundaciones y

daños debido al desarrollo del CT, aunado con los escurrimientos superficiales de la zona montañosa ubicada al Norte de la posición geográfica estudiada.

Cuadro 6.12 Estadística descriptiva de las variables climatológicas registradas en la EMA.

Estadístico		DV	DR	VV	VR	Temp	Hum	PB	RS	PR	I
		° Azim	° Azim	km/h	Km/h	° C	%	mb	W/m ²	mm	mm/h
Tendencia Central	Media	190.73	278.10	4.37	10.65	25.96	88.29	1006.79	4.62	0.52	3.09
	Mediana	212.00	333.00	4.00	8.80	25.30	90.00	1007.20	0.00	0.00	0.00
	Moda	2.00	360.00	4.70	15.80	25.30	90.00	1007.30	0.00	0.00	0.00
Dispersión	Máximo	356.00	360.00	12.50	45.80	30.00	90.00	1007.60	82.00	7.40	44.40
	Mínimo	2.00	106.00	1.80	2.90	24.90	77.00	1004.30	0.00	0.00	0.00
	Rango	354.00	254.00	10.70	42.90	5.10	13.00	3.30	82.00	7.40	44.40
	Desviación estándar	131.13	93.21	2.03	6.70	1.51	3.41	0.92	14.73	1.42	8.54
	Varianza Muestral	17195.38	8688.68	4.12	44.83	2.29	11.66	0.85	216.91	2.03	72.92
Simetría	Coefficiente de asimetría	-0.10	-0.75	1.80	3.22	1.94	-2.25	-1.72	4.03	3.71	3.71
	Curtosis	-1.58	-1.05	4.67	14.65	2.13	3.94	1.74	17.33	14.01	14.01

En el caso de los valores negativos de la curtosis para la *DV* y *DR* sugieren una distribución plana de sus valores, mientras que el resto de las variables con signo positivo anticipan una elevación en la distribución de los valores. Por su parte la información satelital muestra que *B* y *T* no sufren fuertes variaciones en sus valores, al contrario de *R* en particular para las primeras dos etapas descritas que corresponden a 3 h y 20 min que fue la máxima intensidad de precipitación en la población.

El resto de los estadísticos, de manera particular los de dispersión en la EMA muestran una gran amplitud debido a la naturaleza de las variables medidas y los valores

registrados. Es sin duda un indicativo de la fuerte variabilidad temporal y espacial del fenómeno hidrometeorológico.

Cuadro 6.13 Estadística descriptiva en los datos registrados en la ISD del pixel georreferenciado.

Estadístico		B	T	R.
		Nivel digital	K	mm/h
Tendencia central	Media	164.52	243.46	2.80
	Mediana	177.00	241.00	0.44
	Moda	190.00	228.00	2.39
Dispersión	Máximo	208.00	276.00	24.02
	Mínimo	108.00	210.00	0.00
	Rango	100.00	66.00	24.02
	Desviación estándar	32.98	20.89	4.84
	Varianza Muestral	1087.98	436.55	23.42
Simetría	Coefficiente de asimetría	-0.47	0.17	2.71
	Curtosis	-1.24	-1.38	8.25

6.5.2 Análisis multivariado

Análisis de conglomerados

Utilizando la información registrada en la EMA de Atoyac durante las etapas del huracán Patricia y los valores obtenidos de las ISD mediante teledetección (ver cuadro 5.13), se llevó a cabo la aplicación del CA utilizando las herramientas del software Statistica.

En el primer CA se consideraron las 16 variables originales para visualizar posibles agrupaciones entre ellas (Figura 6.59), al aplicarse la regla de agregación de Ward combinada con las distancias (Ecs. 5.45 a 5.49).

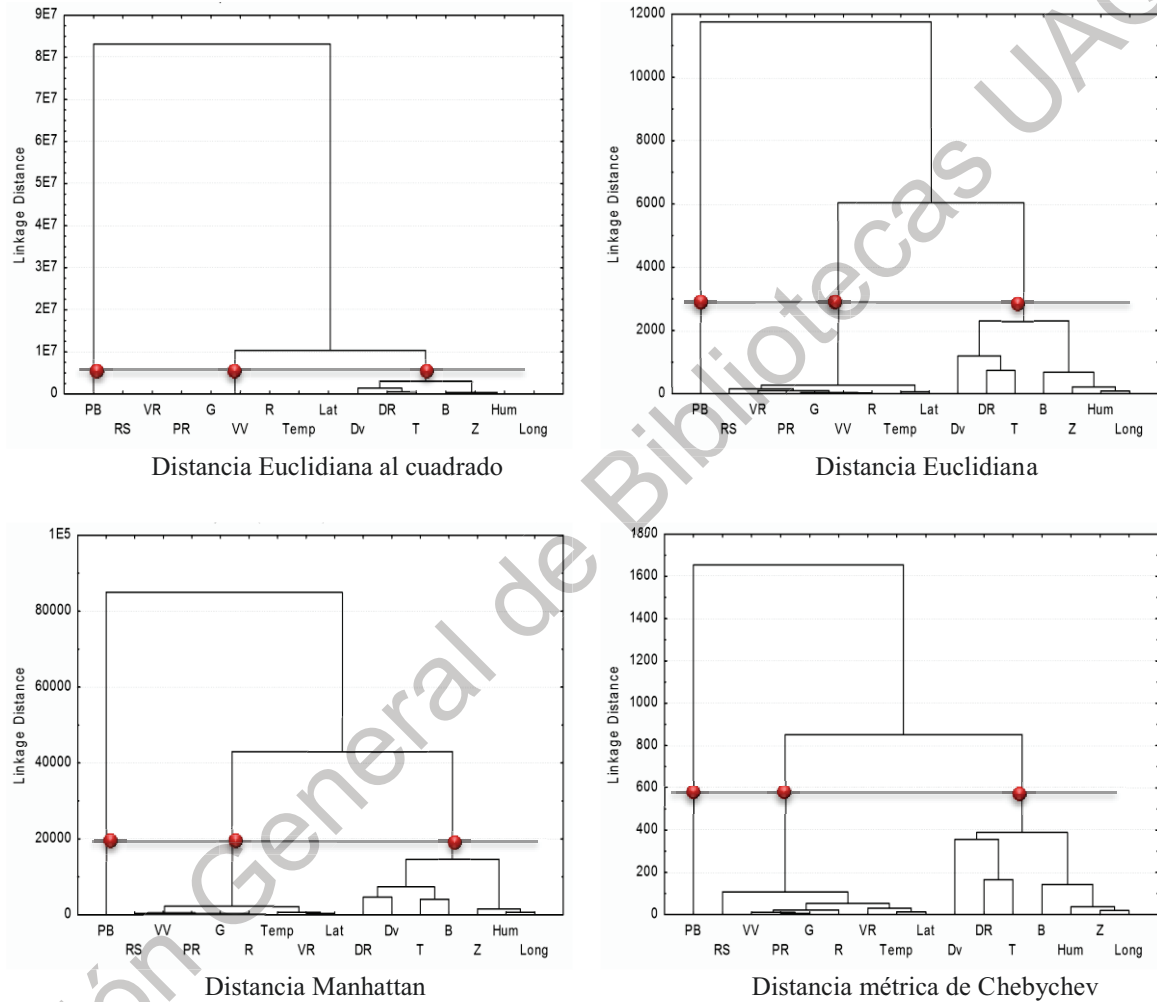


Figura 6.59 Dendrogramas de las variables originales con la regla de agregación de Ward.

Se realizó un segundo CA, ahora sin considerar las variables *Long*, *Lat* y *Z* de la posición geográfica y la geometría del fenómeno observado *G* para la EMA Atoyac derivado a que sus magnitudes son constantes a lo largo del registro. Una vez obtenidos los resultados no se observaron cambios significativos en los nuevos conglomerados, lo cual

sugiere una reducción posible en las variables consideradas dentro del fenómeno (Figura 6.60).

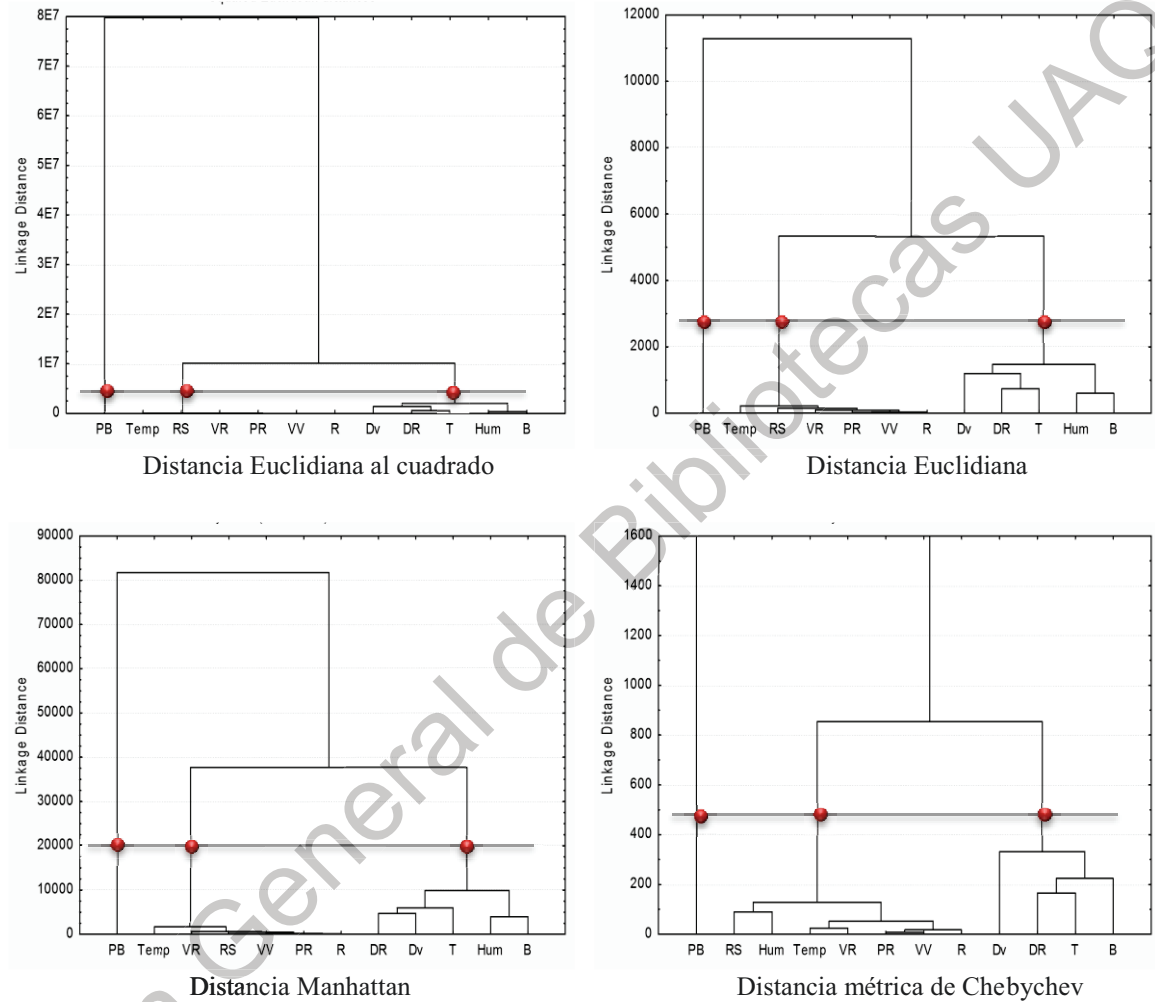


Figura 6.60 Dendrogramas de las variables originales con la regla de agregación de Ward.

El resultado del CA para las 16 variable originales sugiere la existencia de una variable aislada *PB* y la homogeneidad de las restantes en dos grupos, el primero de ellos aglutinan *DV*, *DR*, *T*, *B*, *Hum*, *Long* y *Z* correspondientes a las variables de dirección de viento, brillo de imagen satelital y su transformación a temperatura tope nube fría y elementos de la posición geográfica, en particular la altura que se asocia con la topografía.

Mientras que en el segundo grupo se reúnen a VV , VR , R , $Temp$, RS , Lat y G asociadas a la velocidad de viento, la precipitación estimada mediante ISD, la energía calorífica y posición geográfica. Se concluye que la variable aislada rige el comportamiento de la tormenta (Figura 6.59).

Para el segundo CA realizado, los dendrogramas sugieren un comportamiento similar al primer análisis realizado, al retirar las variables $Long$, Lat , Z y G . Se observa de nueva cuenta la misma variable aislada PB y dos grupos homogéneos asociándose en el primero DV , DR , B , T y Hum , mientras que en el segundo RS , $Temp$, VR , VV , R y PR . Nuevamente se pone de manifiesto que la variable aislada rige el comportamiento de la tormenta (Figura 6.60).

Como se observa en ambos CA, la agrupación Jerárquica muestra la posibilidad de construir nuevas variables a partir de la naturaleza de las variables originales que conforman los dos grupos homogéneos (ver cuadro 6.14).

Cuadro 6.14 Construcción de nuevas variables a partir de los resultados del análisis de conglomerados

Grupo homogéneo	Nuevas variable Propuestas	Relación matemática	Dimensiones resultantes
Primero	Variable Compuesta de Dirección de viento	$VCDV = \frac{DV}{DR}$	Adim
Primero	Variable Compuesta de Propiedades Imagen Satelital	$VCPIS = \frac{B}{T}$	$(^0K)^{-1}$
Segundo	Variable Compuesta de Velocidad de Viento	$VCVV = \frac{VV}{VR}$	Adim
Segundo	Variable Compuesta de Temperaturas	$VCT = \frac{RS}{Temp}$	$(^0C) m^2 W^{-1}$
segundo	Variable Compuesta de Precipitación	$VCP = \frac{PR}{R}$	h

A partir de las nuevas variables propuestas puede considerarse una reducción de 5 de las variables originales en el CT estudiado, que representa una disminución del 42% manteniendo las características estudiadas (ver cuadro 6.15).

Cuadro 6.15 Reducción dimensional a partir del segundo análisis de conglomerados.

Grupo homogéneo	variables originales	Reducción de variables
Aislado	PB	PB
Primero	DV, DR, T, B, Hum	VCDV, VCPIS, Hum
segundo	VV, VR, R, PR, Temp, RS,	VCVV, VCT, VCP

Adicionalmente, se llevó a cabo un tercer CA considerando los casos registrados que corresponde a las 52 lecturas de intensidad de precipitación del huracán Patricia en la estación Atoyac (ver cuadro 5.13). Utilizando la regla de agregación de Ward combinada con las distintas distancias (Ecs. 5.45 a 5.49).

Los resultados permiten observar 4 agrupaciones de la temporalidad de las variables de estudio, lo cual sugiere las etapas en la evolución del huracán durante las afectaciones sobre la región de Atoyac (Figura 6.61).

La primera etapa puede asociarse respecto de las primeras lecturas de la precipitación producto de la formación nubosa que acompaña al ojo del huracán. La segunda etapa representa la intensidad máxima registrada. La tercera etapa comienza a reflejar la disminución de la precipitación por la rotación en la formación nubosa producto de la inercia en el fenómeno, mientras sigue desplazándose en aguas del OP. Por último la cuarta etapa de lluvia es producto de la vorticidad en el aire, la cual acarrea precipitación a la zona ocasionando un pequeño incremento en los datos para posteriormente dejar de registrar con lo cual se infiere que termino la afectación del fenómeno.

Estableciéndose acorde a las etapas definidas la relación de conglomerados para los casos de estudio (Figura 6.62) respecto de la serie temporal (Figura 6.63), los cuales corresponden a la intensidad de precipitación registrada por la EMA Atoyac. Se observan las etapas de la evolución en la variable meteorológica.

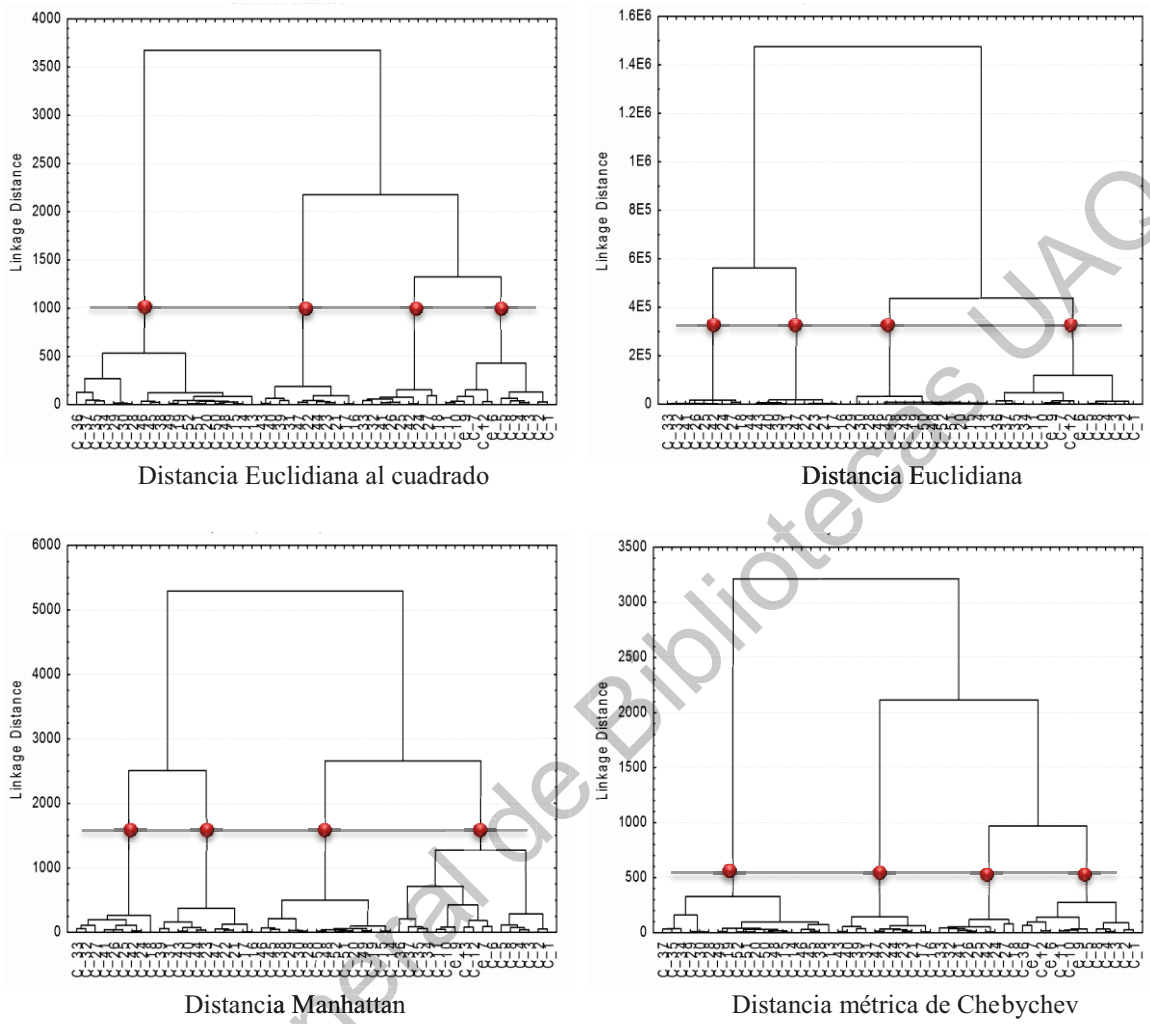


Figura 6.61 Dendrogramas de los casos de estudio utilizando la regla de agregación de Ward.

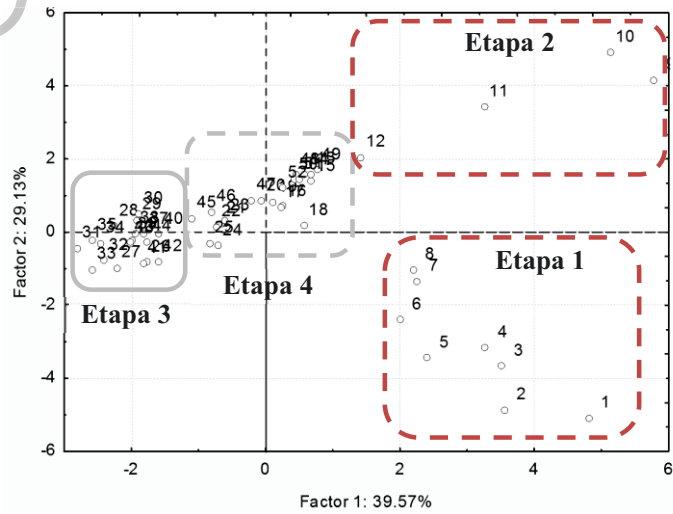


Figura 6.62 Conglomerados de las etapas de evolución para los casos de estudio.

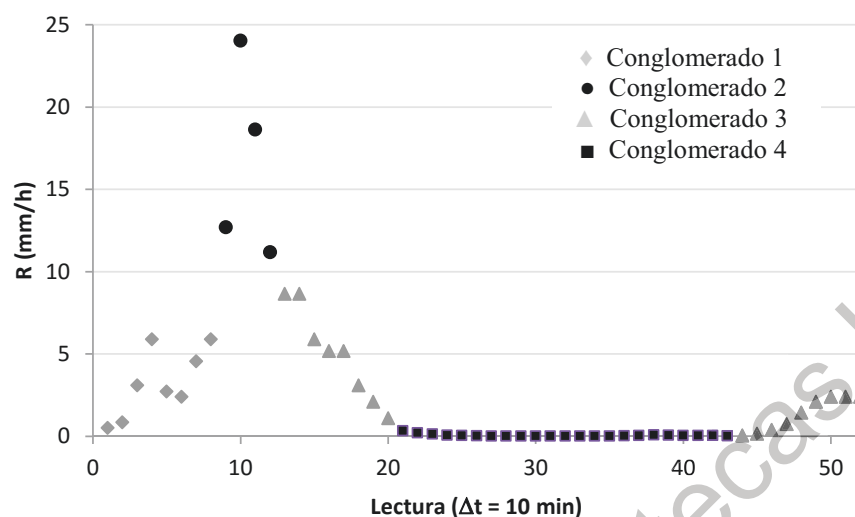


Figura 6.63 Etapas evolutivas para la intensidad de precipitación en la EMA Atoyac.

Análisis de componentes principales

Aplicando la metodología a la información meteorológica (ver cuadro 5.13) con la herramientas PCA del software Statistica. Se verificó la jerarquía existente, utilizando la matriz de correlación (ver cuadro 6.16) para las 12 variables originales del estudio.

Cuadro 6.16 Matriz de correlación para las 12 variables de estudio.

	B	T	R	DV	DR	VV	VR	Temp	Hum	PB	PR	RS
B	1.000											
T	-0.991	1.000										
R	0.619	-0.698	1.000									
DV	0.226	-0.250	0.200	1.000								
DR	0.121	-0.102	-0.036	0.382	1.000							
VV	0.520	-0.531	0.528	0.171	-0.018	1.000						
VR	0.467	-0.495	0.629	0.126	0.002	0.901	1.000					
Temp	0.308	-0.301	0.083	-0.028	-0.359	0.106	0.037	1.000				
Hum	-0.344	0.321	-0.039	0.003	0.323	-0.182	-0.043	-0.964	1.000			
PB	-0.478	0.457	-0.133	0.083	0.323	-0.178	-0.086	-0.948	0.932	1.000		
PR	0.417	-0.482	0.898	0.106	-0.041	0.633	0.765	-0.020	0.056	0.020	1.000	
RS	0.187	-0.149	-0.064	-0.053	-0.322	0.168	0.000	0.777	-0.871	-0.769	-0.114	1.000

A partir de la matriz de correlación, se maximizó la función utilizando multiplicadores de Lagrange para obtener los eigenvalores solución, considerando implícitamente la ortogonalidad en la matriz de pesos (Ec. 6.1).

$$F = W^T \left[\text{Corr}(C_p) \right] W - \lambda (W^T W - 1) \quad (6.1)$$

Para optimizar la función se determinó el gradiente respecto de la matriz de pesos, obteniéndose el valor máximo acorde con los fundamentos del cálculo diferencial, lo que nos lleva a resolver:

$$\frac{dF}{dW} = \left(\left[\text{Corr}(C_p) \right] - \lambda I \right) W = 0 \quad (6.2)$$

Como se observa en la Ec. 6.2 acorde con los fundamentos algebraicos, particularmente la propiedad del producto nulo, podrá presentarse dos soluciones. La primera de ellas cuando la matriz de pesos W tenga de manera inmediata valor 0, lo cual la convierte en la solución trivial y que no resuelve satisfactoriamente el problema. La segunda solución consiste en que el factor $\left[\text{Corr}(C_p) \right] - \lambda I$ sea singular, por ende, se expresa como:

$$\left| \left[\text{Corr}(C_p) \right] - \lambda I \right| = 0 \quad (6.3)$$

Para nuestro caso se generan matrices de correlación e identidad de orden 12 x 12. Al desarrollarse algebraicamente, conducen a una ecuación característica en términos de λ del tipo:

$$\lambda^{12} + b\lambda^{11} + \dots + k\lambda^1 + l = 0 \quad (6.4)$$

La Ec. 6.4 en correspondencia con el teorema fundamental del algebra, tendrá 12 eigenvalores solución. Al sustituirse los eigenvalores en la Ec. 6.3 se definen los Eigenvectores solución. Dado que la matriz de correlación es simétrica se garantiza que los eigenvalores son reales (ver cuadro 6.17).

Cuadro 6.17 Eigenvalores de la matriz de correlación y estadísticos asociados.

Eigenvalor	Magnitud	Eigenvalores acumulados	% Varianza Parcial	% Varianza Acumulada
1	4.749	4.749	39.573	39.573
2	3.496	8.245	29.133	68.706
3	1.419	9.664	11.825	80.531
4	0.857	10.520	7.138	87.668
5	0.651	11.172	5.429	93.097
6	0.439	11.611	3.658	96.755
7	0.239	11.849	1.989	98.744
8	0.067	11.916	0.556	99.300
9	0.047	11.963	0.395	99.695
10	0.027	11.991	0.227	99.922
11	0.008	11.999	0.067	99.989
12	0.001	12.000	0.011	100.000

En la gráfica de sedimentación correspondiente (Figura 6.64) se observa que los primeros 3 eigenvalores generan un primer trazo en la gráfica y representan el 80.52% de la varianza del fenómeno. Mientras que al considerarse los primeros 3 con los 4 eigenvalores sucesivos, que conforman un segundo trazo, incrementarían la varianza al 98.74%, con lo cual el fenómeno es representado prácticamente en su totalidad por 7 CP en lugar de las 12 variables originales. Similar a los resultados consignados en la reducción dimensional mediante variables compuestas en función del CA (ver cuadro 6.15).

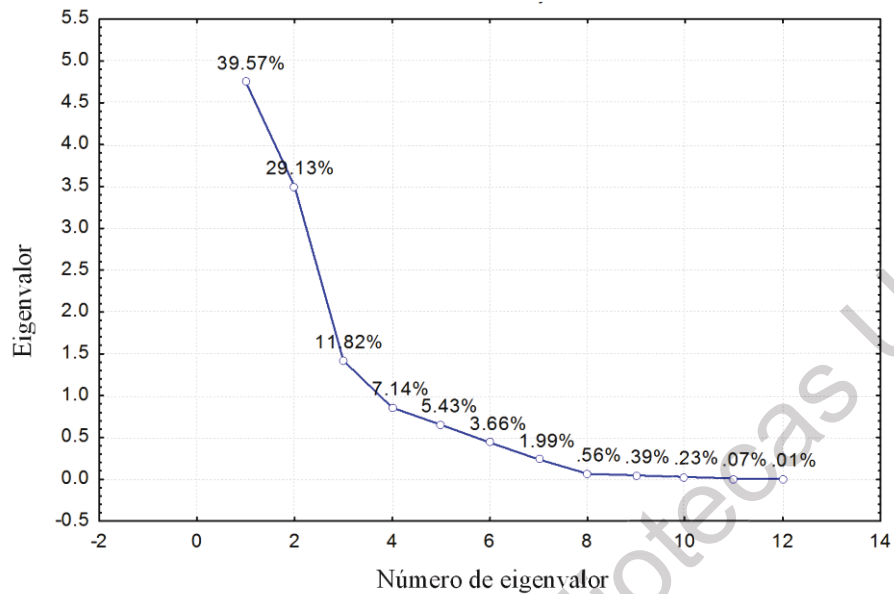


Figura 6.64 Grafica de sedimentación para 12 componentes principales.

Con fundamento en que cada eigenvalor (λ_i) se ordena por su varianza sobre el espacio transformado P^* asociado al Eigenvector (ϕ_i) que representa la dirección de un eje en P^* entonces, el primero será la dirección de máxima varianza y se le define como la primera CP (C_1) para los patrones en P , definidos por ese eje. El segundo será el eje ortogonal a C_1 con mayor varianza en P , definiéndola como la segunda CP (C_2).

Proyectando las p variables respecto del plano formado por las dos primeras CP, se establece la relación que guardan respecto del fenómeno físico (ver cuadro 6.18) y puede observarse gráficamente en el plano factorial (Figura 6.65).

Derivado del PCA (ver cuadro 6.18) se identifica la jerarquización de las variables en estudio para la estación Atoyac, Gro. Con ello se infiere su relación existente reforzando la propuesta de nuevas variables (ver cuadro 6.15), elevando la certidumbre de la reducción dimensional de las variables originales, asignándoles su nivel de importancia pudiendo designárseles variables crítica, de control y de monitoreo.

Cuadro 6.18 Factores coordinados ordenados en valor absoluto de las variables.

Variable	Factor 1	Factor 2
T	-0.822	-0.274
B	0.808	0.227
PB	-0.722	0.648
VV	0.694	0.423
R	0.680	0.554
Hum	-0.668	0.714
Temp	0.649	-0.704
VR	0.645	0.552
PR	0.581	0.631
RS	0.525	-0.708
DR	-0.178	0.414
DV	0.163	0.285

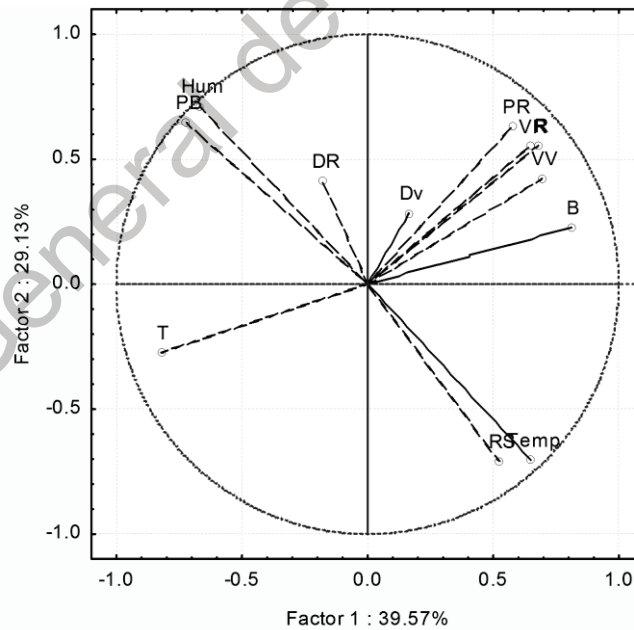


Figura 6.65 Proyección de las 12 variables en el plano factorial de los eigenvalores 1 y 2.

Curvas de Andrews

Partiendo de la jerarquización realizada para las $p=12$ variables utilizando el PCA (ver cuadro 6.18) se construyeron las curvas de Andrews (Ecs. 5.51 y 5.52) y se revisó la homogeneidad de los datos registrados durante el paso del huracán Patricia en la EMA de Atoyac, calculando las componentes de la serie de Fourier representativa (Ec. 5.26).

$$\begin{aligned}
 f_{x_{j,p}}(t) = & \frac{T_{j1}}{\sqrt{2}} + B_{j2} \text{sen}(t) + PB_{j3} \cos(t) + VV_{j4} \text{sen}(2t) + R_{j5} \cos(2t) \\
 & + Hum_{j6} \text{sen}(3t) + Temp_{j7} \cos(3t) + VR_{j8} \text{sen}(4t) + PR_{j9} \cos(4t) \\
 & + RS_{j10} \text{sen}(5t) + DR_{j11} \cos(5t) + DV_{j12} \text{sen}(6t)
 \end{aligned} \tag{6.5}$$

La asignación de los valores registrados en cada una de las variables meteorológicas y realizando el cálculo de la serie de Fourier (Ec. 6.5), se visualizó el comportamiento de los datos y su homogeneidad (Figura 6.66).

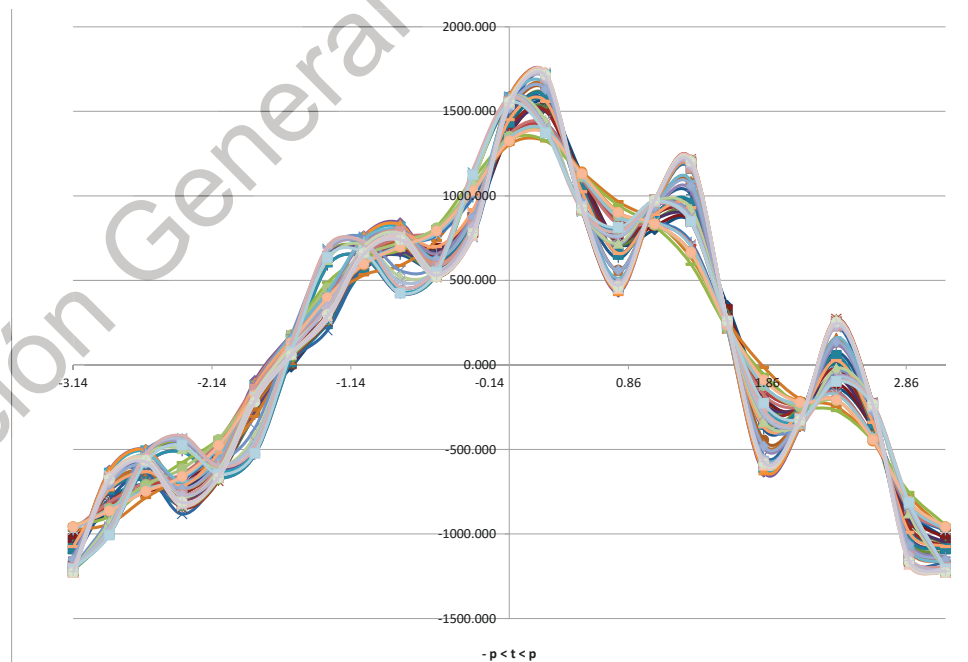


Figura 6.66 Curvas de Andrews en el registro de la EMA Atoyac del huracán Patricia.

De tal forma que para las 52 series de Fourier, que corresponde a las 52 curvas de mediciones realizadas en las 12 variables meteorológicas, cualitativamente se observan cuatro comportamientos homogéneos los cuales se aislaron para un mejor análisis (Figura 6.67).

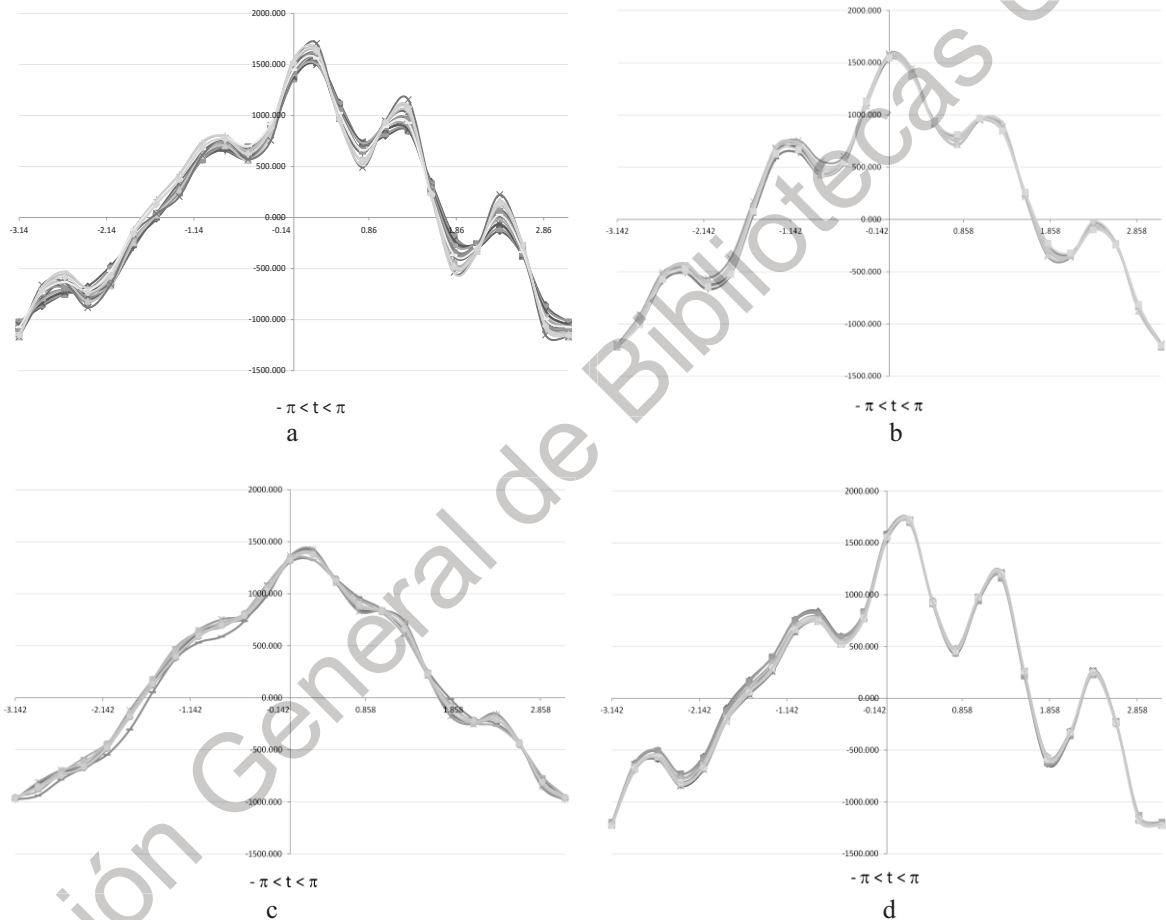


Figura 6.67 Grupos homogéneos de curvas de Andrews en Atoyac durante el huracán Patricia.

En la Figura 6.67 el primer comportamiento homogéneo (a) está formado por los casos en los tiempos 1,2,3,4,5,6,7,8,9,10,11,12,13,34,35,36,37. El segundo comportamiento (b) por los casos en los tiempos 16,17,21,22,23,31, 39,40,43,44,47. El tercer comportamiento (c) por los casos en los tiempos 18,24,25,26,27,32,33,41,42 y el cuarto

comportamiento (b) por los casos en los tiempos 14,15,19,20,28,30,38,45,46,48,49, 50,51,52.

A fin de verificar la sensibilidad de cada variable, los grupos homogéneos se identificaron con un color específico (Figura 6.68), lo cual ayuda en el desarrollo del análisis descriptivo.

Como parte del análisis de la información se realizaron de nueva cuenta las curvas de Andrews (Ec. 6.5) anulando uno a uno los términos de la función en orden jerárquico acorde con el factor 1 resultante del PCA (ver cuadro 6.18).

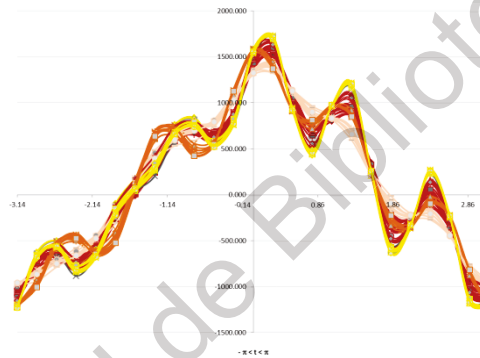


Figura 6.68 Identificación de los grupos homogéneos en las Curvas de Andrews.

Se aprecia en primera instancia que al cancelar la tercer variable, que corresponde a *PB* la cual según se aprecia en los dendrogramas (Figuras 6.59 y 6.60) se mantiene como variable individual sin conformar ningún grupo homogéneo, debido a la magnitud de sus valores con lo cual el comportamiento de las curvas cambia sensiblemente y que es la variable meteorológica de mayor incidencia en los CT.

Análogamente al cancelar las variables 11 y 12 asociadas con las variables *DR* y *DV* de la jerarquía se aprecian comportamientos particulares. En el caso de la variable 11 que representa *DR* se ve como la amplitud de las curvas se atenúa de manera importante al presentarse únicamente dos comportamientos homogéneos. Mientras que al prescindir *DV* prácticamente las 52 curvas tienen los mismos dos comportamientos homogéneos, pero a diferencia del caso comentado previamente existe mayor fusión de ambos incrementándose notablemente similitud en la región de transición.

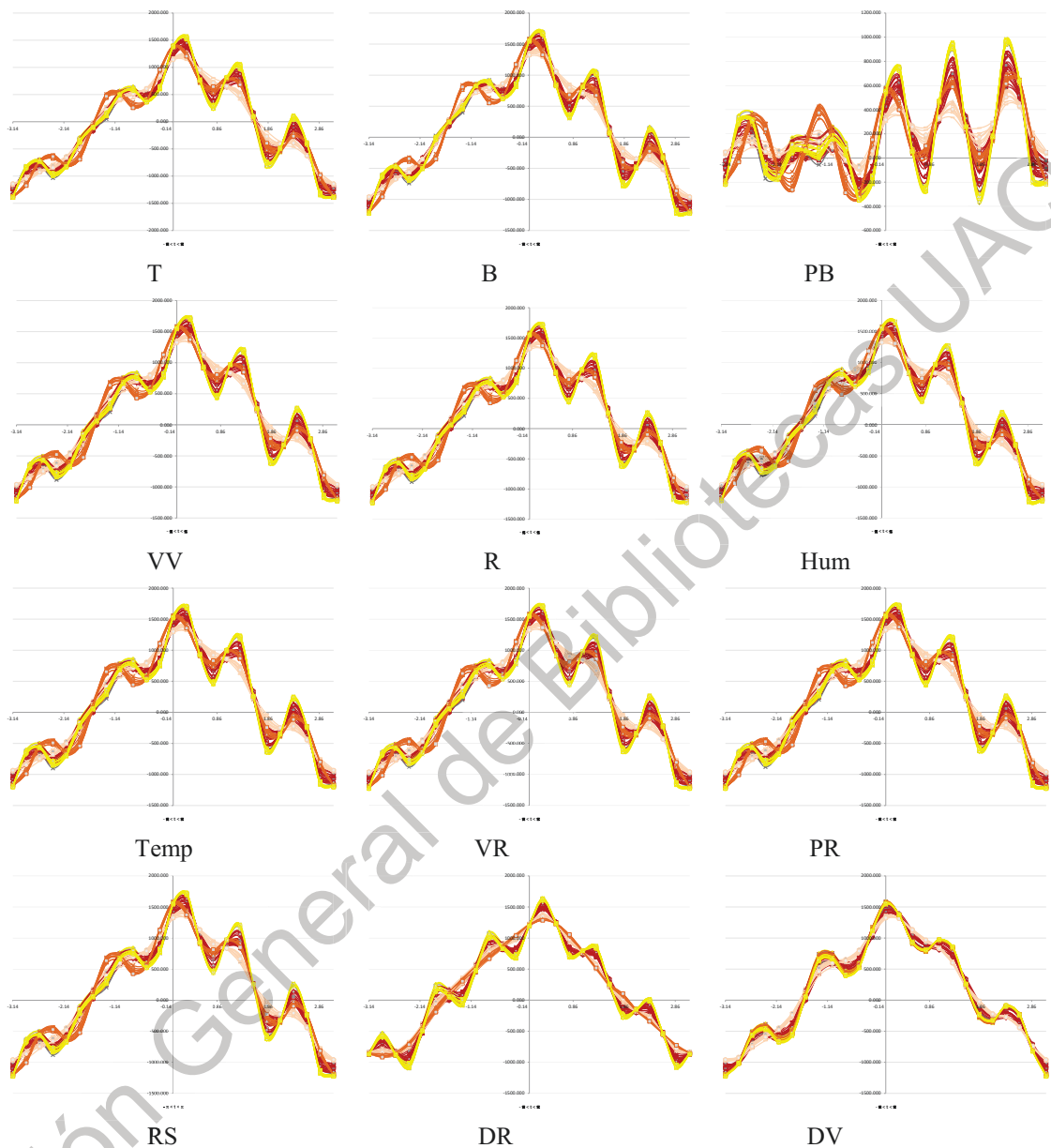
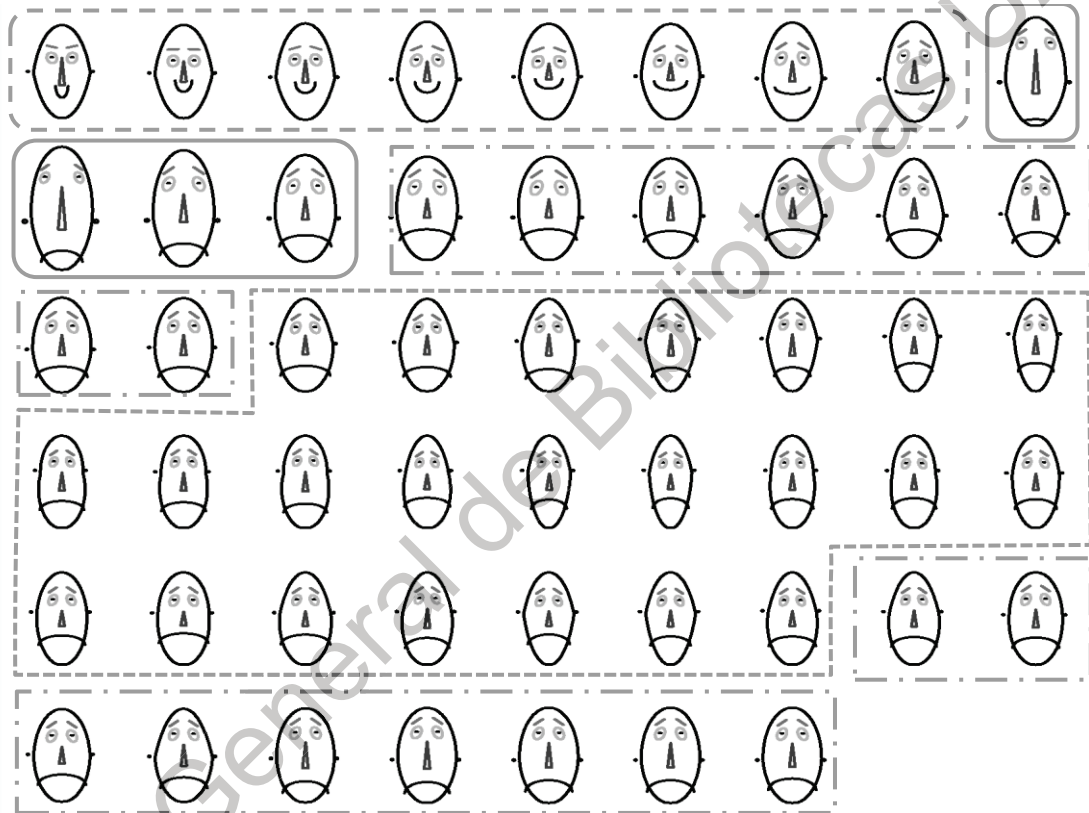


Figura 6.69 Curvas de Andrews generadas en la cancelación jerárquica de variables.

Lo anterior reafirma la importancia de *PB* en la formación y evolución del fenómeno hidrometeorológico. Mientras que de *DR* y *DV* lo hacen en la precisión para el registro de la precipitación como se hizo referencia en los resultados del ATE (consultar el subtema 6.4).

Rostros de Chernoff

Para la información de estudio (ver cuadro 5.13) se aplicó la metodología empleando la herramienta de Rostros de Chernoff del software Statistica, se verificó la homogeneidad de la información (Figura 6.70).



grupo 1 (- - - -), grupo 2 (- - - -), grupo 3 (- - - -), grupo 4 (- - - -).

Figura 6.70 Casos de estudio agrupados empleando Rostros de Chernoff.

Los rasgos considerados en el resultado del agrupamiento de casos de estudio (Figura 6.70) fueron el ancho de rostro (B), posición de los oídos (T), tamaño vertical del rostro (R), excentricidad de la parte superior del rostro (DV), excentricidad de la parte inferior del rostro (DR), longitud de la nariz (VV), posición vertical de la boca (VR), curvatura de la boca ($Temp$), ancho de la boca (Hum), posición vertical de los ojos (PB), separación de los ojos (PR) y la inclinación de los ojos (RS).

Se observan 52 rostros que corresponden a las 52 lecturas de las 12 variables de estudio. Se identificaron coincidencias fisionómicas en 4 grupos, los cuales se asocian a las etapas de evolución de la tormenta registrada en la EMA Atoyac.

El primer grupo de rostros muestra el momento de aproximación del CT a la EMA hasta alcanzar las lecturas máximas. El segundo es el momento es la disminución comprendido desde los máximos valores hasta el alejamiento progresivo de la tormenta. El tercero representa un compás de calma después del máximo registrado. El cuarto grupo se asocia a un nuevo proceso de intensificación local producto de la turbulencia atmosférica que acarrea lluvia al sitio de manera indirecta a la tormenta.

Lo anterior tiene semejanza con el comportamiento descrito empleando las curvas de Andrews (Figura 6.67), incrementando la confiabilidad de lo representado por la información registrada y el funcionamiento de los equipos y sensores que la registraron.

Análisis de correlación canónica

Utilizando la información registrada de la tormenta (ver cuadro 5.13), se desarrolló la metodología CCA con la herramienta del software Statistica. Para ello las mediciones se agruparon en los vectores izquierdo y derecho (ver cuadro 6.19). El primer vector cuenta con 9 variables asociadas a las mediciones de la EMA Atoyac, por su parte el segundo tiene 3 variables asociadas a la teledetección realizada por el GOES-13, por ello la solución contará únicamente con 3 eigenvalores en concordancia con el vector de menor tamaño.

Cuadro 6.19 Resultados del Análisis de correlación canónica.

Vector	cantidad de variables	Orden de variables	Varianza extraída	Redundancia total
Izquierdo	9	DV, DR, VV, VR, Temp, Hum, PB, RS, PR	35.165%	27.889%
Derecho	3	B, T, R	100.000%	82.035%

En el proceso se normalizaron y estandarizaron cada una de las series temporales, debido a las dimensiones y magnitudes heterogéneas, utilizando la media y desviación estándar de cada variable (ver cuadros 6.12 y 6.13).

La solución del sistema de ecuaciones generó los eigenvalores $\lambda_1 = 0.944589$, $\lambda_2 = 0.721962$ y $\lambda_3 = 0.319719$ (Figura 6.71). Se realizó la prueba Chi^2 para verificar la significancia del ajuste y se removieron sucesivamente los eigenvalores (ver cuadro 6.20).

Cuadro 6.20 Prueba Chi^2 removiendo sucesivamente eigenvalores.

Eigenvalores removidos	Correlación canónica R	R ²	Chi ²	df	p	Lambda
0	0.9719	0.9446	202.8411	27	0.000000	0.010481
1	0.8497	0.7220	74.1035	16	0.000000	0.189144
2	0.5654	0.3197	17.1436	7	0.016513	0.680281

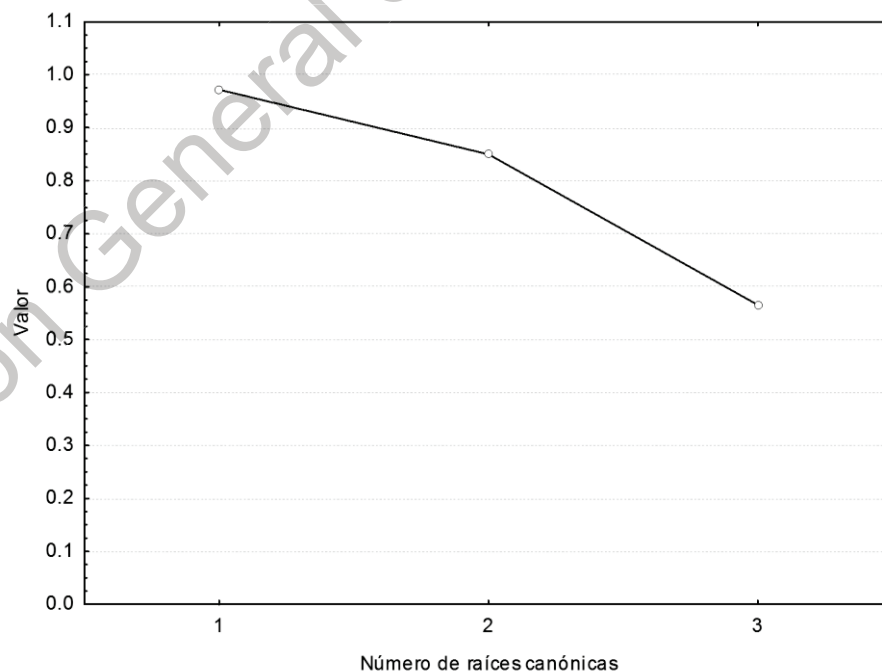


Figura 6.71 Gráfico de Eigenvalores resultantes del CCA.

De tal forma que en resumen las características del CCA son un coeficiente de correlación $r = 0.9719$ y una bondad de ajuste $\text{Chi}^2(27) = 202.84$. Considerando uno a uno los eigenvalores, se pueden determinar los pesos canónicos (W_i) de ambos grupos (ver cuadros 6.21 y 6.22). Ello permite maximizar la correlación de las variables canónicas mediante la combinación lineal de las variables originales.

Cuadro 6.21 Pesos canónicos del vector izquierdo de las variables registradas en la EMA.

Variable	λ_1	λ_2	λ_3
<i>DV</i>	-0.10177	-0.19494	-0.50717
<i>DR</i>	0.02756	-0.17224	0.24335
<i>VV</i>	0.21393	0.00719	-0.94800
<i>VR</i>	0.10330	-0.21471	0.82619
<i>Temp</i>	0.80619	2.83930	-2.86690
<i>Hum</i>	0.13804	1.88057	-1.96304
<i>PB</i>	0.71870	2.17266	-0.25123
<i>RS</i>	-0.06804	0.74606	0.86421
<i>PR</i>	-1.18172	0.27354	0.14656

Cuadro 6.22 Pesos canónicos del vector derecho conformado por las variables del GOES-13.

Variable	λ_1	λ_2	λ_3
<i>B</i>	-2.77731	-0.71684	10.70932
<i>T</i>	-3.19353	0.60467	11.71257
<i>R</i>	-1.46947	0.75812	1.28609

Utilizando los pesos canónicos se puede manifestar de forma explícita la relación lineal de las variables que conforman cada vector (ver cuadros 6.21 y 6.22) en el caso del primer eigenvalor, se tienen las variables canónicas:

$$U_1 = -0.10177DV + 0.02756DR + 0.21393VV + 0.10330VR + 0.80619Temp + 0.138034Hum + 0.71870PB - 0.06804RS - 1.18172PR \quad (6.6)$$

$$V_1 = -2.77731B - 3.19353T - 1.46947R \quad (6.7)$$

En las cuales al sustituir las mediciones desde t_1 hasta t_{52} , generan el gráfico de la correlación existente entre ambas variables canónicas (Figura 6.72), cuya línea de ajuste tienen la expresión $V_1 = 4.05344e^{-9} + 0.9719U_1$.

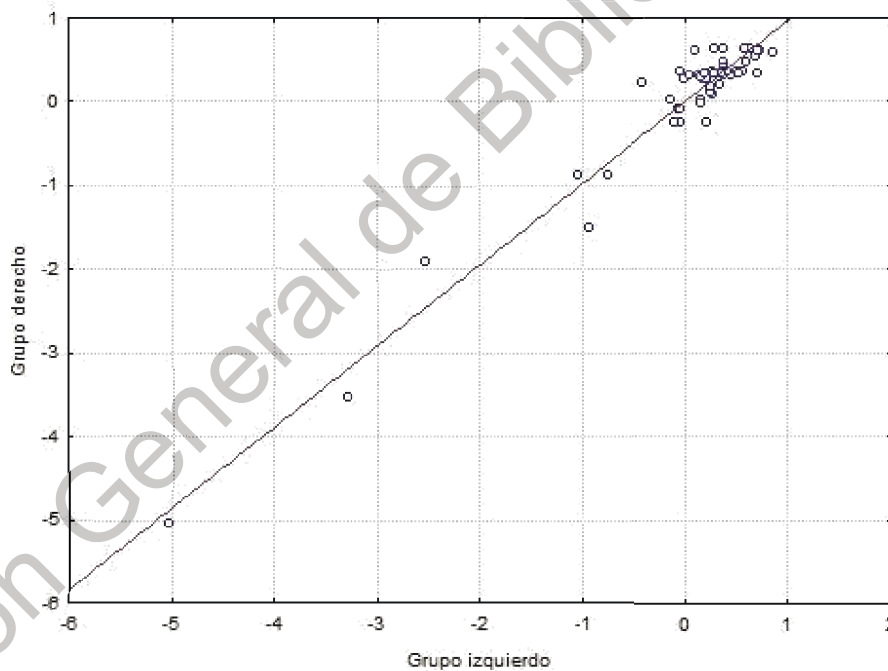


Figura 6.72 Correlación para las primeras variables canónicas.

De forma análoga construyen las segundas variables canónicas.

$$U_2 = -0.19494DV - 0.17224DR + 0.00719VV - 0.21471VR + 2.83930Temp + 1.88057Hum + 2.17266PB + 0.74606RS + 0.27354PR \quad (6.8)$$

$$V_2 = -0.71684B + 0.60467T + 0.75812R \quad (6.9)$$

Las terceras variables canónicas serían:

$$U_3 = -0.50717DV + 0.24355DR - 0.94800VV + 0.82619VR - 2.86690Temp - 1.96304Hum - 0.25123PB + 0.86421RS + 0.14656PR \quad (6.10)$$

$$V_3 = 10.70932B + 11.71257T + 1.28609R \quad (6.11)$$

6.6 Modelo de pronóstico temporal y espacial por evolución geométrica empleando ANN.

Para llevar a cabo el entrenamiento y la simulación de la red se definieron las series temporales de las variables de entrada (Figuras 6.73 a 6.85) y salida (Figura 6.86), identificando en los registros de las EMA (ver subtema 5.2.3) y en la información obtenida a través de la lectura y decodificación de ISD (ver subtema 5.3.3) de manera que existiera consistencia entre el registro de las variables meteorológicas en la EMA. Con las series se llevó a cabo el entrenamiento de 14 ANN (ver cuadros 6.23 y 6.24).

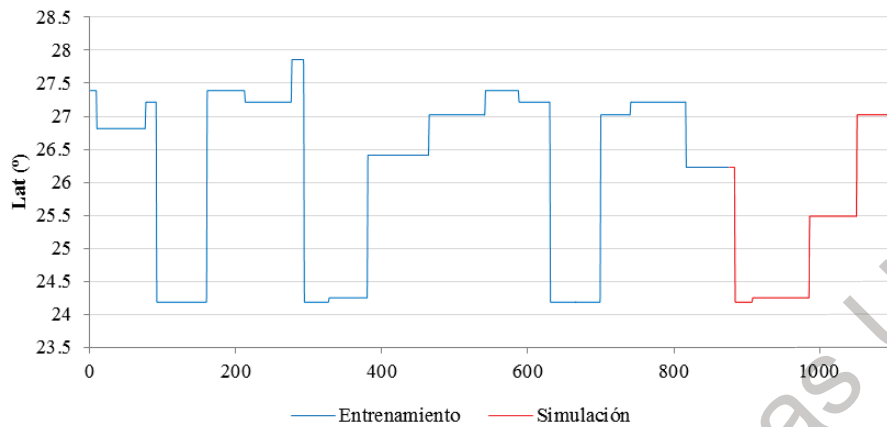


Figura 6.73 Serie temporal de entrada para X para el entrenamiento y la simulación.

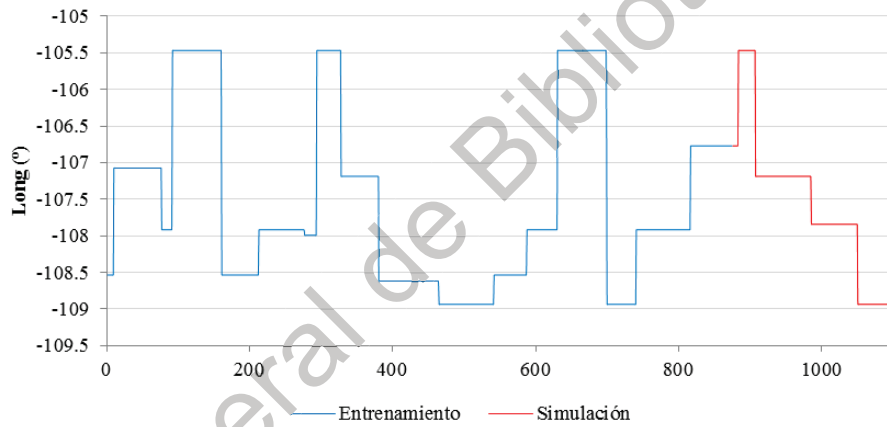


Figura 6.74 Serie temporal de entrada para Y para el entrenamiento y la simulación.

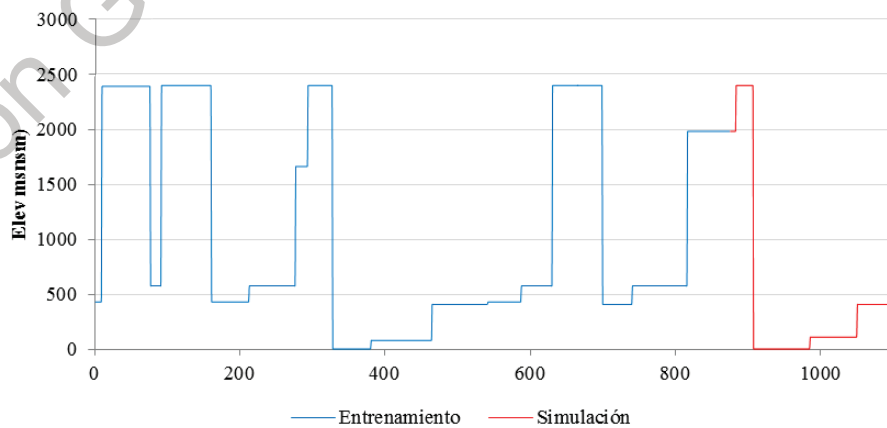


Figura 6.75 Serie temporal de entrada para Z para el entrenamiento y la simulación.

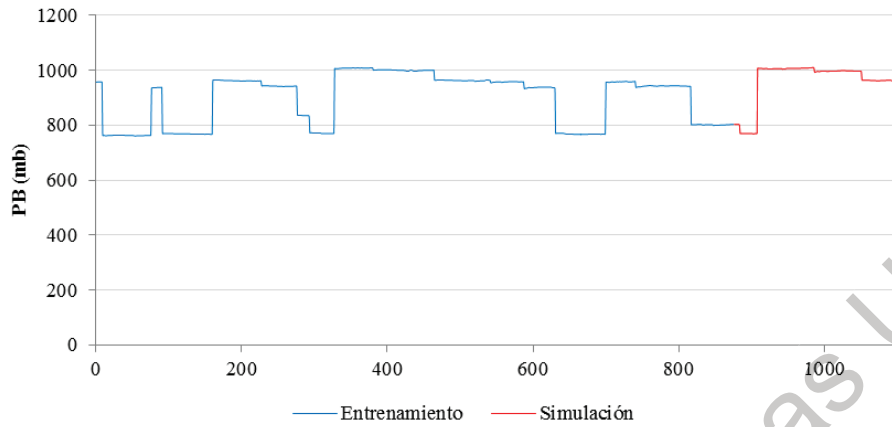


Figura 6.76 Serie temporal de entrada para *PB* para el entrenamiento y la simulación.

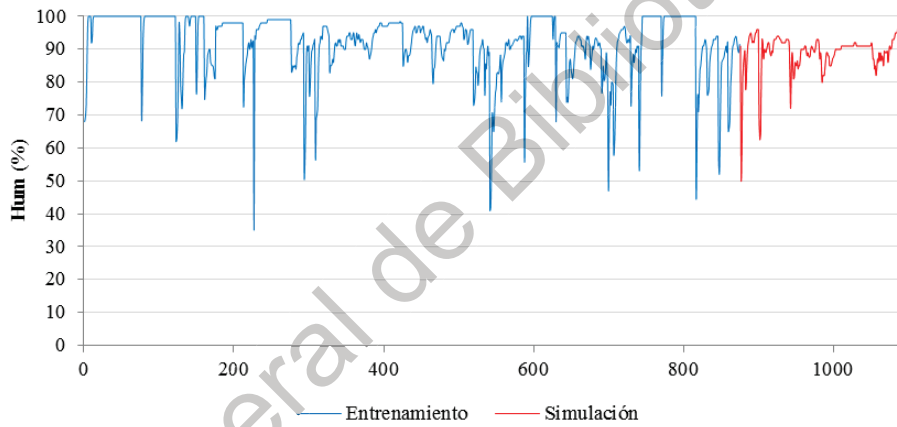


Figura 6.77 Serie temporal de entrada para *Hum* para el entrenamiento y la simulación.

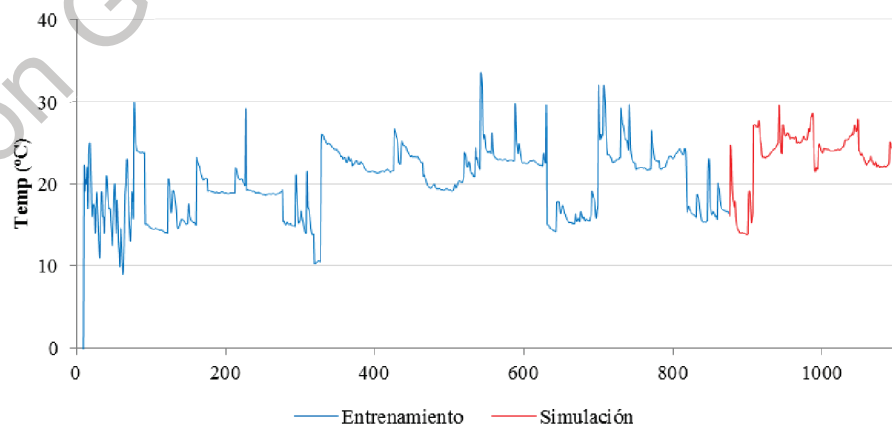


Figura 6.78 Serie temporal de *Temp* para el entrenamiento y la simulación.

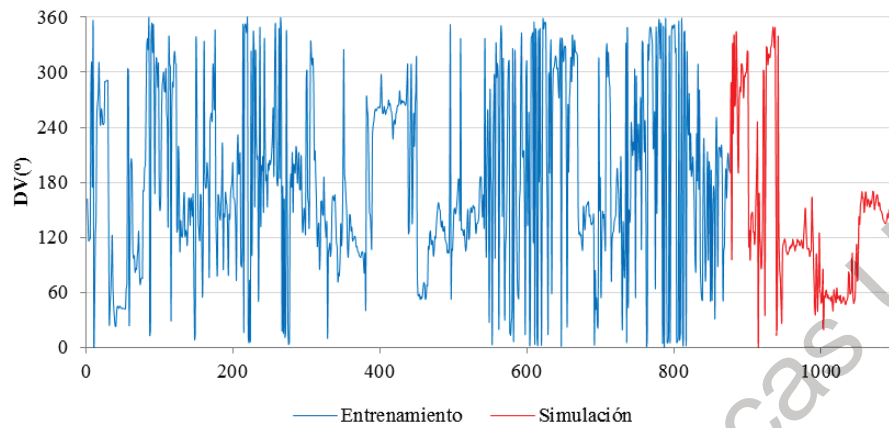


Figura 6.79 Serie temporal de entrada para DV para el entrenamiento y la simulación.

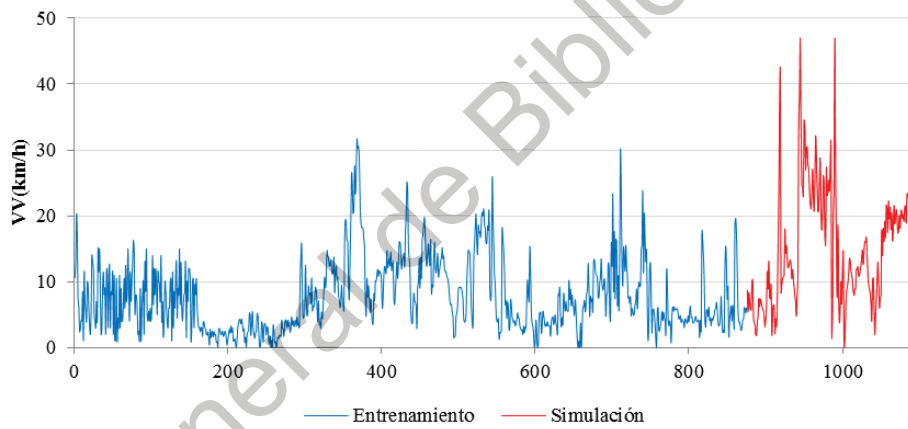


Figura 6.80 Serie temporal de entrada para VV para el entrenamiento y la simulación.

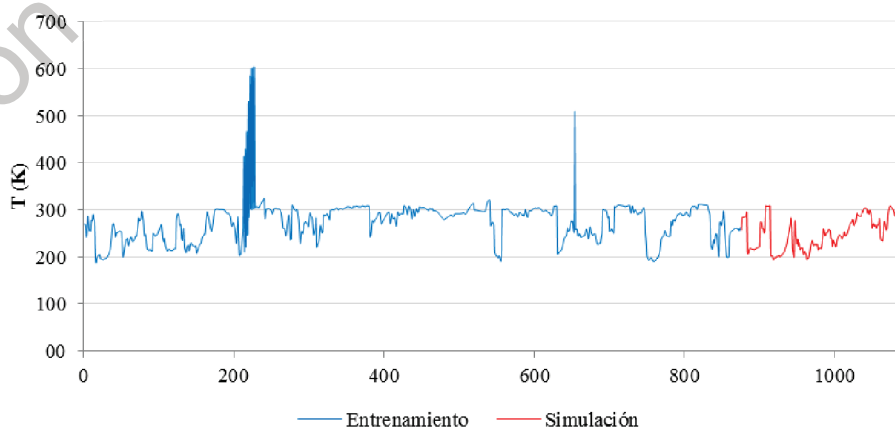


Figura 6.81 Serie temporal de entrada para T para el entrenamiento y la simulación.

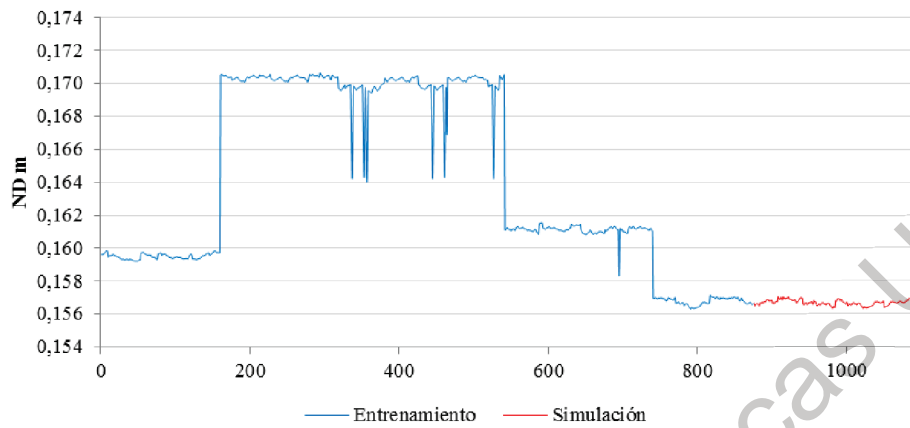


Figura 6.82 Serie temporal de entrada para \bar{x} para el entrenamiento y la simulación.

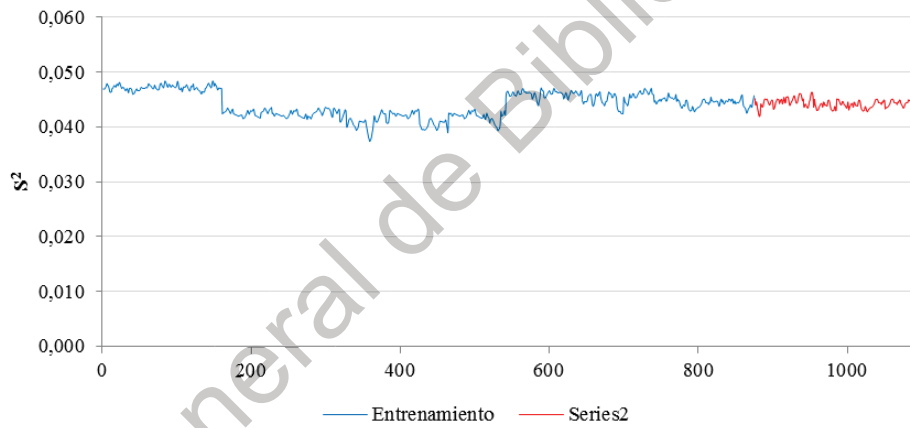


Figura 6.83 Serie temporal de entrada para S^2 para el entrenamiento y la simulación.

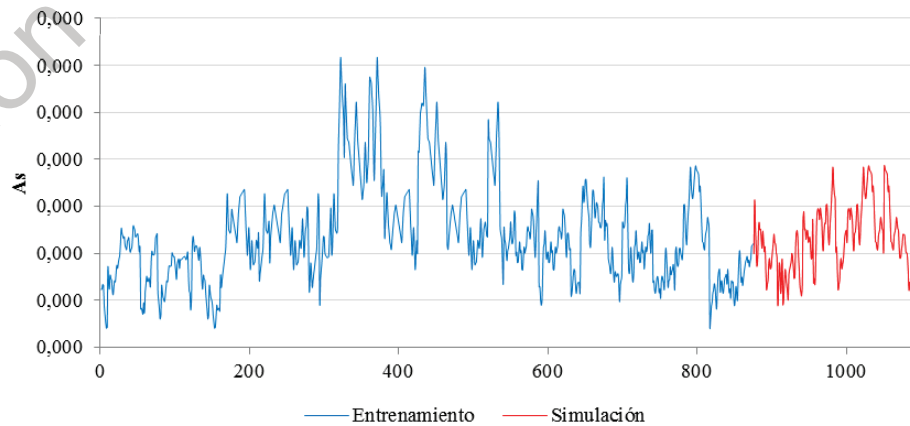


Figura 6.84 Serie temporal de entrada para As para el entrenamiento y la simulación.

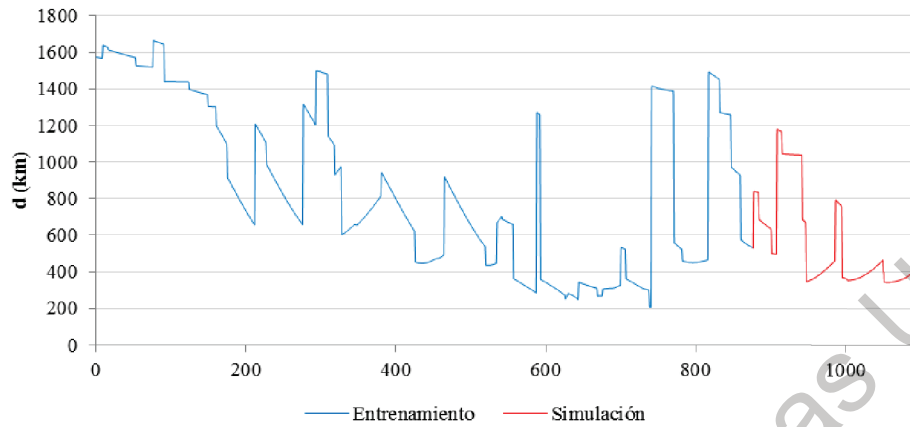


Figura 6.85 Serie temporal de entrada para d para el entrenamiento y la simulación.

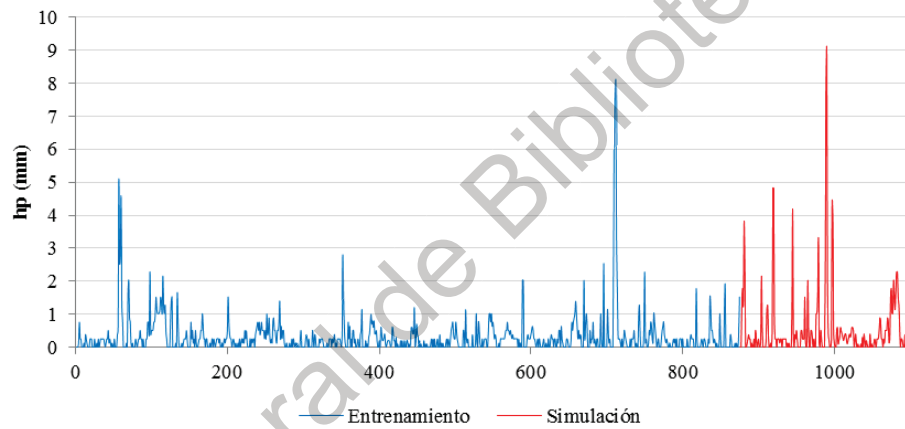


Figura 6.86 Serie temporal de salida para hp para el entrenamiento y la simulación.

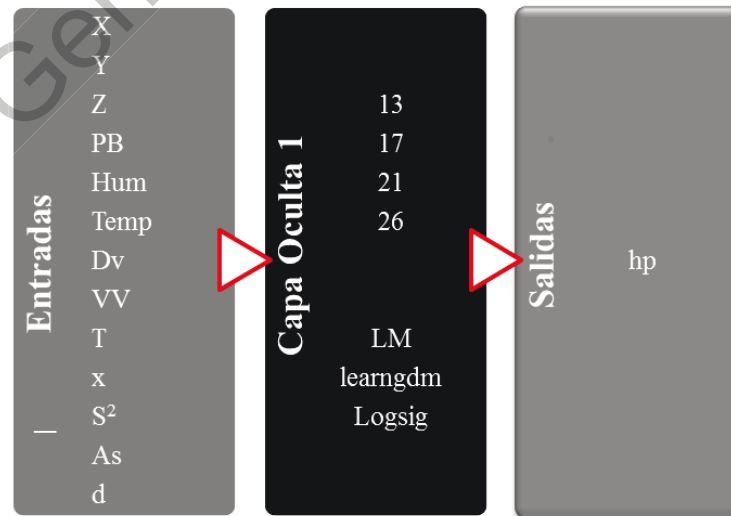


Figura 6.87 Topología de la ANN con una capa oculta.

Cuadro 6.23 Desempeño de las ANN con una capa oculta.

Red	Arquitectura	R
1	ANN [13,13,1]	0.80654
2	ANN [13,17,1]	0.74090
3	ANN [13,21,1]	0.86519
4	ANN [13,26,1]	0.80328

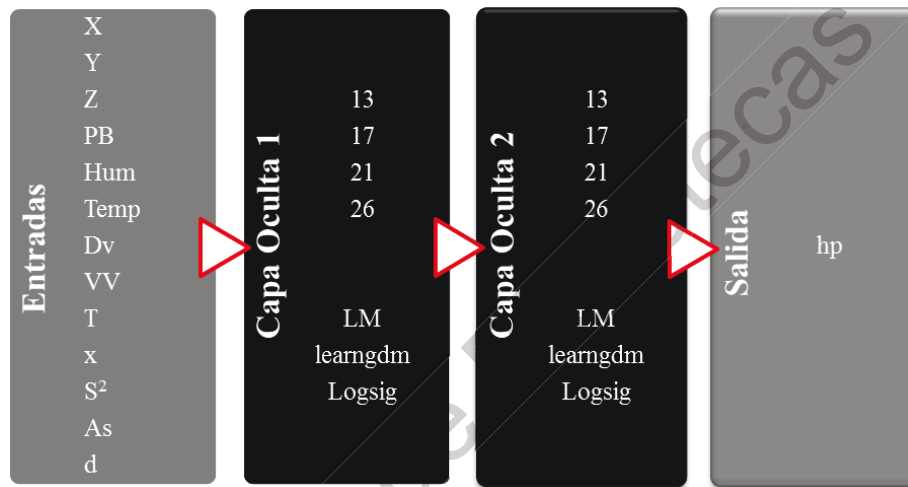


Figura 6.88 Topología de la ANN con dos capas ocultas.

Cuadro 6.24 Desempeño de las ANN con dos capas ocultas.

Red	Arquitectura	R
5	ANN [13,13,13,1]	0.84732
6	ANN [13,13,17,1]	0.84971
7	ANN [13,13,21,1]	0.84034
8	ANN [13,13,26,1]	0.90320
9	ANN [13,17,17,1]	0.80660
10	ANN [13,17,21,1]	0.82333
11	ANN [13,17,26,1]	0.79776
12	ANN [13,21,21,1]	0.88253
13	ANN [13,21,26,1]	0.71777
14	ANN [13,26,26,1]	0.89252

Como se observa el en coeficiente de correlación de las precipitaciones estimadas con la ANN respecto de la precipitación registrada para el intervalo de simulación. La

arquitectura con mejor desempeño considera dos capas oculta, la primera con 13 neuronas ocultas y la segunda con 26 neuronas ocultas, con la cual se logró reproducir adecuadamente la serie temporal de lluvia utilizada en el entrenamiento (Figura 6.89).

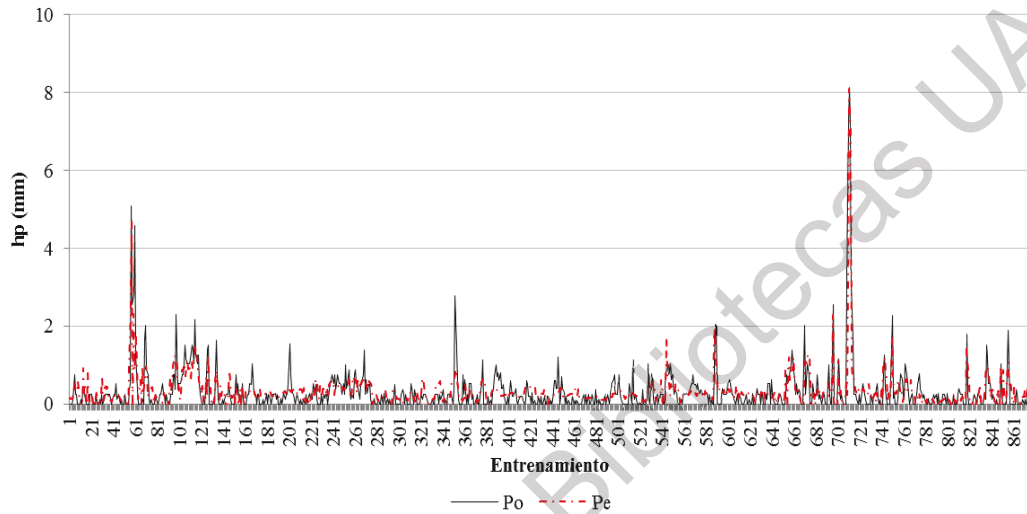


Figura 6.89 Entrenamiento de la red ANN8 con topología [13, 13, 26, 1].

Se puede apreciar en la serie generada Pe (Figura 6.89) después del entrenamiento reproduce correctamente los magnitudes mayores de la variable hp , la cual está asociada con la intensidad de la tormenta, es importante precisar que la serie de entrenamiento está conformada por múltiples tormentas registradas en distintas EMA ubicadas en la RH10 durante los eventos de estudio, lo cual permite hacer estimaciones en distintas posiciones geográficas de la zona de estudio, con eventos de estudios cuya trayectoria se ubique a diferentes distancias y con una evolución de la cobertura nubosa como función del tiempo. Lo anterior establece la posibilidad de muchos escenarios posibles.

Para verificar la habilidad de la red entrenada se hizo uso del segmento de información destinado a la simulación, de tal forma que pudiera verificarse la precisión en el diagnostico (Figura 6.90). La serie muestra una tendencia general a sobre estimar los valores de la precipitación Pe , no obstante muestra un desfase en la última región de la serie, la cual esta asocia con las estaciones ubicadas al norte en la RH10, particularmente en elevaciones medias.

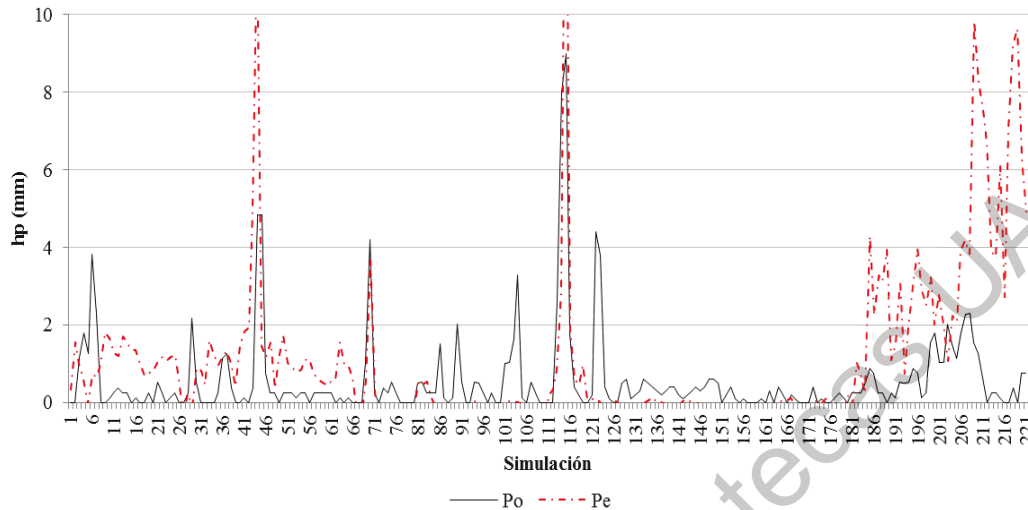


Figura 6.90 Simulación con la red entrenada.

Adicionalmente se modificó el orden de la información en las series temporales utilizadas para llevar a cabo el entrenamiento y posterior simulación de la red. En el primer caso se consideró el orden cronológico inverso de los ciclones tropicales pero manteniendo el orden del identificador de las EMA en la tabla 5.11 (Figura 6.91), es decir, CT4(EMA1, ...,EMA10),CT3(EMA1, ...,EMA10), CT2(EMA1, ...,EMA10), CT1(EMA1, ...,EMA10).

A continuación se alternaron los eventos cronológicos medios, considerando posteriormente los eventos cronológicos inicial y final, manteniendo el orden de las EMA conforme a la tabla 5.11 (Figura 6.92), es decir, CT2(EMA1, ...,EMA10),CT4(EMA1, ...,EMA10), CT1(EMA1, ...,EMA10), CT1(EMA1, ...,EMA10).

Por ultimo manteniendo el orden de los CT del caso previo se ordenaron en forma inversa las EMA conforme a la tabla 5.11 (Figura 6.93), es decir, CT2(EMA10, ...,EMA1),CT4(EMA10, ...,EMA1), CT1(EMA10, ...,EMA1), CT1(EMA10, ...,EMA1).

Los resultados del entrenamiento de las 4 propuestas de series temporales sugieren un mejor resultado en la primera de ella, adicionalmente muestran una mayor habilidad para estimar las precipitaciones en la región montañosa en la parte NE de la RH10. A continuación se validaron los resultados obtenidos en la simulación de las ANN8 respecto de la técnica HE.

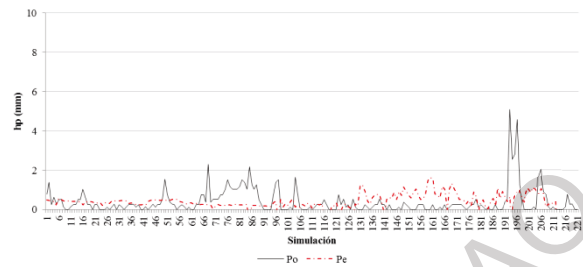
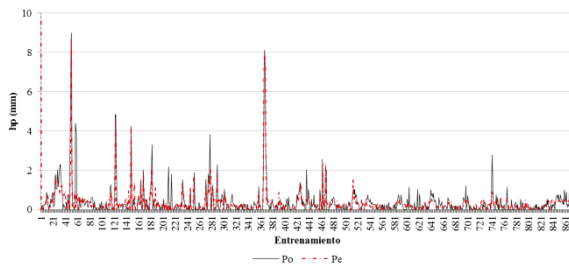


Figura 6.91 Entrenamiento y simulación con la serie CT₄CT₃CT₂CT₁.

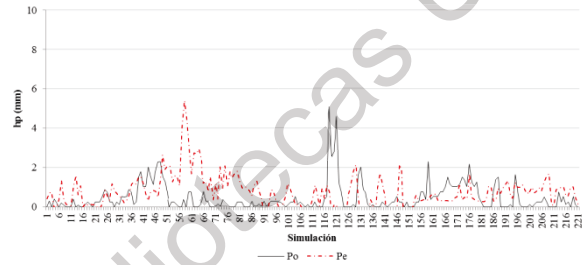
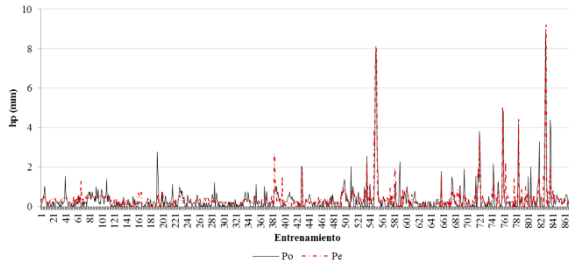


Figura 6.92 Entrenamiento y simulación con la serie CT₂CT₃CT₄CT₁.

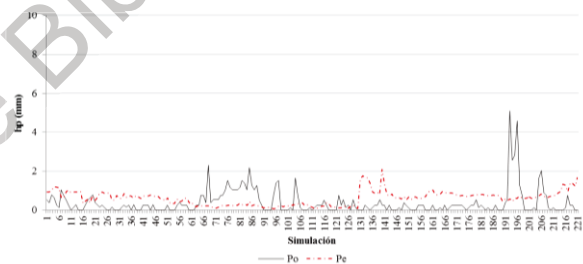
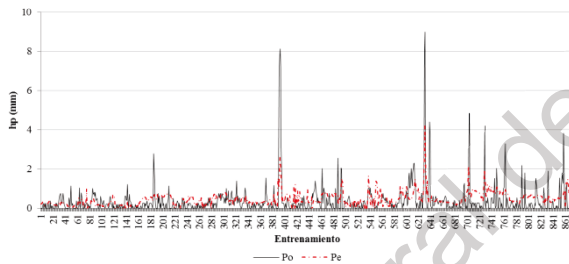


Figura 6.93 Entrenamiento y simulación con la serie CT₂CT₃CT₄CT₁ invertida.

6.7 Determinación estadística de la diferencia entre el modelo PROTEEGE y el Hidroestimador.

Con los resultados obtenidos en la simulación, una vez realizado el entrenamiento de la ANN [13, 13, 26, 1] se evaluaron los parámetros de desempeño estadístico (ver cuadro 5.21). Para ello se empleó una hoja de cálculo para contrastar los valores registrados en la EMA respecto de los estimados utilizando el HE con la red entrenada y con la ANN (ver cuadro 6.25).

Cuadro 6.25 Desempeño de P_e respecto P_o .

Parámetro de desempeño estadístico	HE	ANN [13, 13, 26, 1]
RMSE	8.07	2.10
NRMSE	13.96	3.64
BIAS	2.51	0.57
BIAS%	433.51%	98.29%
R	1.47	26.14
E	-25.42	-0.32

Se aprecia en los resultados, con excepción del parámetro R , la estimación realizada empleando la ANN [13, 13, 26, 1] entrenada mejora estadísticamente el desempeño de la precipitación estimada.

Se aprecia que la técnica HE sobre estima de manera importante la magnitud de la precipitación en contraste con la ANN (Figura 6.94).

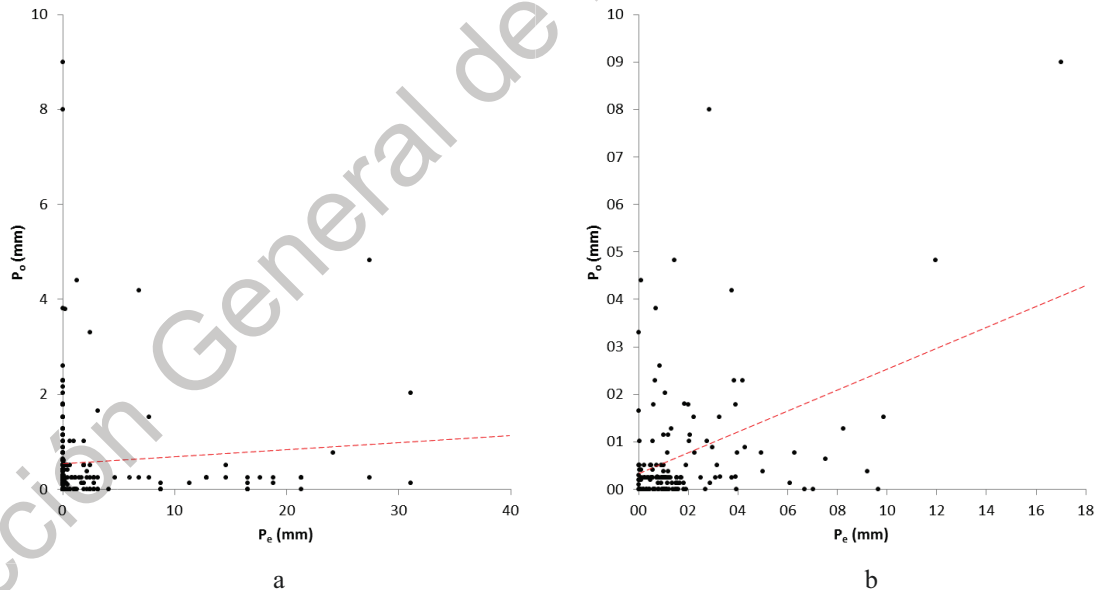


Figura 6.94 Gráficos de dispersión de la P_o y P_e . (a) He y (b) ANN [13, 13, 26, 1].

De manera específica, en la serie simulada con ANN, se replican correctamente los picos de mayor intensidad en las tormentas. No obstante presenta ligeras sobre estimaciones en la sección final de la serie (Figura 6.95).

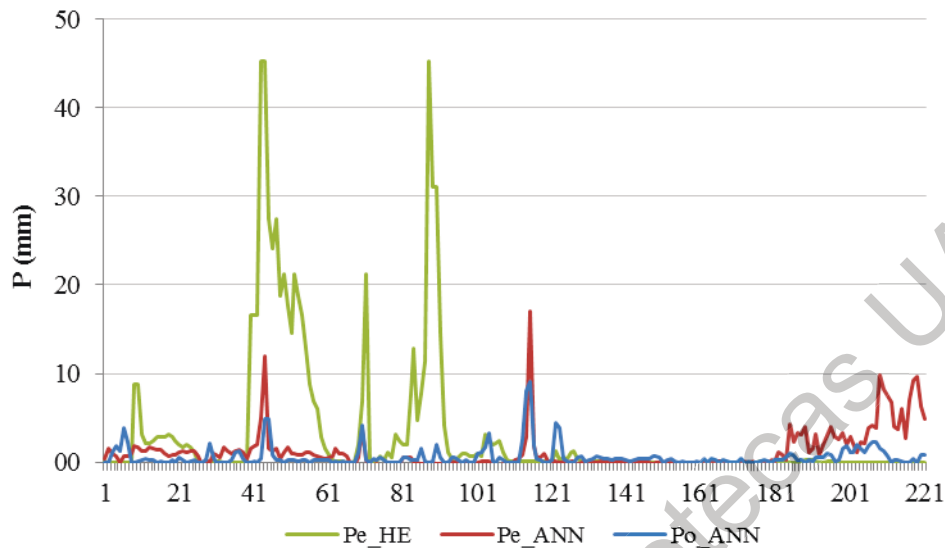


Figura 6.95 Simulación con la red entrenada.

Para la simulación realizada empleando la ANN se tiene un error medio en la estimación de la precipitación de 0.60 mm con una desviación estándar del error de 2.03 mm, por ello podemos esperar variaciones del orden de 1.4 a 2.6 mm en el error medio. Por su parte con el HE se tiene un error medio de 2.5 mm con una desviación estándar de 7.68 mm con lo cual se tendría una variación de 5.18 a 10.18 mm en el error medio.

A continuación se muestra los elementos topológicos de la ANN solución, que corresponde al primer caso de series temporales. Se muestra a continuación los pesos entre las neuronas de la capa de entrada a las neuronas de la primera capa oculta en la ANN solución con arquitectura [13, 13, 26, 1].

```
[1.9154 -0.67747 1.669 -0.039157 0.99458 -1.0505 -0.53268 0.91335 -0.4086 -1.2506 0.79799 -0.70631 1.8231;
0.79771 0.020565 1.261 -1.3534 -0.008739 -0.25646 -1.1112 0.8136 -1.4731 -0.29332 -1.1279 -0.20293 1.0337;
-0.23889 0.32321 0.88017 0.27774 -0.09311 0.063474 1.1527 0.36863 1.5531 -0.91448 -1.1284 2.0686 -2.0754;
1.4818 0.77002 0.53434 -1.0954 0.9988 -1.2135 1.3259 0.81439 0.82351 -0.49891 1.1212 -1.2656 1.78;
-0.47311 -1.5911 0.21386 -1.0526 -1.8129 1.8382 0.28682 0.17073 0.012658 1.5075 1.3454 1.8959 1.1695;
0.99721 1.3073 -0.47411 0.014229 -1.1551 1.336 0.66549 -0.24489 0.39482 -2.3029 1.0442 2.4743 -2.7317;
-1.5226 -0.73671 -0.20602 1.6218 -0.93241 0.15433 -0.58265 -0.84867 -0.5591 -0.57331 2.634 0.094499 -0.80777;
-0.50044 -2.3444 -1.1433 0.36735 0.62453 -0.67648 -3.7066 -1.9405 -0.44391 -1.3165 1.0586 -0.32568 -1.7394;
-0.50667 -2.3721 1.1134 1.151 0.76913 -0.17482 -1.4645 -0.067526 -0.56442 0.28654 -1.7785 0.57011 -0.93131;
-1.2717 1.4028 1.0005 -0.95767 -0.69476 0.47926 -1.8195 -1.0013 -0.35456 -1.2524 -1.665 1.8736 1.1428;
0.14908 -0.40831 0.7966 0.78935 0.62123 0.70034 0.56534 -0.23076 -0.67319 1.389 -1.5521 4.3627 0.78894;
0.2075 0.031644 -0.31087 0.87103 1.0777 -1.2658 -2.001 1.594 0.79897 0.60841 0.65286 0.63386 0.6579;
0.4404 4.1641 -1.4191 1.8099 0.34399 -0.8561 -2.7599 -2.7231 1.9794 2.1311 0.67466 2.2408 -0.034413]
```


Pesos entre las neuronas de la primera capa oculta y las neuronas de la segunda capa oculta en la ANN solución con arquitectura [13, 13, 26, 1].

[1.7619 1.5591 -1.4719 -2.7671 -1.3594 -2.7148 -3.7339 0.16591 0.89691 -3.5658 -2.6884 -0.18272 -2.461;
2.34 3.2413 1.7995 0.90233 2.8215 1.865 2.3779 -2.4412 0.097003 -2.3649 1.0983 -0.45068 -3.1016;
0.73012 -2.7309 -1.8603 2.0804 -2.2812 1.8857 0.97389 -3.3556 -1.6771 -0.24115 -3.7953 -0.79364 -0.73434;
-1.2934 -2.3427 -0.65561 -2.2642 -3.0271 -1.4086 -0.39013 2.6207 -0.35361 -1.0078 2.1834 -3.2631 0.42062;
1.5024 1.9593 2.6433 -3.0479 0.8045 -3.4045 0.0097241 2.2173 -2.6366 -0.10915 -1.1347 1.1538 0.57082;
1.1968 1.4384 0.21896 -1.7453 -2.7112 -2.4555 1.6833 3.0981 -2.676 -2.242 -1.6976 2.5086 0.064738;
-1.8093 -1.7883 -2.498 -3.0041 0.88308 1.2425 1.707 -0.72598 1.7564 -2.9483 0.28696 3.4308 -0.29842;
-1.353 -2.0342 0.2358 -2.393 1.1886 -0.74099 0.86202 -0.8871 0.32734 -3.4321 1.0927 -1.6439 -3.9481;
2.2676 0.52053 3.5441 -0.50496 0.26782 2.1736 2.8694 -0.74358 -1.0839 2.0437 -1.4466 3.3378 -2.2976;
-1.3298 -4.221 -0.4791 1.0022 0.28041 1.79 1.4954 4.0138 -0.37276 2.3834 0.051313 1.8725 2.8313;
-0.97844 -0.18 -1.1569 -2.0591 -2.463 -2.0335 -1.4378 -2.6939 -2.4906 -2.1344 0.54557 -3.2483 -3.0137;
-1.561 -1.4659 -1.4958 2.6443 1.7417 2.3449 -1.439 2.3939 -1.3311 2.1938 2.6254 -1.9365 2.5882;
-1.214 -2.371 2.4789 -1.9513 -2.4137 -0.77502 -0.38683 -2.0588 1.8446 2.63 -1.7932 2.7879 0.99654;
1.3564 2.9849 -2.6279 0.63545 -2.4207 0.55221 -1.131 -1.5847 2.5418 0.50294 -0.2257 3.437 2.1438;
-0.6591 1.4987 1.4616 -3.7635 0.54317 -3.0282 -0.01287 2.3516 -0.6547 1.4924 -1.0328 3.3583 -6.2459;
0.81631 -2.9133 2.7305 -0.60693 -1.8136 -1.4771 1.2056 -1.4567 -1.6922 2.7911 2.6274 -2.4318 -0.29944;
2.7092 1.6472 0.36214 0.3494 -1.5837 -1.0343 0.72012 -1.6247 2.3319 2.6761 3.8212 1.2961 -3.0835;
2.9425 -1.1792 -0.855 -2.3508 -1.0293 2.1265 -1.1415 -1.0011 0.79348 0.30286 -3.2754 2.8855 2.1158;
-1.8854 3.3075 -0.058549 -3.2138 -0.91529 1.2188 2.479 0.28038 -2.7579 -0.58518 -1.5511 -0.70055 3.0353;
2.1526 0.48746 -0.54779 -2.655 -0.99001 -2.3885 0.049586 -2.6698 3.2714 -3.2956 -0.84252 0.36487 2.1456;
1.5946 -0.023633 3.156 -0.74476 -1.1437 3.2614 0.85225 -2.4367 -2.4357 -4.0548 1.168 -0.87539 -0.31078;
2.2333 2.5031 -1.2544 -1.3328 -2.2078 1.5459 3.127 -2.395 1.2566 -0.85518 2.1588 -2.0315 -1.766;
2.8507 -2.0468 0.29074 -1.3499 -0.80761 -0.95183 3.287 -1.5121 2.9678 1.364 1.751 2.2947 -2.2386;
1.4445 0.40069 -0.4756 -2.1282 1.0801 -2.4613 0.73842 -3.0556 -0.86025 -1.8591 1.068 2.5402 3.9511;
3.2683 0.38889 -2.342 2.1669 1.0975 2.9803 1.8393 0.5276 -1.3027 -0.99481 -1.1557 0.71034 3.3812;
-0.70358 -1.5989 0.1937 3.9935 -2.4594 0.66888 -2.2857 -4.1101 0.94744 0.42584 -0.88801 0.54553 -1.3709]

Pesos entre las neuronas de la segunda capa oculta y las neuronas de la capa de salida en la ANN solución con arquitectura [13, 13, 26, 1].

[3.0279 -1.3969 0.31428 -0.2695 0.095867 0.12442 0.33218 -0.5293 -1.6305 -0.22817 -0.14049 -0.31369 0.21101 -
0.069703 3.7039 -0.15421 0.55276 -0.51048 0.46382 -0.95806 0.92708 -0.36884 0.61499 0.46724 -0.30431 -0.22883]

Bias de la primera capa oculta en la ANN solución con arquitectura [13, 13, 26, 1].

[-4.1121; -3.765; -2.1462; -2.2569; 0.90868; -0.94955; -0.30352; -0.28226; -0.62755; -0.85073; 2.8902; 2.8914; 5.3864]

Bias de la segunda capa oculta en la ANN solución con arquitectura [13, 13, 26, 1].

[3.5328; -6.3959; 2.1064; 9.1578; -3.9419; 0.21654; 4.8975; 8.869; -5.6647; -2.9321; 11.5919; -1.4726; 3.0856; -2.9866; -0.80739;
3.2592; -3.2526; 0.46281; -0.70879; 5.487; 4.8347; 2.0786; 0.59106; 3.1113; -2.0435; -0.7099]

Bias de la capa de salida en la ANN solución con arquitectura [13, 13, 26, 1].

[-0.39138]

6.8 Severidad de Tormentas.

En la propuesta de severidad de tormentas se consideraron 9 de las 13 series utilizadas en el entrenamiento de la red, para definir inicialmente 4 relaciones adimensionales:

$$A = \frac{Lat}{Long} \dots \left[\frac{grados}{grados} = \text{Adim} \right] \quad (6.12)$$

$$B = \frac{z}{d} \dots \left[\frac{m}{m} = \text{Adim} \right] \quad (6.13)$$

$$C = \frac{\sqrt{ND \cdot S^2}}{A_s} \dots \left[\frac{ND}{ND} = \text{Adim} \right] \quad (6.14)$$

$$D = \frac{Temp}{T} \dots \left[\frac{K}{K} = \text{Adim} \right] \quad (6.15)$$

A partir de las 4 relaciones se construyeron dos parámetros, el primero de ellos nombrado de Referencia Geográfica (*PRG*) el cual considera la ubicación de la EMA en territorio de la región hidrológica y la posición del CT desde su génesis hasta la disipación. Mientras que el segundo se denominó de Evolución Geométrica (*PEG_{RH10}*) dado que relaciona el avance del fenómeno climatológico y sus características meteorológicas.

$$PRG = \exp^{A \ln B} \quad (6.16)$$

$$PEG_{RH10} = \sqrt{-ABCD}$$

(6.17)

En ambos parámetros se consideró el tiempo total de registro de los CT en la posición de la EMA, el orden propuesto para los variables permite mediante los eventos de estudio considerar la evolución geométrica a partir de la posición geográfica de interés y establecer escenarios de proximidad para nuevos eventos ciclónicos (Figura 6.96).

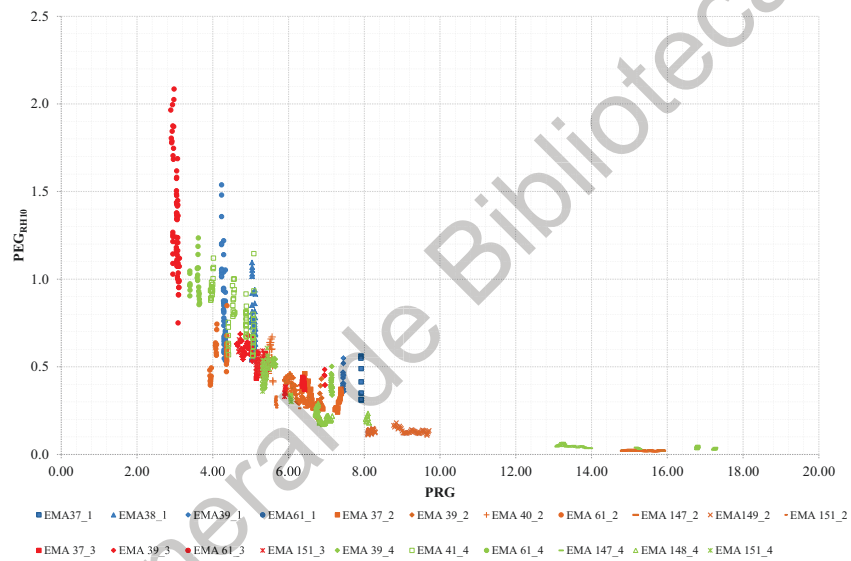


Figura 6.96 Relación entre los parámetros PRG y PEG_{RH10} .

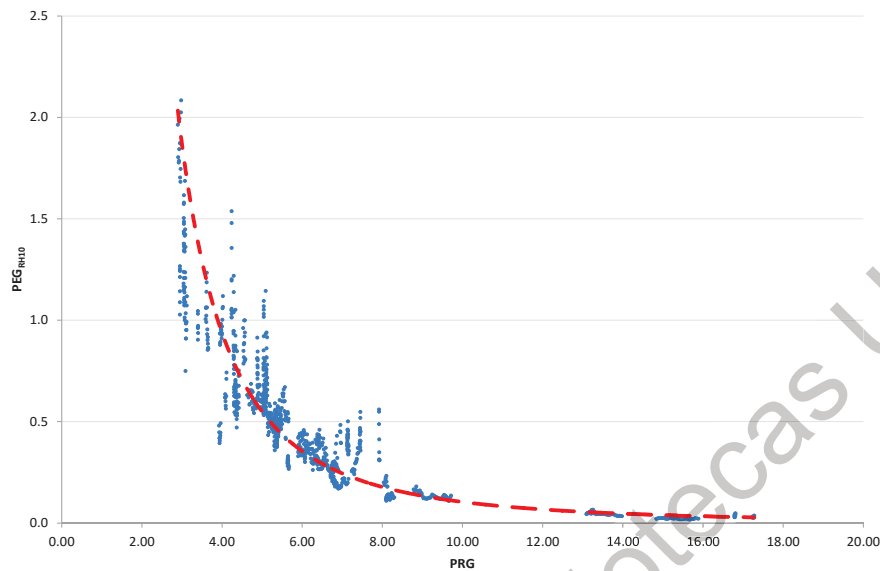


Figura 6.97 Relación entre los parámetros PRG y PEG_{RH10} .

En los datos graficados se observa una tendencia potencial en la relación de ambas variables (Figura 6.97), por lo que se llevó a cabo el ajuste de una función para generalizar en lo sucesivo la aplicabilidad de la metodología.

$$PEG_{RH10} = \frac{26.076}{PRG^{2.398}} \quad (6.18)$$

Con ello se logra un valor del coeficiente de correlación $R^2 = 0.9198$ entre los valores de PEG_{RH10} observados y calculados con la ecuación de ajuste.

Con los valores PEG_{RH10} calculados y la distancia que existe entre el centro del CT respecto de la posición geográfica de cada una de las EMA en la zona de estudio, se construyó la relación $PEG_{RH10} - d$ que facilite la definición de la primer variable.

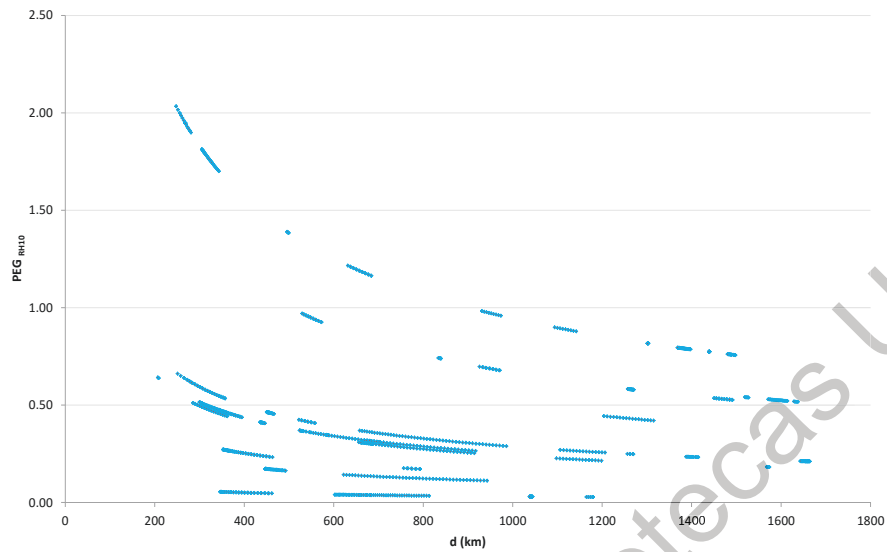


Figura 6.98 Relación existente para PEG_{RH10} y d .

En la figura 6.98 se identifica una familia de curvas, cuyo comportamiento general refiere valores altos en la escala del PEG_{RH10} cuando la tormenta está próxima a las EMA y que al incrementarse la distancia, es decir, a medida que se aleja el evento de estudio, el valor disminuye de manera acelerada y al estar lo suficientemente lejos de la posición geográfica se aprecia una tendencia horizontal en la cual no existe variación significativa y en dicha región del gráfico tienden a confluir cada una de las curvas.

Al revisar el comportamiento específico de cada una de las EMA, respecto de los eventos de estudios, se logra apreciar que existe un acomodo natural en términos de la posición geográfica de las estaciones (Figura 6.99).

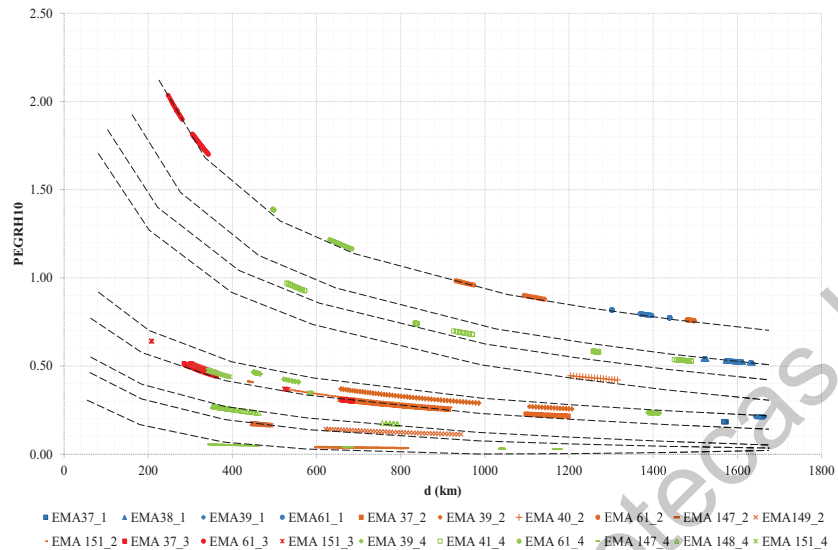


Figura 6.99 Tendencia de la familia de curvas para la relación $d - PEG_{RH10}$.

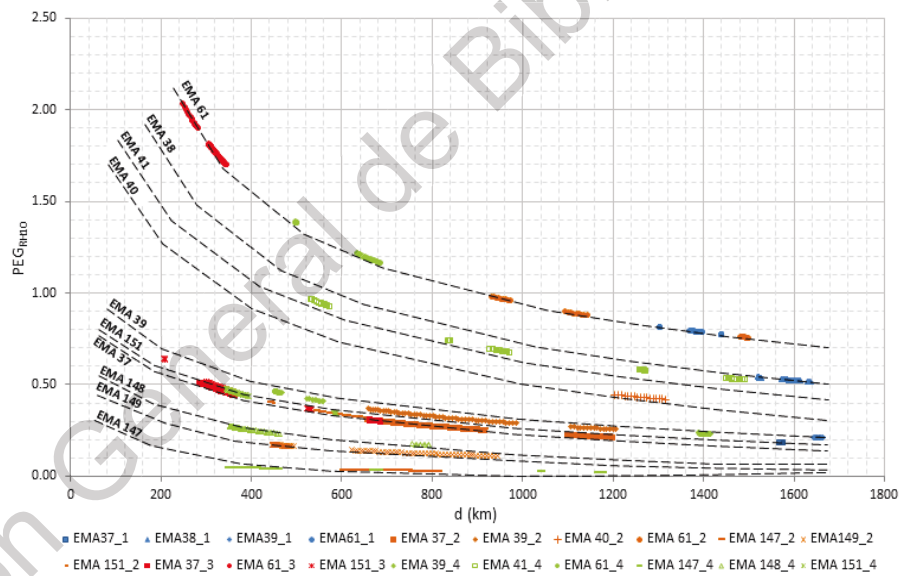


Figura 6.100 Curvas de tendencia por EMA para definir PEG_{RH10} .

Al verificar los datos de la posición geográfica (ver cuadro 5.11) se identificó que la posición, de cada una de las líneas de tendencia, es función de la elevación sobre el nivel de mar que tiene cada una de las EMAS en la RH10 (Figura 6.100). Las curvas se agrupan de mayor a menor elevación, pudiendo separarse claramente las que se encuentran ubicadas en la SMO, con cotas mayores a los 1000 msnm (Figura 5.10), respecto de las que están por debajo de dicha elevación (ver cuadro 6.26).

Cuadro 6.26 Orden de las EMA en la familia de curvas.

EMA	Elevación (msnm)	Ubicación
61	2398	SMO parte alta
38	2390	SMO parte alta
41	1982	SMO parte alta
40	1663	SMO Parte alta
39	577	SMO parte media
151	409	SMO parte media
37	431	SMO parte media
148	112	SMO parte media
149	82	Costa
147	4	Costa

Los datos en la figura 6.100 sugieren que PEG_{RH10} es función tanto de d como de z , por lo que de forma análoga a las curvas $I-d-Tr$, se construyeron curvas $PEG_{RH10} - d - z$, con lo que se definió la influencia de la evolución temporal y espacial de la tormenta asociada a un CT en cualquier posición dentro de la RH10, a partir de la expresión:

$$PEG_{RH10} = \frac{\alpha z^\beta}{d^\chi} \quad (6.19)$$

PEG_{RH10} es el parámetro de evolución geométrico adimensional asociado con la tormenta, con validez en el espacio definido por la RH10; z es la elevación sobre el nivel del mar de la EMA o sitio de interés, en m; d es la distancia existente entre el centro del CT que provoca la tormenta y la EMA o sitio de interés, en km; α , β y χ son los parámetros de ajuste para los datos registrados en la región hidrológica.

La definición de los tres parámetros se llevó a cabo un análisis simultáneo de las variables mediante una regresión múltiple, mediante la transformación lineal de la Ec. 6.19 gracias a las propiedades de los logaritmos.

$$\text{Log}(PEG_{RH10}) = \text{Log}(\alpha) + \beta \log(z) - \chi \log(d) \quad (6.20)$$

La cual tiene la forma:

$$y = C_0 + C_1 x_1 + C_2 x_2 \quad (6.21)$$

Por analogía matemática de las Ecs. 6.20 y 6.21

$$y = \ln(PEG_{RH10}) \quad (6.22)$$

$$x_1 = \ln(z) \quad (6.23)$$

$$x_2 = \ln(d) \quad (6.24)$$

$$C_0 = \ln(\alpha) \quad (6.25)$$

$$C_1 = \beta$$

(6.26)

$$C_2 = -\chi \quad (6.27)$$

El cálculo de α , β y χ es función del total de datos disponibles (n), se lleva a cabo mediante el sistema de ecuaciones:

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^n y &= nC_0 + C_1 \sum_{i=1}^n x_1 + C_2 \sum_{i=1}^n x_2 \\ \sum_{i=1}^n x_1 y &= C_0 \sum_{i=1}^n x_1 + C_1 \sum_{i=1}^n x_1^2 + C_2 \sum_{i=1}^n x_1 x_2 \\ \sum_{i=1}^n x_2 y &= C_0 \sum_{i=1}^n x_2 + C_1 \sum_{i=1}^n x_1 x_2 + C_2 \sum_{i=1}^n x_2^2 \end{aligned} \quad (6.28)$$

Realizando cada una de las sumatorias para los datos disponibles se definen los coeficientes del sistema:

$$\begin{aligned} 1,096C_0 + 2,794.218C_1 + 3,105.261C_2 &= -531.809 \\ 2,794.218C_0 + 7,907.367C_1 + 7,964.306C_2 &= -977.561 \\ 3,105.261C_0 + 7,964.306C_1 + 8,863.687C_2 &= -1,518.934 \end{aligned} \quad (6.29)$$

Resolviendo el sistema de ecuaciones lineales simultáneas se especifican los coeficientes C_0 , C_1 y C_2 .

$$C_0 = -0.217; C_1 = 0.517; C_2 = -0.560$$

Utilizando las Ecs. 6.25 a 6.27 se definen los parámetros de la Ec. 6.19.

$$\alpha = 0.805; \beta = 0.517; \chi = 0.560$$

Las curvas $PEG_{RH10} - d - z$ se generan mediante la expresión:

$$PEG_{RH10} = \frac{0.805z^{0.517}}{d^{0.560}} \quad (6.30)$$

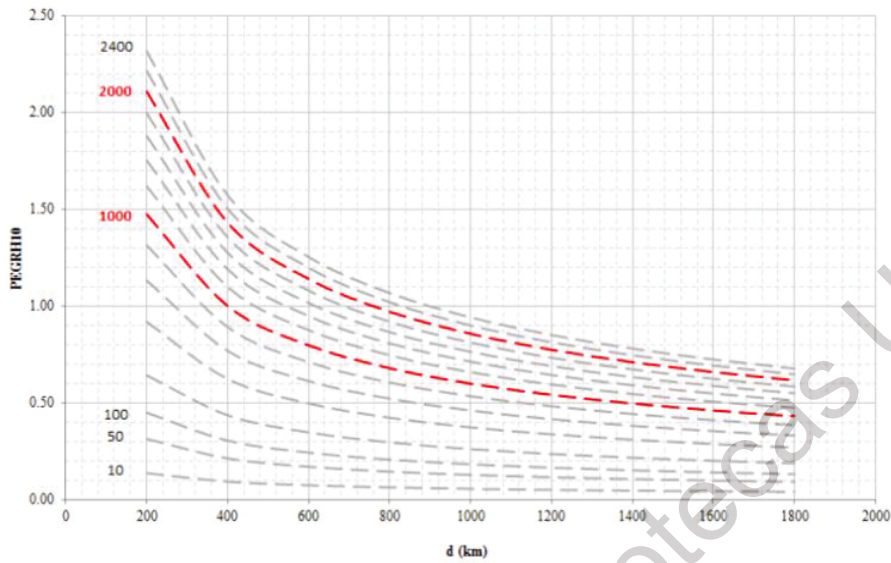


Figura 6.101 Curvas $PEG_{RH10} - d - z$

Para estimar la lámina de lluvia durante el fenómeno climatológico, se propone llevar a cabo la definición de los parámetros de la técnica hidroestimador empleando en el proceso el PEG_{RH10} definido por Ec. 6.30, mediante la técnica Meta Heurística Búsqueda Armónica de tal manera que podamos emplear la ecuación calibrada en la zona de estudio, para ello se propusieron cuatro opciones para incluir la evolución geométrica temporal y espacial de la tormenta.

$$R(ANN) = \frac{\delta \exp(\varepsilon T^\theta)}{PEG_{RH10}} \quad (6.31)$$

$$R(ANN) = \delta \exp\left((PEG_{RH10} * \varepsilon) * T^\theta\right) \quad (6.32)$$

$$R(ANN) = (PEG_{RH10} * \delta) \exp(\varepsilon T^\theta) \quad (6.33)$$

$$R(ANN) = \delta \exp\left(\varepsilon T^{[PEG_{RH10} * \theta]}\right) \quad (6.34)$$

Para el caso de la Ec. 6.31 se definió la función objetivo en términos del número total de datos disponibles.

$$\frac{\delta \exp(\varepsilon T^\theta)}{PEG_{RH10}} - R(ANN) = 0$$

$$\left[\frac{\delta \exp(\varepsilon T_1^\theta)}{PEG_{RH101}} - R(ANN)_1 \right] + \left[\frac{\delta \exp(\varepsilon T_2^\theta)}{PEG_{RH102}} - R(ANN)_2 \right] + \dots = 0$$

$$\sum_{i=1}^n \left\{ \left[\frac{\delta \exp(\varepsilon T_1^\theta)}{PEG_{RH101}} - R(ANN)_1 \right] + \dots + \left[\frac{\delta \exp(\varepsilon T_n^\theta)}{PEG_{RH10n}} - R(ANN)_n \right] \right\} = 0$$

Análogamente las funciones objetivos de las Ecs. 6.32 a 6.34 son:

$$\sum_{i=1}^n \left\{ \left[\delta \exp(PEG_{RH101} * \varepsilon T_1^\theta) - R(ANN)_1 \right] + \dots + \left[\delta \exp(PEG_{RH10n} * \varepsilon T_n^\theta) - R(ANN)_n \right] \right\} = 0$$

$$\sum_{i=1}^n \left\{ \left[(PEG_{RH101} * \delta) \exp(\varepsilon T_1^\theta) - R(ANN)_1 \right] + \dots + \left[(PEG_{RH10n} * \delta) \exp(\varepsilon T_n^\theta) - R(ANN)_n \right] \right\} = 0$$

$$\sum_{i=1}^n \left\{ \left[\delta \exp(\varepsilon T_1^{(PEG_{RH101} * \theta)}) - R(ANN)_1 \right] + \dots + \left[\delta \exp(\varepsilon T_n^{(PEG_{RH101} * \theta)}) - R(ANN)_n \right] \right\} = 0$$

El código del método Meta-Heurístico Búsqueda Armónica (Molina *et al.*, 2018; 2019) se desarrolló en Matlab, en el cual se sustituyeron 1096 datos disponibles de las variables T , $R(ANN)$ y PEG_{RH10} con lo que se conformó la función objetivo,

posteriormente se definieron los valores de los parámetros δ , ε y θ que optimizan la estructura algebraica del hidroeestimador a las series mencionadas.

Se inició el código definiendo el ancho de banda con la expresión $b = (xU - xL) / \text{MaxImp}$ para los tres parámetros mediante el límite superior (xU , por sus siglas en inglés) y el límite inferior (xL , por sus siglas en inglés), con los cuales se propusieron los intervalos $1.0 \times 10^{12} < \delta < 1.5 \times 10^{12}$, $-1 < \varepsilon < 0$ y $0 < \theta < 2$.

Se construyó la matriz inicial llamada Memoria Armónica (HMS, por sus siglas en inglés) de 50 filas, se definió en 300 el número máximo de Iteraciones (MaxImp, por sus siglas en inglés), una vez realizada una prueba inicial con 1000 iteraciones en la cual se identificó que no eran necesaria tal cantidad, lo cual requería del orden de 7 hrs. para la obtención y optimización de la función objetivo conformada por 1096 elementos empleando las Ecs. 6.31 a 6.34.

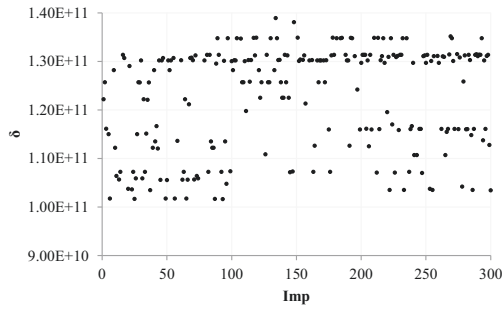
Adicionalmente se fijaron valores de 0.90 y 0.35 para las tasas de consideración de la Memoria Armónica (HMCR por sus siglas en inglés) y Ajuste de tono (PAR por sus siglas en inglés) respectivamente.

Se llevaron a cabo 15 procesos de optimización para cada propuesta, presentando como resultado la que definió el menor valor de la función de costo en cada caso.

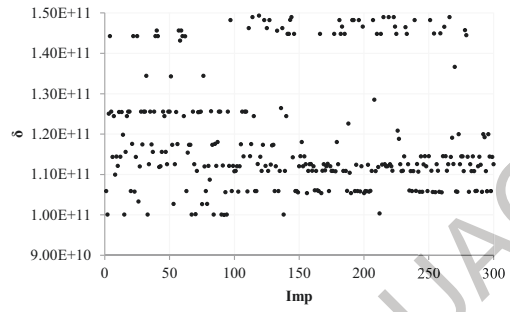
Se observa en el caso del parámetro δ , para las 3 ecuaciones que, durante el proceso estocástico de optimización se generan distintas tendencias que definen la solución final, de manera específica se aprecia en la Ec. 6.33 que la influencia al multiplicar el exponencial, da la característica mencionada. En trabajos posteriores es importante llevar a cabo un estudio de sensibilidad para cada una de las tendencias que se generaron durante el proceso.

De manera análoga en el parámetro ε se presentan tendencias durante el proceso estocástico de solución, sin embargo se aprecia una en particular que conduce al valor solución.

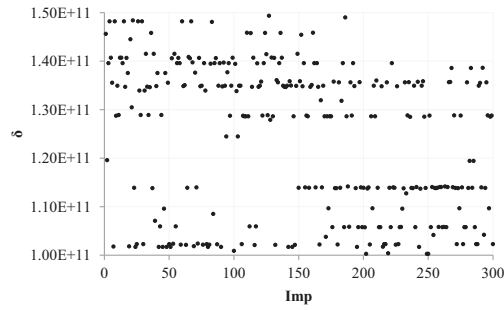
Al respecto del parámetro θ podemos visualizar que el rango de búsqueda estocástica es menor con una tendencia inicial que permite definir la solución óptima, en conjunto permiten la solución final para las funciones objetivo.



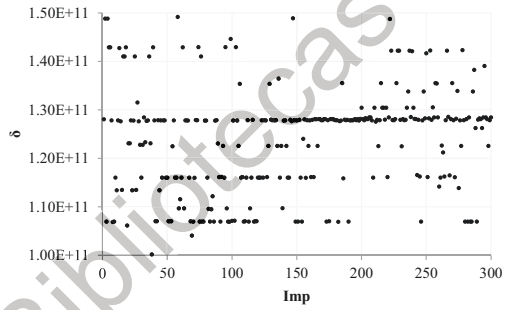
Ec. 6.31



Ec. 6.32

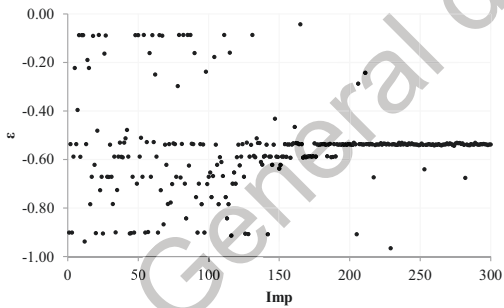


Ec. 6.33

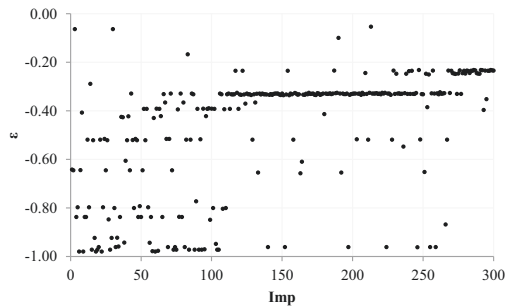


Ec. 6.34

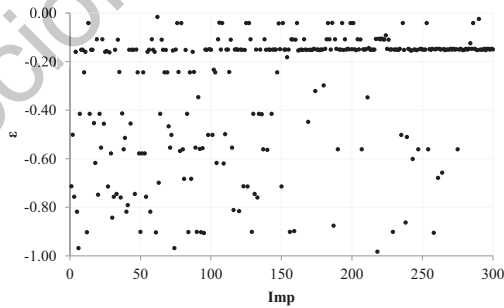
Figura 6.102 Optimización del parámetro δ en las 3 propuestas.



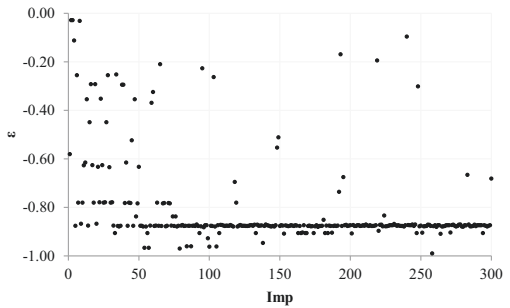
Ec. 6.31



Ec. 6.32

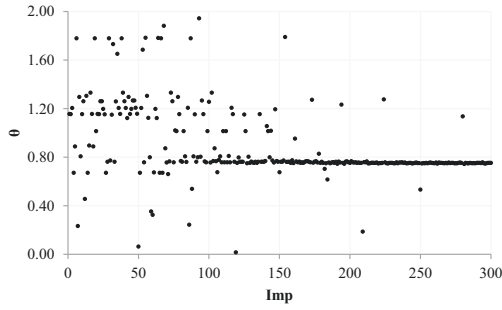


Ec. 6.33

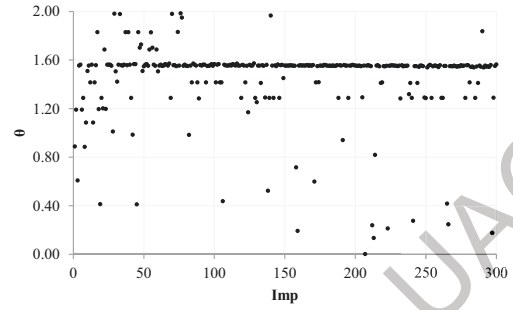


Ec. 6.34

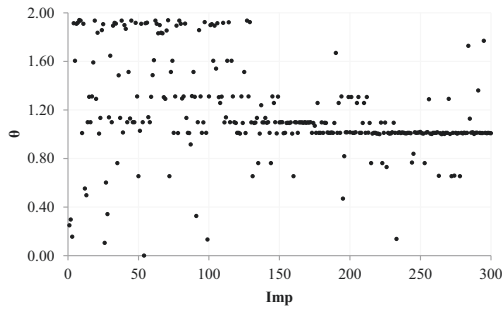
Figura 6.103 Optimización del parámetro ϵ en las 3 propuestas.



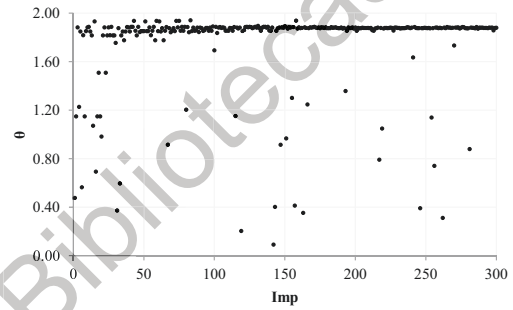
Ec. 6.31



Ec. 6.32

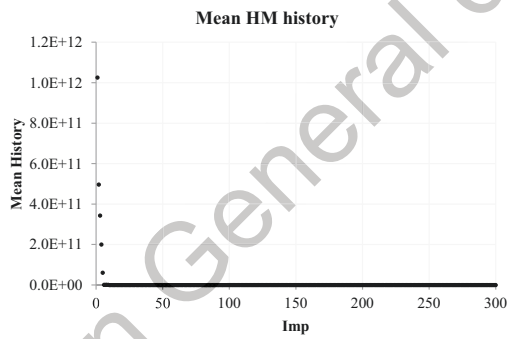


Ec. 6.33

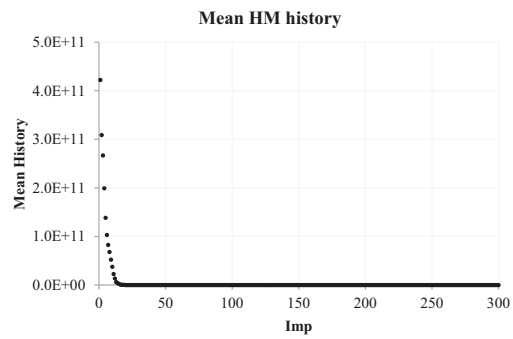


Ec. 6.34

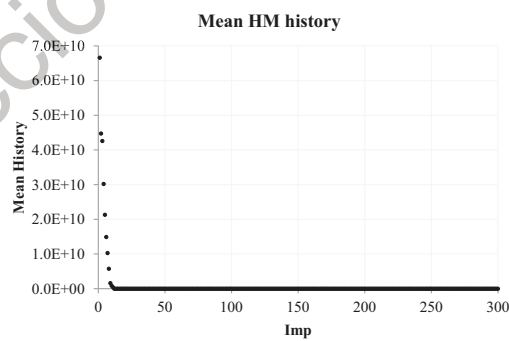
Figura 6.104 Optimización del parámetro θ en las 3 propuestas.



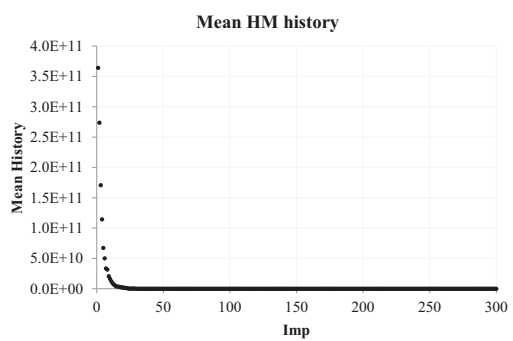
Ec. 6.31



Ec. 6.32



Ec. 6.33



Ec. 6.34

Figura 6.105 Comportamiento del promedio de HM durante la optimización.

No obstante a lo descrito previamente se puede observar que existe similitud en la convergencia con la cual el método de Búsqueda Armónica define la solución óptima para cada una de las funciones objetivo. Dicha convergencia en términos del promedio de los vectores solución de la Memoria Armónica se aprecia que requiere a lo sumo las primeras 20 iteraciones para identificar la tendencia definitiva de solución, lo que nos muestra la habilidad y agilidad del método.

Cuadro 6.27 Resultados de la optimización al TC - HE.

Ecuación	δ	ε	Θ	t (s)	f_{\min}
6.31	1.07104×10^{11}	-0.538209	0.750484	3,084.553	16.8368
6.32	1.12554×10^{11}	-0.235466	1.544712	3,387.408	16.8176
6.33	1.02309×10^{11}	-0.900932	0.655131	3,177.275	17.3608
6.34	1.28089×10^{11}	-0.873711	1.880069	3,456.367	16.7696

En la última columna del cuadro 6.27 se consignaron los valores mínimos de la función después del proceso de optimización, con lo que se aprecia que la mejor opción la representa la Ec. 6.34.

$$R(ANN) = 1.2089 \times 10^{11} * \exp \left(-0.873711 * T^{[PEG * 1.880069]} \right) \quad (6.35)$$

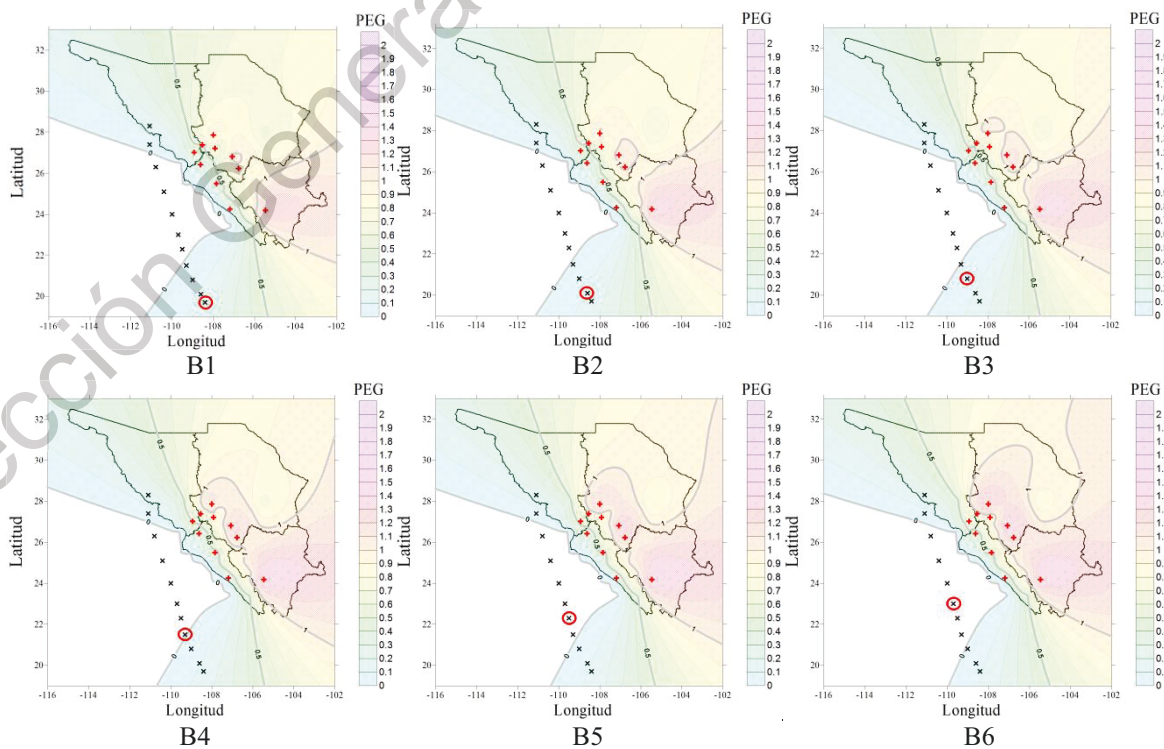
Con base a los resultados (ver cuadro 6.27) se calculó Severidad por intensidad considerando la evolución geométrica de la tormenta (*SIEG*), en cualquier posición geográfica considerando las distancia en el tiempo inicial $d(t_0)$ y tiempo final $d(t_n)$ de afectación en la zona de estudio medidos ambos en km.

$$SIEG = \sum_{i=d(t_0)}^{d(t_n)} R(ANN)_i \Delta t \quad (6.36)$$

En la Ec. 6.36 $SIEG$ representa la severidad por intensidad considerando la evolución geométrica de la tormenta, en mm; $R(ANN)_i$ es la intensidad de la tormenta asociada al PEG , el cual es función de la distancia existente entre el centro de la tormenta y la posición dentro de la zona de estudio, además de la elevación sobre terreno natural (Ec. 6.30) y Δt es el tiempo de duración de la tormenta o intervalo de estudio, en h.

6.8.1 Caso de estudio. Ciclón Tropical Georgette

Como caso práctico se definió la magnitud para el PEG durante el huracán Georgette, se estimó la intensidad de lluvia asociada y el valor $SIEG$ correspondiente. En el caso del PEG se consideraron las posiciones reportadas por la NOAA (ver cuadro 5.7) para definir la distancia respecto de cada una de las EMA, adicionalmente se definió una retícula de apoyo con separación de 0.5° en longitud y latitud para poder utilizar la Ec. 6.30, los resultados se muestran a continuación.



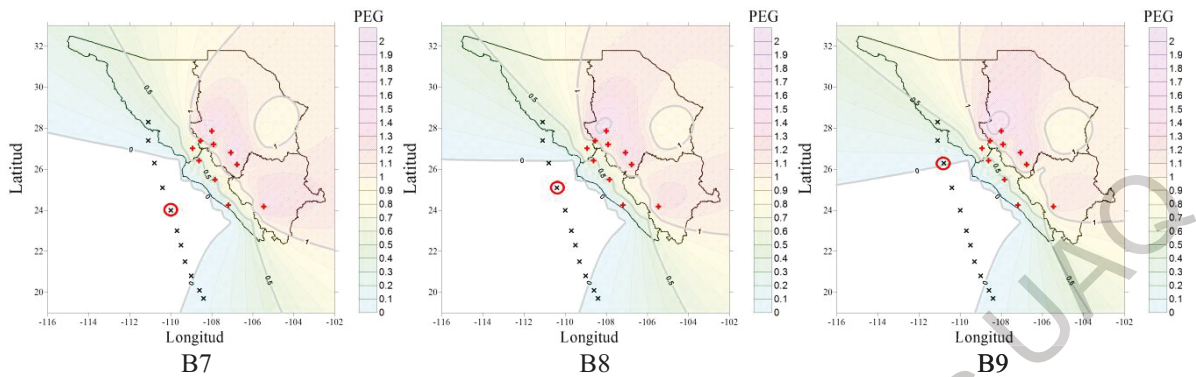


Figura 6.106 Evolución PEG durante el huracán Georgette.

Se observa en las figuras correspondientes a cada boletín que los mayores valores del PEG se presenta para las EMAS ubicadas en la parte alta de la SMO, en las cuales se aprecia el avance del huracán Georgette de forma paralela a las costas de la RH10.

De manera general a lo largo del CT la región topográfica inferior no genera influencia importante en la magnitud del PEG, sin embargo se identifican fluctuaciones ligeras a medias en la zona topográfica de ladera de la SMO.

Aplicando la Ec. 6.36 se definió la severidad por intensidad de tormenta asociada a su evolución geométrica, a partir de los resultados obtenidos mediante redes neuronales artificiales, identificándose que el volumen precipitable estimado de lluvia se incrementa de manera importante en las EMA ubicadas en la SMO (ver cuadro 6.28).

Cuadro 6.28 Resultados de la optimización al TC - HE.

EMA	$d(t_0)$ km	$d(t_n)$ km	Δt h	$\Sigma R(ANN)$ mm/h	SIEG mm	A_{pixel} km ²	Vol m ³
37	1,574.02	1,567.92	2.25	2.881	6.482	16	103,716
38	1,637.79	1,519.20	16.75	27.327	457.73	16	7,323,636
39	1,664.31	1,642.99	3.75	0.706	2.65	16	42,360
61	1439.75	1301.31	17.25	35.672	615.34	16	9,845,472

7. CONCLUSIONES

Se observó a lo largo del trabajo la inconsistencia de la técnica HE al existir discrepancia entre la magnitud de T que sugiere presencia de precipitación y la falta de registro en la EMA y viceversa, además los límites de la misma no son aplicables al contexto topográfico de la República Mexicana, sin embargo la cantidad de información disponible por efecto del acoplamiento temporal no permite una correcta definición de los parámetros para el contexto de México.

En la parte metodológica la concepción, el desarrollo e implementación del código Fast Infrared Satellite Image Reader GOES13 [FISIR-G13] contribuye de manera significativa a la lectura y decodificación de ISD, convirtiéndose en una herramienta ágil y amigable para obtención de información de distintos fenómenos meteorológicos que se afectan territorio nacional y que son captados por los satélites geoestacionarios. Dicha herramienta contribuye en generar los elementos necesarios para esbozar una definición cuantitativa del concepto severidad, que por el momento se siguen desarrollando distintos trabajos pero con enfoque cualitativo, ello dada la complejidad del fenómeno estudiado. Posibilita el análisis discreto o continuo de las imágenes que dan cobertura a la superficie continental que posibilita aplicaciones futuras en el estudio de embalses, regiones hidrológicas, límites territoriales de orden municipal o estatal por citar algunas, abonando en las tareas de prevención y resiliencia que siguen siendo prioritarias a nivel mundial.

Para la correcta utilización de la información fue necesario un trabajo de ATE empleando conceptos geoestadísticos por la diferencia horaria de generación de ambas fuentes. El acoplamiento se sistematizó desarrollando códigos computacionales, debido a las dificultades derivadas de la falta de información tanto de ISD como del registro de las EMA durante el origen, intensificación o disipación de los CT.

El uso de técnicas de análisis multivariado sugirió una reducción dimensional del fenómeno, la jerarquización de las variables y la verificación de la homogeneidad de la

información disponible, adicionalmente estableció la correlación entre ambas fuentes de información para la determinación de datos faltantes.

La alta variabilidad y la correlación existente entre las variables de un CT pueden ser modeladas adecuadamente empleando una ANN perceptrón multicapa con arquitectura [13, 13, 26, 1] entrenada empleando la función Levenberg Marquardt, que utilizó el algoritmo de gradiente descendente con momentos y funciones de transferencia tipo sigmoideo, estableciendo un coeficiente de correlación con magnitud 0.90 entre la precipitación observada y la estimada mejorando sensiblemente la certidumbre en la estimación de la precipitación.

Se concluye que el uso de información con menor resolución temporal, registrada en ISD captadas por el GOES13 y en base de datos de las EMA, contribuyó en la mejora del pronóstico de estimación de precipitación en la zona de estudio. Ello confirma la hipótesis esbozada al inicio del presente proyecto de investigación cumpliéndose con los objetivos particulares y general planteados.

El impacto del trabajo desarrollado contribuye en distintos ámbitos y actividades del ser humano, en lo social genera elementos para el desarrollo de políticas de protección y auxilio; en lo industrial al identificar patrones de lluvia intensa que permitan obras y actividades de mitigación en dichas; en la agricultura y la ganadería al conocer el potencia de recursos hídricos que llegan a embalses y que son utilizados anualmente en los programas del campo.

Actualmente el incremento en la resolución temporal en conjunto con la homologación en el sistema horario de captura del satélite respecto de las EMA, evita el inconveniente del acoplamiento temporal mostrado en este trabajo, lo cual debe incrementar la certidumbre en la estimación de precipitaciones empleando ISD.

Por lo anterior en trabajos futuros se recomienda actualizar la metodología desarrollada empleando el nuevo formato *Netcdf full disk* de las ISD captadas por el satélite GOES16 en operación. Las cuales eliminan la restricción de la región espacial monitoreada en el formato *.pxc* disponible del satélite GOES13.

8. REFERENCIAS

- Aguilar, O. G., Carnesoltas, C. M., Naranjo, D. L. 2009. Condiciones a escala sinóptica favorables para la aparición de tormentas locales severas en Cuba. Período poco lluvioso. *Revista Cubana de Meteorología*. Vol. 15 No. 1
- Aguilar, Y. L. 2015. Análisis de los patrones espaciales y temporales de la precipitación producidos por la tormenta “Manuel” en la cuenca del río Atoyac. Tesis de licenciatura. Facultad de Ingeniería. Universidad Nacional Autónoma de México. México.
- Agutu, N. O., Awange, J. L., Zerihun, A., Ndehedehe, C. E., Kuhn, M., Fukuda, Y. 2017. Assessing multi-satellite remote sensing, reanalysis, and land surface models' products in characterizing agricultural drought in East Africa, *Remote Sens. Environ.*, 194, 287-302, [DOI:https://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2017.03.041](https://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2017.03.041)
- Ahmed, J., Shahid, S., Haroon, S. B., Xiao-Jun, W. 2015. Multilayer perceptron neural network for downscaling rainfall in arid region: a case study of Baluchistan, Pakistan. *J. Earth Syst. Sci.* 124, 1325–1341.
- Aichouri, I., Hani, A., Bougherira, N., Djabri, L., Chaffai, H., Lallahem, S. 2015. River flow model using artificial neural networks. *Energy Proced.*, 74, 1007–1014, [DOI:http://dx.doi.org/10.1016/j.egypro.2015.07.832](http://dx.doi.org/10.1016/j.egypro.2015.07.832)
- Ajaaj, A. A., Mishra, A. K., Khan, A. A. 2015. Comparison of BIAS correction techniques for GPCC rainfall data in semi-arid climate. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 30(6):1659–1675.
- Alexander D. 1993. *Natural disasters*. New York: Chapman & Hall, Inc.
- Ali, H., Mishra, V. 2017. Contrasting response of rainfall extremes to increase in surface air and dewpoint temperatures at urban locations in India, *Sci Rep*, 7, 1228, [DOI:https://dx.doi.org/10.1038/s41598-017-01306-1](https://dx.doi.org/10.1038/s41598-017-01306-1)
- Alva, G. O, J. 2015. Evaluación de daños en la infraestructura de Quintana roo y Yucatán causados por el huracán Wilma. Tesis para optar por el título de ingeniero civil. Facultad de Ingeniería. Universidad Nacional Autónoma de México.
- Alves, C. M. V., Campos, M., Dibiase, A., Garra, A. M., Juliarena, M. C., Rey, C., Saint, P. T., 2012. Chernoff: estrategia didáctica para la concientización ambiental. Desde la Cartografía al conocimiento geográfico. *Nadir: rev. electron. geogr. Austral*. Año 4, n° 1.
- Andrews, D. F. 1972. Plots of high dimensional data. *Biometrics* 28: 125 – 136.
- Arellano, L. F. R. 2012. Estimación alternativa del potencial de tormentas a partir de información climatológica antecedente. Caso de estudio noroeste de México”. Tesis para obtención de grado de doctor en ingeniería, aprovechamientos hidráulicos, DEPEI – UNAM.
- Arellano, L. F. R., Escalante, S. C. A. 2014. Estimación del potencial de tormentas vía la combinación de imágenes satelitales e información meteorológica: caso de estudio al noroeste de México. *Tecnología y Ciencias del Agua*, vol. V, núm. 5, septiembre-octubre de 2014, pp. 39-61.
- Arganis, J. M., Herrera, A. J. L., Domínguez, M. R., 2013. Determinación de eventos de diseño en funciones bivariadas usando el método de bisección. *Ingeniera. Revista chilena de ingeniería*. Vol. 21, No. 2 pp. 293 -200.
- Arroyo, A. J., Machuca, M. E., Gurmendi, P. P. 2014. Caracterización espacial de la frecuencia e intensidad de tormentas desde el satélite GOES-12 y la estación meteorológica del observatorio de Huancayo. *Apunt. cienc. soc.* , 04 (01), pp. 44 – 56.
- Ashouri, H., Hsu, K.-L., Sorooshian, S., Braithwaite, D. K., Knapp, K. R., Cecil, L. D., Nelson, B. R., Prat, O. P. 2015. PERSIANN-CDR: Daily Precipitation Climate Data Record from Multisatellite Observations for Hydrological and Climate Studies, *Bulletin of the American Meteorological Society*, 96, 69-83. [DOI:https://dx.doi.org/10.1175/bams-d-13-00068.1](https://dx.doi.org/10.1175/bams-d-13-00068.1)

- Bai, L., Shi, C. X., Li, L. H., Yang, Y. F., Wu, J. 2018. Accuracy of CHIRPS Satellite-Rainfall Products over Mainland China, *Remote Sens.*, 10, 28. DOI:<https://dx.doi.org/10.3390/rs10030362>, 2018
- Ballari, D., Castro, E., Campozano, L. 2016. Validation of satellite precipitation (TRMM 3B43) in Ecuadorian coastal plains, andean highlands and Amazonian rainforest. *ISPRS - International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, XLI-B8, pp. 305 – 311.
- Basualdo, A. B. 2015. Observar y medir. Manual de buenas prácticas para la generación, el almacenamiento y la difusión de información climática en instituciones y organismos del MERCOSUR. San José, Costa Rica. IICA. 82 p
- Batista, S. F., Longo, K. M., Marques, A. F. 2017. Spatial and Temporal Variability Patterns of the Urban Heat Island in São Paulo. *Environments*, 4, 27. doi:[10.3390/environments4020027](https://doi.org/10.3390/environments4020027)
- Beecham, S., Rashid, M., Chowdhury, R. K. Statistical downscaling of multi-site daily rainfall in south Australian catchment using a generalized linear model. *Int. J. Climatol.* 34, pp. 3654 – 3670.
- Behrangi, A., Andreadis, K., Fisher, J. B., Turk, F. J., Granger, S., Painter, T., Das, N. 2014. Satellite-Based Precipitation Estimation and Its Application for Streamflow Prediction over Mountainous Western US Basins, *J. Appl. Meteorol. Climatol.*, 53, 2823-2842. DOI:<https://dx.doi.org/10.1175/jamc-d-14-0056.1>
- Benmahdjoub, K., Ameer, Z., Boulifa, M. 2013. Forecasting of rainfall using time delay neural network in Tizi-Ouzou (Algeria). *Energy Procedia* 36, pp. 1138 – 1146.
- Berg, R. 2013. Hurricane Paul (EP162012) 13 – 17 October 2012. Tropical Cyclone Report. National Hurricane Center.
- Berndt, C., Rabiei, E., Haberlandt, U. 2014. Geostatistical merging of rain gauge and radar data for high temporal resolutions and various station density scenarios, *Journal of Hydrology*, 508, 88-101. DOI:<https://dx.doi.org/10.1016/j.jhydrol.2013.10.028>
- Boonprong, S., Cao, C. Torteeka, P. Chen, W. 2017. A novel classification technique of Landsat-8 OLI image-based data visualization: The application of Andrew's Plots and Fuzzy Evidential Reasoning. *Remote Sens.*, 9, 427. DOI:<https://dx.doi.org/10.3390/rs9050427>
- Bosco, C. R. J., Daleles, R. C., Silva, S. L. E. 2017. Validation of satellite rainfall products over a mountainous watershed in a humid subtropical climate region of Brazil. *Remote Sens.* 9, 1240; doi:[10.3390/rs9121240](https://doi.org/10.3390/rs9121240)
- Bravo, L. C. 2010. Reseña de la tormenta tropical Georgette del Océano Pacífico. Temporada 2010 de huracanes. Secretaría del Medio Ambiente y Recursos Naturales. Comisión Nacional del Agua. Coordinación General del Servicio Meteorológico Nacional. Gerencia de Meteorología y Climatología. Subgerencia de Pronóstico Meteorológico.
- Bravo, L. C. 2012. Reseña del huracán Paul del Océano Pacífico. Temporada 2012 de ciclones tropicales. Secretaría del Medio Ambiente y Recursos Naturales. Comisión Nacional del Agua. Coordinación General del Servicio Meteorológico Nacional. Gerencia de Meteorología y Climatología. Subgerencia de Pronóstico Meteorológico.
- Bravo, L. C. 2013. Resumen de la temporada de ciclones tropicales del año 2012. Secretaría del Medio Ambiente y Recursos Naturales. Comisión Nacional del Agua. Coordinación General del Servicio Meteorológico Nacional. Gerencia de Meteorología y Climatología. Subgerencia de Pronóstico Meteorológico.
- Bravo, L. C. 2013a. Reseña del huracán Manuel del Océano Pacífico. Temporada 2013 de ciclones tropicales. Secretaría del Medio Ambiente y Recursos Naturales. Comisión Nacional del Agua. Coordinación General del Servicio Meteorológico Nacional. Gerencia de Meteorología y Climatología. Subgerencia de Pronóstico Meteorológico.
- Bravo, L. C. 2014. Resumen de la temporada de ciclones tropicales del año 2013. Secretaría del Medio Ambiente y Recursos Naturales. Comisión Nacional del Agua. Coordinación General del Servicio Meteorológico Nacional. Gerencia de Meteorología y Climatología. Subgerencia de Pronóstico Meteorológico.
- Bravo, L. C. 2014a. Reseña del huracán Odile del Océano Pacífico. Temporada 2014 de ciclones tropicales. Secretaría del Medio Ambiente y Recursos Naturales. Comisión Nacional del Agua. Coordinación General del Servicio Meteorológico Nacional. Gerencia de Meteorología y Climatología. Subgerencia de Pronóstico Meteorológico.

- Bravo, L. C. 2015. Resumen de la temporada de ciclones tropicales del año 2014. Secretaria del Medio Ambiente y Recursos Naturales. Comision Nacional del Agua. Coordinacion General del Servicio Meteorologico Nacional. Gerencia de Meteorologia y Climatologia. Subgerencia de Pronostico Meteorologico.
- Bravo, L. C. 2015a. Reseña del huracán Patricia del Océano Pacífico. Temporada 2015 de ciclones tropicales. Secretaria del Medio Ambiente y Recursos Naturales. Comision Nacional del Agua. Coordinacion General del Servicio Meteorologico Nacional. Gerencia de Meteorologia y Climatologia. Subgerencia de Pronostico Meteorologico.
- Bravo, L. C. 2016. Resumen de la temporada de ciclones tropicales del año 2015. Secretaria del Medio Ambiente y Recursos Naturales. Comision Nacional del Agua. Coordinacion General del Servicio Meteorologico Nacional. Gerencia de Meteorologia y Climatologia. Subgerencia de Pronostico Meteorologico.
- Bravo, L. C. 2017. Resumen de la temporada de ciclones tropicales del año 2016. Secretaria del Medio Ambiente y Recursos Naturales. Comision Nacional del Agua. Coordinacion General del Servicio Meteorologico Nacional. Gerencia de Meteorologia y Climatologia. Subgerencia de Pronostico Meteorologico.
- Brennan, M. J., 2010. Tropical Storm Georgette (EP122010) 20 – 23 September 2010. Tropical Cyclone Report. National Hurricane Center.
- Cane, D., Ghigo, S., Rabuffetti, D., Milelli, D. 2013. Real-time flood forecasting coupling different post processing techniques of precipitation forecast ensembles with a distributed hydrological model. The case study of May 2008 flood in western Piemonte, Italy. Nat. Hazards Earth Syst. Sci., 13, 211–220, [DOI:https://dx.doi.org/10.5194/nhess-13-211-2013](https://dx.doi.org/10.5194/nhess-13-211-2013)
- Cangialosi, J. P., Kimberlain, T. B. 2015. Hurricane Odile (EP152014) 10 – 18 September 2014. Tropical Cyclone Report. National Hurricane Center.
- Cánovas- García, F., García-Galiano, S., Krbalae, N. 2017. Validation of a global satellite rainfalla product for real time monitoring of meteorological extremes. Proc. SPIE 10421, Remote Sensing for agriculture, ecosystemns and hydrology XIX, 1042109. [Doi: 10.1117/12.2278398](https://doi.org/10.1117/12.2278398)
- Cardona, O. D. 2013. The need for Rethinking the concepts of vulnerability and risk from a holistic perspective: a necessary review and criticism for effective risk management. Mapping Vulnerability. Chapter 3. G. Bankoff, G. Frerks, D. Hilhorst (Ed), Earthscan Publisher, London.
- Cattani, E., Merino, A., Guijarro, J. A., Levizzani, V. 2018. East Africa Rainfall Trends and Variability 1983-2015 Using Three Long-Term Satellite Products, Remote Sens., 10, 26, . [DOI:https://dx.doi.org/10.3390/rs10060931](https://dx.doi.org/10.3390/rs10060931)
- Centro Nacional de Prevención de Desastres. 2013. Fascículo Ciclones Tropicales. Secretaría de Gobernación. Centro Nacional de Prevención de Desastres. México.
- Centro Nacional de Prevención de Desastres (CENAPRED). 2001. Centro Nacional de Prevención de Desastres. Diagnóstico de Peligros e identificación de Riesgos de Desastres en México, Capitulo 3 Riesgos hidrometeorológicos, 105-148
- Centro Nacional de Prevención de Desastres (CENAPRED). 2006. Fenómenos Hidrometeorológicos, Guía Básica para la elaboración de Atlas estatales y municipales de Peligros y Riesgos. Secretaría de Gobernación. Centro Nacional de Prevención de Desastres.
- Centro Nacional de Prevención de Desastres (CENAPRED). 2014. Ciclones Tropicales. Serie Fascículos, Secretaría de Gobernación. México.
- Chen, J., Brissette, F. P., Chaumont, D., Braun, M. 2013. Finding appropriate bias correction methods in downscaling precipitation for hydrologic impact studies over North America. Water Resour. Res., 49, 4187–4205, [DOI:http://dx.doi.org/10.1002/wrcr.20331](http://dx.doi.org/10.1002/wrcr.20331)
- Chernoff, H. 1971. The use of faces to represent points in n-dimensional space graphically. Technical report. Department of statistics Stanford University. Stanford, Calif.
- Chubb, T. H., Manton, M. J., Siems, S. T., Peace, A. D. 2016. Evaluation of the AWAP daily precipitation spatial analysis with an independent gauge network in the Snowy Mountains, J. South. Hemisphere Earth Syst. Sci., 66(1), 55–67.
- Closas, A. H., Arriola, E. A., Zening, K., Amarilla, C. I., Sosana, M., Jovanovjich, E. C. 2013. Analisis multivariante, conceptos y aplicaciones en Psicología Educativa y Psicometría. Enfoques, Vo. XXV. Núm. 1, pp. 65 – 92.

- Comision Nacional del Agua (CONAGUA). 2000. Resumen de la temporada de ciclones tropicales 1999. Secretaria del Medio Ambiente y Recursos Naturales. Comision Nacional del Agua. Subdireccion General Técnica. Servicio Meteorologico Nacional.
- Comision Nacional del Agua (CONAGUA). 2003. Resumen de la temporada de ciclones tropicales 2002. Secretaria del Medio Ambiente y Recursos Naturales. Comision Nacional del Agua. Subdireccion General Técnica. Servicio Meteorologico Nacional.
- Comision Nacional del Agua (CONAGUA).2005. Resumen de la temporada de ciclones tropicales 2004. Secretaria del Medio Ambiente y Recursos Naturales. Comision Nacional del Agua. Subdireccion General Técnica. Servicio Meteorologico Nacional.
- Comision Nacional del Agua (CONAGUA). 2008. Inventario Nacional de Obras de Proteccion Contra Inundaciones en Cauces Naturales. Comision Nacional del Agua. Subdireccion General de Infraestructura Hidroagricola. Gerencia de Distritos de Temporal Tecnificado. Subgerencia de Obras de Proteccion en Rios.
- Comisión Nacional del Agua (CONAGUA) 2012. Análisis de las temporadas de huracanes de los años 2009, 2010 y 2011 en México.
- Comision Nacional del Agua.(CONAGUA). 2015. Estadísticas del Agua en México.
- Comision Nacional del Agua.(CONAGUA). 2015a. Atlas del agua en Mexico.
- Coordination Group for Meteorological Satellites (CGMS). 2013. CGMS/DOC/12/0017. Issue 2.8, 30 October 2013. LRIT/HRIT Global Specification.
- Coura, R. J. B., Daleles R. C., Sampaio L. E. S. 2017. Validation of Satellite Rainfall Products over a Mountainous Watershed in a Humid Subtropical Climate Region of Brazil. *Remote Sens.* 2017, 9, 1240; DOI:<http://dx.doi.org/10.3390/rs9121240>
- Crespín, E. E. O. 2016. Análisis multivariante: Aplicaciones con SPSS. 1ª ed. San Salvador, El Salvador. UFG Editores, 2016. pp. 304.
- Crochemore, L, Ramos, M. H.; Pappenberger, F. 2016. Bias correcting precipitation forecasts to improve the skill of seasonal streamflow forecasts. *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 20, 3601–3618, DOI:<http://dx.doi.org/10.5194/hess-20-3601-2016>.
- Cuadras, C. M. 2019. Nuevos métodos de análisis multivariante. CMC Editions. Barcelona. España.
- Damani, N. 2004. Capítulo 27 Gestión de riesgos. Conceptos básicos de control de infecciones de IFIC. 387 – 396.
- Dairaku K, Emori S, Oki T. 2004. Rainfall amount, intensity, duration and frequency relationships in the Mae Chaem watershed in southeast Asia. *Journal of Hydrometeorology* 5, pp. 458–470.
- De La Fuente, F. S. 2011. Análisis de Conglomerados. Facultad de Ciencias Economicas y Empresariales. Universidad Autónoma de Madrid
- Diario Oficial de la Federación (DOF). 2015. ACUERDO por el que se da a conocer el resultado de los estudios técnicos de aguas nacionales superficiales de la Subregión Hidrológica Río Fuerte de la Región Hidrológica número 10 Sinaloa. 23 días del mes de febrero de 2015. Distrito Federal. México.
- Diaz, V. M. A. 2002. Geoestadística Aplicada .Instituto de Geofísica, UNAM
- Drust, N. A. S. 2013. Revisión de eventos hidrometeorológicos extremos en zona continental mexicana durante el siglo xxi. Tesis para obtener el título de ingeniero civil. División de Ingeniería Civil y Geomática. Facultad de Ingeniería. Universidad Nacional Autónoma de México.
- Duan, Z., Liu, J. Z., Tuo, Y., Chiogna, G., Disse, M. 2016. Evaluation of eight high spatial resolution gridded precipitation products in Adige Basin (Italy) at multiple temporal and spatial scales, *Sci. Total Environ.*, 573, 1536-1553. DOI:<https://dx.doi.org/10.1016/j.scitotenv.2016.08.213>
- Dueñas, H. M. P. 2017. Análisis geoestadístico multivariado a trave de métodos funcionales y curvas de Andrews. Tesis de Magister en Estadística. Facultad de Ciencias. Departamento de Estadística. Universidad Nacional de Colombia. Bogotá, Colombia.
- Espín S. D., Romero D. A. 2014. Génesis de tormentas severas y su incidencia en la región de Murcia. *Investigaciones Geográficas*, N° 62, julio - diciembre de 2014, pp. 67 - 81.
- Estrada, F., WouterBotzen, W. J., Tol, R. S. J., 2015. Economic losses from US hurricanes consistent with an influence from climate change.*Nat.Geo.*8, 880–885.
- Fabián, A., Gonzalez, P., Alirio, M., Luna, G., Hospinal, U., David, G. 2013. Diseño de una red inalambrica de sensores para apoyar actividades de agricultura de precision en el Jardín Botánico de Cali. Proyecto

- de grado para obtener el título de Ingeniero Electrónico y Telecomunicaciones. Director: Martínez D. Universidad Autónoma de Occidente. Facultad de Ingenierías.
- García, A. N. M., Marín, C. R. H., Méndez, E. K., Troncoso, A. N. 2012. Características e impacto socioeconómico de los principales desastres ocurridos en la república mexicana en el año 2010. Serie Impacto socioeconómico de los desastres en México No. 12. Secretaría de Gobernación. Sistema Nacional de Protección Civil. Coordinación Nacional de Protección Civil. Centro Nacional de Prevención de Desastres.
- García, A. N. M., Marín, C. R. H., Méndez, E. K., Troncoso, A. N. 2013. Características e impacto socioeconómico de los principales desastres ocurridos en la república mexicana en el año 2011. Serie Impacto socioeconómico de los desastres en México No. 13. Secretaría de Gobernación. Sistema Nacional de Protección Civil. Coordinación Nacional de Protección Civil. Centro Nacional de Prevención de Desastres.
- García, A. N. M., Marín, C. R. H., Méndez, E. K., Reyes, R. R. 2014. Características e impacto socioeconómico de los principales desastres ocurridos en la república mexicana en el año 2012. Serie Impacto socioeconómico de los desastres en México No. 14. Secretaría de Gobernación. Sistema Nacional de Protección Civil. Coordinación Nacional de Protección Civil. Centro Nacional de Prevención de Desastres.
- García, A. N. M., Méndez, E. K. M., Reyes, R. R., Marín, C. R. H. 2015. Impacto socioeconómico de los principales desastres ocurridos en la república mexicana en el año 2013. Secretaría de Gobernación. Sistema Nacional de Protección Civil. Coordinación Nacional de Protección Civil. Centro Nacional de Prevención de Desastres.
- García, A. N. M., Méndez, E. K. M., Nava, S. S., Vázquez, B. F. 2016. Impacto socioeconómico de los principales desastres ocurridos en la república mexicana en el año 2014. Secretaría de Gobernación. Sistema Nacional de Protección Civil. Coordinación Nacional de Protección Civil. Centro Nacional de Prevención de Desastres.
- García, A. N. M., Méndez E. K. M., Nava, S. S., Vázquez, B. F. 2017. Impacto socioeconómico de los principales desastres ocurridos en la república mexicana en el año 2015. Secretaría de Gobernación. Sistema Nacional de Protección Civil. Coordinación Nacional de Protección Civil. Centro Nacional de Prevención de Desastres.
- García-Osorio C., Fyfe C. 2005. Visualization of High-Dimensional Data via Orthogonal Curves. Journal of Universal Computer Science, vol. 11, no. 11 (2005), 1806-1819.
- Ghosh, I., Chakravarty, N. 2018. Tropical cyclone: expressions for velocity components and stability parameter. Natural Hazards DOI:<https://dx.doi.org/10.1007/s11069-018-3477-7>
- Ghiassi, M., Burnley, C. 2010. Measuring effectiveness of a dynamic artificial neural network algorithm for classification problems. Expert Systems with Applications 37 pp. 3118 – 3128. DOI:<https://dx.doi.org/10.1016/j.eswa.2009.09.017>
- Global Facility for Disaster Reduction and Recovery (GFDRR). 2014. Understanding Risk: The Evolution of Disaster Risk Assessment since 2005. Background Paper prepared for the 2015 Global Assessment Report on Disaster Risk Reduction. Geneva, Switzerland: UNISDR.
- Gómez, V. E., Obregón, N. N., Rocha A. D. F. 2013. Métodos de segmentación de nubes en imágenes satelitales. Tecnura. Vol. 17, Núm. 36 pp. 96 -110.
- Goovaerts, P., 2000. Geostatistical Approaches for Incorporating Elevation into the Spatial Interpolation of Rainfall. Journal of Hydrology 228: 113-129.
- Govindaraju, R. S., Rao, A. R. 2013. Artificial Neural Networks in Hydrology. Springer Science and Business Media.
- Grinshpun, V. 2016. Application of Andrew's Plots to visualization of multidimensional data. International journal of environmental & science education. Vol. 11, No. 17, pp. 10539 – 10551.
- Gutiérrez, L. M. A., Arellano L. F. R. 2010. Estudio de tormentas tipo en la ciudad de Querétaro. ciencia@uaq. 3(1): 62-79.
- Gutiérrez A., Thierry L., Descroix. L. 2004. Reflexiones Sobre el concepto de cuencas hidrológicamente homogéneas, XXI Congreso Latinoamericano de Hidráulica Sao Pedro, Estado de Sao Paulo, Brasil, Octubre.

- Guzman, S. R. 2014. Comportamiento del contraste de precipitaciones asociados a un período de retorno (Tr) y los índices de cambio climático. Tesis de Maestría en Ciencia con orientación en Ingeniería Ambiental. Universidad Autónoma de Nuevo León. México.
- Hamis, M. M. 2013, Validation of satellite rainfall estimates using gauge rainfall over Tanzania. Department of Meteorology. University of Nairobi.
- Hashim, F. R., Nik, D. N. G., Ahmad, K. A., Adnan, J., Rizman, Z. I. 2017. Prediction of rainfall based on weather parameter using artificial neural network. J Fundam Appl Sci., 9(3S), pp. 493–502. doi: <http://dx.doi.org/10.4314/jfas.v9i3s.38>
- Hernández, U. A. 2007. Resumen de la temporada de ciclones tropicales 2006. Secretaría del Medio Ambiente y Recursos Naturales. Comisión Nacional del Agua. Subdirección General técnica. Servicio Meteorológico Nacional.
- Hernández, U. A. 2008. Resumen de la temporada de ciclones tropicales 2007. Secretaría del Medio Ambiente y Recursos Naturales. Comisión Nacional del Agua. Subdirección General Técnica. Servicio Meteorológico Nacional. Gerencia de Meteorología y Climatología. Subgerencia de Pronóstico Meteorológico.
- Hernández, U. A. 2009. Resumen de la temporada de ciclones tropicales 2008. Secretaría del Medio Ambiente y Recursos Naturales. Comisión Nacional del Agua. Subdirección General Técnica. Servicio Meteorológico Nacional. Gerencia de Meteorología y Climatología. Subgerencia de Pronóstico Meteorológico.
- Hernández, U. A. 2010. Resumen de la temporada de ciclones tropicales 2009. Secretaría del Medio Ambiente y Recursos Naturales. Comisión Nacional del Agua. Servicio Meteorológico Nacional. Subgerencia de Pronóstico Meteorológico.
- Hernández, U. A., Bravo, L. C., 1998. Resumen de la temporada de ciclones tropicales 1997. Secretaría del Medio Ambiente y Recursos Naturales. Comisión Nacional del Agua. Subdirección General Técnica. Servicio Meteorológico Nacional.
- Hernández, U. A., Bravo, L. C. 1999. Resumen de la temporada de ciclones tropicales 1998. Secretaría del Medio Ambiente y Recursos Naturales. Comisión Nacional del Agua. Subdirección General Técnica. Servicio Meteorológico Nacional.
- Hernández, U. A., Bravo, L. C. 2001. Resumen de la temporada de ciclones tropicales 2000. Secretaría del Medio Ambiente y Recursos Naturales. Comisión Nacional del Agua. Subdirección General Técnica. Servicio Meteorológico Nacional.
- Hernández, U. A., Bravo, L. C. 2002. Resumen de la temporada de ciclones tropicales 2001. Secretaría del Medio Ambiente y Recursos Naturales. Comisión Nacional del Agua. Subdirección General Técnica. Servicio Meteorológico Nacional.
- Hernández, U. A., Bravo, L. C.. 2004. Resumen de la temporada de ciclones tropicales 2003. Secretaría del Medio Ambiente y Recursos Naturales. Comisión Nacional del Agua. Subdirección General Técnica. Servicio Meteorológico Nacional.
- Hernández, U. A., Rosengaus, M. M. 2011. Análisis de la temporada de ciclones tropicales 2010. Secretaría del Medio Ambiente y Recursos Naturales. Comisión Nacional del Agua. Coordinación General del Servicio Meteorológico Nacional. Gerencia de Meteorología y Climatología. Subgerencia de Pronóstico Meteorológico.
- Hernández, U. A., Rosengaus, M. M. 2012. Análisis de la temporada de ciclones tropicales 2011. Secretaría del Medio Ambiente y Recursos Naturales. Comisión Nacional del Agua. Coordinación General del Servicio Meteorológico Nacional. Gerencia de Meteorología y Climatología. Subgerencia de Pronóstico Meteorológico.
- Hobouchian, M. P. 2015. Estimaciones de precipitación por satélite en el área Subtropical de Sudamérica: análisis y validación. Tesis de licenciatura en ciencias de la atmósfera Universidad de Buenos Aires. Facultad de Ciencias Exactas y Naturales. Departamento de Ciencias de la Atmósfera y los Océanos. Argentina.
- Hobouchian, M. P., García, S. Y., Barrera, D., Vila, D., Salio, P. 2014. Estimación de precipitación por satélite aplicando la técnica Hidroestimador en su versión para Sudamérica.
- Hobouchian, M. P. 2015. Estimaciones de precipitación por satélite en el área Subtropical de Sudamérica: análisis y validación. Tesis de licenciatura en ciencias de la atmósfera Universidad de Buenos Aires.

- Facultad de Ciencias Exactas y Naturales. Departamento de Ciencias de la Atmósfera y los Océanos. Argentina.
- Hodges, R. E., Elsner, J. B. 2011. Evidence linking solar variability with US hurricanes. *Int. J. Clim.* 31, 1897–1907.
- Hui-Kuang Y. T., Kun-Huang, H. 2010. A neural network-based fuzzy time series model to improve forecasting. *Expert Systems with Applications* 37 pp. 3366 – 3372. DOI:<https://dx.doi.org/10.1016/j.eswa.2009.10.013>
- Hwang, R – C, Chen, Y – J, Huang, H – C. 2010. Artificial intelligent analyzer for mechanical properties of rolled steel barby using neural networks. *Expert Systems with Applications* 37 pp. 3136 – 3139. DOI:<https://dx.doi.org/10.1016/j.eswa.2009.09.069>
- Hunsche M, Damerow L, Schmitz-Eiberger M, Noga G. 2007. Mancozeb wash-off from apple seedlings by simulated rainfall as affected by drying time of fungicide deposit and rain characteristics. *Crop Protection* 26: pp. 768–774.
- Instituto Nacional de Estadística, Geografía e Informática (INEGI) 2018.. Red hidrográfica escala 1:50000 edición 2.0 Disponible en www.inegi.org.mx/geo/contenidos/topografia/regiones_hidrograficas.aspx
- Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC). 2014. Summary for policymakers. *Climate Change 2014: Impacts, Adaptation, and Vulnerability*. Cambridge University Press, Cambridge, United Kingdom y New York, NY, USA, pp. 1-32.
- Jabbari, A., Bae, D – H. 2018. Application of Artificial Neural Networks for Accuracy Enhancements of Real-Time Flood Forecasting in the Imjin Basin. *Water* 10, 1626. DOI:<https://dx.doi.org/10.3390/w10111626>
- Kalsi, S. R. 2004. Satellite based weather forecasting. *Satellite remote sensing and GIS applications in meteorology*. World Meteorological Organization, Dehra Dun, India.427 p.
- Kantha, L. 2013. Classification of hurricanes: Lessons from Katrina, Ike, Irene, Isaac and Sandy. *Ocean Eng.*, 70, 124 – 128. DOI:<https://dx.doi.org/10.1016/j.oceaneng.2013.06.007>
- Katsanos, D., Retalis, A., Michaelides, S. 2016. Validation of a high-resolution precipitation database (CHIRPS) over Cyprus for a 30-year period, *Atmospheric Research*, 169, 459-464, . DOI:<https://dx.doi.org/10.1016/j.atmosres.2015.05.015>, 2016
- Kimberlain, T. B., Blake, E. S., Cangialosi, J. P. 2016. Hurricane Patricia (EP202015) 20 – 24 October 2015. Tropical Cyclone Report. National Hurricane Center.
- Kishtawal, C. M. 2004. Meteorological satellites. *Satellite remote sensing and GIS applications in meteorology*. World Meteorological Organization. Dehra Dun, India.427 p.
- Knaff, J. A., Longmore, S. P., Molenaar, D. A. 2014. An objective satellite-based tropical cyclone size climatology. *J. Climate*, 27, 455–476.
- Kumar, S. P., Sriraam, N., Benakop, P. G., Jinaga, B.C. 2010. Entropies based detection of epileptic seizures with artificial neural network classifiers. *Expert Systems with Applications* 37 pp. 3284 – 3291. DOI:<https://dx.doi.org/10.1016/j.eswa.2009.09.051>
- Kumar, P., Varma. A.K 2016. Assimilation of INSAT-3D hydro-estimator method retrieved rainfall for short weather prediction. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*. 143, pp. 384 – 394. DOI:<https://dx.doi.org/10.1002/qj.2929>
- Laakso L, Grönholm T, Rannik U, Kosmale M, Fiedler V, Vehkamäki H, Kulmala M. 2003. Ultrafine particle scavenging coefficients calculated from 6 years field measurements. *Atmospheric Environment* 37, pp.3605–3613.
- Land P. E., Shutler J. D., Findlay H. S., et al. 2015. Salinity from space unlocks satellite-based assessment of ocean acidification. *Environmental Science and Technology* 49: 1987–1994.
- Larsen, S. E., Jørgensen, H. E., Kelly, M. C., Larsén, X. G., Ott, S., Jørgensen, E. R. 2016. Elements of extreme wind modeling for hurricanes. *DTU Wind Energy*. DTU Wind Energy E, No. 0109
- Lee, H., Seo, D-J. 2014. Assimilation of hydrologic and hydrometeorological data into distributed hydrologic model: Effect of adjusting mean field bias in radar-based precipitation estimates. *Advances in Water Resources* 74. pp. 196–211
- Leong, T. M., Samat, N., Weng, C. N., Roy, R. 2018. hydro-meteorological assessment of three GPM satellite precipitation products in the Kelantan river basin, Malaysia. *Remote Sens.* 10, 1011; doi:[10.3390/rs10071011](https://doi.org/10.3390/rs10071011)

- Lopez, C. L., Merino, S. A., Snchez, G. J. L., García-Ortega, E. 2015. Teledetección aplicada a la elaboración de mapas de peligrosidad de granizo en tiempo real y mapas de daños en cultivos e infraestructura. Grupo de Física de la Atmósfera. Instituto de Medio Ambiente, Recursos Naturales y Biodiversidad. Universidad de León. Editorial Mapfre
- Maldonado, T., Alfaro E., Fallas-López, B., Alvarado, L. (2013). Seasonal prediction of extreme precipitation events and frequency of rainy days over Costa Rica, Central America, using Canonical Correlation Analysis. *Adv. Geosci.*, 33, pp. 41–52. [doi:10.5194/adgeo-33-41-2013](https://doi.org/10.5194/adgeo-33-41-2013)
- Mallard, M. S., Lackmann, G. M., Ayyer, A., 2013. Atlantic hurricane and climate change. Part II: Role of thermodynamic changes in decreased hurricane frequency. *J. Clim.* 26, 8513–9528.
- Martens, B., Cabus, P., De Jongh, I., Verhoest, N. E. C. 2013. Merging weather radar observations 556 with ground-based measurements of rainfall using an adaptive multiquadric surface fitting algorithm, *Journal of Hydrology*, 500, 84-96. [DOI:https://dx.doi.org/10.1016/j.jhydrol.2013.07.011](https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2013.07.011)
- Martinez, M. O. B. 2011. Definición de Tablas de Probabilidad/Severidad/Tolerabilidad. Reglamentos Aeronáuticos Colombianos.
- Martinez-Noriegas, H. A., Medrano-Broche, B. E., Fernández-capestany, L., Tejeda-Rodriguez, Y. E. 2013. Análisis multivariado de datos como soporte a la decisión en la selección de estudiantes en proyectos de software, *Ingeniería Industrial*, Vol. XXXIV, No. 2 mayo – agosto, pp. 130 – 142.
- Matheron, G. 1971. The theory of regionalized variables and its applications. *Les Cahiers du CMM*. Fasc. No. 5, ENSMP, Paris, 211 pp.
- Mekanik, F., Imteaz, M. A., Gato – Trinidad, S., Elmahdi, A. 2013. Multiple regression and Artificial Neural Network for long-term rainfall forecasting using large scale climate modes. *J. Hydrol.* 503, pp. 11 – 21.
- Méndez, R. R. A. 2016. Productos de precipitación satelital de alta resolución espacial y temporal en zonas de topografía compleja. Tesis de Magíster en Ciencias de la Ingeniería. Escuela de Ingeniería. Pontificia Universidad Católica de Chile. Santiago de Chile, Chile.
- Mendoza, E. D. R. 2013. Modelos de simulación para la estimación de escenarios de riesgo estructural de las viviendas a causa del viento de ciclones tropicales. Tesis de Maestría. Programa de Maestría y Doctora en Ingeniería. Universidad Nacional Autónoma de México. D.F. México.
- Mesić, K. I., 2016. Comparison of Ordinary and Universal Kriging interpolation techniques on a depth variable (a case of linear spatial trend), case study of the Šandrovac Field. *The Mining-Geology-Petroleum Engineering Bulletin*, pp. 41–58. [DOI:http://dx.doi.org/10.17794/rgn.2016.2.4](https://doi.org/10.17794/rgn.2016.2.4)
- Meza, M., Curiel, L., González, D., Álvarez, C. 2014. Imágenes satelitales y distribución espacial de la lluvia en el estado de Querétaro. Caso: Tormenta del 18 de agosto de 2014. *Nthe*: 14. 21 – 29.
- Miao, C., Ashouri, H., Hsu, K. L., Sorooshian, S., Duan, Q. Y. 2015. Evaluation of the PERSIANN-CDR daily rainfall estimates in capturing the behavior of extreme precipitation events over China, *J. Hydrometeorol.*, 16(3), 1387–1396. [DOI:http://dx.doi.org/10.1175/jhm-d-14-0174.1](https://doi.org/10.1175/jhm-d-14-0174.1).
- Miao, C., Sun, Q., Duan, Q., Wang, Y. 2016. Joint analysis of changes in temperature and precipitation on the loess plateau during the period 1961–2011, *Clim. Dyn.*, 47(9–10), 3221–3234, [DOI:http://dx.doi.org/10.1007/s00382-016-3022-x](https://doi.org/10.1007/s00382-016-3022-x).
- Moghim, S., Bras, R. L. 2017. Bias Correction of Climate Modeled Temperature and Precipitation Using Artificial Neural Networks. *J. Hydrometeorol.*, 18, 1867–1884, [DOI:http://dx.doi.org/10.1175/JHM-D-16-0247.1](https://doi.org/10.1175/JHM-D-16-0247.1).
- Molina-Aguilar, J. P., Gutiérrez-López, M. A. (2018b). análisis forense de la tormenta del 27 de septiembre de 2017 en la zona Metropolitana de Querétaro utilizando imágenes Infrarrojas. *Ingeniería: Diversidad tecnológica y científica*. Facultad de Ingeniería. Universidad Autónoma de Querétaro.
- Molina-Aguilar, J. P., Gutiérrez-López, M. A., Aparicio, J. 2018. Búsqueda Armónica para optimizar la función Gumbel Mixta univariada. *Revista Tecnología y Ciencias de Agua*. Volumen IX Num.5. [DOI:10.24850/j-tyca-2018-05-11](https://doi.org/10.24850/j-tyca-2018-05-11)
- Molina-Aguilar, J. P., Gutiérrez-López, M. A., Raynal-Villaseñor, J. A., García-Valenzuela, L. G. 2019. Optimization of parameters in the General distribution of Extreme Values Type 1 for three populations, using harmonic search. *Journal Atmosphere*. [DOI:10.3390/atmos10050257](https://doi.org/10.3390/atmos10050257)
- Moreno, S. R., Villon, R. C., Quispe, M. C., Quintana, J. 2013. Zonas geográficas con monitoreo permanente para la evaluación de eventos naturales hidrometeorológicos utilizando teledetección 1ª. Ed. Dirección de Geomática, Dirección Técnica de Ciencias y Aplicaciones Espaciales. Comisión Nacional de Investigación y Desarrollo Aeroespacial. Perú.

- Moszkowicz, S. 2000. Small-scale structure of rain field—preliminary results basing on a digital gauge network and on MRL-5 Legionowo radar. *Physics and Chemistry of the Earth* 25: pp. 933–938.
- Murakami, H., Wang, Y., Yoshimura, H., Mizuta, R., Sugi, M., Shindo, E., Adachi, Y., Yukimoto, S., Hosaka, M., Kusunoki, S., Ose, T., Kitoh, A., 2012. Future changes in tropical cyclone activity projected by the new high-resolution MRI-AGCM. *J. Clim.* 25, 3237–3260.
- Nava, J. H. O., Pezet, S. F. H., Hernández, G. I. 2014. Unidades del SI y prefijos. *Serendipía*, Año V. Núm. 30. mayo – junio.
- National Oceanic and Atmospheric Administration (NOAA). 2016. National Oceanic and Atmospheric Administration. Disponible en <https://www.nesdis.noaa.gov/GOES-16>,
- Nitu, C., Dumitraşcu, A., Krapivin, V. F., Soldatov, V. Y., Varotsos, C. A., Cracknell, A. P. 2013. An effective tool for the tropical cyclones monitoring. *Proceedings 19th International Conference on Control Systems and Computer Science, CSCS 2013*, Article number 6569276, Pages 276–280. Bucharest, Romania, 29 May 2013 _31 May 2013.
- Nixon, W.A., Stowe, R. 2004. Operational Use of Weather Forecasts in Winter Maintenance: A Matrix Based Approach. In *Proceedings of 12th International Road Weather Conference SIRWEC*, Bingen, Germany, June 16-18.
- Nogueira, S. M. C., Moreira, M. A., Volpato, M. M. L. 2018. Evaluating Precipitation Estimates from Eta, TRMM and CHRIPS Data in the South-Southeast Region of Minas Gerais State-Brazil, *Remote Sens.*, 10, 16, . DOI:<https://dx.doi.org/10.3390/rs10020313>
- Norrant-Romand., Douguédroit, A. (2014). Significant rainfall decreases and variations of the atmospheric circulation in the Mediterranean (1950–2000). *Reg Environ Change* 14, pp. 1725–1741. DOI [10.1007/s10113-013-0521-8](https://doi.org/10.1007/s10113-013-0521-8)
- Ocampo, G. J. E., Ospina, B. J. A., 2013. Análisis comparativo de Colombia frente a los nueve países más desarrollados según el IEPG, mediante el análisis multivariado y los gráficos pictóricos. *Journal of Engineering and Technology* Vol.2, No. 2. pp. 8 – 20.
- Ojeda, R. M. M., Velasco, L. F., Cruz, L. C., Tapia, B. P. 2011. Metodología Estadística Aplicada a las Finanzas públicas. Primera edición. Serie Libros universitarios. Xalapa, Veracruz, México, 285 p.
- Okkan, U., Fistikoglu, O. 2014. Evaluating climate change effects on runoff by statistical downscaling and hydrological model GR2M. *Theor. Appl. Climatol.* 117, 343–361.
- Organización de las Naciones Unidas (ONU). 2015. Informe de Evaluación Global sobre la Reducción del Riesgo de Desastres (GAR). *Hacia el desarrollo sostenible: El futuro de la gestión del riesgo de desastres*.
- Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económico (OCDE), 2013. Estudio de la OCDE sobre el sistema nacional de protección civil en México. Resumen Ejecutivo. OECD Publishing. Disponible en <http://www.oecd.org/gov/risk/Mexico-proteccion-civil-resumen-ejecutivo.pdf>
- Ovsei G. M. 1996. Desastres y protección civil. Fundamentos de investigación interdisciplinaria. UNAM. México Pag. 41-44.
- Palafox M. A., Dzul, P. R. M. 2014. Impacto económico de los huracanes al turismo en Quintana Roo, México. *Temas Latino-americanos en turismo: planificación, ciudades, economía y cultura*. INMOD. Sao Paulo, Brasil.
- Pasch, R. J., Zelinsky, D. A., 2014. Hurricane Manuel (EP13013) 13 – 19 September 2013. *Tropical Cyclone Report*. National Hurricane Center.
- Pawlina A. A. 2002. No rain intervals within rain events: some statistics based on Milano radar and rain-gauge data. *Proceedings of COST 280, First International Workshop on propagation impairment mitigation for millimetre wave radio systems*, 1–3 July 2002, Malvern, UK.
- Peng, T., Zhou, J., Zhang, C., Fu, W. 2017. Streamflow forecasting using empirical wavelet transform and artificial neural networks. *Water*, 9, 406, DOI:<http://dx.doi.org/10.3390/w9060406>
- Perez, L. G., García, H. J., Rubio, G. H., Fluixá-Sanmartin, J. 2016. Gestión de recursos hídricos con un modelo semi-distribuido en la cuenca del río Fuerte, México. XXVII Congreso Latinoamericano de Hidráulica. Lima, Perú.
- Pérez-Sánchez, J., Senent-Aparicio, J. 2017. Curvas intensidad-duración-frecuencia de tormentas de corta duración en la cuenca del río Segura, España. *Agrociencia* Vol. (51), No.(6). Pp. 607 – 616.

- Prieto, G. R. E. 2006. Técnicas estadísticas de clasificación. Un ejemplo de análisis Clúster. Monografía para obtener el título de Ingeniero industrial. Instituto de Ciencias Básicas e Ingeniería. Universidad Autónoma del Estado de Hidalgo.
- Puig, P. C. 2015. Evolución temporal de la vegetación en el Sahel mediante el NDVI y su relación con la precipitación en el periodo 1983-2012. Tesis doctoral. Departamento de ingeniería del terreno, cartografía y geofísica. Universidad Politécnica de Cataluña. Barcelona. España.
- Purnomo, H. D., Hartomo, K. D., Prasetyo, S Y J. 2017. Artificial neural network for monthly rainfall rate prediction. IOP Conf. Series: Materials Science and Engineering 180, 012057. [doi:10.1088/1757-899X/180/1/012057](https://doi.org/10.1088/1757-899X/180/1/012057)
- Ratto. G. E. 2016. Estudio de parámetros ambientales utilizando técnicas espectroscópicas, datos meteorológicos y métodos estadísticos. Tesis de Doctorado. Facultad de Ingeniería. Universidad Nacional de La Plata. Buenos Aires. Argentina
- Reséndiz-Mendoza, R. C., Gutiérrez-López, M. A. 2018. Agrupación jerárquica ascendente para la delimitación de regiones homogéneas aplicada al análisis de variabilidad espacial de la precipitación en la Región Hidrológica Mexicana 10. *Perspectivas de la Ciencia y la Ingeniería*. Año 1. Núm. 001, Universidad Autónoma de Querétaro, División de Investigación y Posgrado de la Facultad de Ingeniería
- Rezapour, M., Baldock, T. E. 2014. Classification of Hurricane Hazards: The Importance of Rainfall. *Weather and Forecasting*. Volume 29. pp. 1319 – 1331. [DOI:http://dx.doi.org/10.1175/WAF-D-14-00014.1](https://doi.org/10.1175/WAF-D-14-00014.1)
- Ringard, J. 2017. Estimation des précipitations sur le plateau des Guyanes par l'apport de la télédétection satellite. *Météorologie*. Université de Guyane, Français.
- Rivolta, G., Marzano, F. S., Coppola, E., Verdecchia, M. 2006. Artificial neural-network technique for precipitation nowcasting from satellite imagery. *Adv. Geosci.* 7, 97–103, [DOI:http://dx.doi.org/10.5194/adgeo-7-97-2006](https://doi.org/10.5194/adgeo-7-97-2006)
- Rodríguez, L. Y., Marrero, L. N. V. 2011. Análisis regional de series de lluvias máximas: consideraciones. *Ingeniería Hidráulica y Ambiental*, XXXII, págs. 34-45.
- Rogelis, M. C., Werner, M. 2017. Streamflow forecasts from WRF precipitation for flood early warning in mountain tropical areas. *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 22, 853–870, [DOI:http://dx.doi.org/10.5194/hess-22-853-2017](https://doi.org/10.5194/hess-22-853-2017).
- Rosengaus, M. M., Hernández, U. A. 2006. Resumen de la temporada de ciclones tropicales 2005. Secretaria del Medio Ambiente y Recursos Naturales. Comisión Nacional del Agua. Subdirección General Técnica. Servicio Meteorológico Nacional.
- Roy, T., Gupta, H. V., Serrat-Capdevila, A., Valdes, J. B. 2017. Using satellite-based evapotranspiration estimates to improve the structure of a simple conceptual rainfall–runoff model, *Hydrology and Earth System Sciences*, 21, 879-896, [DOI:http://dx.doi.org/10.5194/hess-21-879-2017](https://doi.org/10.5194/hess-21-879-2017)
- Rozumalski, R. A. 2000. A quantitative assessment of NESDIS AutoEstimator. *Weather and Forecasting* 15: 397–415.
- Sachindra, D. A., Huang, F., Barton, A. F., Perera, B. J. C. 2014 Statistical downscaling of general circulation model outputs to precipitation part I: calibration and validation. *Int. J. Climatol.* 34, pp. 3264 – 3281.
- Sachindra, D. A., Ahmed, K., Rashid, M. M., Sahid, S., Perera, B. J. C. 2018. Statistical downscaling of precipitation using machine learning techniques. *Atmospheric Research*. 212. pp. 240 – 258. [DOI:http://dx.doi.org/10.1016/j.atmosres.2018.05.022](https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2018.05.022)
- Sáez, C. A. J. 2012. Apuntes de Estadística para Ingenieros. Versión 1.3. Departamento de Estadística e Investigación Operativa. Universidad de Jaén.
- Şahinbaşkan, T., Köse, E. 2010. Modelling of time related drying changes on matte coated paper with artificial neural networks. *Expert Systems with Applications* 37 pp. 3140 – 3144. [DOI:http://dx.doi.org/10.1016/j.eswa.2009.09.068](https://doi.org/10.1016/j.eswa.2009.09.068)
- Salazar, M. A., Vargas, C. J. L. 2017. Algunos aspectos técnicos sobre la Estación Meteorológica Automática de la Reserva Biológica Alberto Manuel Brenes. *Revista Pensamiento Actual - Vol 17 - Suplemento No 1*. Universidad de Costa Rica - Sede de Occidente.
- Salazar, O. J. C. 2016. Una metodología para la estimación de curvas de duración de caudales (cdc) en cuencas no instrumentadas. Caso de aplicación para Solombia en los departamentos de Santander y norte de Santander. Tesis de magister en ingeniería – recursos hidráulicos. Facultad de Ingeniería,

- Departamento de Ingeniería Civil y Agrícola Universidad Nacional de Colombia. Bogotá D.C., Colombia.
- Salio P., Hobouchian, M.P., García Skabar, Y., y Vila, D., 2014. Evaluation of high-resolution satellite precipitation estimates over Southern South America using a dense rain gauge network. *Atmospheric Research* 116:146 - 161., Doi:10.1016/j.atmosres.2014.11.017
- Satge, F., Bonnet, M. P., Gosset, M. M., Molina, J., Lima, W. H. Y., Zola, R. P., Timouk, F., Garnier, J. 2016. Assessment of satellite rainfall products over the Andean plateau, *Atmos. Res.*, 167, 1–14, DOI:<http://dx.doi.org/10.1016/j.atmosres.2015.07.012>.
- Scagliante, B. M. 2016. Representação de dados multivariados através das Faces de chernoff. *Estação Científica - Juiz de Fora*, nº 14, julho – dezembro.
- Schiattino, I., Silva, C. 2013. Representación gráfica de información multivariante. Aplicación al sistema de salud de Chile (2010). *Rev Chil Salud Pública*. Vol 17 (2) pp. 117–123.
- Seck, I., Van Baelen, J. 2018. Geostatistical merging of a single-polarized X-band weather radar and a sparse rain gauge network over an urban catchment. *Atmosphere*, 9, 496. doi:10.3390/atmos9120496
- Secretaría de Economía (SE). 2013. NMX-AA-166/1-SCFI-2013. Estaciones meteorológicas, climatológicas e hidrológicas. Parte 1: especificaciones técnicas que deben cumplir los materiales e instrumentos de medición de las estaciones meteorológicas automáticas y convencionales, México. 43 p.
- Servicio Meteorológico Nacional (SMN). 2012. Información sinóptica de los observatorios.
- Shanmuganathan, S., Samarasinghe, S. (Eds.), 2016. *Artificial Neural network Modelling Series: Studies in Computational Intelligence*. Springer International Publishing, Switzerland.
- Shen, G. Y., Chen, N. C., Wang, W., Chen, Z. Q. 2018. High-resolution daily precipitation estimation data derived from Wuhan University Satellite and Gauge precipitation Collaborated Correction method (WHU-SGCC) in TIFF format. PANGAEA, DOI:<https://doi.pangaea.de/10.1594/PANGAEA.896615>
- Shutler Jamie D., Quartly Graham D., Donlon Craig J., Sathyendranath Shubha, Platt Trevor, Chapron Bertrand, Johannessen Johnny A., Girard-Ardhuin Fanny, Nightingale Philip D., Woolf David K., Hoyer Jacob L. 2016. Progress in satellite remote sensing for studying physical processes at the ocean surface and its borders with the atmosphere and sea ice. *Progress In Physical Geography* April 2016, Volume 40 Issue 2 Pages 215-246 DOI:<http://dx.doi.org/10.1177/0309133316638957>.
- Singh, P., Borah, B. 2013. Indian summer monsoon rainfall prediction using artificial neural network. *Stoch. Environ. Res. Risk Assess.*, 27, 1585–1599, DOI:<http://dx.doi.org/10.1007/s00477-013-0695-0>.
- Singh, A., Mohanty, U. C., Mishra, G. 2014. Long-Lead Prediction Skill of Indian Summer Monsoon Rainfall Using Outgoing Longwave Radiation (OLR): an Application of Canonical Correlation Analysis. *Pure Appl. Geophys.* 171, pp. 1519–1530. DOI:10.1007/s00024-013-0689-3
- Solorzano, T. E. 2016. Identificación y caracterización de patrones climáticos en la ciudad de Manizales, usando técnicas de series de tiempo y de conglomerados. Tesis de Magister en Ciencias - Matemática Aplicada. Universidad Nacional de Colombia. Facultad de Ciencias Exactas y Naturales. Departamento de Matemáticas y Estadística. Manizales, Colombia.
- Soto, R. J. H. 2017. Estimación de la precipitación por eventos meteorológicos extraordinarios a partir de imágenes de satélite: Caso del huracán Ingrid, septiembre 2013. Tesis para obtener el grado de licenciatura. Facultad de Ingeniería, Universidad Autónoma de Tamaulipas.
- Souto, J., Beltrão, N., Teodoro, A. 2019. Performance of remotely sensed soil moisture for temporal and spatial analysis of rainfall over São Francisco river basin, Brazil. *Geosciences* 9, 144. doi:10.3390/geosciences9030144
- Strong, C., Shvetson, Y., Sharp, J. 2005. Development of a roadway weather severity index: Showcase evaluation #16. U. S. Department of transportation.
- Stull, R., 2017. Chapter 16. Hurricanes. *Meteorology for Scientists & Engineers*, 3rd Edition. Univ. of British Columbia. 938 pages. isbn 978-0-88865-178-5.
- Tayfur, G., Singh, V. P., Moramarco, T., Barbetta, S. 2018. Flood Hydrograph Prediction Using Machine Learning Methods. *Water* 2018, 10, 968.
- Tejada M, Gonzalez JL. 2007. Influence of organic amendments on soil structure and soil loss under simulated rain. *Soil and Tillage Research* 93; pp. 197–205.
- Teutschbein, C., Seibert, J. 2013. Is bias correction of regional climate model (RCM) simulations possible for non-stationary conditions? *Hydrology and Earth System Sciences*, 17(12). pp. 5061–5077.

- Toba T, Ohta T. 2005. An observational study of the factors that influence interception loss in boreal and temperate forests. *Journal of Hydrology* 313: pp. 208–220.
- Tokay A, Short DA. 1996. Evidence from tropical raindrop spectra of the origin of rain from stratiform versus convective clouds. *Journal of Applied Meteorology* 35: pp. 355–371.
- Tourville, N., Stephens, G., DeMaria, M., Vane, D. 2015. Remote sensing of Tropical Cyclones: observations from Cloudsat an A-train profiles. American meteorological society. Pp. 609 – 622. DOI:<https://doi.org/10.1175/BAMS-D-13-00282.1>
- Umurkan, N., Koroglu, S., Kilic, O., Adam, A. A. 2010. A neural network based estimation method for magnetic shielding at extremely low frequencies. *Expert Systems with Applications* 37 pp. 3195–3201. DOI:<https://doi.org/10.1016/j.eswa.2009.09.062>
- Ur, R. K., Shang, S., Shahid, M., Li, J. . 2018. Developing an ensemble precipitation algorithm from satellite products and Its topographical and seasonal svaluations over pakistan. *Remote Sens.* 10, 1835; doi:[10.3390/rs10111835](https://doi.org/10.3390/rs10111835)
- Ureña, E. F. 2011. Utilización de estaciones meteorológicas automáticas como nueva alternativa para el registro y transmisión de datos. *Rev. Posgrado y Sociedad.* 11(1) pp. 33–49.
- Velázquez, S. J. E. 2014. Calibración de un modelo de estimación de lluvia con imágenes de satélite, utilizando datos de estaciones climatológicas, para la región hidrológica número 30 de México. Tesis de licenciatura. Facultad de Ingeniería. Universidad Nacional Autónoma de México. México.
- Véliz, C. C. 2017. Análisis Multivariante: Métodos estadísticos multivariantes para la investigación 1ª ed. Cengage Learning. Ciudad Autónoma de Buenos Aires, Argentina.
- Verdin, A., Rajagopalan, B., Kleiber, W., Funk, C. 2015. A Bayesian kriging approach for blending satellite and ground precipitation observations, *Water Resources Research*, 51, 908-921.
- Vilar E, Burgueño A. 1995. Statistical properties of 49 years of rainfall rate events. *Theoretical and Applied Climatology* 50, pp. 213–225.
- Walpole, R. E., Myers, R. H., Myers, S. L. and Keyin Ye. 2012. Probabilidad y estadística para ingeniería y ciencias. Novena edición. Pearson educación. Mexico.
- Wang, Y., Min, J., Chen, Y., Xiang-Yu, H., Zeng, M., Li, X. 2017. Improving precipitation forecast with hybrid 3DVar and time-lagged ensembles in a heavy rainfall event. *Atmos. Res.*, 183, 1–16, DOI:<http://dx.doi.org/10.1016/j.atmosres.2016.07.026>
- Wing, A. A., Emanuel, K., Solomon, S. 2015. On the factors affecting trends and variability in tropical cyclone potential intensity. *Geophys. Res. Lett.* 42. DOI:<https://dx.doi.org/10.1002/2015GL066145>
- Wooten, R. D., D'Andrea, J. (2016). Modeling Hurricanes using Principle Component Analysis in conjunction with Non-Response Analysis, arXiv.org in affiliation with Cornell University Library. Eprint:ArXiv:1512.05307
- World Meteorological Organization. (2012). Guide to Meteorological Instruments and Methods of Observation. WMO-No. 8. (7.a ed.). Ginebra-Suiza
- World Meteorological Organization (WMO). 1990.. The role of the World Meteorological Organization in the International Decade for Natural Disaster Reduction. Report No.WMO-745. Geneva.
- World Meteorological Organization (WMO). 2014. Programa de ciclones tropicales. Informe n° PCT-30. Secretaría de la Organización Meteorológica Mundial. Ginebra-Suiza.
- World Meteorological Organization. Observing Systems Capability Analysis and Review Tool. (WMO OSCAR), 2017.
- Yang, S., Cossuth, J. 2016. Recent Developments in Tropical Cyclone Dynamics, Prediction, and Detection. Chapter 7. Satellite Remote Sensing of Tropical Cyclones. Pp. 137-170. DOI:<http://dx.doi.org/10.5772/64114>
- Yang, S., Cossuth, J. 2016. Satellite remote sensing of tropical cyclones. Recent developmets in Tropical Cyclone Dynamics, prediction and detection. pp. 137 – 170. DOI:<http://dx.doi.org/10.5772/64114>
- Yang, T., Akbari A. A., Welles, E. , Gao, X., Sorooshian, S., Liu, X. 2017. Developing reservoir monthly inflow forecasts using artificial intelligence and climate phenomenon information, *Water Resour. Res.* DOI:<http://dx.doi.org/10.1002/2017WR020482>.
- Yang, X.; Xie, X.; Liu, D. L.; Ji, F.; Wang, L. 2015. Spatial interpolation of daily rainfall data for local climate impact assessment over greater sydney region. *Adv. Meteorol.* <http://dx.doi.org/10.1155/2015/563629>

- Yang, Z., Hsu, K., Sorooshian, S., Xu, X., Braithwaite, D., Verbist, K. M. J. 2016. Bias adjustment of satellite-based precipitation estimation using gauge observations: A case study in Chile, *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 121, 3790-3806. [DOI:http://dx.doi.org/10.1002/2015jd024540](http://dx.doi.org/10.1002/2015jd024540)
- Yuga, S. D. P. 2013. The use of geostationary satellite based rainfall estimation and rainfall-runoff modelling for regional flash flood assessment. Dissertation for the degree of Doctor of Engineering. School of Engineering. Hokkaido University.
- Zambrano-Bigiarini, M., Nauditt, A., Birkel, C., Verbist, K., Ribbe, L. 2017. Temporal and spatial evaluation of satellite-based rainfall estimates across the complex topographical and climatic gradients of Chile, *Hydrology and Earth System Sciences*, 21, 1295-1320. [DOI:http://dx.doi.org/10.5194/hess-21-1295-2017](http://dx.doi.org/10.5194/hess-21-1295-2017)
- Zhao, Q., Chen, Q., Jiao, M., Pute Wu, P., Gao, X., Ma, M., Hong, Y. 2018. The temporal-spatial characteristics of drought in the Loess Plateau using the remote-sensed TRMM precipitation data from 1998 to 2014. *Remote Sens.* 10, 838; [doi:10.3390/rs10060838](https://doi.org/10.3390/rs10060838)
- Zhang, Y., Li, Y., J, X., Luo, X., Li, X. 2. 2018. Evaluation and hydrologic validation of three satellite-based precipitation products in the upper catchment of the Red river basin, China. *Remote Sens.*, 10, 1881; [doi:10.3390/rs10121881](https://doi.org/10.3390/rs10121881)
- Zhou, G., Zhang, Y., Ma, Z., Xu, W., Zhang, K., Liu, J., Tan, Y. 2017. A geostatistics-based method to determine the pixel distance in a structure function model for aerosol optical depth inversion. *Atmosphere*, 8, 6. [doi:10.3390/atmos8010006](https://doi.org/10.3390/atmos8010006)
- Zhou, J., Peng, T., Zhang, C., Sun, N. 2018. Data Pre-Analysis and Ensemble of Various Artificial Neural Networks for Monthly Streamflow Forecasting. *Water*, 10, 628.
- Zhu, L., Suomalainen, J., Liu, J., Hyypä, J., Kaartinen, H., Haggren, H. 2018. A Review: remote sensing sensors. *Multi-purposeful Application of Geospatial Data.* pp. 19- 42 [DOI:http://dx.doi.org/10.5772/intechopen.71049](http://dx.doi.org/10.5772/intechopen.71049)
- Zou, X., Qin, Z., Zheng, Y. 2015. Improved Tropical Storm Forecasts with GOES-13/15 Imager Radiance assimilation and asymmetric vortex Initialization in HWRF. *American Meteorological Society.* pp. 2485 – 2505.
- Zucarelli, G. V. 2017. Regionalización hidrológica con métodos estadísticos multivariados. Tesis doctoral. Universidade da Coruña. La Coruña. Argentina.

ANEXO A. Proyección de coordenadas geográficas de las EMA en la ISD.

Se muestra proceso de proyección utilizado, ya que la información obtenida y su respectivo uso se llevan a cabo entre distintos sistemas de proyección. Siendo así que el formato de obtención de las imágenes satelitales se denomina GEOS y el formato de coordenadas geográficas de uso habitual corresponde el elipsoide del World Geodetic System 1984 (WGS84). Para ello se transformó la información buscando su homogenización y representación a lo largo del proyecto, como se observa en la figura A.1 no puede relacionarse directamente la información de la imagen satelital con los planos en coordenadas geográficas.

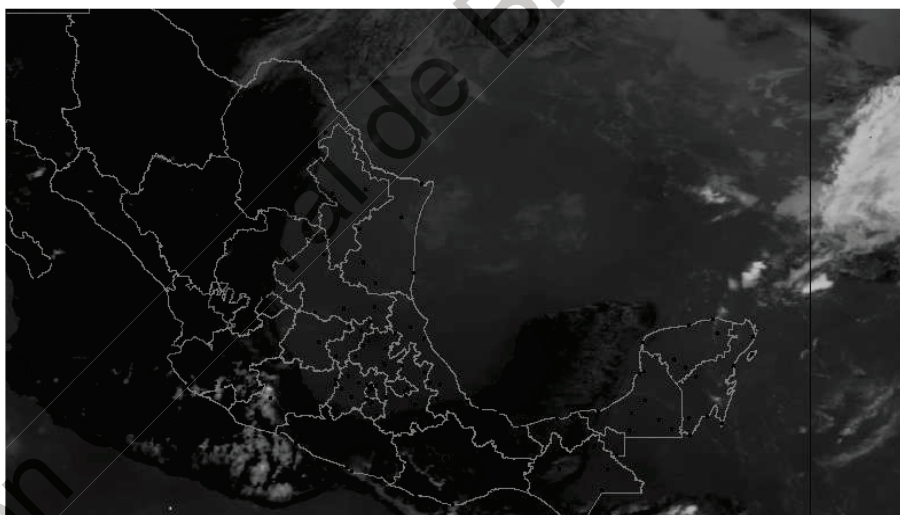


Figura A.1. Posición geográfica de las 187 EMAS en el territorio nacional considerando los límites estatales.

Para utilizar de manera natural el formato Paintbrush, nativo de las imágenes satelitales, en cada archivo de extensión *.pcx* se realizó la proyección de las coordenadas geográficas de las EMA directamente sobre las imágenes con proyección GEOS. Esto permite, agregar o quitar estaciones de acuerdo con los registros históricos del SMN o en función de zonas de estudio de interés.

Para ello se consultó la lista de las 187 EMA instaladas y en operación del SMN, las cuales inicialmente se referenciaron con sus coordenadas geográficas sobre el mapa de límites territoriales estatales de la República Mexicana (Figura A.1). Lo anterior se realizó utilizando el Software Surfer, generándose un listado estatal en función de la resolución de la imagen disponible para el estudio histórico de ciclones tropicales.

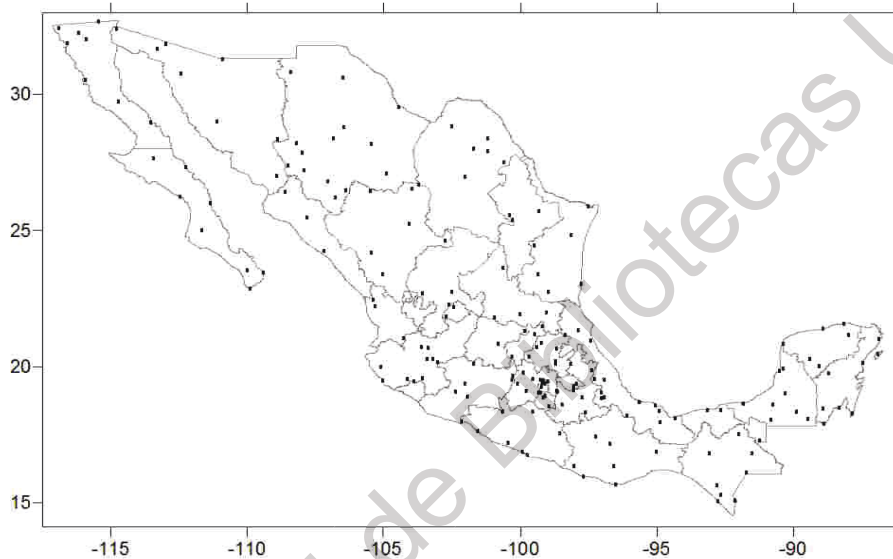


Figura A.1. Posición geográfica de las 187 EMAS en el territorio nacional considerando los límites estatales.

La proyección de las coordenadas geográficas a proyección GEOS se desarrolló con apoyo del Dr. Josué de Jesús Trejo Alonso. Este proceso se sistematizó mediante un script desarrollado en lenguaje *R* para el sistema operativo Linux Mint. Dicho script tomó *Long* y *Lat* de las coordenadas geográficas en decimal de grado de cada EMA listada, transformándolas acorde con los parámetros de la toma satelital definiendo la ubicación *X* y *Y* sobre la imagen para la posición de pixel correspondiente, medidos desde el vértice inferior izquierdo hacia la derecha en sentido longitudinal y hacia arriba en el sentido latitudinal respectivamente.

En la transformación de coordenadas a píxeles deben conocerse dos elementos: el datum y la proyección de la información original. Esto ya que los geográficos de coordenadas se basan en superficies esferoidales que aproximan la superficie Terrestre. El primer elemento define la superficie a través del eje mayor, el eje menor y el inverso del

aplanamiento para el elipsoide ajustado, así como la posición de dicha superficie relativa al centro de la Tierra. Mientras que el segundo corresponde a un conjunto ordenado y lógico de transformaciones que convierten la ubicación de un punto sobre una superficie esferoidal a una superficie plana.

Las imágenes captadas por el satélite GOES-13, cuentan con proyección GEOS (Geostationary Satellite View) proporcionadas por el área de percepción remota del SMN y cuyas características son datum World Geodetic System, 1984 (WSG84) él cuenta con valor del semieje mayor (a) es de 6,378,137.0 m, semieje menor (b) es de 6,356,752.31424 m y un achatamiento (f) de 1/298.257223563. Adicionalmente la altura especificada del satélite desde la superficie terrestre en el ecuador (h) son 35,785,831.0 m con ubicación en la Longitud 75 W y sobre la línea del Ecuador.

A.1 Script LongLat2XY

Partiendo de las características que definen la posición física del satélite GOES-13 en órbita y los parámetros con los cuales el sensor realizó las lecturas radiométricas para constituir la imagen satelital, se desarrolló el script llamado “LongLat2XY.R” que transforma las coordenadas geográficas de la posición de cada EMA nacional a coordenadas (X,Y) de pixel.

Esto permitió en cada uno de los pixeles definir el nivel digital asociado al brillo, determinándose con ello la temperatura tope de nube fría y la intensidad de precipitación correspondiente para cada posición transformada, que sea contrastable con la precipitación registrada a nivel de superficie terrestre.

Con la lista obtenida de coordenadas (X,Y) de los pixeles se referencian Long y Lat de las EMA sobre los límites territoriales de México. Se pueden visualizar las estaciones que registran los fenómenos hidrometeorológicos con afectación en territorio nacional (Figura A.2)

El script permitió realizar la lectura consecutiva de las imágenes satelitales disponibles del fenómeno hidrometeorológico generándose a series de información temporal y espacial, ellas permiten establecer la evolución geométrica del fenómeno en función de la intensidad de precipitación empleando la técnica HE.

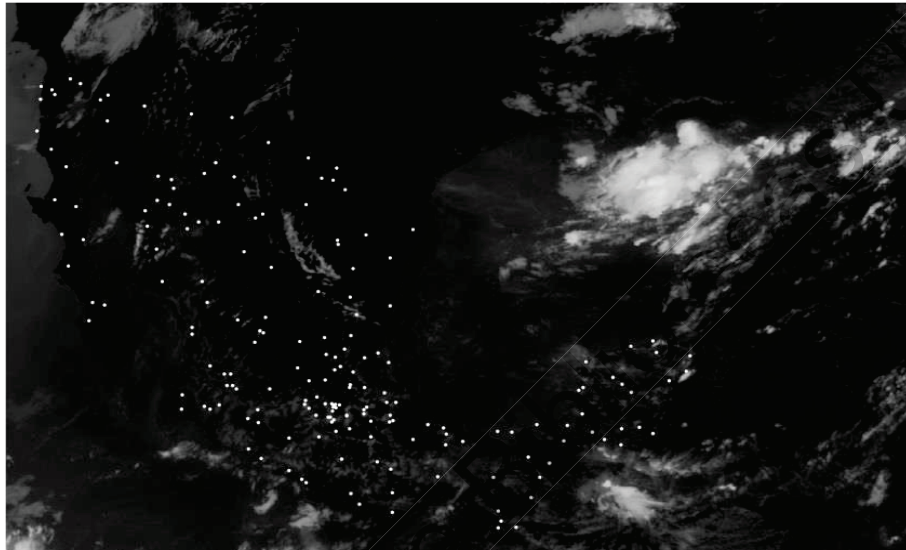


Figura A.2. Proyección de las 187 EMA que operan en territorio mexicano a partir de sus coordenadas geográficas en la imagen satelital nativa del satélite GOES – 13 con proyección geos estableciendo su correspondencia con los pixeles.

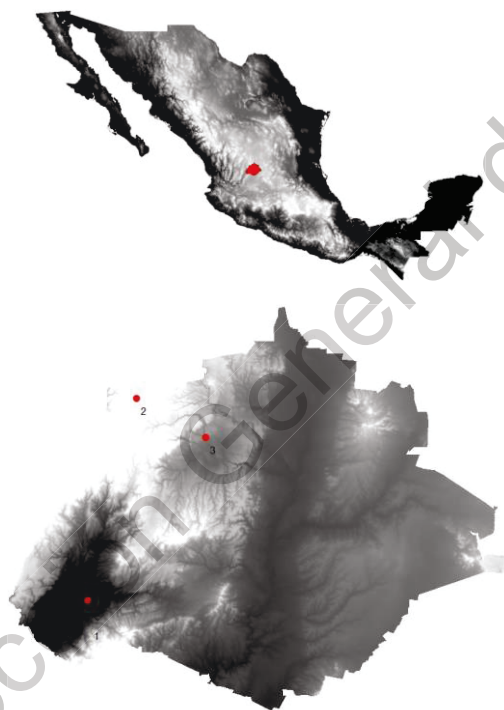
El script “LongLat2XY.R” permitió obtener la información histórica de los pixeles en la posición de las EMA utilizadas en el estudio de cualquier huracán o fenómeno hidrometeorológico. Tiene la ventaja de actualizar permanentemente el crecimiento de la red de EMA del SMN al permitir la incorporación por la instalación de nuevas estaciones en territorio nacional o bien por el retiro de ellas por fallas o bien por ser derribadas durante los fenómenos climatológicos, y que en algunos casos se reubican en zonas cercanas cambiándoles el nombre de referencia oficial.

En el anexo C se pueden consultar la información correspondiente de las 187 EMAS proyectadas y referenciadas en los distintos tamaños de imagen satelital disponibles acorde con el cuadro 6.2, con su respectivo mapa de referencia en el territorio nacional y su localización estatal.

ANEXO B. Georreferenciación estatal de las EMA.

Se presenta la ubicación geográfica de las EMA del SMN por entidades estatales en la República Mexicana, en relación con la resolución espacial de las imágenes captadas por el GOES-13 en el periodo de 2008 a 2015, para establecer la relación de la información atmosférica respecto de la superficial registrada por los sensores del Satélite y la Estación meteorológica respectivamente

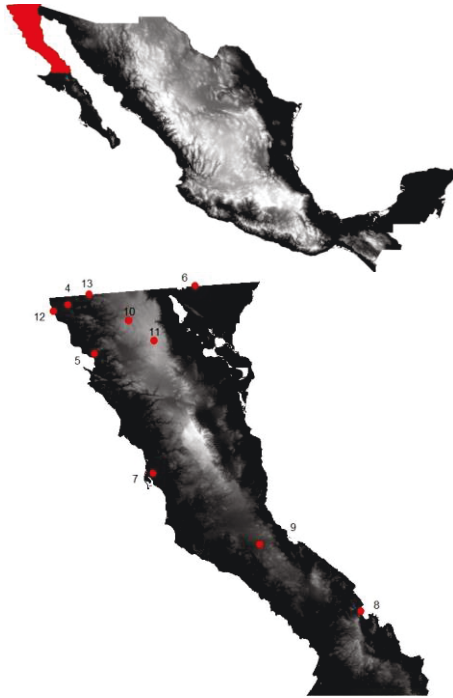
AGUASCALIENTES



ID	Nombre	Latitud (N)	Longitud (W)	Altitud (msnm)	Inicio de Datos
1	Calvillo	21.849	-102.712	1618	15/11/2004
2	Sierra Fria	22.270	-102.609	2976	08/12/2012
3	Presa 50 Aniversario	22.189	-102.465	2063	05/12/2012

ID	Nombre	1280 x 817		1280 x 945		755 x 553		640 x 469	
		x	y	x	y	x	y	x	y
1	Calvillo	350	312	350	361	206	211	175	179
2	Sierra Fria	357	329	357	381	211	223	179	189
3	Presa 50 Aniversario	362	326	362	377	213	221	181	187

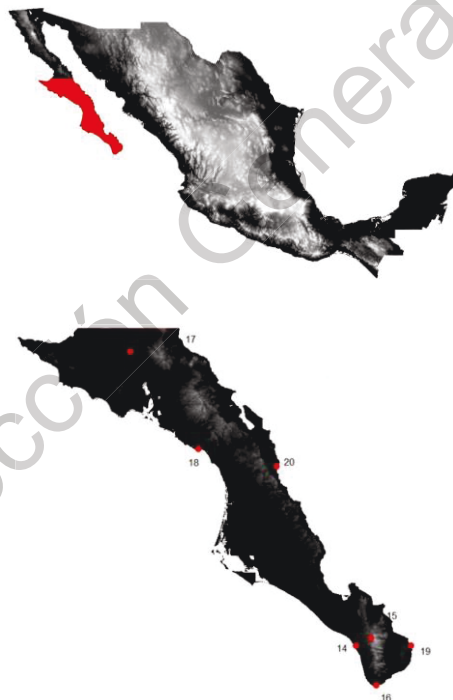
BAJA CALIFORNIA NORTE



ID	Nombre	Latitud (N)	Longitud (W)	Altitud (msnm)	Inicio de Datos
4	Presa Abelardo L. Rodríguez	32.447	-116.908	156	07/05/1999
5	Presa Emilio López Zamora	31.891	-116.603	32	02/07/1999
6	Mexicali	32.666	-115.453	50	26/03/2000
7	San Quintín	30.532	-115.937	32	01/04/2000
8	Bahía de Los Ángeles	28.970	-113.561	10	06/04/2000
9	Cataviña	29.727	-114.719	514	10/11/2004
10	La Rumorosa	32.272	-116.206	1262	06/11/2004
11	Constitución de 1857	32.042	-115.922	1576	14/12/2012
12	Playa Rosarito	32.378	-117.071	36	26/05/2015
13	Tecate	32.568	-116.661	583	27/05/2015

ID	Nombre	1280 x 817		1280 x 945		755 x 553		640 x 469	
		x	y	x	y	x	y	x	y
4	Presa Abelardo L. Rodríguez	50	691	50	800	30	468	25	397
5	Presa Emilio López Zamora	49	672	49	777	29	455	24	386
6	Mexicali	91	702	91	812	54	475	46	403
7	San Quintín	44	625	44	723	26	423	22	359
8	Bahía de Los Ángeles	85	572	85	662	50	387	43	328
9	Cataviña	64	598	64	692	38	405	32	343
10	La Rumorosa	65	686	65	794	38	465	33	394
11	Constitución de 1857	69	679	69	785	41	460	34	390
12	Playa Rosarito	46	689	46	797	27	466	23	395
13	Tecate	58	696	58	805	34	471	29	399

BAJA CALIFORNIA SUR



ID	Nombre	Latitud (N)	Longitud (W)	Altitud (msnm)	Inicio de Datos
14	Todos Santos	23.446	-110.216	60	29/04/2015
15	Sierra la laguna	23.555	-109.998	1	13/12/2012
16	Cabo San Lucas	22.881	-109.926	224	26/04/2000
17	Gustavo Díaz Ordaz	27.643	-113.458	37	11/04/2000
18	San Juanico	26.258	-112.479	14	25/06/2008
19	Cabo Pulmo	23.445	-109.424	25.9	19/12/2012
20	Bahía de Loreto	26.010	-111.354	1	13/12/2012

ID	Nombre	1280 x 817		1280 x 945		755 x 553		640 x 469	
		x	y	x	y	x	y	x	y
14	Todos Santos	111	367	111	424	66	248	56	211
15	Sierra la laguna	120	371	120	430	70	251	60	213
16	Cabo San Lucas	117	344	117	398	69	233	58	198
17	Gustavo Díaz Ordaz	69	523	69	605	41	354	35	300
18	San Juanico	79	472	79	546	47	319	40	271
19	Cabo Pulmo	139	367	139	425	82	249	69	211
20	Bahía de Loreto	109	464	109	537	64	314	55	267



ID	Nombre	Latitud (N)	Longitud (W)	Altitud (msnm)	Inicio de Datos
21	Isla del Carmen	18.658	-91.765	4	14/05/2015
22	Dzilbachen	19.462	-89.724	169	14/05/2015
23	Calakmul	18.365	-89.893	28	16/12/2002
24	Escárcega	18.608	-90.759	60	17/11/2004
25	Yohaltum	19.014	-90.311	80	01/05/2008
26	Monclova	18.057	-90.821	100	02/05/2008
27	Calakmul II	18.094	-89.462	256	30/11/2012
28	Los Petenes	19.943	-90.374	2	29/11/2012

ID	Nombre	1280 x 817		1280 x 945		755 x 553		640 x 469	
		x	y	x	y	x	y	x	y
21	Isla del Carmen	747	190	747	220	441	129	373	109
22	Dzilbachen	835	225	835	260	492	152	417	129
23	Calakmul	824	179	824	207	486	121	412	103
24	Escárcega	789	189	789	219	466	128	395	109
25	Yohaltum	810	206	810	239	477	140	405	118
26	Monclova	784	166	784	192	463	112	392	95
27	Calakmul II	841	168	841	194	496	114	420	97
28	Los Petenes	811	245	811	284	478	166	406	141

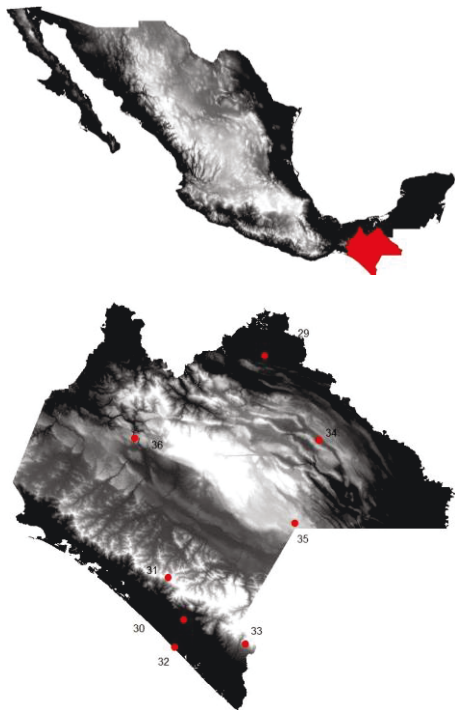


ID	Nombre	Latitud (N)	Longitud (W)	Altitud (msnm)	Inicio de Datos
57	ENCB*, IPN	19.454	-99.171	2389	15/04/1999
58	ENCB II, IPN	19.499	-99.145	2240	01/01/2008
59	Ecoguardas	19.271	-99.204	2200	13/02/2008
60	Tezontle	19.385	-99.099	2358	24/02/2000

ID	Nombre	1280 x 817		1280 x 945		755 x 553		640 x 469	
		x	y	x	y	x	y	x	y
57	ENCB, IPN	461	218	461	252	272	147	231	125
58	ENCB II, IPN	463	220	463	254	273	149	231	126
59	Ecoguardas	459	210	459	243	271	142	229	121
60	Tezontle	464	215	464	249	273	145	232	123

*Escuela Nacional de Ciencias Biológicas

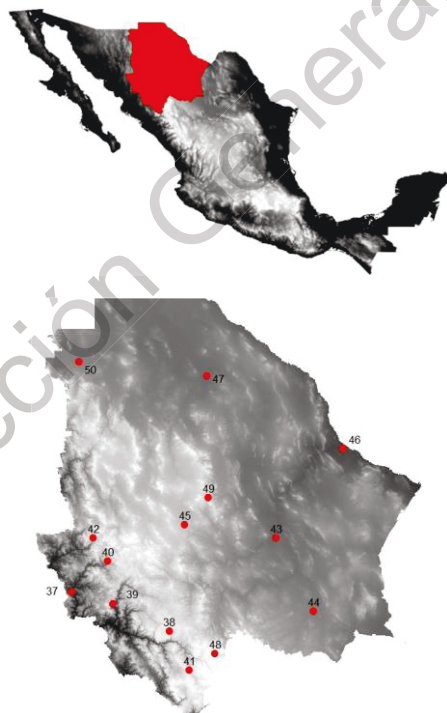
CHIAPAS



ID	Nombre	Latitud (N)	Longitud (W)	Altitud (msnm)	Inicio de Datos
29	Palenque	17.526	-91.990	52	17/12/2002
30	Escuintla	15.298	-92.676	42	29/12/2003
31	El Triunfo	15.656	-92.808	1974	31/12/2012
32	La Encrucijada	15.068	-92.755	1	24/12/2012
33	Volcán Tacana	15.091	-92.147	1492	19/12/2012
34	Montes Azules	16.812	-91.525	325	11/12/2012
35	Laguas de Montebello	16.114	-91.730	1492	04/12/2012
36	Cañón Sumidero	16.828	-93.095	1253	08/11/2012

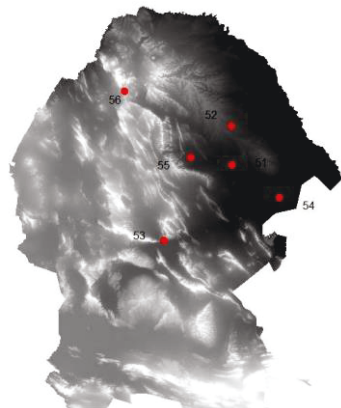
ID	Nombre	1280 x 817		1280 x 945		755 x 553		640 x 469	
		x	y	x	y	x	y	x	y
29	Palenque	734	142	734	165	433	96	367	82
30	Escuintla	696	47	696	54	411	32	348	27
31	El Triunfo	692	62	692	72	408	42	346	36
32	La Encrucijada	692	37	692	42	408	25	346	21
33	Volcan Tacana	717	38	717	44	423	26	359	22
34	Montes Azules	750	112	750	130	442	76	375	65
35	Laguas de Montebello	738	82	738	95	436	56	369	47
36	Cañón Sumidero	685	112	685	130	404	76	343	64

CHIHUAHUA



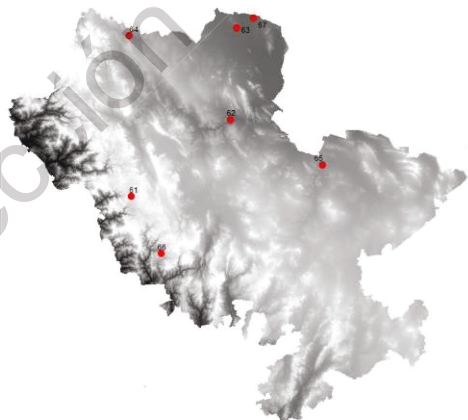
ID	Nombre	Latitud (N)	Longitud (W)	Altitud (msnm)	Inicio de Datos
37	Chinipas	27.390	-108.536	431	24/05/1999
38	Guachochi	26.813	-107.073	2390	31/05/1999
39	Urique	27.216	-107.917	577	15/04/1999
40	Maguarichi	27.858	-107.994	1663	10/06/1999
41	Chinatú	26.229	-106.771	1982	04/06/1999
42	Basaseachi	28.199	-108.209	1973	07/05/1999
43	Ciudad Delicias	28.198	-105.467	1188	26/12/2003
44	Jiménez	27.111	-104.907	1360	18/11/2004
45	Ciudad Cuauhtémoc	28.397	-106.839	2100	02/04/2008
46	Ojinaga	29.534	-104.476	790	03/04/2008
47	Villa Ahumada	30.616	-106.505	1931	27/06/2008
48	El Vergel	26.473	-106.390	2800	01/03/2008
49	Cumbres De Majalca	28.803	-106.486	2088	30/11/2012
50	Janos	30.839	-108.427	1398	30/11/2012

ID	Nombre	1280 x 817		1280 x 945		755 x 553		640 x 469	
		x	y	x	y	x	y	x	y
37	Chinipas	213	522	213	603	126	353	107	299
38	Guachochi	252	502	252	580	149	340	126	288
39	Urique	230	516	230	597	136	349	115	296
40	Maguarichi	236	540	236	625	139	366	118	310
41	Chinatú	255	480	255	555	151	325	128	275
42	Basaseachi	233	553	233	639	138	374	117	317
43	Ciudad Delicias	321	557	321	644	189	377	160	320
44	Jiménez	327	516	327	597	193	350	163	296
45	Ciudad Cuauhtémoc	279	562	279	650	165	381	139	323
46	Ojinaga	369	608	369	703	217	412	184	349
47	Villa Ahumada	318	645	318	746	187	436	159	370
48	El Vergel	271	490	271	567	160	332	135	281
49	Cumbres de Majalca	295	578	295	668	174	391	148	332
50	Janos	261	650	261	751	154	440	131	373



ID	Nombre	Latitud (N)	Longitud (W)	Altitud (msnm)	Inicio de Datos
51	Nueva Rosita	27.921	-101.207	366	22/12/2003
52	Santa Cecilia	28.399	-101.213	595	25/11/2004
53	Cuatro Ciénegas	26.990	-102.038	725	05/06/2008
54	Venustiano Carranza	27.519	-100.617	264	05/06/2008
55	Morelos - Múzquiz	28.013	-101.711	492	04/06/2008
56	Ocampo	28.825	-102.525	1662	27/11/2012

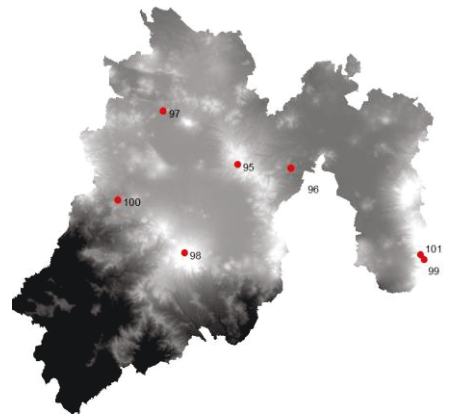
ID	Nombre	1280 x 817		1280 x 945		755 x 553		640 x 469	
		x	y	x	y	x	y	x	y
51	Nueva Rosita	460	552	460	639	271	374	230	317
52	Santa Cecilia	465	570	465	660	274	386	232	327
53	Cuatro Ciénegas	422	516	422	597	249	349	211	296
54	Venustiano Carranza	477	538	477	622	281	364	238	309
55	Morelos - Múzquiz	444	555	444	642	262	376	222	319
56	Ocampo	425	585	425	676	251	396	212	336



ID	Nombre	Latitud (N)	Longitud (W)	Altitud (msnm)	Inicio de Datos
61	Las Vegas	24.186	-105.466	2398	13/12/2002
62	Agustín Melgar	25.263	-104.066	1226	15/12/2002
63	La Flor	26.550	-103.986	1181	27/02/2008
64	Villa Ocampo	26.441	-105.502	1657	27/02/2008
65	San Juan de Guadalupe	24.631	-102.774	1531	09/07/2008
66	La Michilia	23.388	-105.045	2464	28/11/2012
67	Mapimi	26.686	-103.747	1157	09/11/2012

ID	Nombre	1280 x 817		1280 x 945		755 x 553		640 x 469	
		x	y	x	y	x	y	x	y
61	Las Vegas	276	402	276	465	163	272	138	231
62	Agustín Melgar	335	446	335	516	198	302	167	256
63	La Flor	351	496	351	574	207	336	176	285
64	Villa Ocampo	299	490	299	567	177	332	150	281
65	San Juan de Guadalupe	373	423	373	490	220	286	187	243
66	La Michilia	283	371	283	429	167	251	141	213
67	Mapimi	361	502	361	580	213	340	180	288

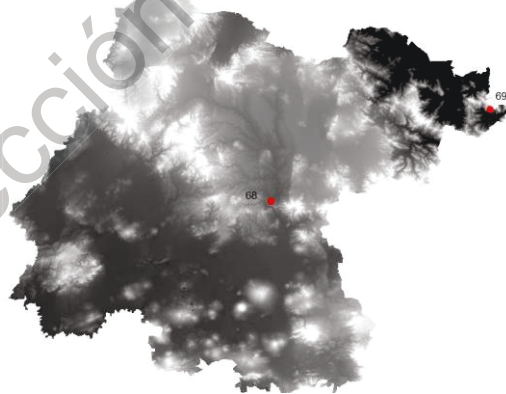
ESTADO DE MEXICO



ID	Nombre	Latitud (N)	Longitud (W)	Altitud (msnm)	Inicio de Datos
95	Cerro Catedral	19.542	-99.519	3754	01/04/1999
96	Presa Madin	19.524	-99.268	2364	24/04/2000
97	Atlaconulco	19.792	-99.870	2600	01/03/2000
98	Nevado de Toluca	19.126	-99.771	4139	09/03/2000
99	Parque Izta-Popo	19.096	-98.640	3682	13/02/2008
100	Valle de Bravo	19.376	-100.085	2476	06/11/2012
101	Altzomoni	19.119	-98.655	4007	31/10/2012

ID	Nombre	1280 x 817		1280 x 945		755 x 553		640 x 469	
		x	y	x	y	x	y	x	y
95	Cerro Catedral	449	221	449	256	265	150	224	127
96	Presa Madin	458	221	458	255	270	149	229	127
97	Atlaconulco	437	231	437	267	258	156	219	133
98	Nevado de Toluca	436	204	436	235	257	138	218	117
99	Parque Izta-Popo	479	203	479	235	283	138	240	117
100	Valle de Bravo	426	214	426	247	251	145	213	123
101	Altzomoni	479	204	479	236	282	138	239	117

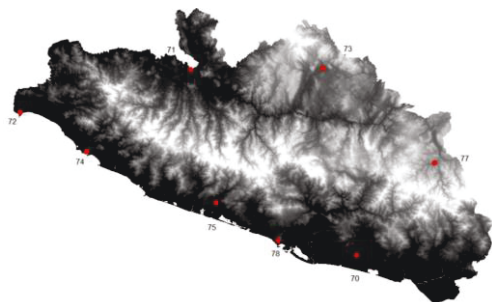
GUANAJUATO



ID	Nombre	Latitud (N)	Longitud (W)	Altitud (msnm)	Inicio de Datos
68	Presa Allende	20.848	-100.826	1915	13/03/2000
69	Sierra Gorda II	21.321	-99.831	2216	07/11/2012

ID	Nombre	1280 x 817		1280 x 945		755 x 553		640 x 469	
		x	y	x	y	x	y	x	y
68	Presa Allende	410	274	410	316	242	185	205	157
69	Sierra Gorda II	450	294	450	340	266	199	225	169

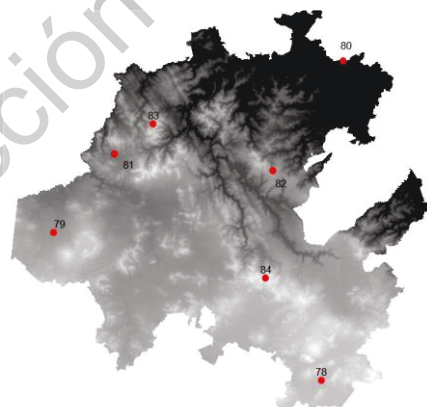
GUERRERO



ID	Nombre	Latitud (N)	Longitud (W)	Altitud (msnm)	Inicio de Datos
70	Las vigas	16.758	-99.234	42	29/04/2015
71	Ciudad Altamirano	18.351	-100.658	251	14/12/2002
72	Petalcalco	17.984	-102.123	53	12/12/2002
73	Iguala	18.360	-99.524	780	22/10/2004
74	Zihuatanejo	17.645	-101.555	5	18/05/2008
75	Atoyac	17.209	-100.440	120	17/04/2008
76	Tlapa de Comonfort	17.549	-98.563	1060	10/05/2008
77	El veladero	16.884	-99.907	302	09/11/2012

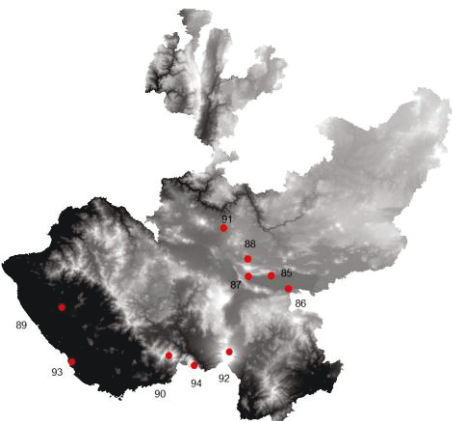
ID	Nombre	1280 x 817		1280 x 945		755 x 553		640 x 469	
		x	y	x	y	x	y	x	y
70	Las vigas	439	105	439	121	259	71	220	60
71	Ciudad Altamirano	398	170	398	197	235	115	199	98
72	Petalcalco	341	154	341	178	201	104	170	88
73	Iguala	440	172	440	199	260	116	220	99
74	Zihuatanejo	359	140	359	162	212	95	180	80
75	Atoyac	398	122	398	142	235	83	199	70
76	Tlapa de Comonfort	472	139	472	160	278	94	236	80
77	El veladero	416	109	416	126	246	74	208	63

HIDALGO



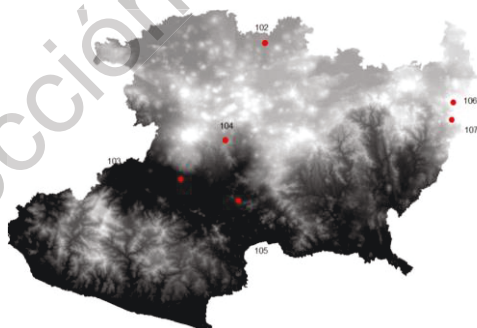
ID	Nombre	Latitud (N)	Longitud (W)	Altitud (msnm)	Inicio de Datos
78	Apan	19.728	-98.466	2486	12/05/2015
79	Huichapan	20.389	-99.664	2080	30/12/2003
80	Huejutla	21.155	-98.369	115	26/03/2000
81	Zimapán	20.740	-99.391	1788	21/02/2008
82	Zacualtipán	20.664	-98.682	2056	01/05/2008
83	Los Marmoles	20.873	-99.220	2577	02/11/2012
84	El Chico	20.186	-98.716	3004	29/10/2012

ID	Nombre	1280 x 817		1280 x 945		755 x 553		640 x 469	
		x	y	x	y	x	y	x	y
78	Apan	488	230	488	266	288	155	244	132
79	Huichapan	449	256	449	296	265	173	225	147
80	Huejutla	504	289	504	334	297	195	252	166
81	Zimapán	462	271	462	313	273	183	231	155
82	Zacualtipán	488	268	488	310	288	182	244	154
83	Los Marmoles	470	276	470	320	277	187	235	159
84	El Chico	484	249	484	287	285	168	242	143



ID	Nombre	Latitud (N)	Longitud (W)	Altitud (msnm)	Inicio de Datos
85	Chapala	20.290	-103.202	1493	10/04/1999
86	Tizapán	20.169	-103.044	1503	14/08/1999
87	Jocotepec	20.283	-103.416	1506	13/08/1999
88	Taljomulco	20.442	-103.419	1566	08/05/2015
89	Río Tomatlán	19.998	-105.133	141	30/04/2000
90	Sierra De Manatlan II	19.554	-104.148	2882	20/12/2012
91	La primavera	20.726	-103.644	1468	04/12/2012
92	Nevado de Colima	19.592	-103.591	3461	01/12/2012
93	Chamela-Cuixmala	19.498	-105.045	84	28/11/2012
94	Sierra de Manatlan I	19.463	-103.917	2490	28/11/2012

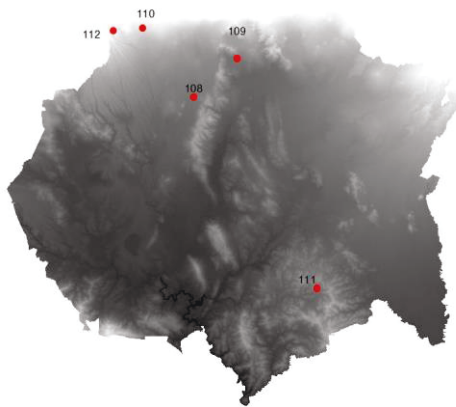
ID	Nombre	1280 x 817		1280 x 945		755 x 553		640 x 469	
		x	y	x	y	x	y	x	y
85	Chapala	319	248	319	287	188	168	160	142
86	Tizapán	324	243	324	281	191	165	162	140
87	Jocotepec	311	248	311	286	184	168	156	142
88	Taljomulco	310	254	310	294	183	172	155	146
89	Río Tomatlán	248	234	248	271	147	158	124	134
90	Sierra De Manatlan II	279	217	279	251	165	147	140	124
91	La primavera	307	265	307	307	181	180	154	152
92	Nevado de Colima	300	219	300	253	177	148	150	126
93	Chamela-Cuixmala	247	213	247	247	146	144	124	122
94	Sierra de Manatlan I	284	214	284	247	168	145	142	123



ID	Nombre	Latitud (N)	Longitud (W)	Altitud (msnm)	Inicio de Datos
102	Angamacutiro	20.125	-101.723	1730	02/05/2000
103	Apatzingán	19.083	-102.372	282	09/12/2002
104	Uruapan	19.381	-102.029	1606	26/12/2003
105	Presa Zicuiran	18.922	-101.931	265	30/11/2012
106	Mariposa Monarca I	19.671	-100.278	3255	31/10/2012
107	Mariposa Monarca II	19.539	-100.290	2970	31/10/2012

ID	Nombre	1280 x 817		1280 x 945		755 x 553		640 x 469	
		x	y	x	y	x	y	x	y
102	Angamacutiro	371	243	371	281	219	164	186	139
103	Apatzingán	340	199	340	230	200	135	170	114
104	Uruapan	354	212	354	245	209	143	177	122
105	Presa Zicuiran	355	193	355	223	209	131	177	111
106	Mariposa Monarca I	421	226	421	261	248	153	211	130
107	Mariposa Monarca II	420	220	420	255	248	149	210	126

MORELOS

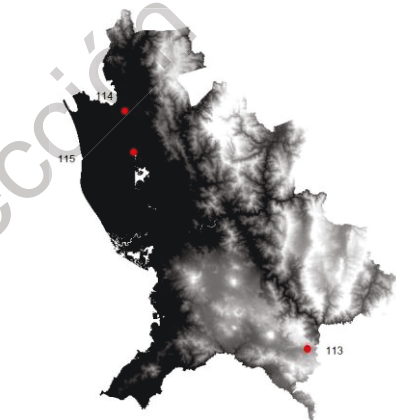


ID	Nombre	Latitud (N)	Longitud (W)	Altitud (msnm)	Inicio de Datos
108	IMTA*	18.882	-99.157	1355	20/04/1999
109	Tepoztlán	18.951	-99.079	1384	21/10/2004
110	Tres Marias	19.051	-99.249	2839	23/12/2010
111	Sierra de Huautla	18.541	-98.936	1330	09/11/2012
112	Lagunas de Zempoala	19.053	-99.313	2820	26/10/2012

ID	Nombre	1280 x 817		1280 x 945		755 x 553		640 x 469	
		x	y	x	y	x	y	x	y
108	IMTA	458	194	458	224	270	131	229	111
109	Tepoztlán	461	197	461	228	272	133	231	113
110	Tres Marias	456	201	456	232	269	136	228	115
111	Sierra de Huautla	464	180	464	208	274	122	232	103
112	Lagunas de Zempoala	451	201	451	233	266	136	225	115

*Instituto Mexicano de Tecnología del Agua

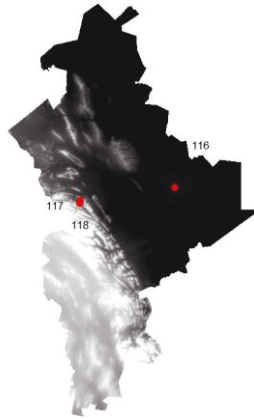
NAYARIT



ID	Nombre	Latitud (N)	Longitud (W)	Altitud (msnm)	Inicio de Datos
113	Ixtlán del Río	21.039	-104.285	1163	24/12/2003
114	Acaponeta	22.467	-105.385	29	21/12/2003
115	Marismas Nacionales	22.221	-105.331	1	08/12/2012

ID	Nombre	1280 x 817		1280 x 945		755 x 553		640 x 469	
		x	y	x	y	x	y	x	y
113	Ixtlán del Río	287	277	287	321	169	188	144	159
114	Acaponeta	262	334	262	386	155	226	131	192
115	Marismas Nacionales	262	324	262	375	154	219	131	186

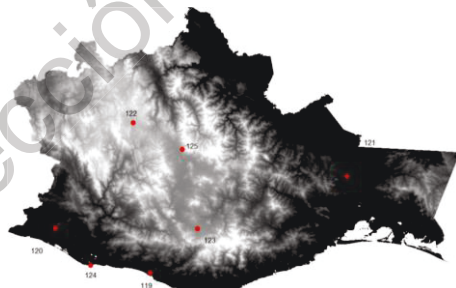
NUEVO LEÓN



ID	Nombre	Latitud (N)	Longitud (W)	Altitud (msnm)	Inicio de Datos
116	Presa el Cuchillo	25.733	-99.321	134	11/04/2000
117	El diente	25.577	-100.308	734	26/02/2016
118	Cumbres de Monterey I	25.560	-100.390	1455	07/11/2012

ID	Nombre	1280 x 817		1280 x 945		755 x 553		640 x 469	
		x	y	x	y	x	y	x	y
116	Presa el Cuchillo	506	471	506	544	298	319	253	270
117	El diente	468	462	468	535	276	313	234	265
118	Cumbres de Monterey I	466	463	466	535	275	313	233	266

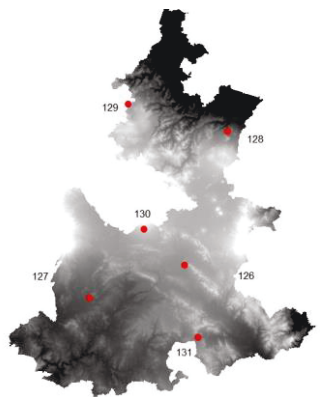
OAXACA



ID	Nombre	Latitud (N)	Longitud (W)	Altitud (msnm)	Inicio de Datos
119	Puerto Escondido	15.891	-97.074	91	05/05/2015
120	Pinotepa Nacional	16.350	-98.053	195	20/12/2002
121	Matías Romero	16.883	-95.036	186	15/12/2002
122	Nochistlán	17.437	-97.249	2040	15/11/2004
123	Miahuatlán	16.344	-96.580	1588	28/12/2010
124	Laguna Chacahua	15.967	-97.688	6	12/11/2012
125	Benito Juárez	17.164	-96.740	1950	06/11/2012

ID	Nombre	1280 x 817		1280 x 945		755 x 553		640 x 469	
		x	y	x	y	x	y	x	y
120	Puerto Escondido	519	70	519	81	306	47	259	40
121	Pinotepa Nacional	485	88	485	102	286	60	242	51
122	Matías Romero	607	113	607	131	358	77	304	65
123	Nochistlán	522	135	522	156	308	91	261	77
124	Miahuatlán	543	89	543	103	320	60	271	51
125	Laguna Chacahua	497	72	497	83	293	49	249	41
126	Benito Juárez	541	124	541	143	319	84	270	71

PUEBLA

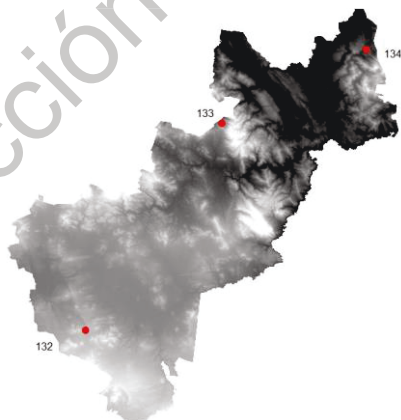


ID	Nombre	Latitud (N)	Longitud (W)	Altitud (msnm)	Inicio de Datos
126	UTT*	18.866	-97.722	2047	02/06/1999
127	Izúcar de Matamoros	18.617	-98.452	1353	18/03/2000
128	Teziutlán	19.888	-97.391	1578	23/01/2008
129	Huauchinango	20.099	-98.153	2193	29/05/2008
130	La Malinche II	19.141	-98.032	2748	02/11/2012
131	Tehuacán	18.314	-97.617	1736	02/11/2012

ID	Nombre	1280 x 817		1280 x 945		755 x 553		640 x 469	
		x	y	x	y	x	y	x	y
126	UTT	513	195	513	225	302	132	256	112
127	Izúcar de Matamoros	483	184	483	212	285	124	242	105
128	Teziutlán	532	237	532	275	314	161	266	136
129	Huauchinango	504	245	504	284	297	166	252	141
130	La Malinche II	503	206	503	238	296	139	251	118
131	Tehuacán	513	172	513	198	303	116	257	98

*Universidad Tecnológica de Tecamachalco

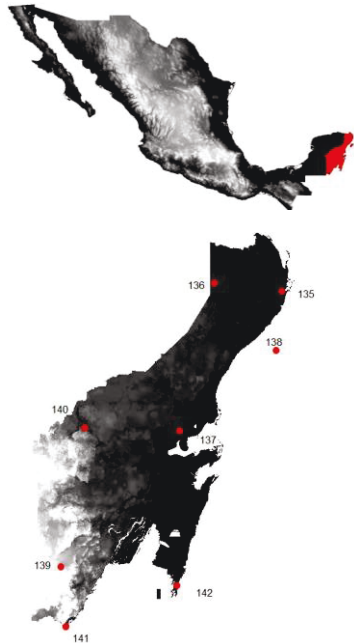
QUERÉTARO



ID	Nombre	Latitud (N)	Longitud (W)	Altitud (msnm)	Inicio de Datos
132	Huimilpan	20.390	-100.283	2280	29/02/2000
133	Presa Jalpan	21.206	-99.472	773	17/01/2013
134	Sierra Gorda I	21.499	-99.169	1111	05/11/2012

ID	Nombre	1280 x 817		1280 x 945		755 x 553		640 x 469	
		x	y	x	y	x	y	x	y
132	Huimilpan	426	255	426	295	251	173	213	147
133	Presa Jalpan	463	290	463	335	273	196	231	166
134	Sierra Gorda I	476	302	476	349	281	204	238	173

QUINTANA ROO



ID	Nombre	Latitud (N)	Longitud (W)	Altitud (msnm)	Inicio de Datos
135	Cancún	21.029	-86.852	4	27/04/2000
136	Kantunilkin	21.102	-87.486	32	15/05/2015
137	Sian Ka'an II	19.723	-87.813	30	22/05/2015
138	Cozumel	20.477	-86.907	5	12/12/2002
139	Nicolás Bravo	18.455	-88.924	104	02/05/2008
140	José María Morelos	19.752	-88.704	56	02/04/2008
141	La Unión	17.897	-88.879	12	28/12/2010
142	Arrecifes Xcalak	18.280	-87.835	2	18/12/2012

ID	Nombre	1280 x 817		1280 x 945		755 x 553		640 x 469	
		x	y	x	y	x	y	x	y
135	Cancún	961	292	961	338	567	198	480	168
136	Kantunilkin	924	294	924	340	551	199	467	169
137	Sian Ka'an II	915	236	915	274	540	160	457	136
138	Cozumel	956	269	956	312	564	182	478	155
139	Nicolás Bravo	865	184	865	212	510	124	432	105
140	José María Morelos	879	238	879	276	518	161	439	137
141	La Unión	864	160	864	185	510	108	432	92
142	Arrecifes Xcalak	909	177	909	205	536	120	455	102

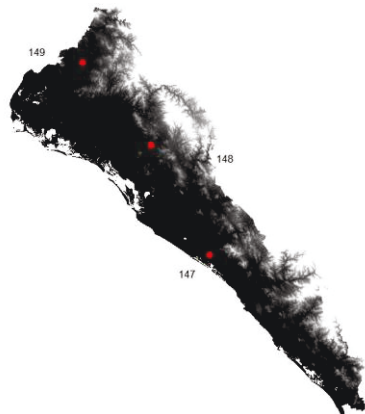
SAN LUIS POTOSÍ



ID	Nombre	Latitud (N)	Longitud (W)	Altitud (msnm)	Inicio de Datos
143	Matehuala	23.640	-100.658	1627	10/12/2002
144	Ciudad Valles	21.980	-99.031	58	17/11/2004
145	Ciudad Fernández	21.936	-100.022	1009	28/02/2008
146	Gogorron	21.811	-100.940	1809	04/11/2012

ID	Nombre	1280 x 817		1280 x 945		755 x 553		640 x 469	
		x	y	x	y	x	y	x	y
143	Matehuala	439	387	439	447	259	262	219	222
144	Ciudad Valles	485	322	485	372	286	218	242	185
145	Ciudad Fernández	448	319	448	369	264	216	224	183
146	Gogorron	413	313	413	362	244	212	207	180

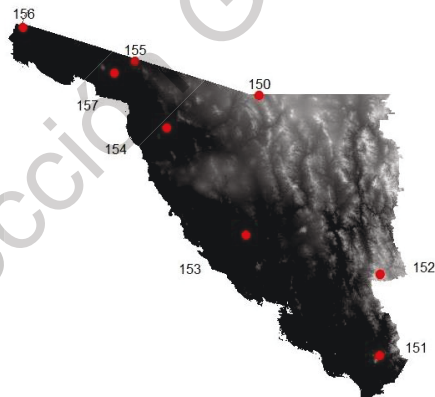
SINALOA



ID	Nombre	Latitud (N)	Longitud (W)	Altitud (msnm)	Inicio de Datos
147	Obispo	24.251	-107.188	4	18/11/2004
148	San Juan	25.486	-107.843	112	04/04/2008
149	El Fuerte	26.411	-108.618	82	04/04/2008

ID	Nombre	1280 x 817		1280 x 945		755 x 553		640 x 469	
		x	y	x	y	x	y	x	y
147	Obispo	220	402	220	465	130	272	110	231
148	San Juan	212	450	212	520	125	304	106	258
149	El Fuerte	199	484	199	560	117	328	99	278

SONORA



ID	Nombre	Latitud (N)	Longitud (W)	Altitud (msnm)	Inicio de Datos
150	Nogales	31.298	-110.914	1275	19/03/2008
151	Álamos	27.022	-108.938	409	31/05/1999
152	Yecora	28.367	-108.917	1531	10/12/2002
153	Hermosillo - Bahía de Kino	29.013	-111.137	160	29/12/2003
154	Caborca	30.772	-112.435	210	19/03/2008
155	Sonoyta	31.865	-112.996	393	19/03/2008
156	San Luis Río Colorado	32.424	-114.798	39	19/03/2008
157	El pinacate	31.680	-113.305	99	10/12/2012

ID	Nombre	1280 x 817		1280 x 945		755 x 553		640 x 469	
		x	y	X	y	x	y	x	y
150	Nogales	195	662	195	765	115	448	97	380
151	Álamos	196	507	196	586	116	343	98	291
152	Yecora	214	558	214	645	126	378	107	320
153	Hermosillo - Bahía de Kino	156	578	156	669	92	391	78	332
154	Caborca	143	640	143	740	85	433	72	367
155	Sonoyta	144	678	144	785	85	459	72	389
156	San Luis Río Colorado	105	695	105	803	62	470	52	399
157	El pinacate	133	671	133	776	78	454	66	385

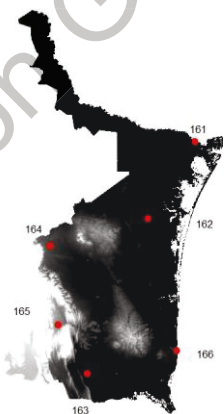
TABASCO



ID	Nombre	Latitud (N)	Longitud (W)	Altitud (msnm)	Inicio de Datos
158	Paraíso	18.423	-93.156	4	26/12/2003
159	Centla	18.406	-92.646	2	28/11/2012
160	Cañón Usumacinta	17.290	-91.229	123	22/11/2012

ID	Nombre	1280 x 817		1280 x 945		755 x 553		640 x 469	
		x	y	x	y	x	y	x	y
158	Paraíso	691	180	691	208	407	122	345	103
159	Centla	711	179	711	207	420	121	356	103
160	Cañón Usumacinta	764	133	764	154	451	90	382	76

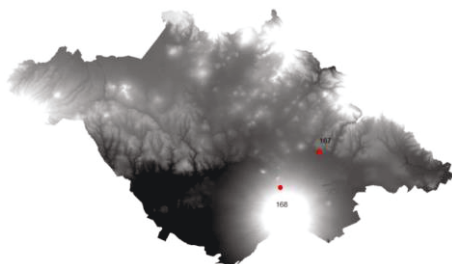
TAMAULIPAS



ID	Nombre	Latitud (N)	Longitud (W)	Altitud (msnm)	Inicio de Datos
161	Matamoros	25.886	-97.519	4	05/04/2000
162	San Fernando	24.843	-98.158	45	08/12/2002
163	Ciudad Mante	22.744	-98.983	85	21/12/2003
164	Villagrán	24.471	-99.489	390	28/02/2008
165	Jaumave	23.408	-99.375	750	28/20/2008
166	Barra del Tordo	23.052	-97.772	5	08/01/2012

ID	Nombre	1280 x 817		1280 x 945		755 x 553		640 x 469	
		x	y	x	y	x	y	x	y
161	Matamoros	572	479	572	554	338	324	286	275
162	San Fernando	540	437	540	506	319	296	270	251
163	Ciudad Mante	493	353	493	408	291	239	246	202
164	Villagrán	488	421	488	487	288	285	244	242
165	Jaumave	484	379	484	438	285	256	242	217
166	Barra del Tordo	540	366	540	424	319	248	270	210

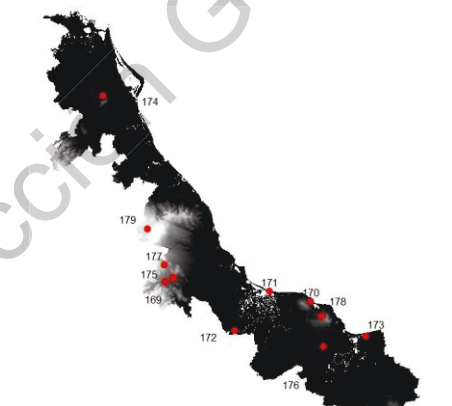
TLAXCALA



ID	Nombre	Latitud (N)	Longitud (W)	Altitud (msnm)	Inicio de Datos
167	Huamantla	19.383	-97.950	2222	17/03/2000
168	La Malinche I	19.298	-98.044	2931	31/10/2012

ID	Nombre	1280 x 817		1280 x 945		755 x 553		640 x 469	
		x	y	x	y	x	y	x	y
167	Huamantla	507	216	507	250	299	146	254	124
168	La Malinche I	503	212	503	246	297	144	252	122

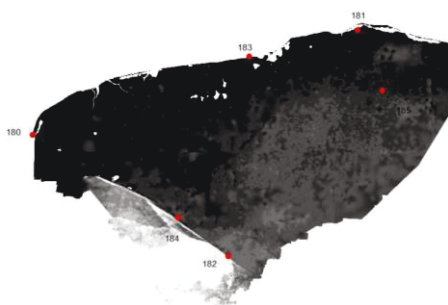
VERACRUZ



ID	Nombre	Latitud (N)	Longitud (W)	Altitud (msnm)	Inicio de Datos
169	Presa Tuxpango	18.846	-97.039	965	05/11/2012
170	Los Tuxtlas I	18.584	-95.074	117	05/11/2012
171	Alvarado	18.715	-95.633	113	29/03/2000
172	Ciudad Alemán	18.189	-96.098	107	28/03/2000
173	Presa La Cangrejera	18.106	-94.331	34	03/04/2000
174	Citlaltepec	21.334	-97.879	211	22/02/2006
175	Córdoba	18.890	-96.923	852	11/05/2008
176	Acayucan	17.977	-94.901	106	23/04/2008
177	Coscomatepec	19.066	-97.041	1425	21/08/2013
178	Los Tuxtlas II	18.375	-94.931	915	06/11/2012
179	Perote	19.545	-97.268	2410	13/07/2012

ID	Nombre	1280 x 817		1280 x 945		755 x 553		640 x 469	
		x	y	x	y	x	y	x	y
169	Presa Tuxpango	537	194	537	225	317	131	269	112
170	Los Tuxtlas I	613	185	613	214	362	125	306	106
171	Alvarado	593	190	593	220	350	129	297	109
172	Ciudad Alemán	572	168	572	194	337	113	286	96
173	Presa La Cangrejera	642	165	642	191	379	112	321	95
174	Citlaltepec	523	296	523	343	309	201	262	170
175	Córdoba	544	196	544	227	321	133	272	113
176	Acayucan	618	160	618	185	365	108	309	92
177	Coscomatepec	540	204	540	235	319	138	270	117
178	Los Tuxtlas II	619	176	619	204	365	119	310	101
179	Perote	535	223	535	258	315	151	267	128

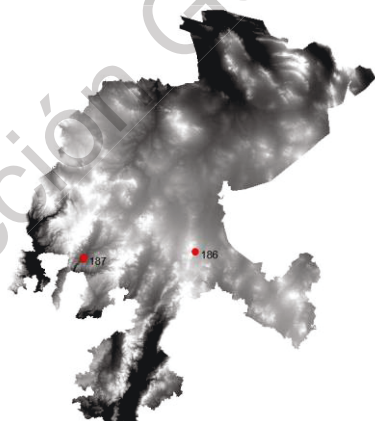
YUCATÁN



ID	Nombre	Latitud (N)	Longitud (W)	Altitud (msnm)	Inicio de Datos
180	Celestún	20.858	-90.383	10	30/04/2000
181	Río Lagartos	21.571	-88.160	5	19/04/2000
182	Tantaquín	20.030	-89.047	30	14/12/2002
183	Dzilam	21.391	-88.904	2	02/05/2008
184	Oxkutzcab	20.291	-89.394	28	02/05/2008
185	Tizimin	21.161	-87.989	19	08/01/2012

ID	Nombre	1280 x 817		1280 x 945		755 x 553		640 x 469	
		x	y	x	y	x	y	x	y
180	Celestún	815	283	815	328	481	192	408	163
181	Río Lagartos	909	314	909	368	536	212	455	180
182	Tantaquín	866	250	866	289	511	169	433	143
183	Dzilam	878	306	878	354	518	207	439	176
184	Oxkutzcab	853	260	853	301	503	176	426	149
185	Tizimin	914	297	914	344	539	201	457	171

ZACATECAS



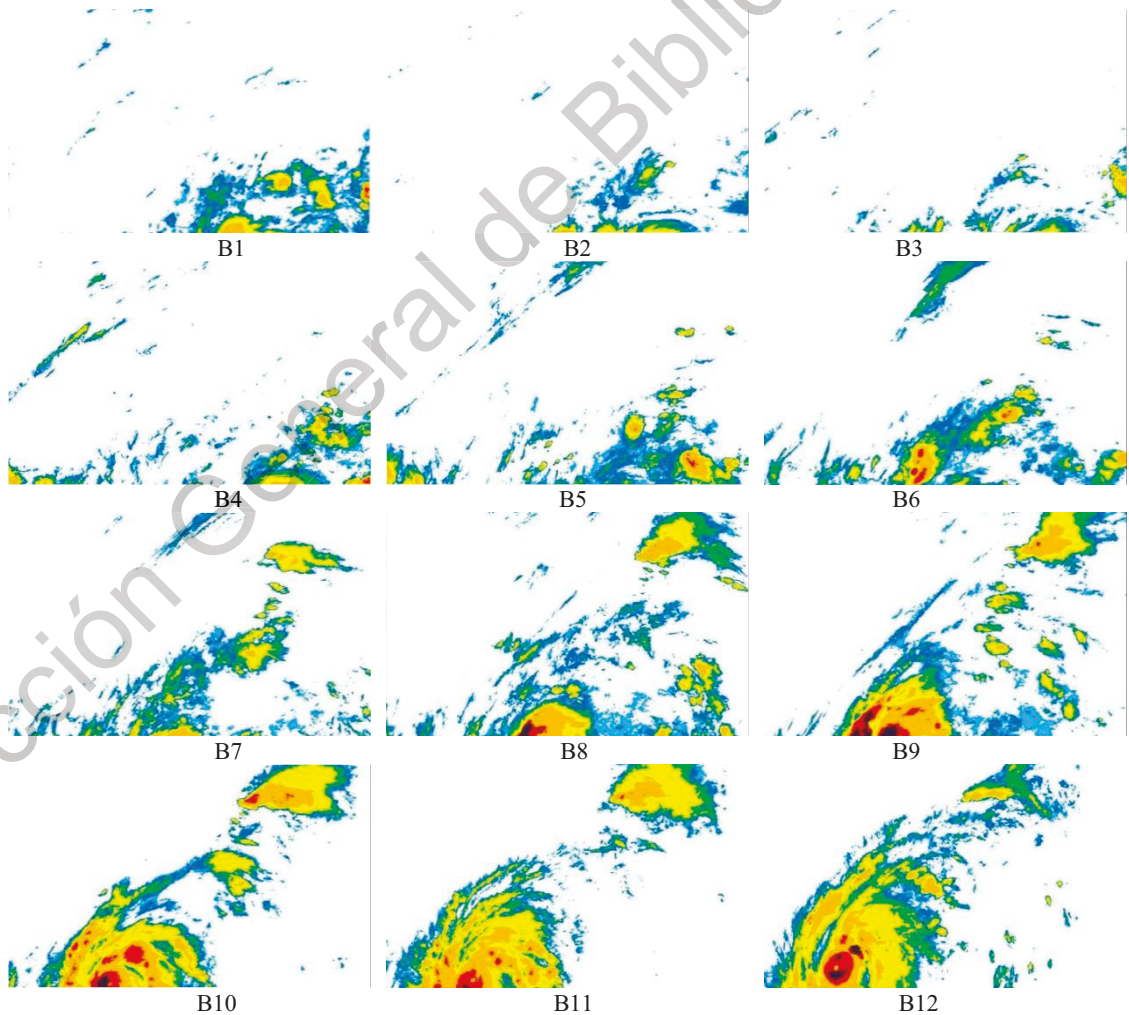
ID	Nombre	Latitud (N)	Longitud (W)	Altitud (msnm)	Inicio de Datos
186	Zacatecas	22.747	-102.506	2270	18/04/2000
187	La Florida	22.686	-103.603	1870	26/06/2008

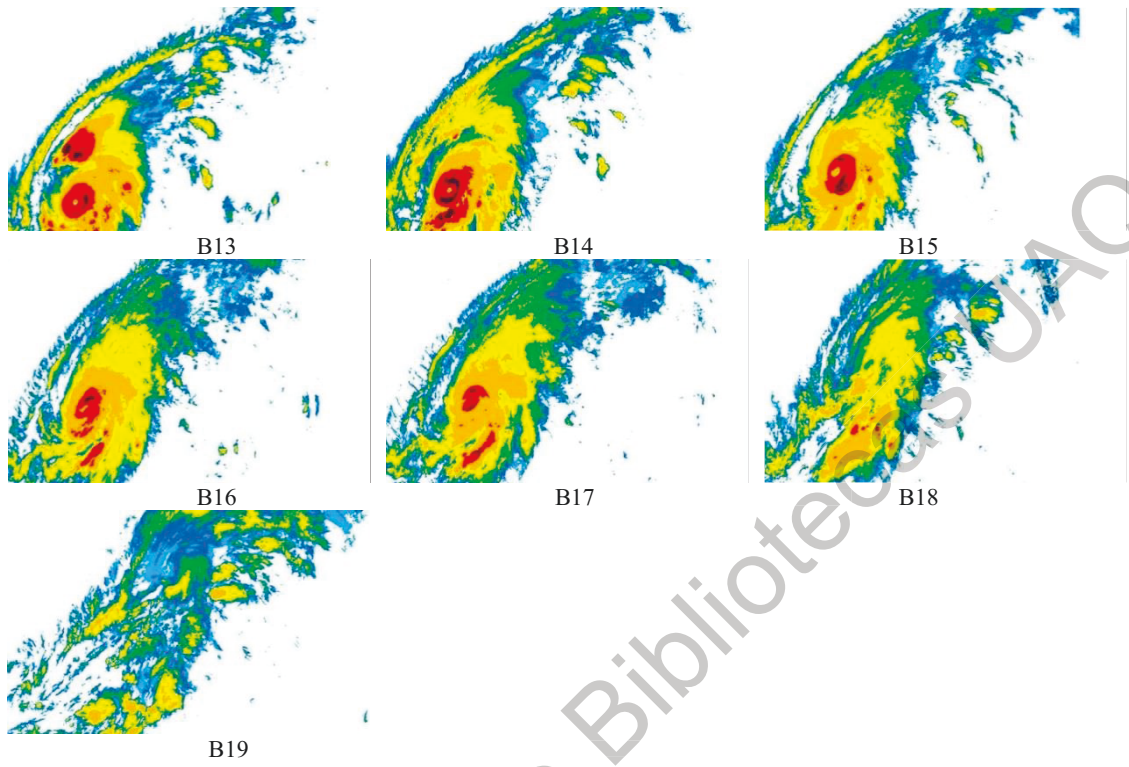
ID	Nombre	1280 x 817		1280 x 945		755 x 553		640 x 469	
		x	y	x	y	x	y	x	y
186	Zacatecas	365	349	365	403	215	236	182	200
187	La Florida	326	345	326	399	192	233	163	198

ANEXO C. Evolución temporal y espacial de CT

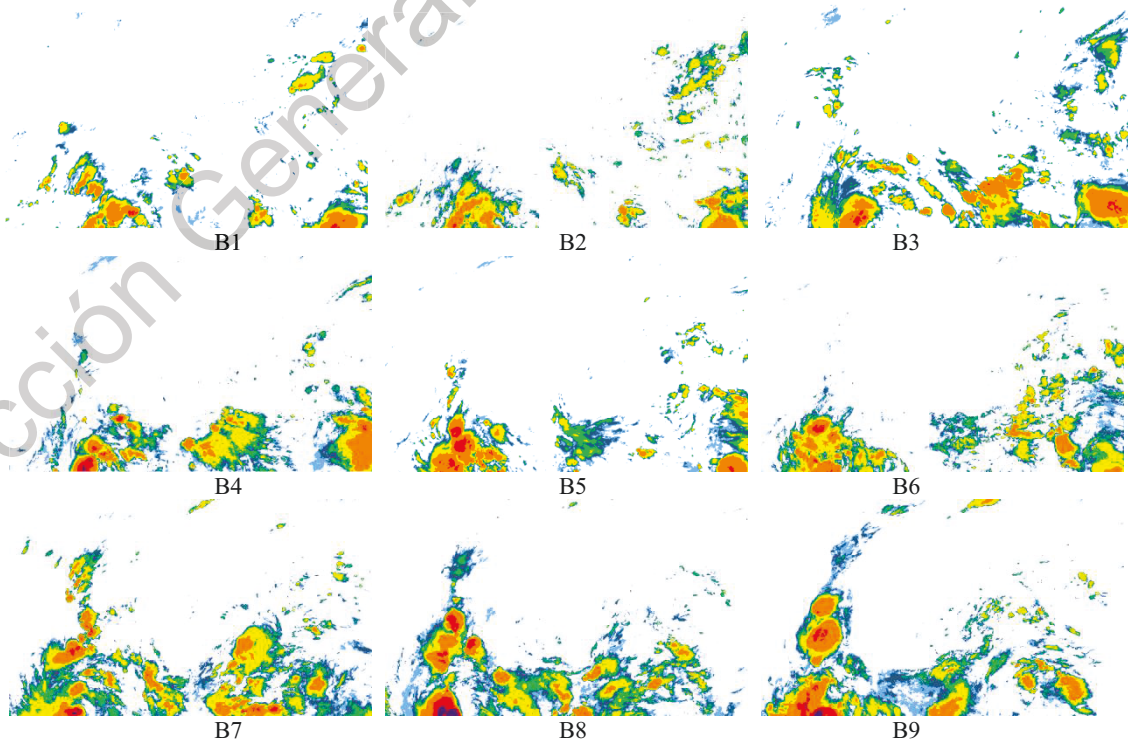
La lectura y decodificación de las ISD que corresponde al día y hora de emisión de los boletines de seguimiento de los casos de estudio (ver cuadros 5.3 – 5.7), se llevó a cabo mediante los scripts del FISIR-G13®. Corresponde a las imágenes de referencia del total de ISD disponibles para cada uno de los CTs. El nombre de referencia utilizado en este anexo es Bi, en alusión al número consecutivo de boletín en el periodo oficial del SMN.

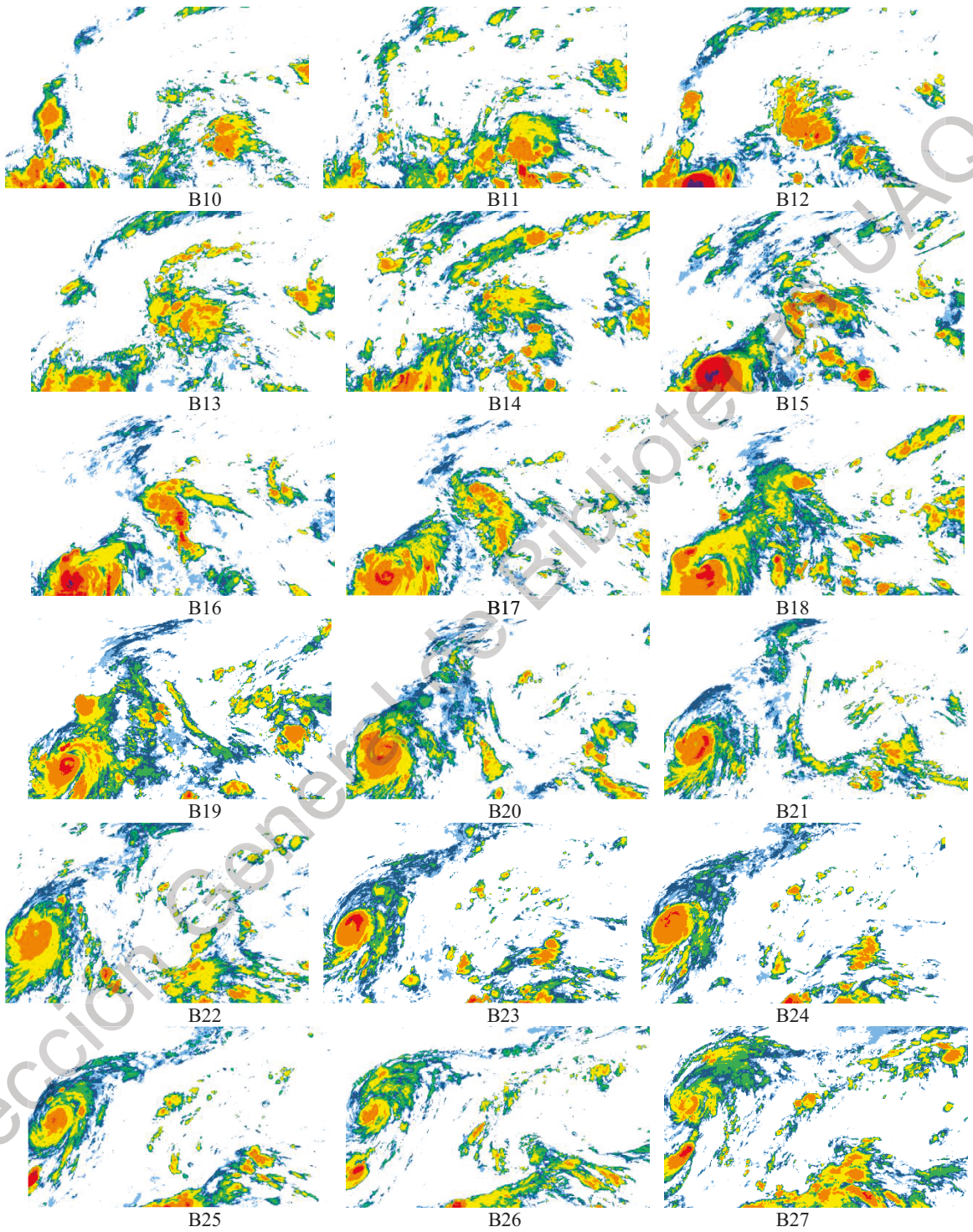
C.1 Huracán Patricia

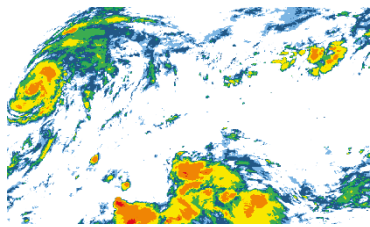




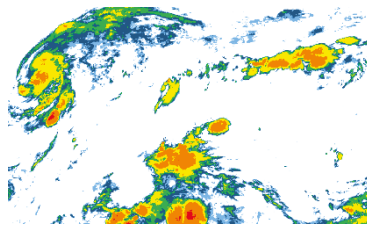
C.2 Huracán Odile



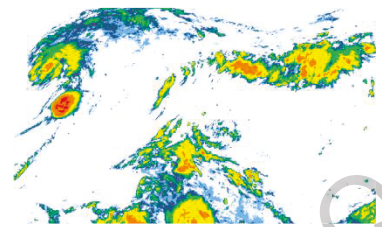




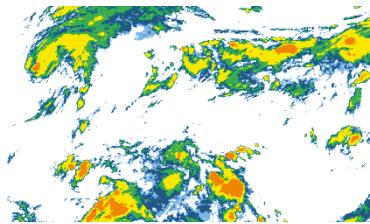
B28



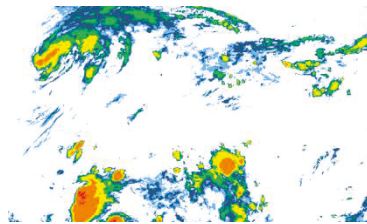
B29



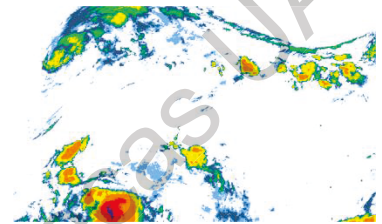
B30



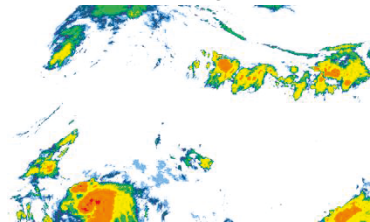
B31



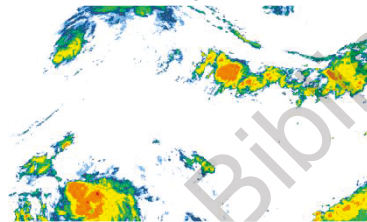
B32



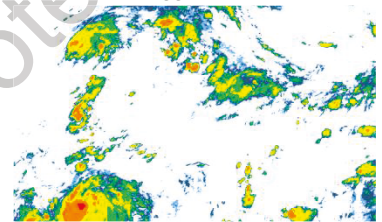
B33



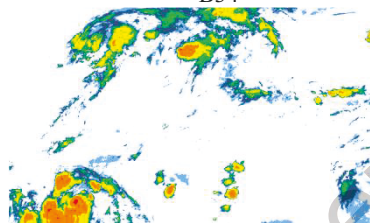
B34



B35

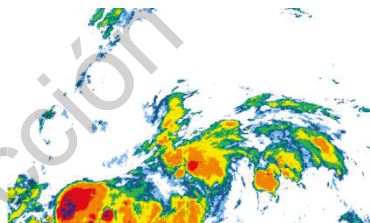


B36

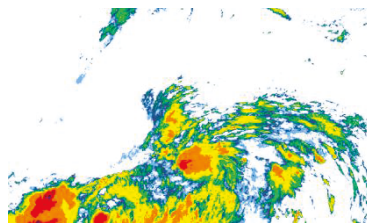


B37

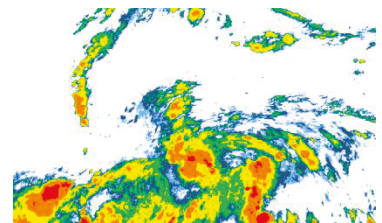
C.3 Huracán Manuel



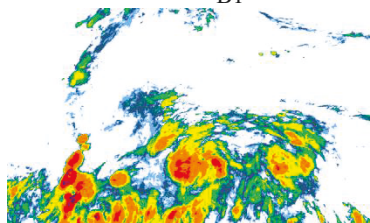
B1



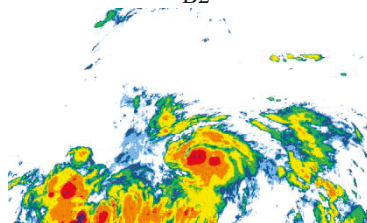
B2



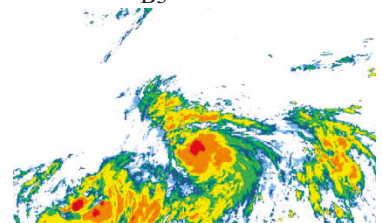
B3



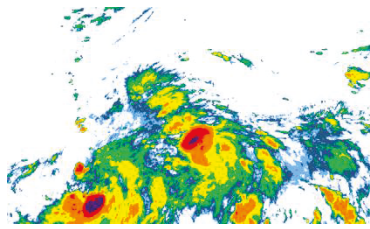
B4



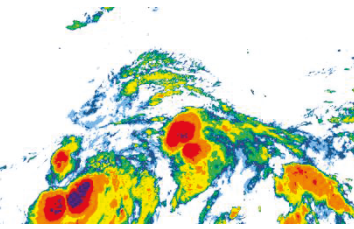
B5



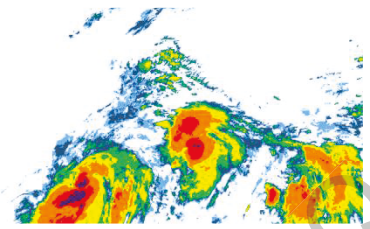
B6



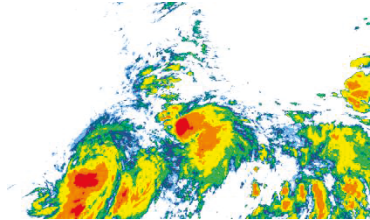
B7



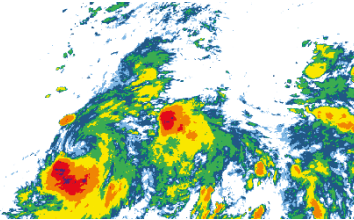
B8



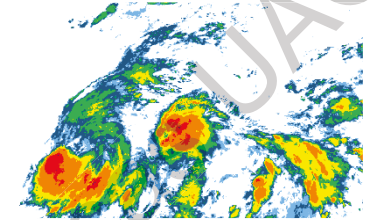
B9



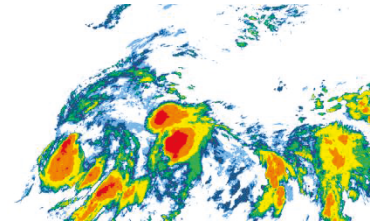
B10



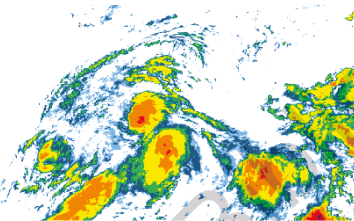
B11



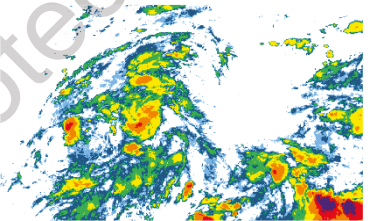
B12



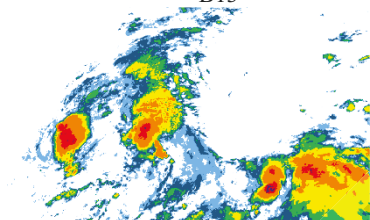
B13



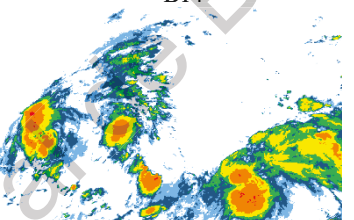
B14



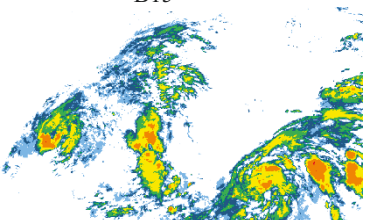
B15



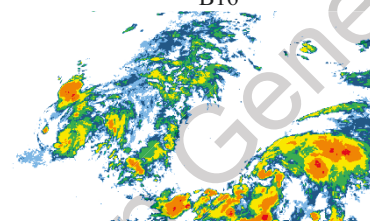
B16



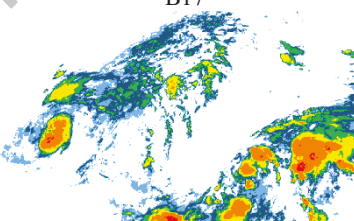
B17



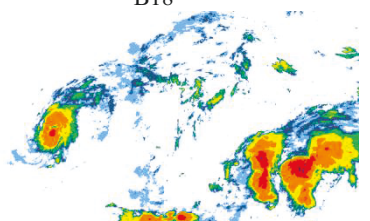
B18



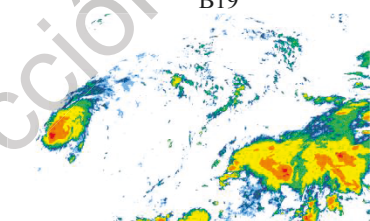
B19



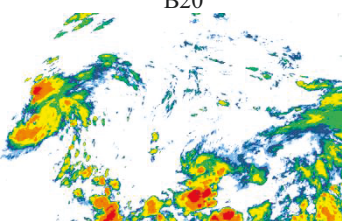
B20



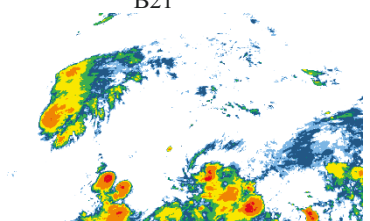
B21



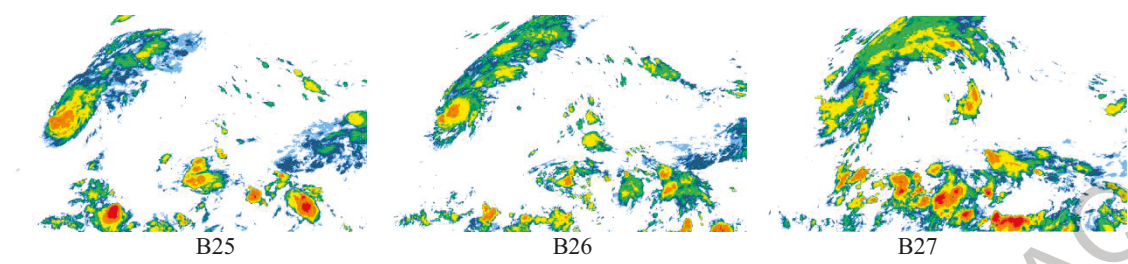
B22



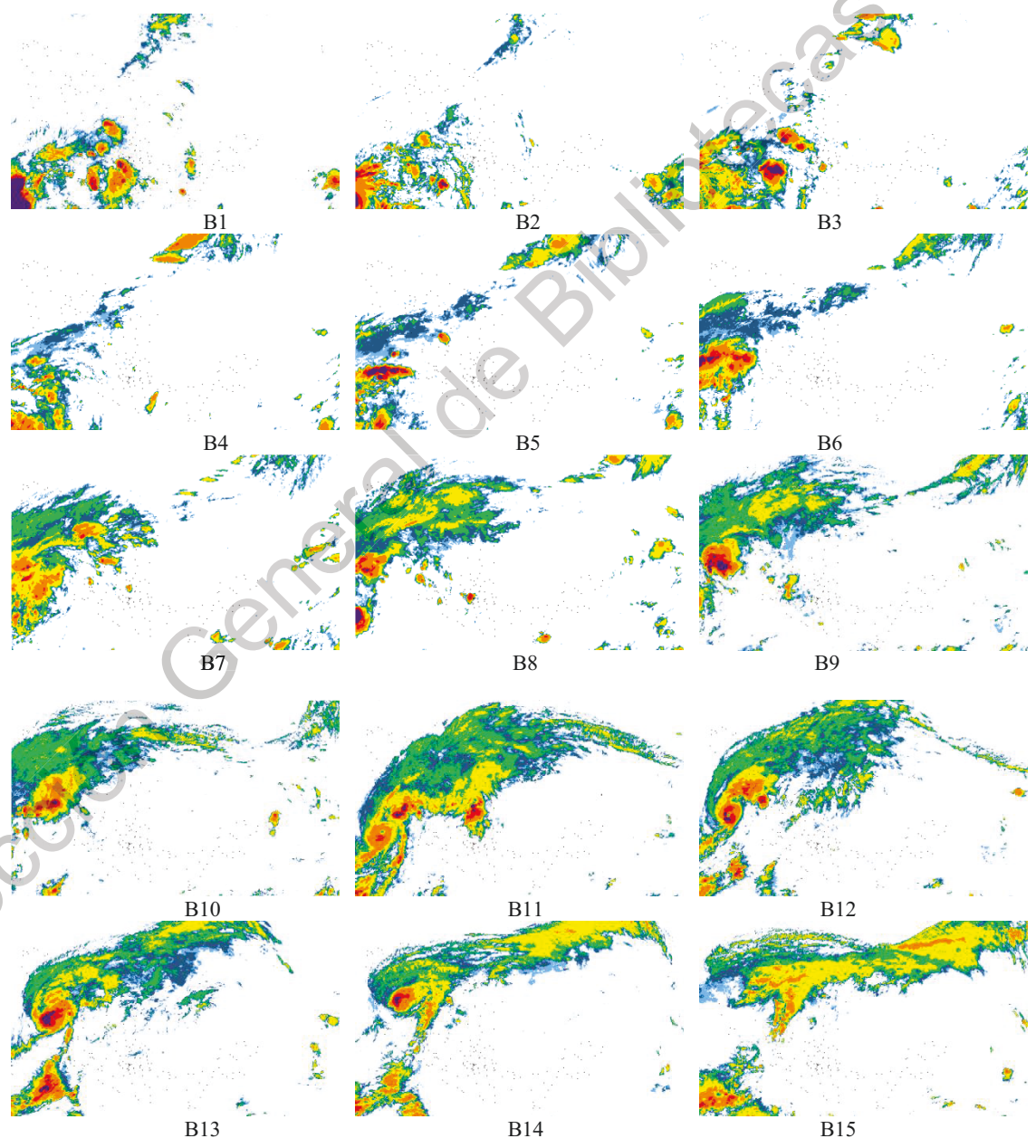
B23

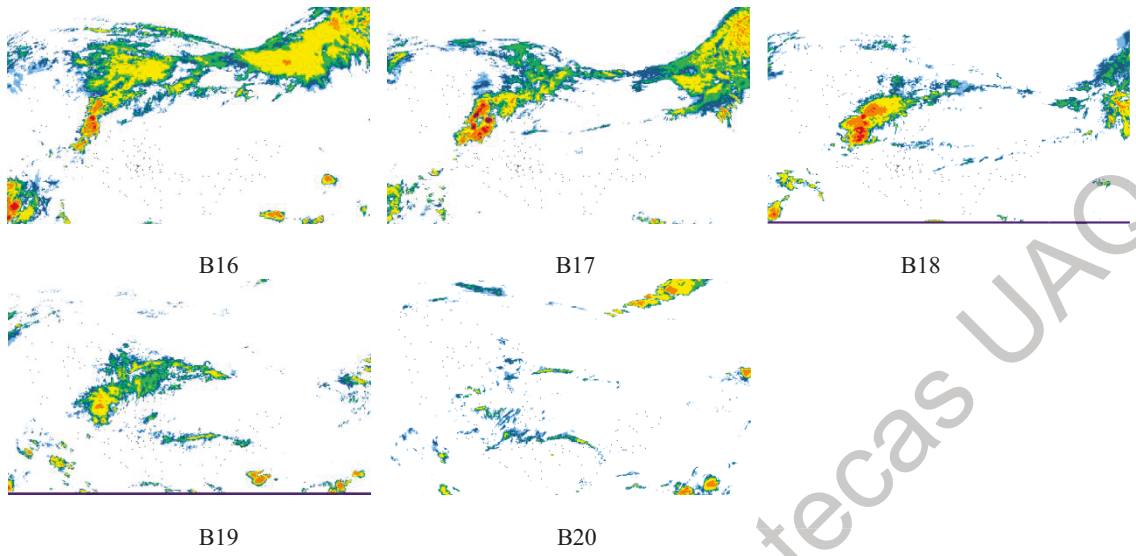


B24

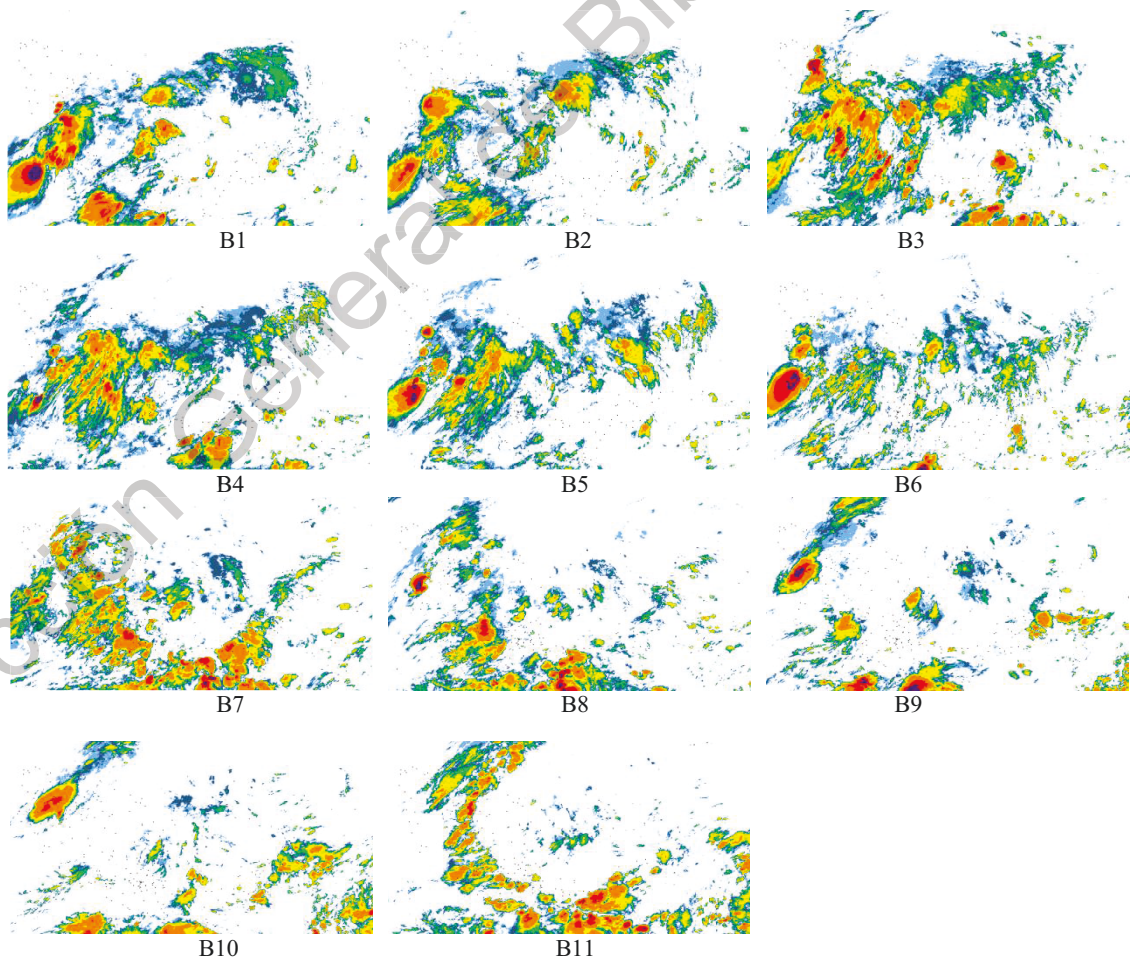


C.4 Huracán Paul





C.5 Huracán Georgette

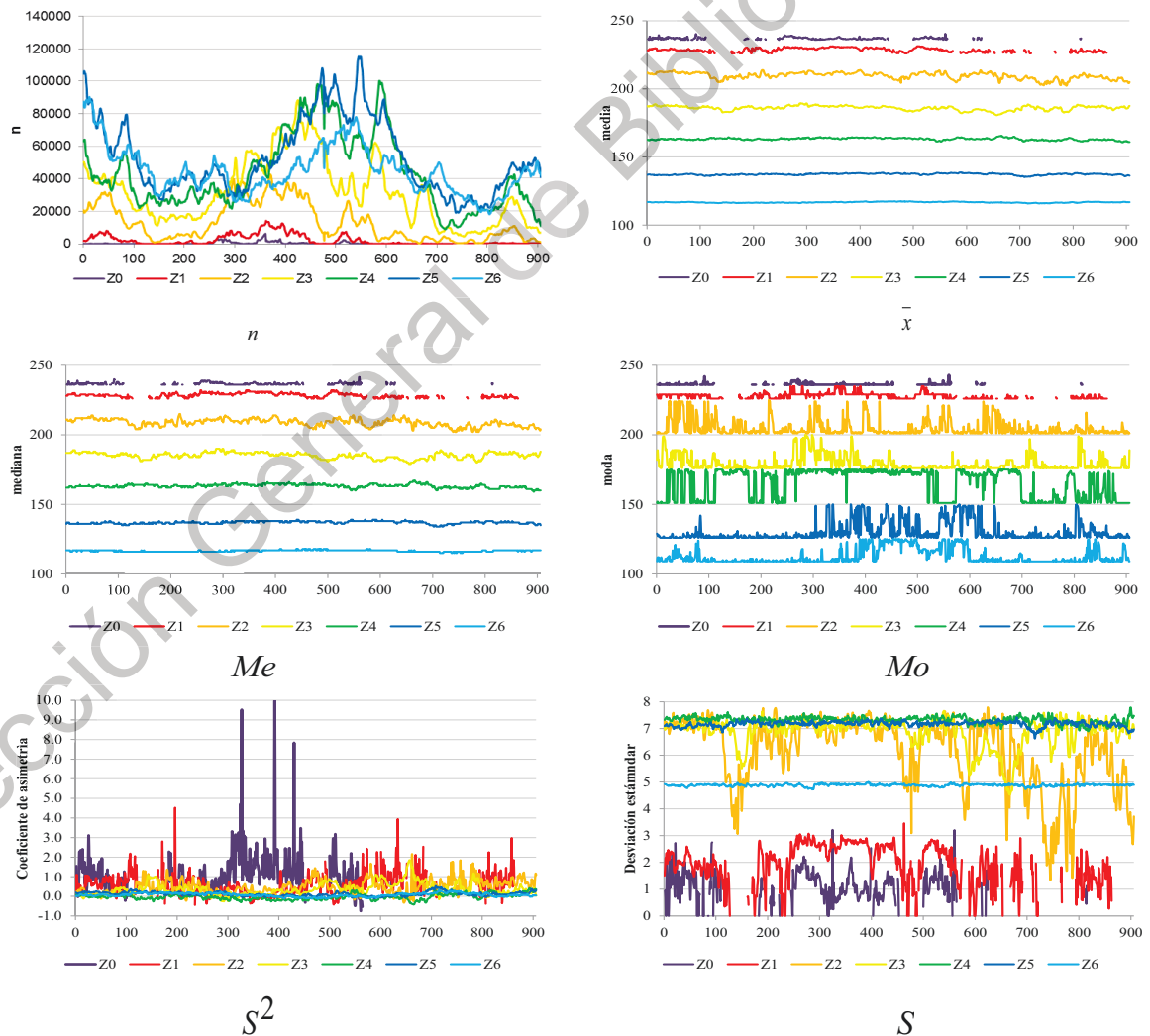


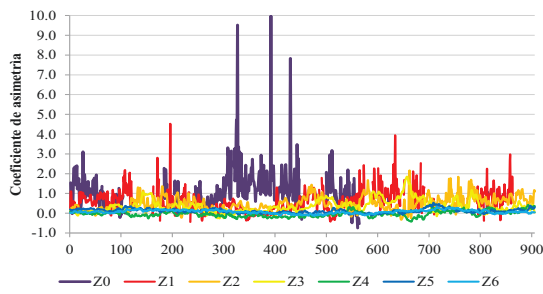
ANEXO D. Caracterización estadística de CT

El comportamiento continuo de la cantidad de píxeles en la ISD y los parámetros estadísticos de tendencia central, dispersión y asimetría (Ecs. 5.30 a 5.38) para las series de zonas de evolución geométrica acorde con la escala de nivel digital propuesta (ver cuadro 5.14).

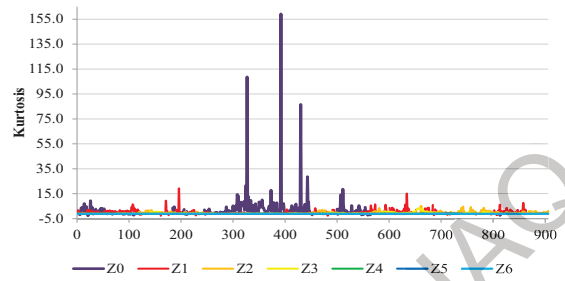
D.1 Huracán Patricia

Las series temporales están conformadas por 887 imágenes.





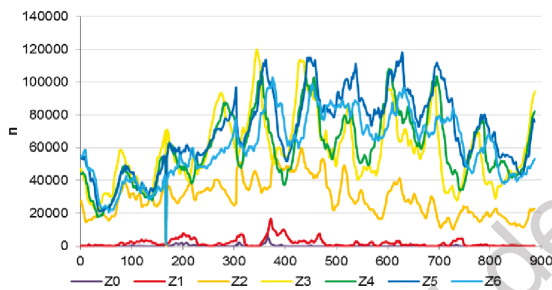
As



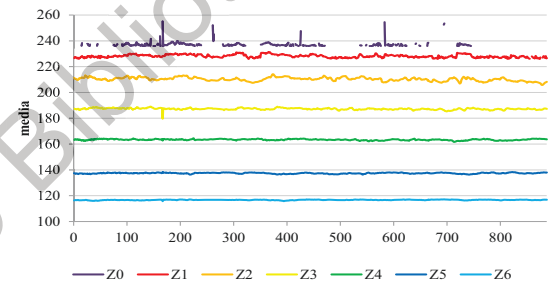
g_2

D.2 Huracán Odile

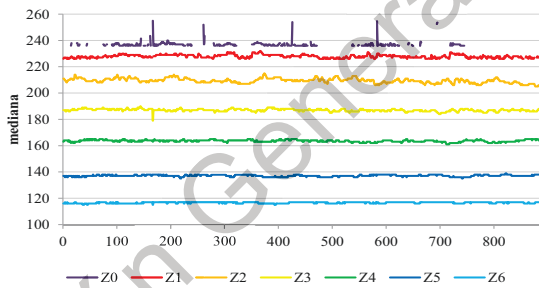
Para el huracán Odile las series temporales están conformadas por 887 imágenes.



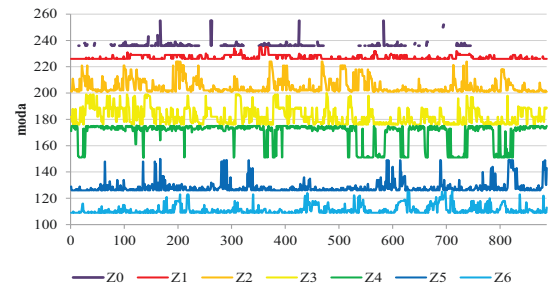
n



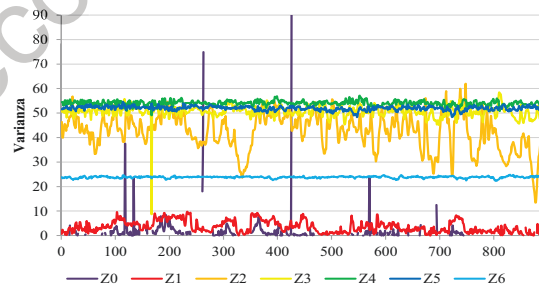
\bar{x}



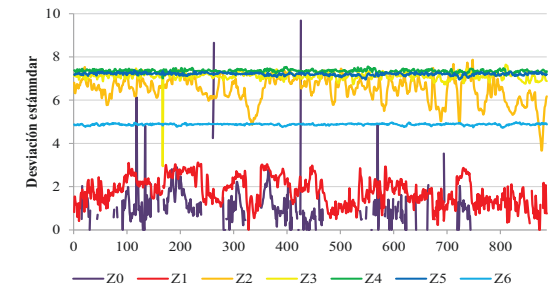
Me



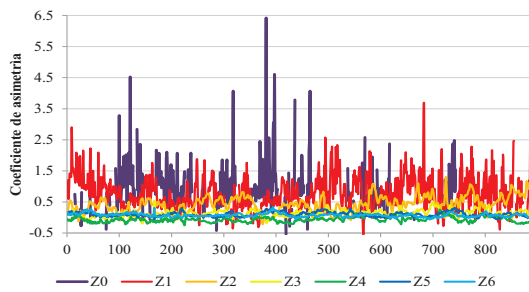
Mo



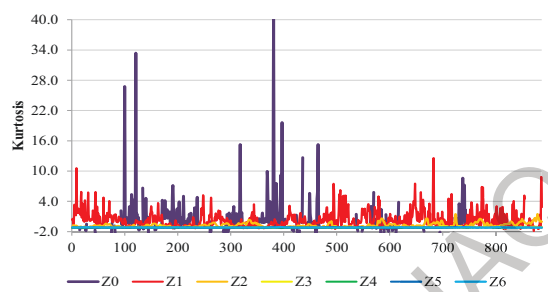
s^2



S



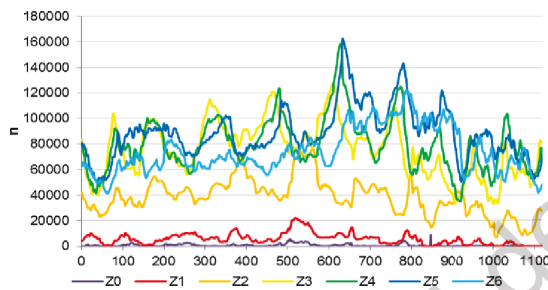
As



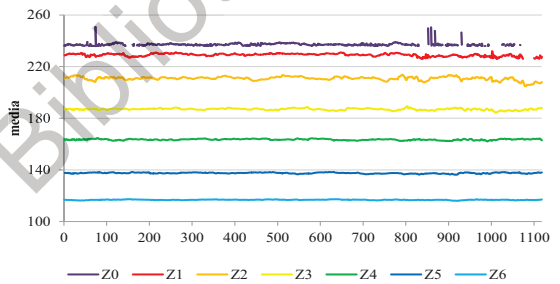
g_2

D.3 Huracán Manuel

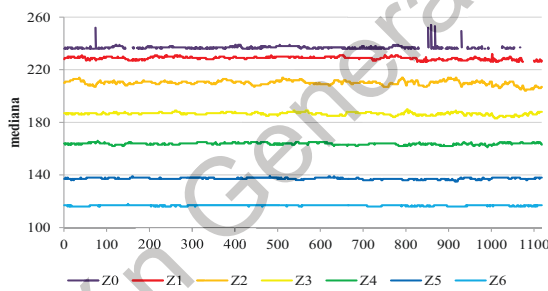
Para el huracán Manuel las series temporales están conformadas por 1118 imágenes.



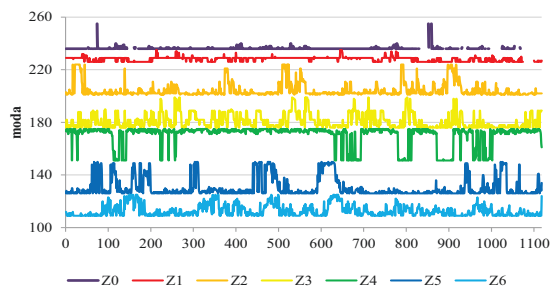
n



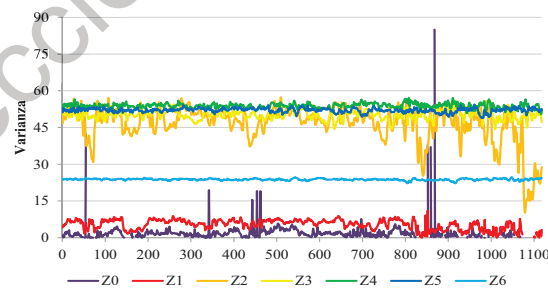
\bar{x}



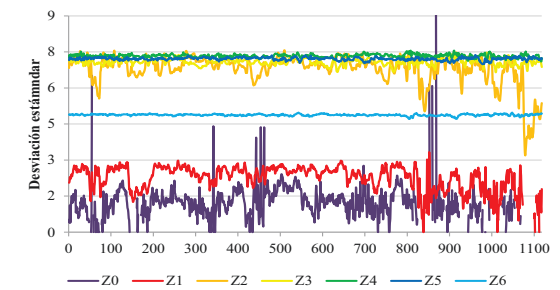
Me



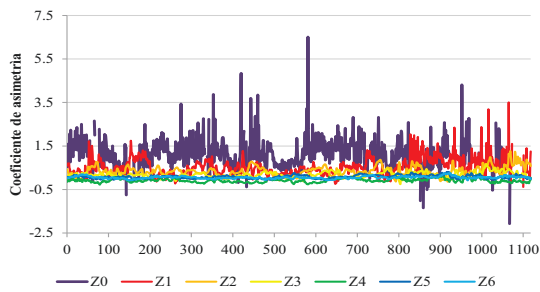
Mo



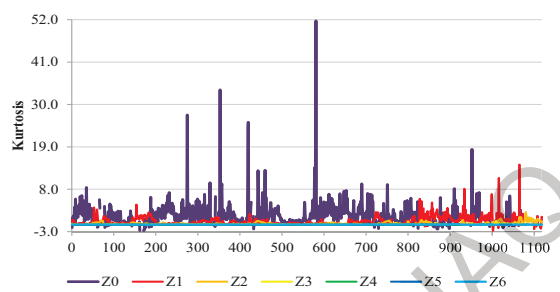
s^2



S



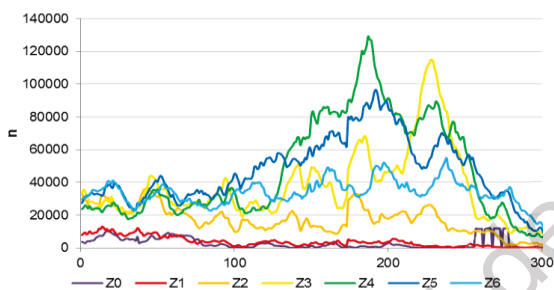
As



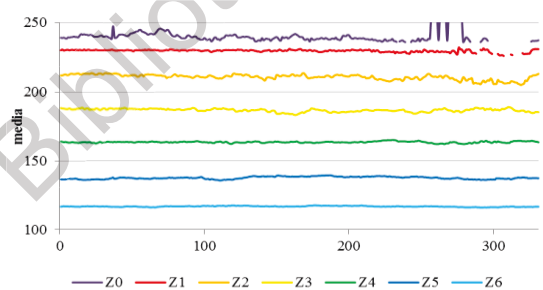
g_2

D.4 Huracán Paul

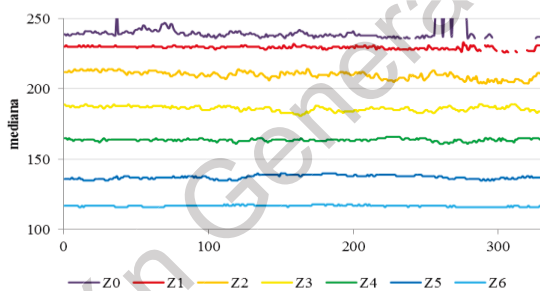
Para el huracán Paul las series temporales están conformadas por 331 imágenes.



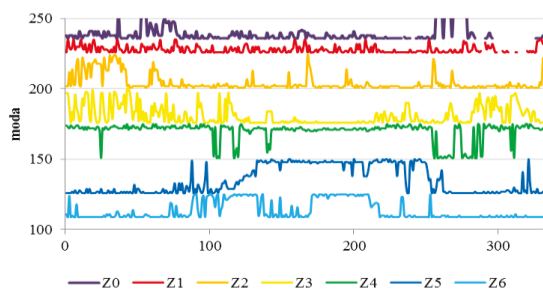
n



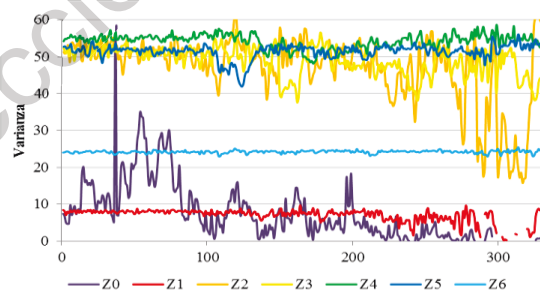
\bar{x}



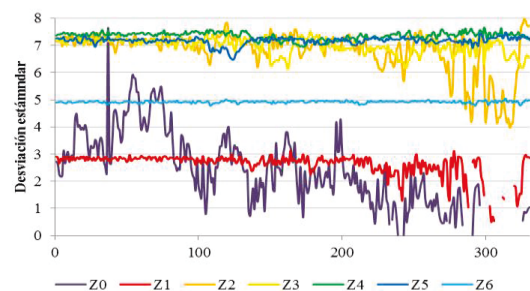
Me



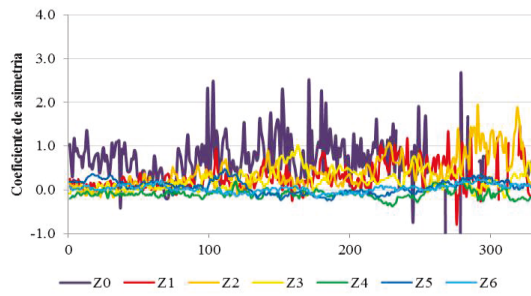
Mo



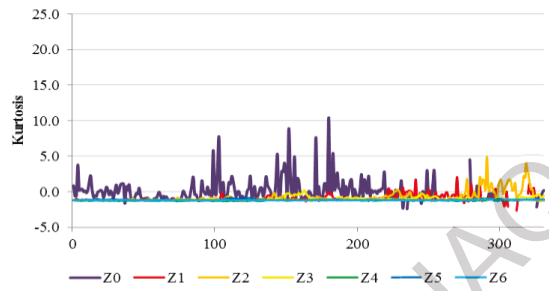
s^2



S



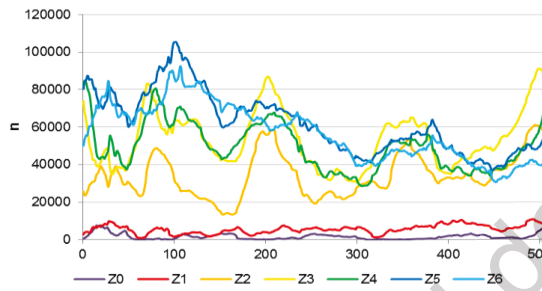
As



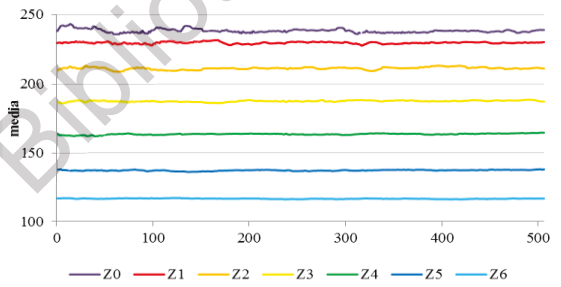
g_2

D.5 Huracán Georgette

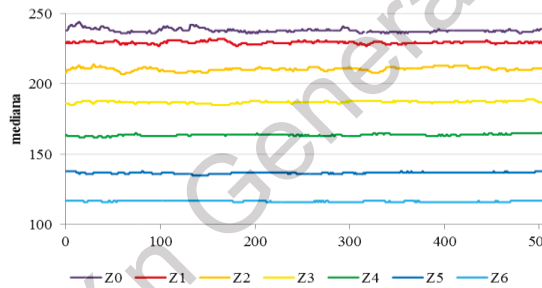
Para el huracán Georgette las series temporales están conformadas por 331 imágenes.



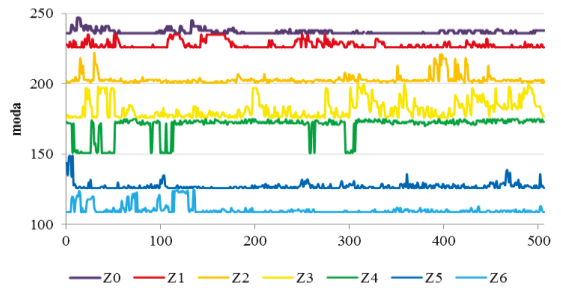
n



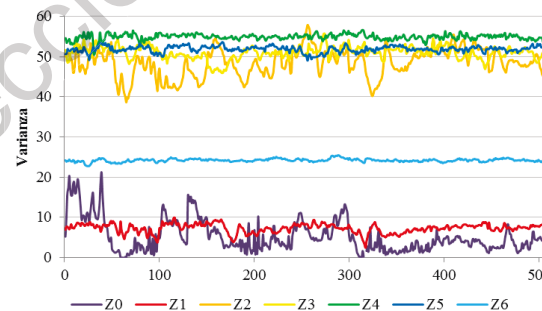
\bar{x}



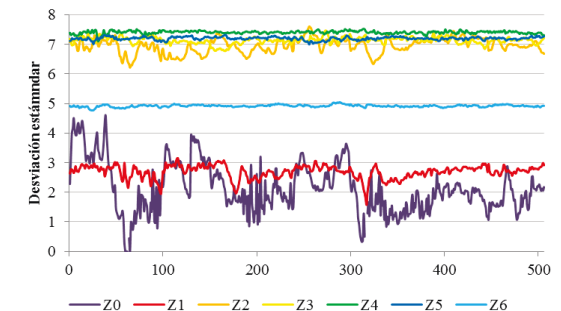
Me



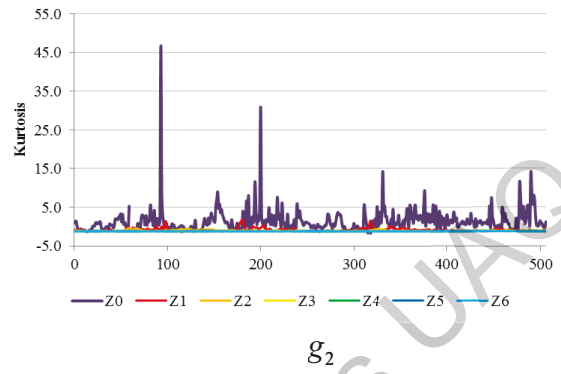
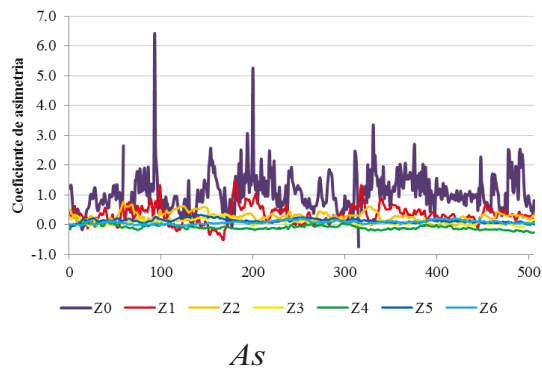
Mo



s^2



S

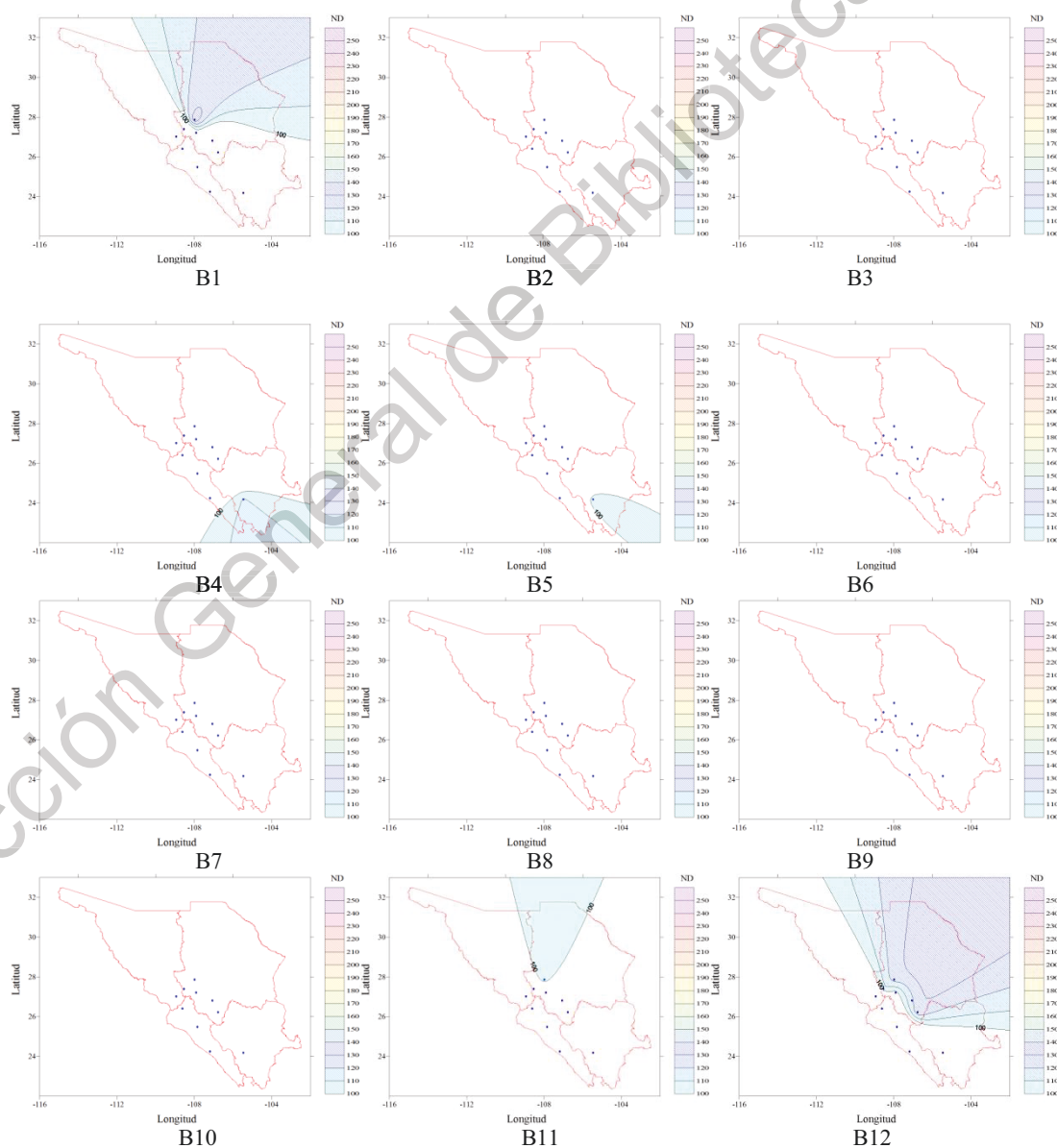


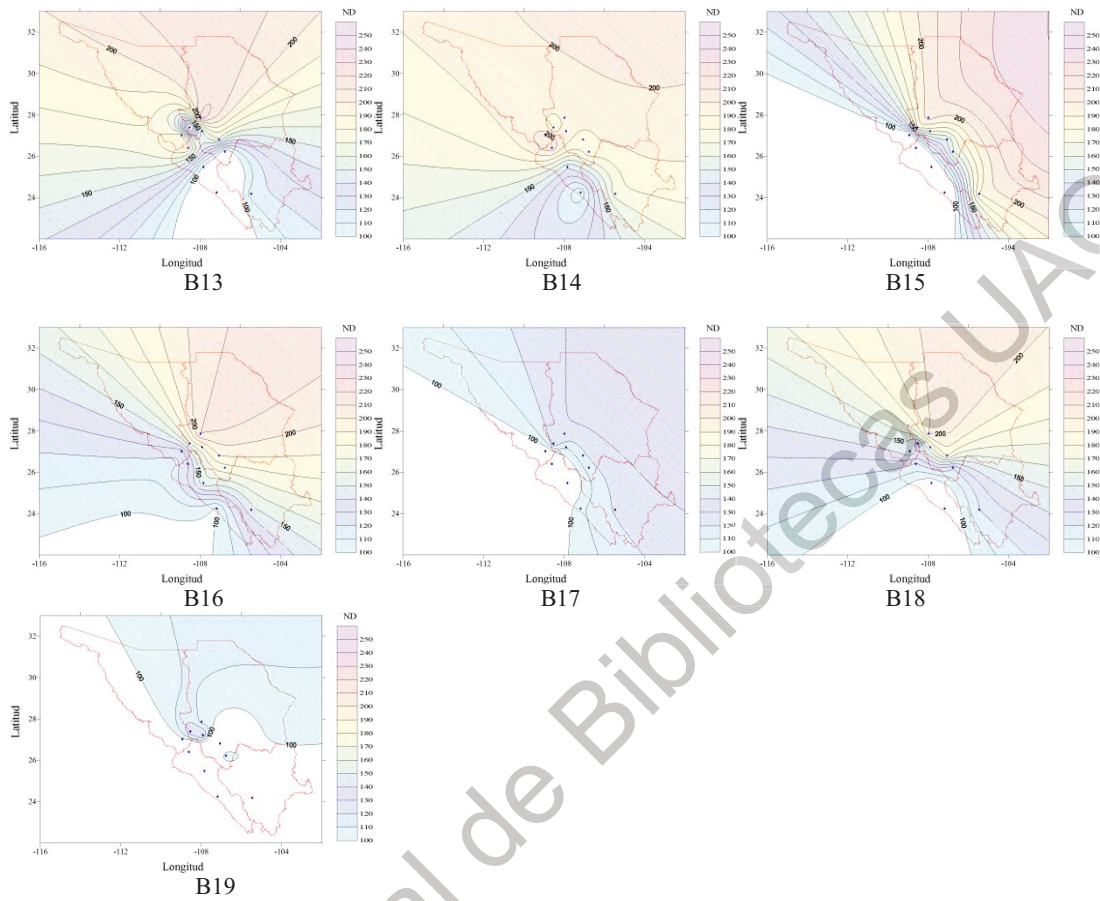
Dirección General de Bibliotecas UAO

ANEXO E. Mapas de evolución empleando Kriging.

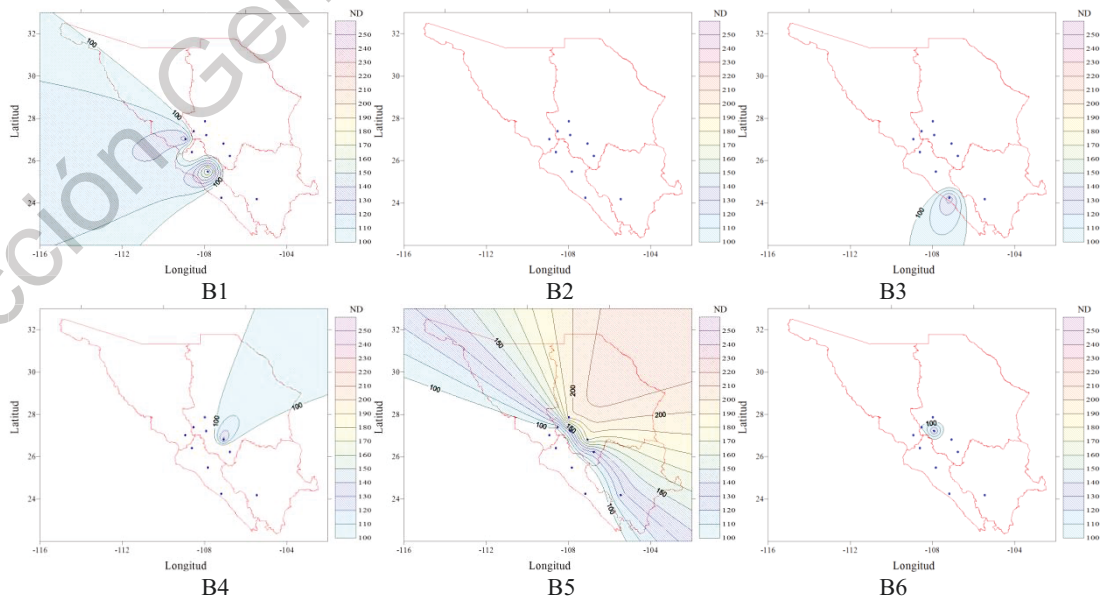
Los mapas de evolución aplicando la técnica kriging, se realizó mediante las lecturas de ND de los pixeles que corresponde a la posición geográfica de las EMAs operando en la RG10. El nombre de referencia utilizado en este anexo es Bi, en alusión al número consecutivo de boletín en el periodo oficial del SMN.

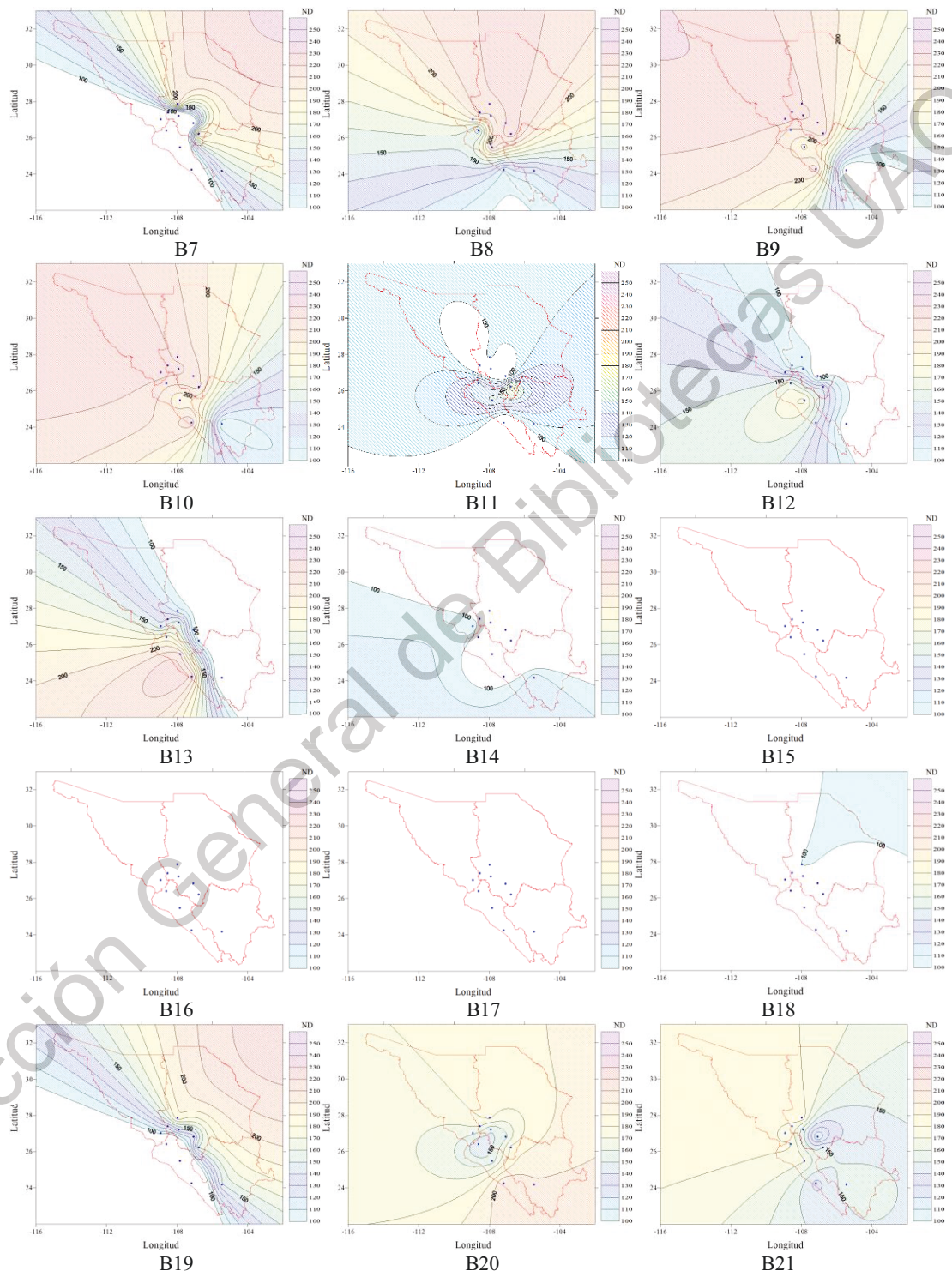
E.1 Huracán Patricia

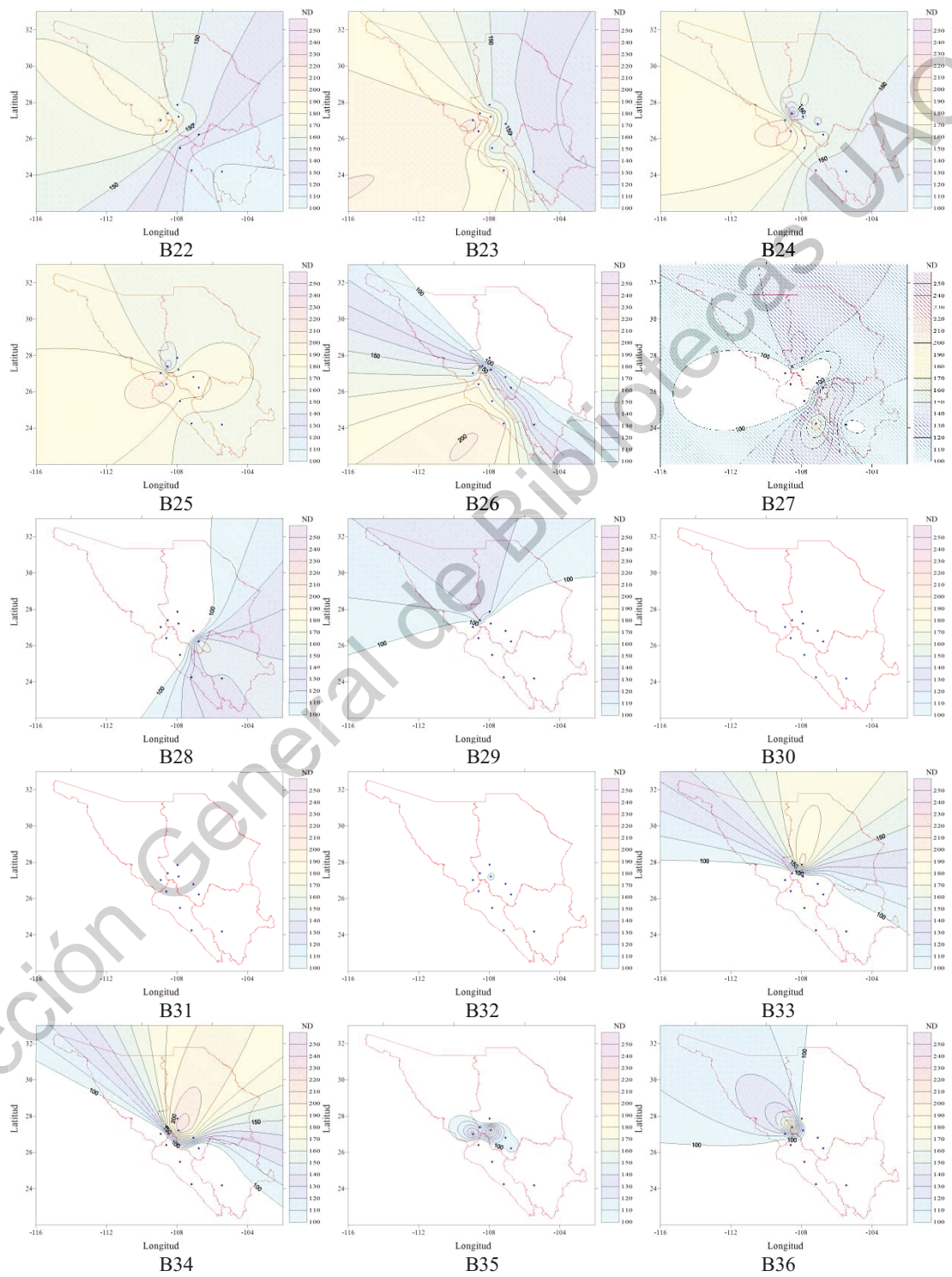




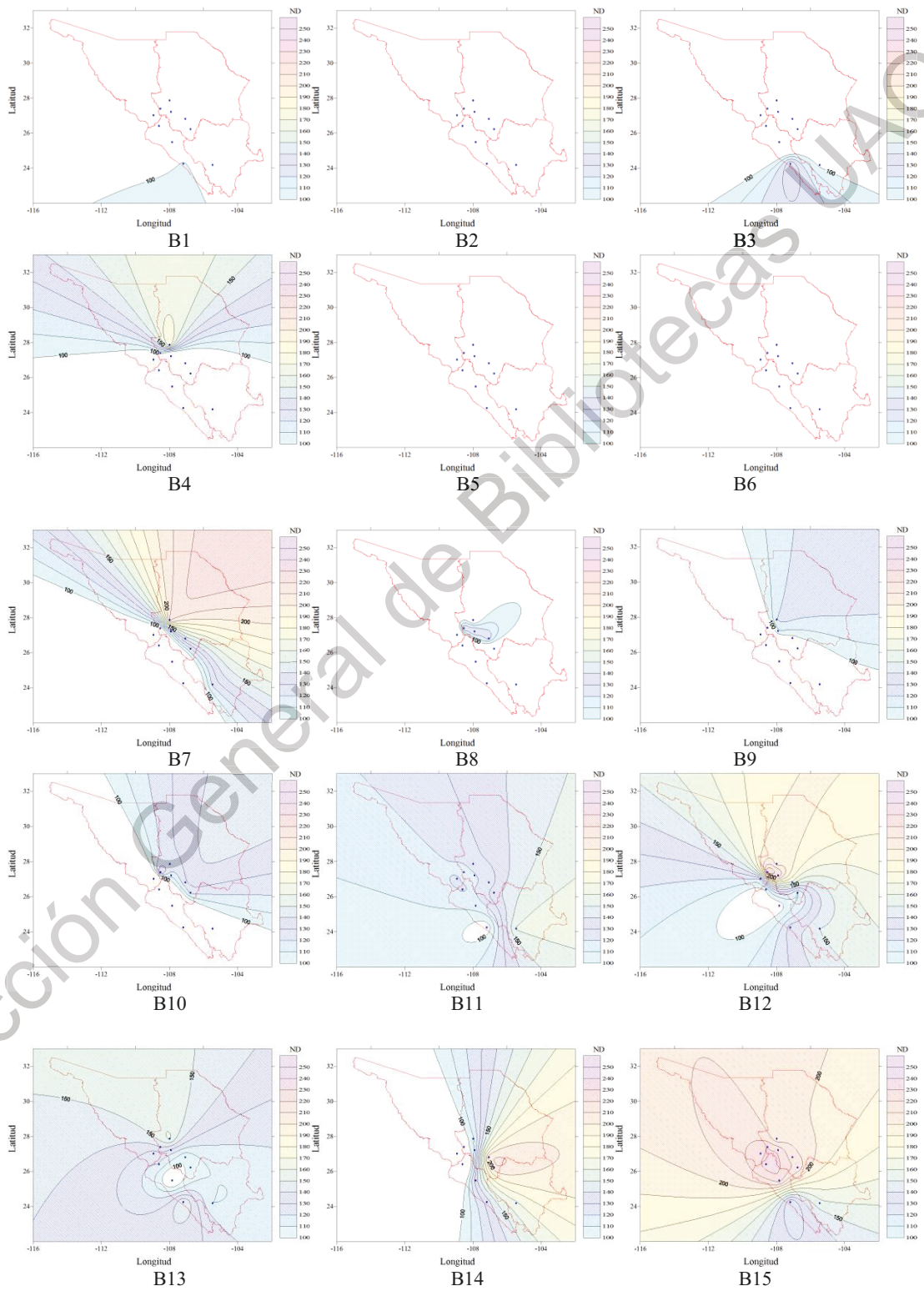
E.2 Huracán Odile

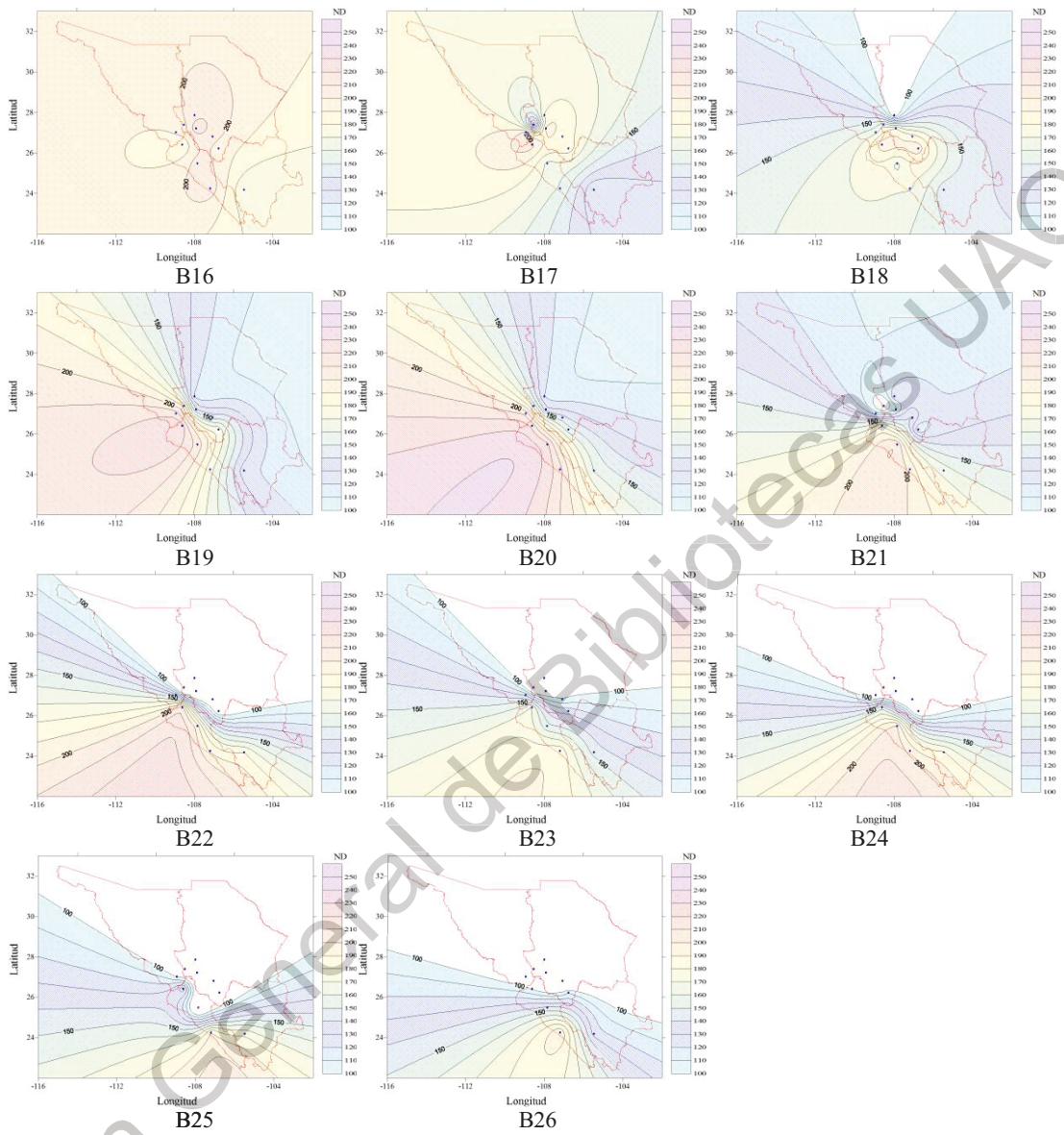




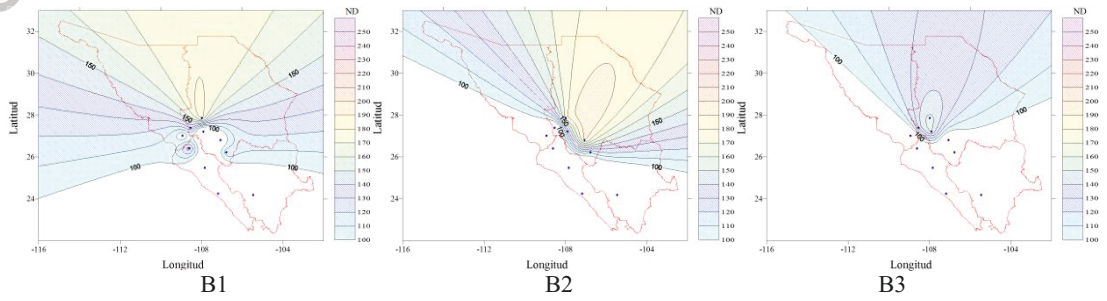


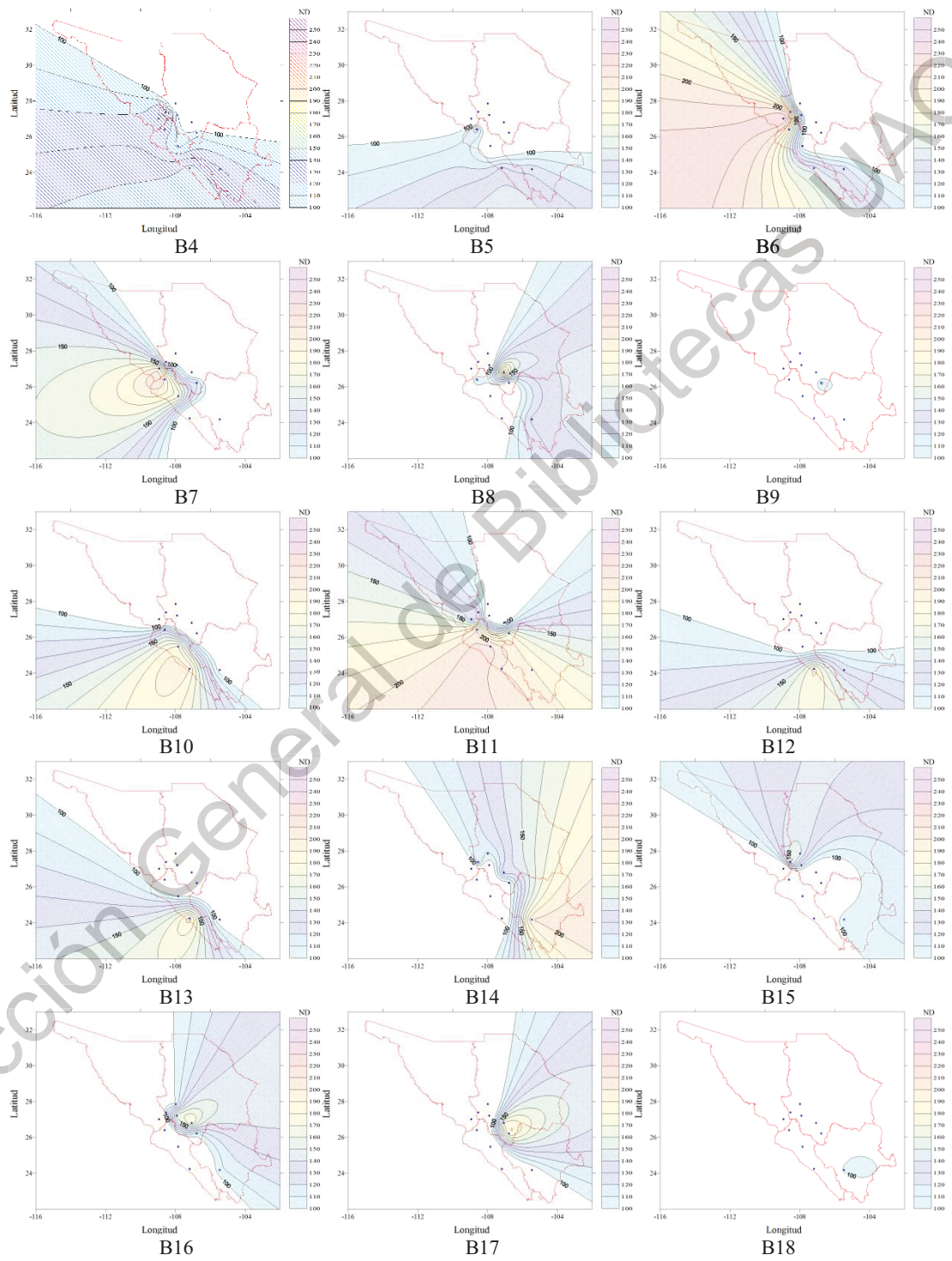
E.3 Huracán Manuel

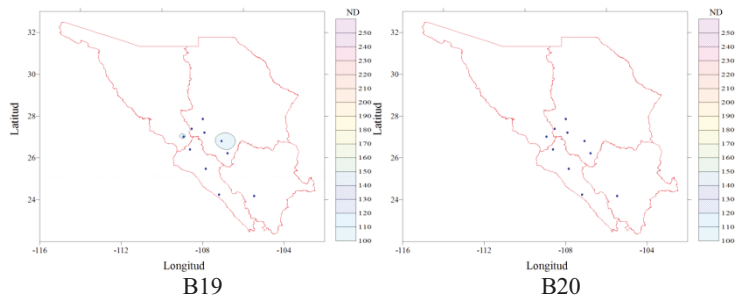




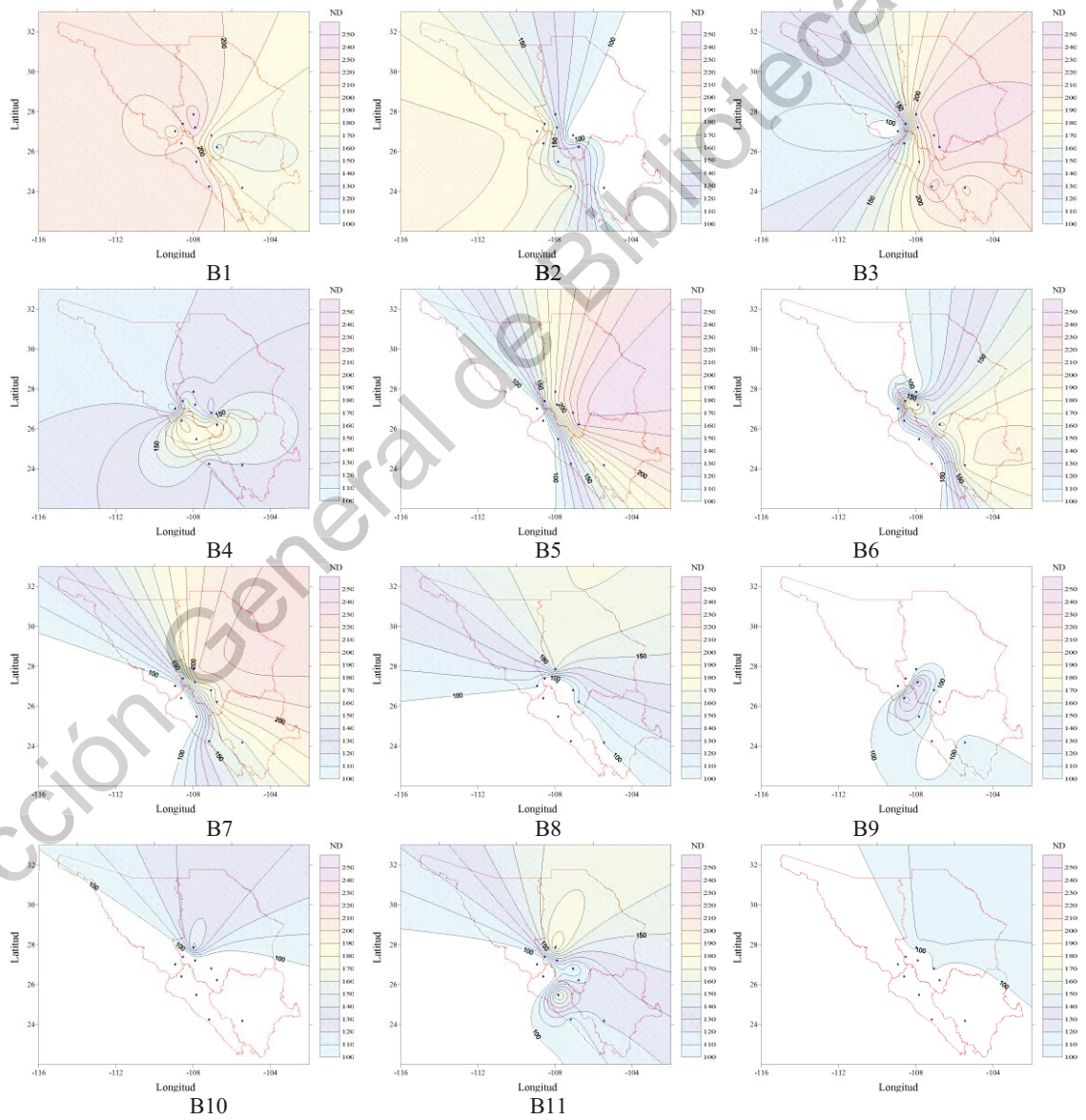
E.4 Huracán Paul







E.5 Huracán Georgette



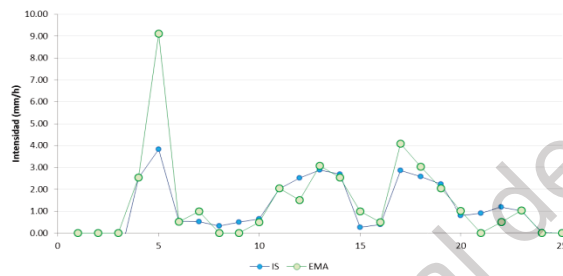
ANEXO F. Acoplamiento Temporal y Espacial

En el anexo se consigian los ATE posibles en las EMA de la zona de estudio para de los eventos seleccionados, a partir de la información disponible tanto de ISD como de registros en EMA.

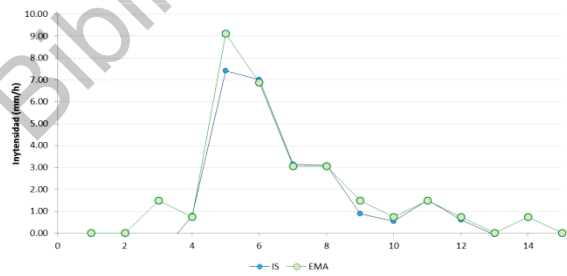
F.1 Huracán Patricia

En el caso particular el Huracán Patricia, las EMA no registraron precipitación con origen en el evento de estudio.

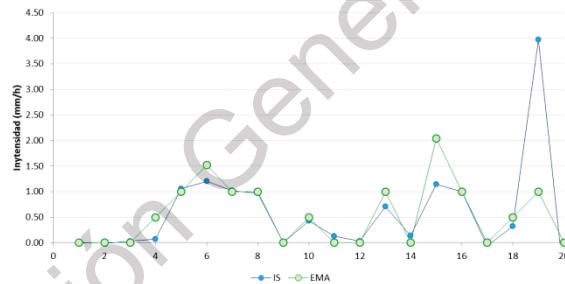
F.2 Huracán Odile



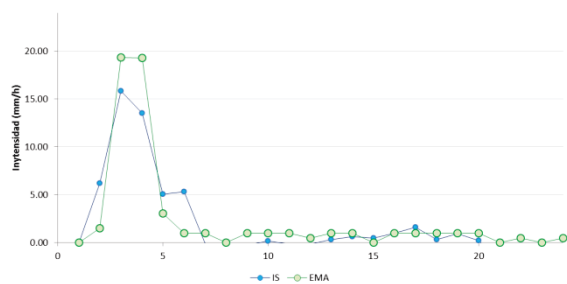
Urique



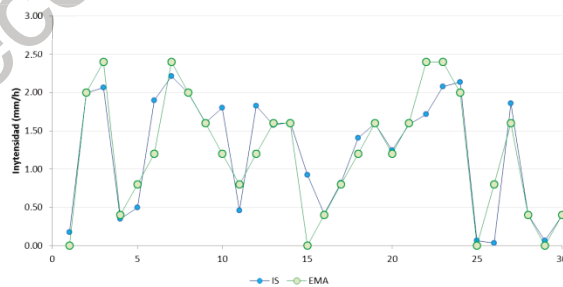
Chinatu



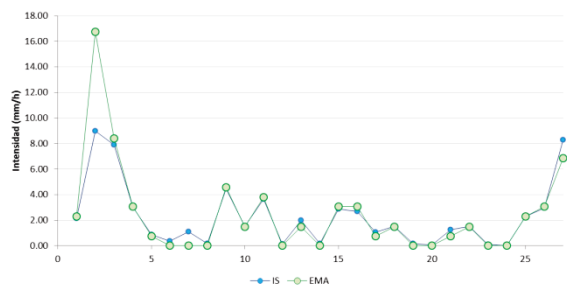
Las Vegas



Obispo

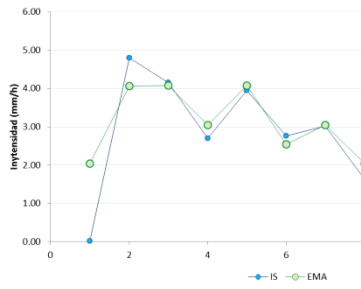


San Juan

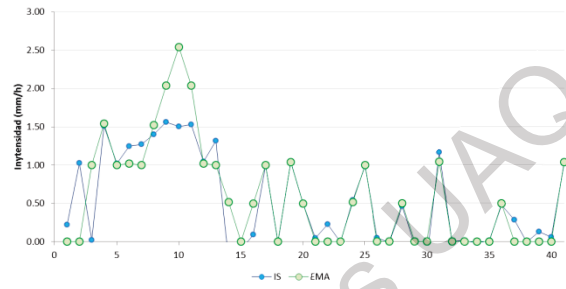


Álamos

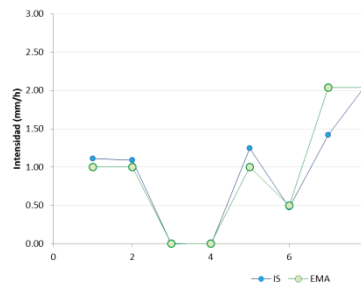
F.3 Huracán Manuel



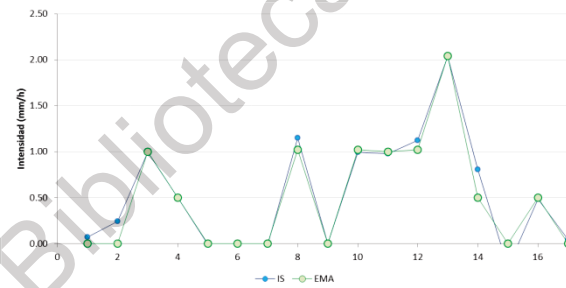
Chinipas



Urique

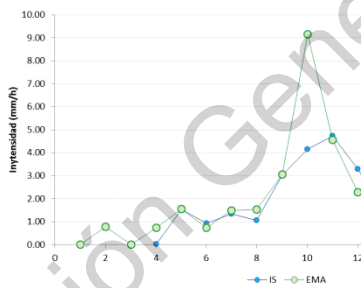


Las Vegas

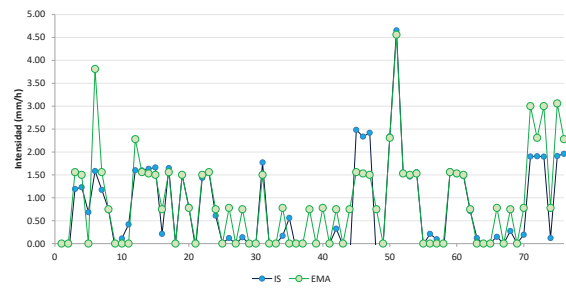


Álamos

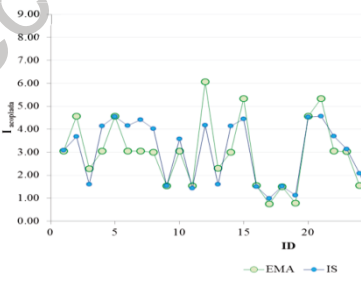
F.4 Huracán Paul



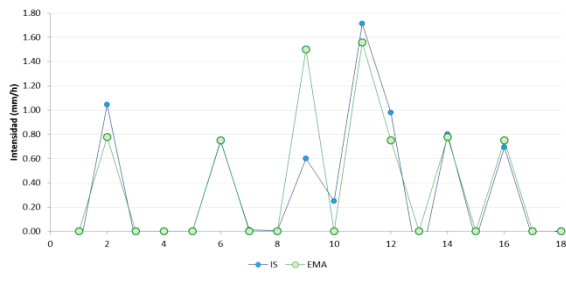
Chinipas



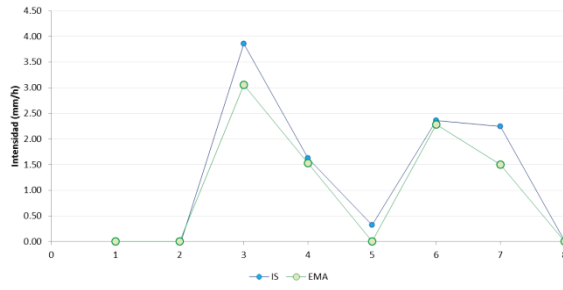
Guachochi



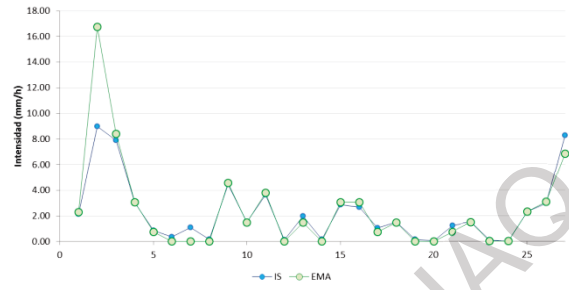
Urique



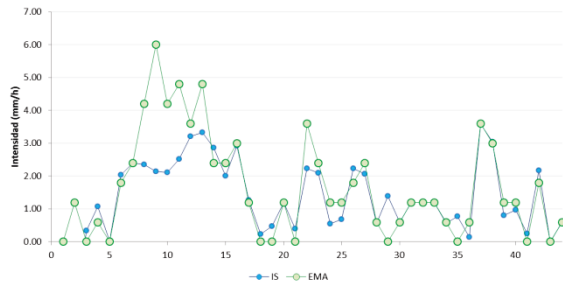
Maguarichi



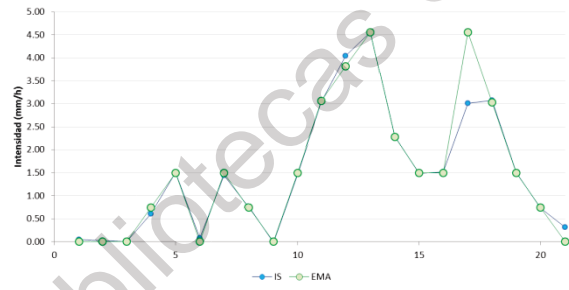
Obispo



Las Vegas

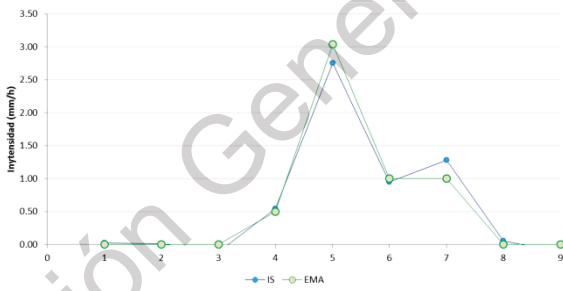


El Fuerte

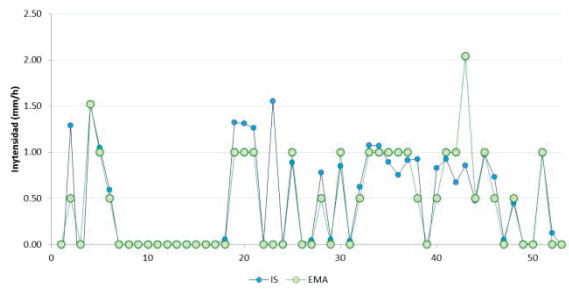


Álamos

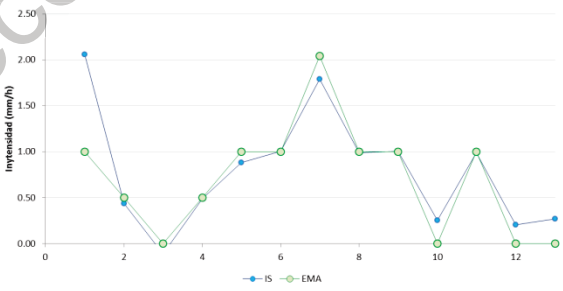
F.5 Huracán Georgette



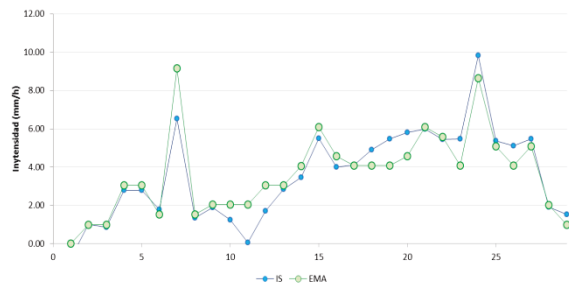
Chinipas



Guachochi



Urique



Las Vegas

En los cuadros F.1 y F.2 se muestran los coeficientes de correlación y la raíz cuadrada de la diferencia cuadrática respectivamente, en ellas se aprecian los valores de ambos en el caso de que se tenga registrada la información de la EMA, en el caso de no existir archivo de la estación se consignó N_D, para el caso de existir el archivo de la estación pero sin ningún registro se consignó S_r y en el caso de existir el archivo de la estación pero que no registro lluvia se consignó N_hp

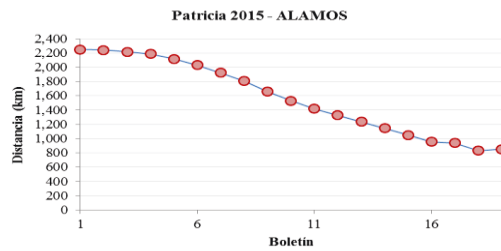
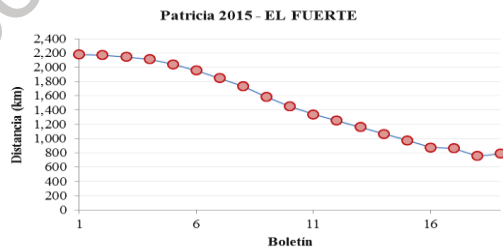
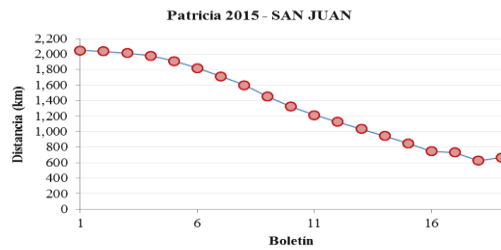
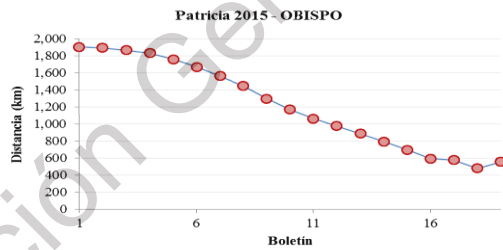
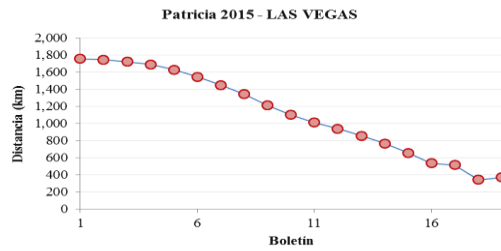
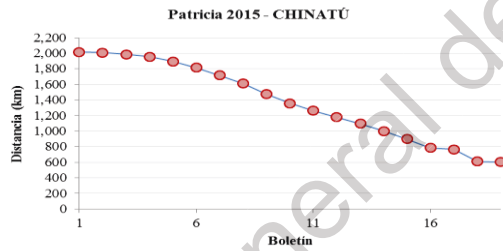
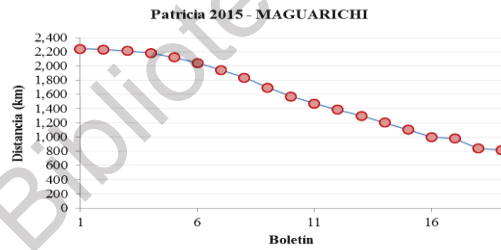
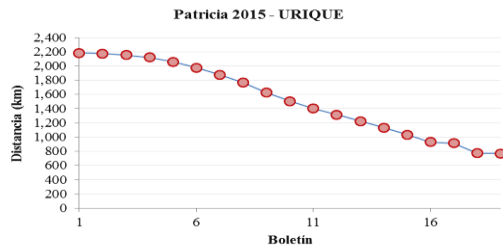
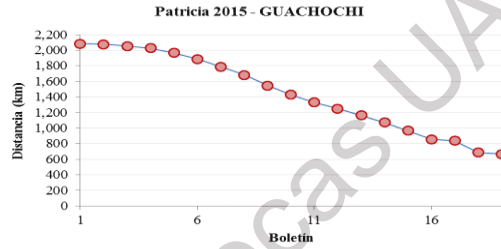
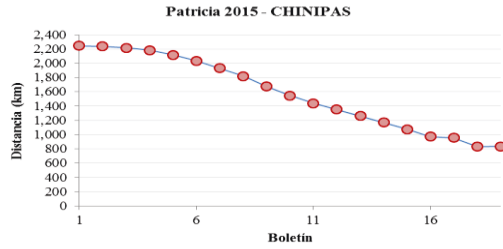
Cuadro F.1 Coeficiente de correlación para los eventos de estudio

EMA	Patricia 2015		Odile 2014		Manuel 2013		Paul 2012		Georgette 2010	
	HE	ATE	HE	ATE	HE	ATE	HE	ATE	HE	ATE
Chinipas	S_r	S_r	N_hp	N_hp	-0.844	0.845	-0.137	0.803	-0.316	0.989
Guachochi	S_r	S_r	N_D	N_D	N_D	N_D	-0.066	0.871	-0.481	0.794
Urique	S_r	S_r	0.164	0.685	-0.302	0.861	-0.262	0.920	-0.040	0.860
Maguarichi	S_r	S_r	N_D	N_D	S_r	S_r	0.174	0.887	N_hp	N_hp
Chinatú	S_r	S_r	-0.087	0.938	S_r	S_r	N_hp	N_hp	N_D	N_D
Las Vegas	S_r	S_r	-0.098	0.626	0.357	0.971	-0.272	0.982	0.405	0.920
Obispo	S_r	S_r	0.544	0.764	S_r	S_r	-0.126	0.925	N_hp	N_hp
San Juan	S_r	S_r	-0.179	0.868	N_D	N_D	N_D	N_D	N_D	N_D
El Fuerte	N_D	N_D	N_D	N_D	S_r	S_r	-0.183	0.726	S_r	S_r
Álamos	S_r	S_r			0.321	0.980	0.453	0.972	N_D	N_D

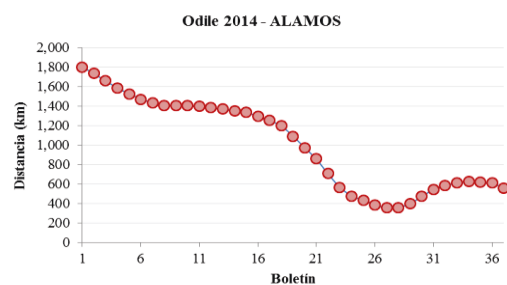
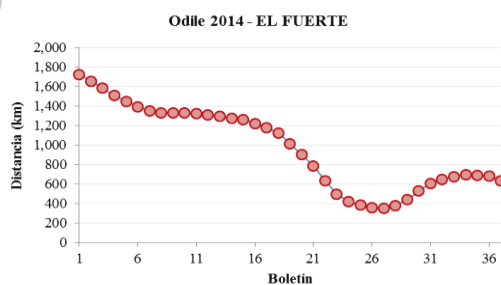
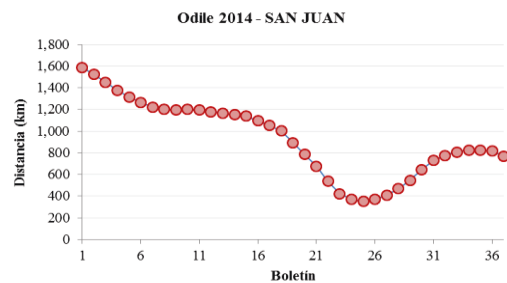
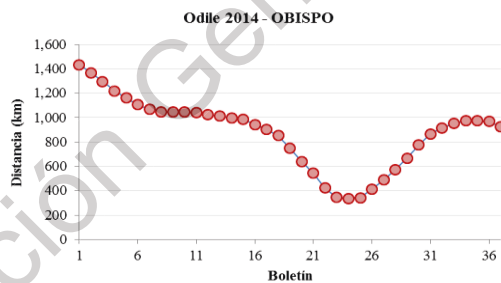
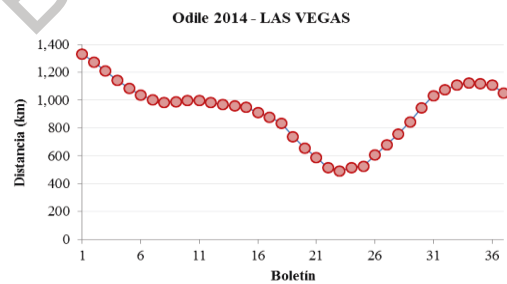
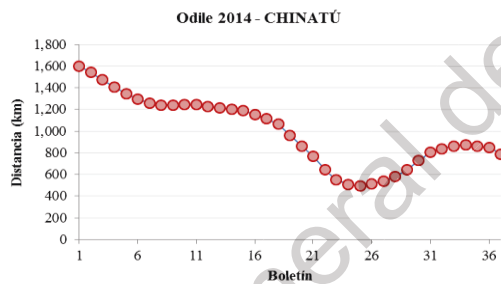
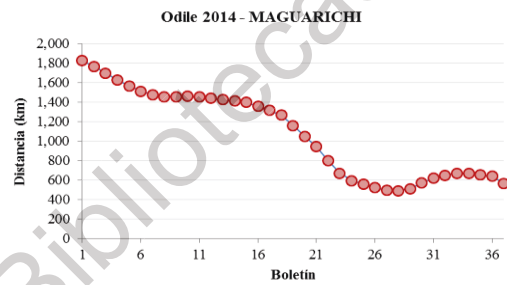
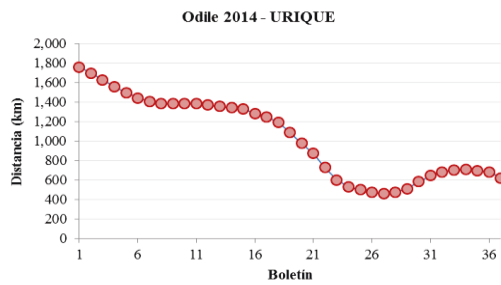
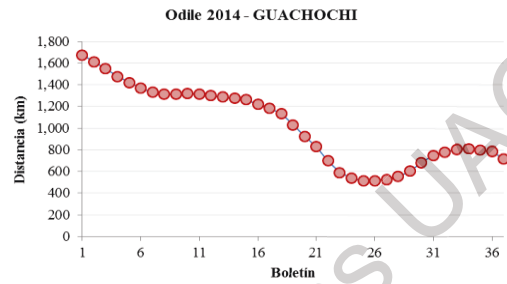
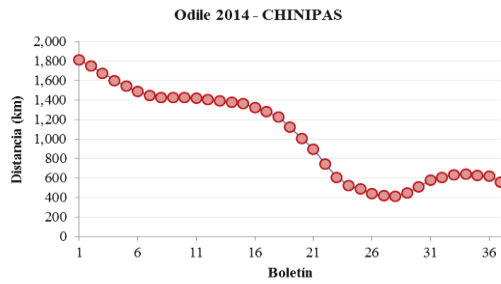
Cuadro F.2 Raíz cuadrada de la diferencia al cuadrado para los eventos de estudio

EMA	Patricia 2015		Odile 2014		Manuel 2013		Paul 2012		Georgette 2010	
	HE	ATE	HE	ATE	HE	ATE	HE	ATE	HE	ATE
Chinipas	S_r	S_r	N_hp	N_hp	118.194	0.769	20.049	1.380	1.123	0.147
Guachochi	S_r	S_r	N_D	N_D	N_D	N_D	1.352	0.527	161.808	0.342
Urique	S_r	S_r	145.779	1.610	0.888	0.344	3.310	0.695	11.035	0.327
Maguarichi	S_r	S_r	N_D	N_D	S_r	S_r	0.735	0.255	N_hp	N_hp
Chinatú	S_r	S_r	17.404	1.248	S_r	S_r	N_hp	N_hp	N_D	N_D
Las Vegas	S_r	S_r	0.809	0.732	1.217	0.196	2.801	0.411	6.848	0.916
Obispo	S_r	S_r	74.816	4.063	S_r	S_r	4.266	1.553	N_hp	N_hp
San Juan	S_r	S_r	1.432	0.361	N_D	N_D	N_D	N_D	N_D	N_D
El Fuerte	N_D	N_D	N_D	N_D	S_r	S_r	2.279	1.146	S_r	S_r
Álamos	S_r	S_r			0.767	0.123	2.115	0.352	N_D	N_D

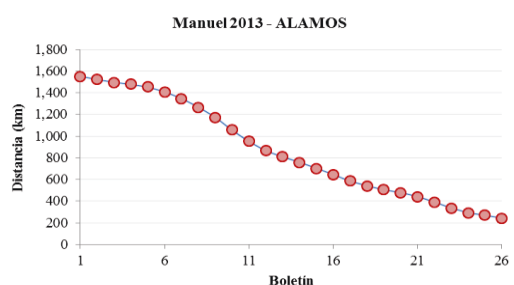
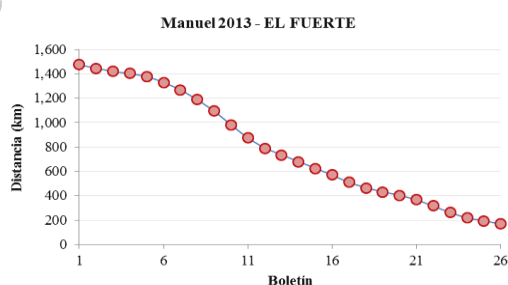
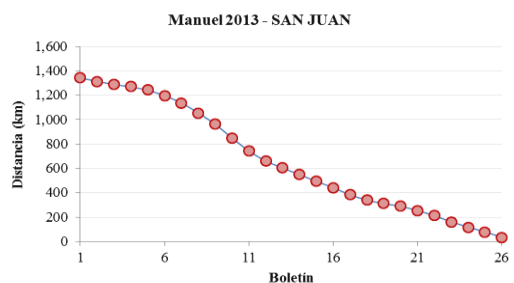
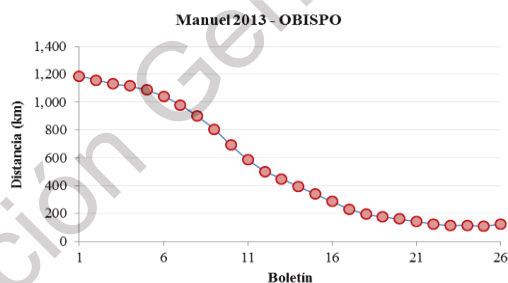
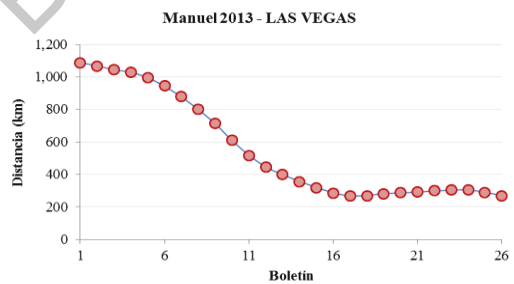
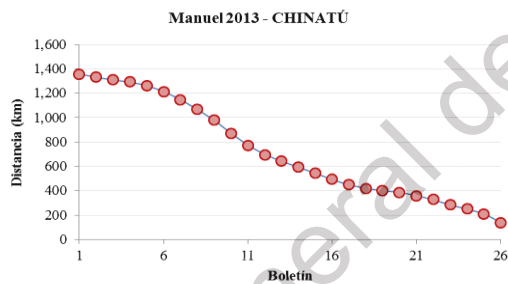
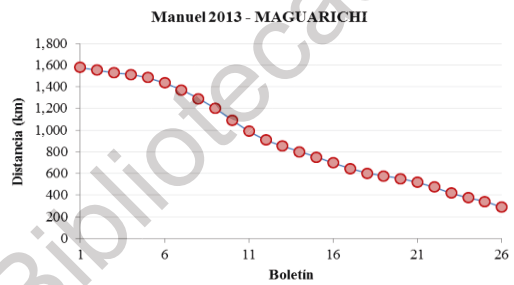
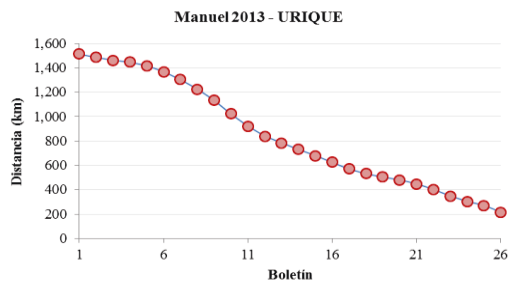
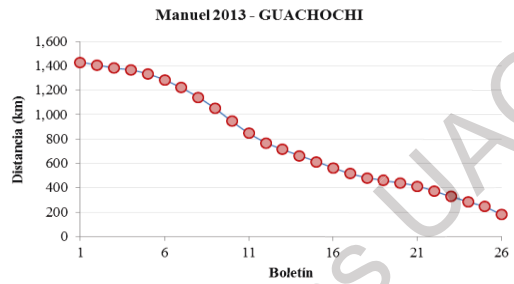
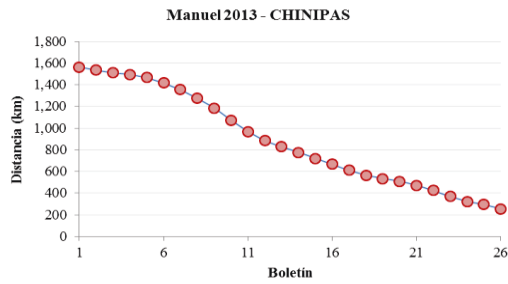
G.1 Huracán Patricia



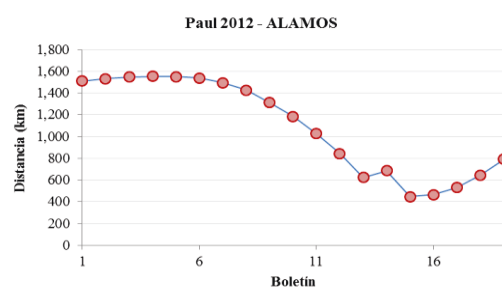
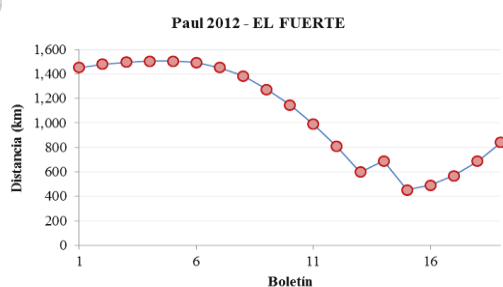
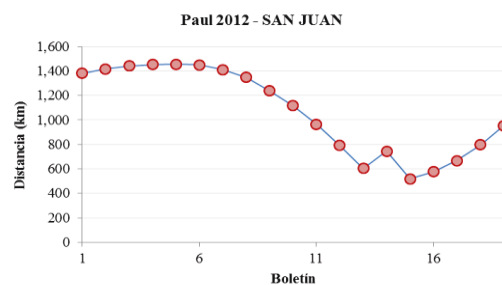
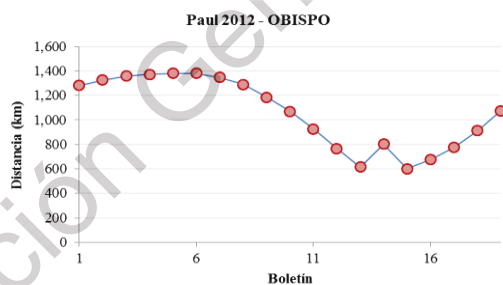
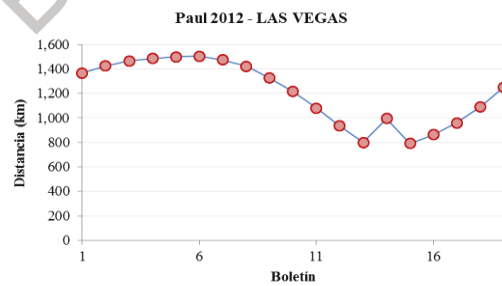
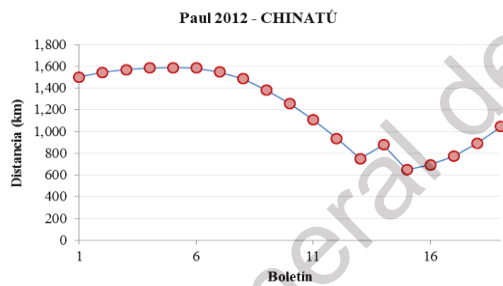
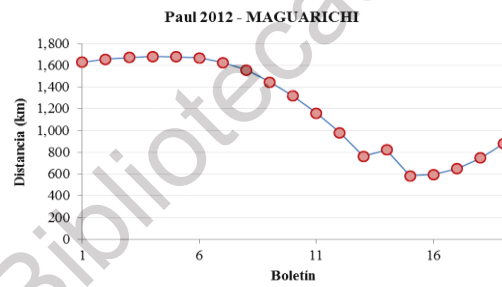
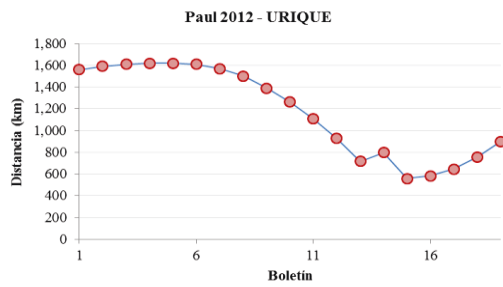
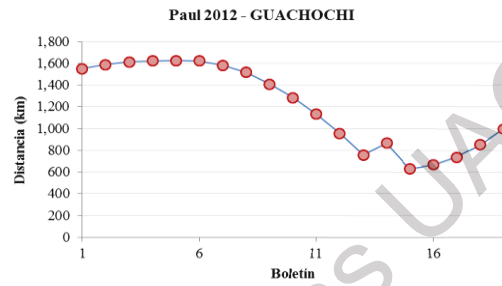
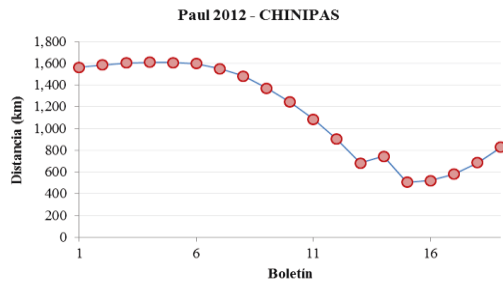
G.2 Huracán Odile



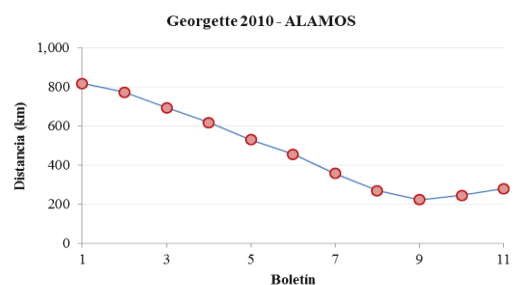
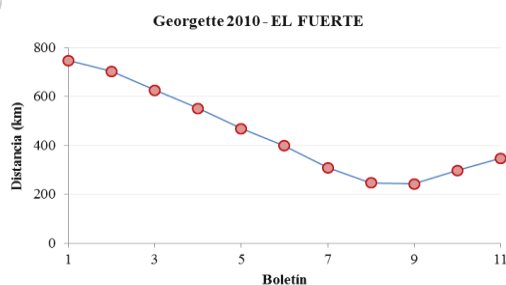
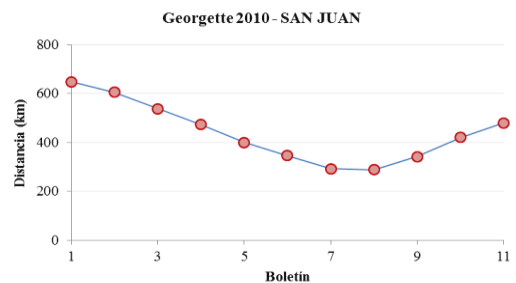
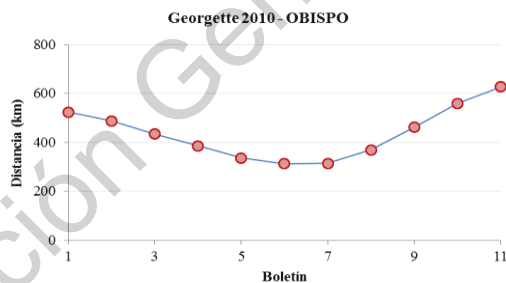
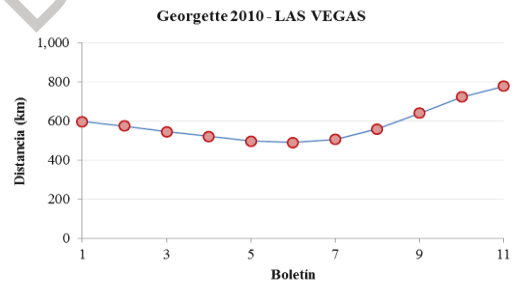
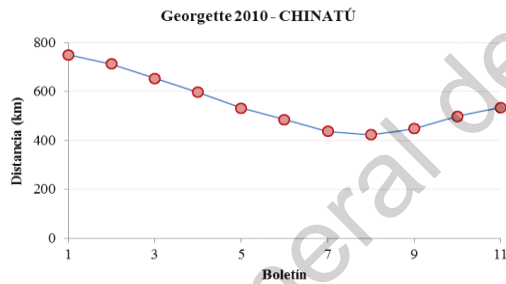
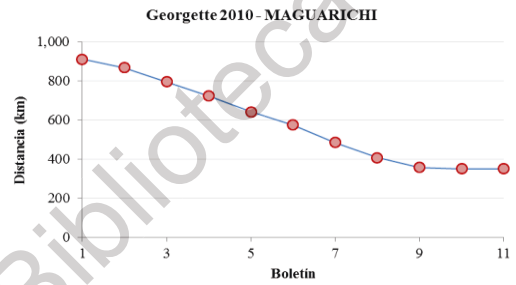
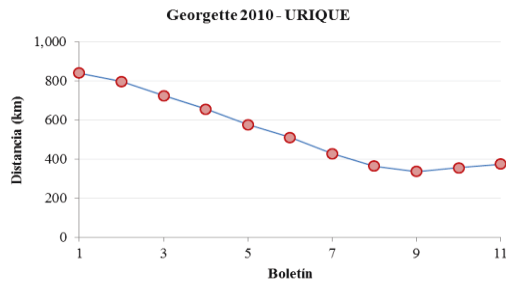
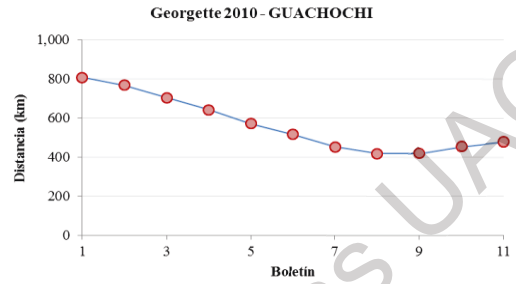
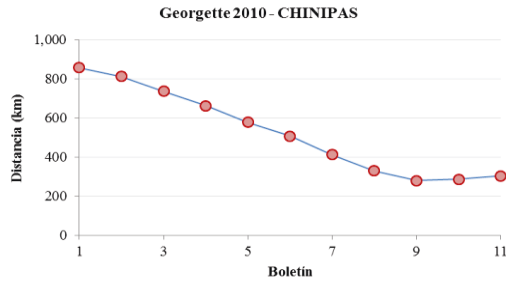
G.3 Huracán Manuel



G.4 Huracán Paul



G.5 Huracán Georgette



ANEXO H. Productos del proyecto de investigación.

ARTÍCULOS CIENTÍFICOS EN REVISTAS JCR.

01. **Molina-Aguilar, J. P.**, Gutiérrez-López, M. A., Aparicio, J. 2018. Búsqueda Armónica para optimizar la función Gumbel Mixta Univariada. *Revista Tecnología y Ciencias de Agua* (Q4). Volumen IX Num.5. DOI:10.24850/j-tyca-2018-05-11
02. **Molina-Aguilar, J. P.**, Gutiérrez-López, M. A., Raynal-Villaseñor, J. A., García-Valenzuela, L. G. 2019. Optimization of parameters in the General distribution of Extreme Values Type 1 for three populations, using harmonic search. *Journal Atmosphere* (Q2). DOI:10.3390/atmos10050257
03. **Molina-Aguilar, J. P.**, Gutiérrez-López, M. A., Cruz-Paz, I. M. 2019. Correlación canónica entre volúmenes de almacenamiento en presas e intensidades de precipitación durante huracanes. *Revista Tecnología y Ciencias de Agua* (Q3). Volumen X Num.6. DOI: 10.24850/j-tyca-2019-06-02.
04. **Molina-Aguilar, J. P.**, Gutiérrez-López, M. A. 2019. Influence of the bandwidth in the Harmonic Search to optimize the mixed univariate Gumbel function. *Journal Theoretical and applied climatology* (Q2). DOI:10.1007/s00704-019-03001-9

ARTÍCULOS CIENTÍFICOS EN REVISTAS DE DIVULGACIÓN CIENTÍFICA.

01. **Molina-Aguilar, J. P.**, Trejo-Alonso, J. J., Gutiérrez-López, M. A. 2018. Construcción automatizada de series temporales en estadísticos de fenómenos meteorológicos. *Revista Nthe* Num. 24: 1-10. ISSN:2007-9079. <http://www.nthe.concyteq.edu.mx/>
02. **Molina-Aguilar, J. P.**, Trejo-Alonso, J. J., Gutiérrez-López, M. A. 2018. Aplicación web para referenciar fenómenos meteorológicos en imágenes satelitales infrarrojas. *Revista Nthe* Num. 24: 84-90. ISSN:2007-9079. <http://www.nthe.concyteq.edu.mx/>
03. Trejo-Alonso, J. J., **Molina-Aguilar, J. P.**, 2019. Automatización de cálculos referenciando eventos meteorológicos en imágenes satelitales infrarrojas. *Revista Aqua-LAC* Vol. 11 (1): 54 – 65. DOI: 10.29104/phi-aqualac/2019-v11-1-04
04. **Molina-Aguilar, J. P.**, Paz-Aviña, B., Elizondo-Gómez, J., Sánchez-Quijano, M. A. 2019. Metodología para el acoplamiento de estimaciones de precipitación basadas en imágenes satelitales con registros

- pluviométricos en resolución temporal de 15 minutos. *Revista Aqua-LAC* Vol. 11 (1): 77 – 92.
DOI: [10.29104/phi-aqualac/2019-v11-1-06](https://doi.org/10.29104/phi-aqualac/2019-v11-1-06)
05. **Molina-Aguilar, J. P.**, Vélez-Vargas, J. A. 2019. Programa csed-transvel para cuantificar transporte de sedimentos en cauces. *Revista Aqua-LAC* Vol. 11 (1): 101 – 114.
DOI: [10.29104/phi-aqualac/2019-v11-1-08](https://doi.org/10.29104/phi-aqualac/2019-v11-1-08)
06. **Molina-Aguilar, J. P.**, Gutiérrez-López, M. A. 2019. Análisis forense de la tormenta del 27 de septiembre de 2017 en la zona Metropolitana de Querétaro utilizando imágenes Infrarrojas. *Diversidad Tecnológica y Científica*. Facultad de Ingeniería. UAQ. Noviembre 2019 (in press).

PRESENTACIONES, ARTÍCULOS Y POSTERS CIENTÍFICOS EN CONGRESOS.

01. **Molina-Aguilar, J. P.**, Gutiérrez-López, M. A. 2017. Huracán Patricia, análisis temporal y espacial de la evolución geométrica. *11° Coloquio de posgrado*. División de Investigación y Posgrado de la Facultad de Ingeniería de la Universidad Autónoma de Querétaro. Santiago de Querétaro, Qro.
02. **Molina-Aguilar, J. P.**, Echeverría-Villagómez, S. 2018. Aspectos Meteorológicos en estudios de fenómenos hidrometeorológico extremos. Caso Huracán Patricia. *Simposio de Metrología 2018. Para la innovación tecnológica y el desarrollo sustentable*. Santiago de Querétaro, Qro.
03. **Molina-Aguilar, J. P.**, Gutiérrez-López, M. A. 2018. Análisis forense de la tormenta del 27 de septiembre de 2017 en la zona Metropolitana de Querétaro utilizando imágenes Infrarrojas. *12° Coloquio de posgrado*. División de Investigación y Posgrado de la Facultad de Ingeniería de la Universidad Autónoma de Querétaro. Santiago de Querétaro, Qro.
04. **Molina-Aguilar, J. P.**, Gutiérrez-López, M. A. 2018. Revisión de la homogeneidad en la información meteorológica de un ciclón tropical utilizando curvas de Andrews. *12° Coloquio de posgrado*. División de Investigación y Posgrado de la Facultad de Ingeniería de la Universidad Autónoma de Querétaro. Santiago de Querétaro, Qro.
05. **Molina-Aguilar, J. P.**, Gutiérrez-López, M. A., Pineda-López, R. F. 2019. Afectations by tropical cyclones and floods in Mexico: Period 2010 to 2015. *XV CONIIN. International Engineering congress*. Facultad de Ingeniería de la Universidad Autónoma de Querétaro. Santiago de Querétaro, Qro.
06. **Molina-Aguilar, J. P.**, Gutiérrez-López, M. A., Pineda-López, R. F. 2019. Study of tropical cyclones in Mexico using transects in satellite images. *XV CONIIN. International Engineering congress*. Facultad de Ingeniería de la Universidad Autónoma de Querétaro. Santiago de Querétaro, Qro.

REGISTRO PÚBLICO DEL DERECHO DE AUTOR.

01. **Molina-Aguilar, J. P.**, Trejo-Alonso, J. J., Gutiérrez-López, M. A. 2019. **Fast Infrared Satellite Image Reader GEOS 13 (FISIR-G13)**. Código computacional. No. Registro: 03-2019-020112162200-01

CAPITULO DE LIBRO.

01. **Molina-Aguilar, J. P.**, Gutiérrez-López, M. A., Cruz-Paz, I. M. 2019. • Chapter XII. Dams operation policy during hurricanes season, using regional flows canonical correlation analysis. *Water Resources of Mexico*. Ed. Springer (**In press**).

Reconocimiento.

01. **1er. lugar en Poster Científico.** Molina-Aguilar, J. P., Gutiérrez-López. Revisión de la homogeneidad en la información meteorológica de un ciclo tropical utilizando curvas de Andrews. *12º Coloquio de posgrado*. División de Investigación y Posgrado de la Facultad de Ingeniería de la Universidad Autónoma de Querétaro. 19 – 23 de Noviembre 2018. Santiago de Querétaro, Qro.