



Universidad Autónoma de Querétaro
Facultad de Ingeniería

Modelos de Transferencia de Información Hidrológica
en Haití

Tesis

Que como parte de los requisitos para obtener el
Grado de

Maestra en Ciencias (Hidrología Ambiental)

Presenta

Clertine Guerrier Dalusma

Dirigido por:

Dr. M. Alfonso Gutiérrez López

Querétaro, Qro. a: 01 de febrero de 2023

La presente obra está bajo la licencia:
<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/deed.es>



CC BY-NC-ND 4.0 DEED

Atribución-NoComercial-SinDerivadas 4.0 Internacional

Usted es libre de:

Compartir — copiar y redistribuir el material en cualquier medio o formato

La licenciante no puede revocar estas libertades en tanto usted siga los términos de la licencia

Bajo los siguientes términos:



Atribución — Usted debe dar [crédito de manera adecuada](#), brindar un enlace a la licencia, e [indicar si se han realizado cambios](#). Puede hacerlo en cualquier forma razonable, pero no de forma tal que sugiera que usted o su uso tienen el apoyo de la licenciante.



NoComercial — Usted no puede hacer uso del material con [propósitos comerciales](#).



SinDerivadas — Si [remezcla, transforma o crea a partir](#) del material, no podrá distribuir el material modificado.

No hay restricciones adicionales — No puede aplicar términos legales ni [medidas tecnológicas](#) que restrinjan legalmente a otras a hacer cualquier uso permitido por la licencia.

Avisos:

No tiene que cumplir con la licencia para elementos del material en el dominio público o cuando su uso esté permitido por una [excepción o limitación](#) aplicable.

No se dan garantías. La licencia podría no darle todos los permisos que necesita para el uso que tenga previsto. Por ejemplo, otros derechos como [publicidad, privacidad, o derechos morales](#) pueden limitar la forma en que utilice el material.



Universidad Autónoma de Querétaro
Facultad de Ingeniería
Maestría en Ciencias (Hidrología Ambiental)

Modelos de Transferencia de Información Hidrológica en Haití

Tesis

Que como parte de los requisitos para obtener el Grado de

Maestra en Ciencias (Hidrología Ambiental)

Presenta

Clertine Guerrier Dalusma

Dirigido por:

Dr. M. Alfonso Gutiérrez López

Dr. M. Alfonso Gutiérrez López
Presidente

Firma

Dr. Eusebio Jr. Ventura Ramos
Secretario

Firma

M.C. Marcela Susana Duhne Ramírez
Vocal

Firma

M.C. Verónica Leyva Picazo
Suplente

Firma

M.C. Iván González García
Suplente

Firma

DEDICATORIA

A mi querida hija, Clerminá Paula Malagón Guerrier, mi inspiración constante y la razón por la que me esfuerzo cada día para ser mejor.

Agradecimiento

A Dios todo poderoso por darme vida y salud, y por permitirme alcanzar esta meta.

A mi papa Julien Guerrier que partió, pero está siempre presente en mi corazón aplicando cada uno de sus enseñanzas, las cuales me ayudan para salir adelante. Sé que está orgulloso de mí.

A mi abuela Clermina Davilmar la mujer que me enseñó a ser fuerte a lo largo de mi vida. Su amor y su sabiduría siempre me acompañan y me abre el camino.

A mi mamá Rosena Dalusma mi fuente de motivación quien me impulsa para hacer un esfuerzo cada vez mayor.

A mi pareja Juan Carlos Malagón García por su compañía y su apoyo para alcanzar este logro.

A mi estimado director Dr. M. Alfonso Gutiérrez López actual coordinador de la maestría por su dedicación, paciencia, también por compartir su experiencia, conocimiento y su apoyo incondicional fueron clave para hacer este sueño realidad y para mi crecimiento personal y profesional. Su apoyo siempre será recordado con gratitud y admiración.

A mis compañeros de la maestría Jesus, Daylin, Elizabeth, Misael, Patricia, Jonathan, Adhareli, Itzel, Marisol, Manuel, Maira por grato momento compartido y valiosa enseñanza compartida.

A todos los profesores del programa de la Maestría en Ciencias (Hidrología Ambiental) por sus conocimientos aportados. Sus experiencias y guía no solo enriquecieron este proyecto, sino que también me impulsaron a superar mis propios límites y a dar lo mejor de mí en cada etapa.

A la maestra Leyva por su conocimiento y experiencia compartida. Aprecio profundamente su compromiso y profesionalismo.

A la Facultad Ingeniería por brindarme las herramientas académicas, el entorno propicio para el aprendizaje y el apoyo necesario durante mi formación. Su compromiso con la excelencia educativa y su esfuerzo constante en formar profesionales de calidad han sido fundamentales para alcanzar esta meta.

A CONACYT por su generoso apoyo y confianza en mí potencial. Esta beca no solo representó una oportunidad invaluable para continuar mi formación académica, sino también un impulso para alcanzar mis metas y sueños.

A mis sinodales Dr. Ventura, Dr. Alfonso, M.C. Iván, M.C. Marcela M.C Verónica por compartir su consejo, experiencia y conocimiento. Han dejado una huella significativa en mi formación académica y en este logro tan importante.

ÍNDICE

RESUMEN	8
ABSTRACT	9
I. 1. INTRODUCCIÓN	10
II. 2. OBJETIVOS	15
III. 3. METODOLOGÍA	25
3.1 Variabilidad espacio-temporal de la climatología de Haití	27
3.1.2 Variabilidad espacial	34
3.2 Identificación de las variables a utilizar en el proceso de regionalización	35
3.2.1 Características fisiográficas	37
3.3 Verificación de la homogeneidad e independencia de las series temporales	38
3.4 Identificación de regiones hidrológicamente homogéneas	38
3.5 Construir ecuaciones regionales para la transferencia de información	39
3.6 Correlación simple	40
3.7 Correlación múltiple	43
3.8 Validación de ecuaciones regionales	44
3.9 Modelos Estocásticos Autorregresivos AR(p)	45
VI. 4. RESULTADOS	48
4.2 Identificación de las variables a utilizar en el proceso de regionalización	50
4.3 Verificación de la homogeneidad e independencia de las series temporales	52
4.4 Identificación de regiones hidrológicamente homogéneas	55
4.5 Construir ecuaciones regionales para la transferencia de información	58
4.6 Validación de ecuaciones regionales	60
V. 5. CONCLUSIONES	70
IV. REFERENCIAS	72

LISTA DE TABLAS

Tabla 1. Características de las estaciones climatológicas en Haití, con al menos un mes de registro a partir de 1981	28
Tabla 2. Características utilizadas en el modelo de regionalización para Haití.....	35
Tabla 3. Resumen de los valores estimados con las ecuaciones regionales para la estación de Delmas. Precipitación máxima en 24 horas (mm) y error *.....	60
Tabla 4. Valores de los parámetros de los modelos Estocásticos Autorregresivos AR(p)	60

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Mapa de Haití con las estaciones que alguna vez tuvieron registros. En azul las estaciones en operación con datos confiables. En rojo estaciones fuera de operación	28
Figura 2. Ejemplo de representación espacio-temporal de días de lluvia creado por un corte en la latitud (Gutierrez-Lopez y Rosas, 2018)	34
Figura 3. Ejemplo de resultados de un ACP para identificar la importancia de variables hidrológicas a ser utilizadas en un modelo de Regionalización (Gutierrez-Lopez et al., 2019)	37
Figura 4. Ejemplo de un diagrama de clasificación jerárquica para agrupar elementos homogéneos ..	39
Figura 5. Ejemplo de una representación de ecuaciones regionales	45
Figura 6. Diagrama de Hovmöller, lámina de precipitación máxima anual (mm) vs latitud.....	49
Figura 7. Diagrama de Hovmöller, lámina de precipitación máxima anual (mm) vs longitud	49
Figura 8. Círculo de correlación con los resultados del ACP para los componentes 1-2 de todas las características utilizadas en el estudio. Representación total 76.82%	50
Figura 9. Detalle del círculo de correlación con los resultados del ACP para los parámetros relacionados con los eventos de diseño de 100 años de periodo de retorno	51
Figura 10. Detalle del círculo de correlación con los resultados del ACP para los parámetros relacionados con las distribuciones de probabilidad de Fuites y Gamma.....	51
Figura 11. Correlograma para la estación Fort-Liberté modelos AR(1) y AR(2).....	55
Figura 12. Resultados del análisis de Dendrogramas para Homogeneidad de Regiones	56
Figura 13. Resultados del análisis de Componentes Principales para Homogeneidad de Regiones	57
Figura 14. Resultados del análisis de Dendrogramas para Homogeneidad de Regiones	57
Figura 15. Resultados del análisis de Componentes Principales para Homogeneidad de Regiones	58
Figura 16. Cartografía de iso-parámetros del modelo Estocásticos Autorregresivos AR(1).....	61
Figura 17. Cartografía de iso-parámetros del modelo Estocásticos Autorregresivos AR(1,2).....	62
Figura 18. Cartografía de iso-parámetros del modelo Estocásticos Autorregresivos AR(2,2).....	63
Figura 19. Cartografía de iso-parámetros del modelo Estocásticos Autorregresivos AR(1,3).....	64
Figura 20. Cartografía de iso-parámetros del modelo Estocásticos Autorregresivos AR(2,3).....	64
Figura 21. Cartografía de iso-parámetros del modelo Estocásticos Autorregresivos AR(3,3).....	65
Figura 22. Resultado de aplicar un modelo estocástico AR(2) a los datos de la estación Mirebalais ...	65
Figura 23. Resultado de aplicar un modelo estocástico AR(2) a los datos de la estación Miragoane...	66
Figura 24. Resultado de aplicar un modelo estocástico AR(2) a los datos de la estación Dessalines ...	66
Figura 25. Resultado de aplicar un modelo estocástico AR(2) a los datos de la estación Fond Des Negres	67
Figura 26. Resultado de aplicar un modelo estocástico AR(2) a los datos de la estación Mole Saint-Nicolas	67
Figura 27. Resultado de aplicar un modelo estocástico AR(2) a los datos de la estación Jacmel	68
Figura 28. Resultado de aplicar un modelo estocástico AR(2) a los datos de la estación Fort-Liberté.	68
Figura 29. Resultado de aplicar un modelo estocástico AR(2) a los datos de la estación Jérémie.....	69
Figura 30. Resultado de aplicar un modelo estocástico AR(2) a los datos de la estación Delmas	69
Figura 31. Resultado de aplicar un modelo estocástico AR(2) a los datos de la estación St-Raphael ..	70

RESUMEN

Un reto importante en el ámbito de la gestión del agua en la región de América Latina y el Caribe (LAC) es la escasez de estaciones climatológicas e hidrométricas. La eficacia de la estimación de eventos de diseño de obras hidráulicas depende de la calidad de la información utilizada. Este trabajo presenta un estado del arte y una propuesta metodológica para llevar a cabo una transferencia de información hidrológica a sitios con registros escasos o nulos, bajo un esquema de regionalización hidrológica. En países como Haití la poca información que existe es muy valiosa y debe ser aprovechada al máximo. Por esta razón y como objetivo principal, se propone un modelo de transferencia de información hidrológica basada en las siguientes etapas: (i) Describir la variabilidad observada (espacio-temporal) de las mediciones. (ii) Identificar las variables que describen el fenómeno a estimar. (iii) Verificar la homogeneidad e independencia de las series temporales. (iv) Identificar regiones hidrológicas homogéneas. (v) Construir ecuaciones regionales para la transferencia de información y (vi) verificar la validez de las ecuaciones regionales. Los resultados de esta investigación permiten obtener un modelo de transferencia de información hidrológica en las cuencas hidrográficas más importante de Haití; logrando así una valiosa herramienta de planificación de los recursos hídricos en mi país.

Palabras clave: Regionalización, Haití, fenómenos extremos, información hidrológica, análisis de frecuencias, Modelos estocásticos

ABSTRACT

A major challenge in the field of water management in the Latin American and Caribbean (LAC) region is the scarcity of climatological and hydrometric stations. The effectiveness of the estimation of water works design events depends on the quality of the information used. This paper presents a state of the art and a methodological proposal to carry out a transfer of hydrological information to sites with scarce or null records, under a hydrological regionalization scheme. In countries such as Haiti, the little information that exists is very valuable and should be exploited to the maximum. For this reason and as a main objective, a hydrological information transfer model is proposed based on the following stages: (i) Describe the observed variability (spatio-temporal) of the measurements. (ii) Identify the variables that describe the phenomenon to be estimated. (iii) Verify the homogeneity and independence of the time series. (iv) Identify homogeneous hydrological regions. (v) Construct regional equations for the transfer of information and (vi) verify the validity of the regional equations. The results of this research allow obtaining a model for hydrological information transfer in the most important hydrographic basins of Haiti; thus achieving a valuable tool for water resources planning in my country.

Keywords: Regionalization, Haiti, extreme events, hydrological information, frequency analysis, stochastic models.

1. INTRODUCCIÓN

1.1 El problema socio-demográfico de Haití

Unas 2.2 mil millones de personas en todo el mundo no pueden conseguir agua limpia para beber, una de cada tres, carecen de servicios del vital líquido, según un informe publicado el 12 Julio 2017 por la Organización Mundial de la Salud (OMS) y Fondo de las Naciones Unidas para la Infancia (UNICEF). Haití no se salvó de esta situación, en todo el país sólo el 12% de los hogares tiene acceso a agua potable en su lugar de residencia (Banco Mundial). En los medios urbanos los habitantes buscan manera para abastecerse comprando camión cisterna para poder llenar los reservorios, en algunos casos los que compran en mayor cantidad venden el agua en pequeño embalse a los vecinos que no cuentan con suficiente espacio y dinero para comprar camión cisterna, con esta práctica los habitantes gastan más de lo que deben para abastecerse del vital líquido.

Esta problemática afecta todavía más a los habitantes en los medios rurales. Según Banco Mundial en 2020, sólo el 43% de la población rural de Haití tenía acceso a un suministro básico de agua potable, frente al 48% en 2015 y el 50% en 1990. La pobreza se encuentra más en las zonas rurales. Las mujeres y las niñas son las más afectadas a este problema, deben caminar en camino de difícil acceso varias kilómetros y horas para conseguir agua de fuente no muy segura para llevar a casa, además, la salud de la familia se reposa bajo su responsabilidad. Están expuesto a traer agua contaminada en el hogar que puede enfermar a la familia, de igual manera, esto aumenta la vulnerabilidad frente a la violencia de género y los eventos naturales que pueda ocurrir.

Gran parte de la población haitiana tiene acceso muy limitado al agua potable, a pesar de que, el país dispone de un enorme potencial de recursos hídricos renovables que están desigualmente distribuidos. Según los estudios están distribuidos en aproximadamente 30 cuencas hidrográficas, divididas en seis grandes cuencas fluviales, entre ellas se encuentran las del Noroeste, Norte, Centro-Norte, Centro-Sur, Sureste y Suroeste. Estas regiones representan 27,750 km² (Joseph, 2006). El país recibe una precipitación media anual de 40,000 millones de metros cúbicos, de los cuales sólo el 10% se infiltra en el suelo para rellenar los acuíferos. Por tanto, una parte muy importante del agua de lluvia se transforma en escurrimiento, que arrastra sedimentos y productos nocivos (FAO, 2015).

1.2 El problema de la gestión de los recursos hídricos en Haití

En cuanto a los ríos, dos terceras partes del total de ríos en Haití se concentran en el Suroeste, Centro y Norte del país, mientras que el resto del país cuenta con aproximadamente un tercio de los recursos distribuidos en varias cuencas pequeñas. Las reservas de aguas subterráneas se concentran en las llanuras y valles costeros y aluviales, siendo las más importantes las de las llanuras de Cayes y Léogane, cuyo potencial está poco explotado, b) las llanuras de Cul de Sac y Gonaïves, sometidas a una explotación intensiva, y c) el valle del Artibonite y la llanura Norte (FAO, 2015).

Como se menciona en el párrafo anterior Haití dispone de una red hidrográfica muy densa, según los estudios del Ministerio de Agricultura y Recursos Naturales, el PNUD y el Ministerio de Medio Ambiente. Sin embargo, la mayoría de las cuencas están muy degradadas en el Sureste, conforme a los estudios de la FAO, el país ha sufrido una degradación medioambiental muy elevada causada por las actividades antrópicas, las consecuencias son enormes: pérdida de tierras agrícolas, reducción de la disponibilidad y cantidad de agua y pérdida de biodiversidad. El consumo de agua de buena calidad es uno de las preocupaciones de las Naciones Unidas por eso adoptó la Observación General n° 15 sobre el derecho al agua como un derecho humano. Sin embargo, no todos los haitianos cuentan con este derecho. En Haití los desafíos son cada vez más grande para dotar la población con agua potable. Hay lugares donde los habitantes tienen que acudir a un río para poder bañarse debido a la inaccesibilidad del agua potable.

Uno de los principales problemas en el manejo del agua en Latinoamérica y el Caribe es sin duda la carencia de red de estaciones climatológicas e hidrométricas (Gutierrez-Lopez y Aparicio, 2020). En Haití como en la mayoría de los países de Latinoamérica y el Caribe, las redes de monitoreo climatológico son escasas y con muchas limitaciones. Cabe mencionar que además Haití es un país vulnerable a los fenómenos naturales, por eso el país debería contar con red de monitoreo de alta calidad para poder hacer correcta predicción. Carencia de una correcta planificación hídricas, inundaciones, sequía, ausencia de sistema abastecimiento de agua, problema de drenaje urbano, escases de diseños de obras hidráulicas, entre otros son problemas que afectan el país de hace más de tres décadas, las problemáticas de hace 20 años siguen igual, hay lugares donde los habitantes consumen agua de río contaminada por materia fecal. También existen ciudades del país que sufren por problema de inundación, se inunda con la mínima lluvia que se le cae.

Adicionalmente, la historia de Haití está ligada a una estabilidad política crónica y fenómenos naturales. A raíz de estas dificultades antes mencionadas las instituciones hidrológicas se ven afectadas, eso retrasa

el desarrollo del servicio hidrometeorológico del país, a la comparación de otros países en Latinoamérica y el Caribe, la red climatológica de Haití está retrasada. Este retraso causa complicaciones en el suministro y la utilización de información climática, además afecta la gestión de los recursos hídricos y de los riesgos de catástrofe.

El conocimiento de los datos de lluvia en todo el país puede ayudar a resolver al proyecto de diseños de obras hidráulicas. No se puede diseñar una obra si no tiene conocimiento preciso de los datos. Este trabajo puede contribuir a crear (reconstruir) datos de lluvia en Haití con la finalidad de tener información disponible para todo el territorio del país, desde los sitios donde se encuentran estaciones pluviométricas hasta lugares donde no se dispone de estación o no se nota datos en la misma. Todo eso con el fin de tener información disponible para un correcto manejo de los recursos hídrico del país. Esperamos contribuir con este trabajo para que mi país logre proteger a las generaciones futuras y les muestre el camino de una buena gestión de las cuencas.

En relación con todo lo expresado, podemos sustentar que hay muy pocos datos en todos los aspectos hidrológicos en Haití. Es necesario producir información para tomar decisiones para el desarrollo hidráulico con la finalidad de mitigar daños en el futuro. Se prevé una reconstrucción de información utilizando las reglas de la regionalización. Es una de las soluciones que puede ayudar a mejorar este problema. Todo esto con el objetivo de obtener la mayor información hidrológica posible. Con los pocos datos encontrados se realizará una transferencia de información utilizando métodos científicos y aprobados para que sean válidos y a través de este estudio se puedan generar datos para todo el país.

Las variables hidrológicas son variables medidas en campo a través de aparatos de medición diseñados para captar diferentes fenómenos hidrometeorológicos. Todas estas mediciones contribuyen a los estudios hidrológicos, la planificación de los recursos hídrico, las estimaciones de los eventos relacionados a la hidrología y para diseño de obras hidráulicas. Por ello la medición de los parámetros hidrológicos es tan importante que se deben adoptar metodologías muy rigurosas para el tratamiento de datos; sobre todo cuando se trata del diseño o revisión de proyectos de obras hidráulicas. Uno de los problemas que enfrenta la gestión de los recursos hídricos en región LAC es la falta o ausencia de redes extensas y confiables de estaciones climatológicas e hidrométricas. Haití no se salva de esta situación, la mayoría de los problemas de la gestión de agua en el país está relacionada a la falta de información. Por ello la transferencia de información hidrológica es de suma importancia para una correcta distribución del vital líquido.

Las primeras bases para desarrollar las técnicas de la Regionalización Hidrológica se propusieron al final de la década de los años noventa. Fueron presentadas y debatidas por la International Association of Hydrological Sciences. Tan grande era la necesidad de contar con el respaldo de la comunidad científica en este campo de la transferencia de información hidrológica; que se organizó un coloquio centrado exclusivamente sobre regionalización. Las conclusiones de esta reunión internacional con la comunidad científica se resumen en dos enfoques. El primero es cuantificar los componentes del ciclo hidrológico a una escala regional frente al análisis puntual a escala de cuencas. El segundo es establecer enlaces entre las variables hidrológicas y las características fisiográficas, climáticas y el tipo de uso de los suelos de la región en estudio (IAHS International Commission on Surface Water, 1990). Cabe mencionar que las conclusiones de este coloquio permitieron dar a conocer la importancia de la función y el uso de la regionalización hidrológica, sobre todo en países en vías de desarrollo como Haití. Mencionaron que estos procedimientos regionales ayudan a los hidrólogos a poner en orden y entender mejor las observaciones hidro-climatológicas. Además, permite establecer modelos a escala de cuencas a partir del conocimiento de las mediciones confiables existentes, facilitar la transferencia de registros para sitios en donde las mediciones son escasas o nulas habitualmente para proyecto de planificación hídricas.

Si bien en Haití no se han aplicado técnicas de regionalización para transferir información hidrológica como caudales o lluvia; si se tienen estudios que permiten tener un panorama general de la problemática en Haití. Por ejemplo, Florian Delrue (2007), escribió un trabajo sobre las problemáticas de las cuencas hidrográficas de Haití. Fue un proyecto realizado con la ayuda de las organizaciones no gubernamentales como Agronomos et Vétérinaires Sin Frontera (AVSF) y la Coordinación Regional de los Organizaciones de Sud-Est (CROSE). Este primer proyecto, permitió conocer la problemática en las cuencas hidrográficas haitianas en el periodo de 2007 a 2010. El objetivo de este trabajo fue presentar un diagnóstico de las cuencas para comprender mejor los problemas de las mismas. En dicho proyecto no solo se reunieron los actores de las cuencas, también las instituciones haitianas implicadas en la política de cuencas hidrográficas para poder discernir bien los problemas. Se elaboraron recomendaciones para la gestión de cuencas hidrográficas de Haití. Asimismo, Gonel Joseph (2006), presentó un trabajo de investigación que lleva como título “Estudio del potencial de las aguas superficiales en Haití para hacer frente a la escasez de agua potable”. Esta investigación presenta una contribución en la estimación de las precipitaciones y evapotranspiraciones totales del país a escala anual, estacional y mensual. Además, se estimaron los cuartiles de crecida en los ríos aforados del país y los caudales medios anuales de los ríos. El objetivo de este estudio fue proponer una metodología de estimación de los recursos hídricos superficiales y una mejora en la estimación de la evapotranspiración

potencial teniendo en cuenta el efecto de la altitud. Cabe resaltar que en esta investigación se utilizan técnicas de regionalización y de interpolación espacial mediante regresión lineal y Kriging. Adicional a esta investigación, tienen gran importancia los trabajos relacionados con la situación del agua potable y el saneamiento en Haití. No sólo es necesario conocer la situación de los recursos hídricos, sino también la situación referente al acceso al agua potable y saneamiento en medios rurales (Lilian Saade, 2005). El único trabajo que se puede decir ha realizado una regionalización en Haití, se refiere al análisis de la transición epidemiológica en zonas vulnerables de Haití, ante desastres hidrometeorológicos. Empleando la técnica de Componentes Principales, se combinaron aspectos sanitarios con factores hidrometeorológicos; de tal forma que puede calcularse un Índice de Vulnerabilidad Meteo-Epidemiológica (MEVI) (Gutierrez-Lopez et al., 2017). Si bien este trabajo aplicó algunas de las técnicas de regionalización, no presenta ecuaciones de transferencia de información, sino únicamente la cartografía de isolíneas con un mismo valor de MEVI para los diez departamentos territoriales de Haití.

Es claro que en México existe un gran avance en el tema de regionalización hidrológica. La mayoría de los países de la región LAC están muy limitados en cuanto a sus redes de monitoreo y telemetría de datos. La motivación es evidente, necesitamos aplicar técnicas de regionalización en Haití para aprovechar los pocos datos que se tienen. Haití debe tener ecuaciones matemáticas perfectamente validadas que permitan transferir información hidrológica e hidrométrica a sitios con información escasa o nula. Si bien existen numerosos artículos científicos en el tema de regionalización hidrológica, pocos son los trabajos que se aventuran a presentar una metodología. Esta tesis de Maestría pretende no solo aplicar Regionalización Hidrológica en Haití; sino proponer una metodología detallada que permita replicar esta técnica en otros países de la región LAC. En la literatura científica especializada solamente dos trabajos presentan metodologías encaminadas a la transferencia de información hidrológica.

El primero permitió identificar zonas hidrológicamente homogéneas en la Mixteca oaxaqueña sobre 17 cuencas, empleando 20 variables climatológicas y fisiográficas. Se utilizaron técnicas multivariadas para predecir caudales medios anuales en cuencas no aforadas (Álvarez-Olguín et al., 2009). El segundo presenta una serie de reglas metodológicas para realizar una regionalización hidrológica (Gutierrez-Lopez y Aparicio, 2020).

De lo anterior y considerando que es prioridad para la región LAC contar con una sistematización de cálculos para llevar a cabo una Regionalización Hidrológica. Se propone una metodología para la transferencia de información hidrológica basada en las siguientes etapas: (i) Describir la variabilidad observada (espacio-temporal) de las mediciones. (ii) Identificar las variables que describen el fenómeno

a estimar. (iii) Verificar la homogeneidad e independencia de las series temporales. (iv) Identificar regiones hidrológicas homogéneas. (v) Construir ecuaciones regionales para la transferencia de información y (vi) verificar la validez de las ecuaciones regionales.

Desde una perspectiva general el deterioro de la calidad del agua representa una grande preocupación a nivel mundial, 2,200 millones de personas carecen de acceso a servicios de agua potable gestionados de forma segura (UNICEF y OMS 2021). Paralelamente, en Haití las formas más comunes de obtener agua para beber o para uso doméstico son los manantiales o los ríos (35%), las fuentes públicas (21%) y la compra de cubeta de 20 lts. de agua es de (19%). Esto último es especialmente frecuente en las principales ciudades donde el 60% de la población lo utiliza como modo de abastecimiento (Lilian Saade, 2005).

La disponibilidad del agua es un grave problema para gran parte de la población haitiana, especialmente la que vive en zonas lejana de la capital. Esta situación es aún más alarmante cuando se trata del suministro de agua potable. Según las últimas estadísticas, la tasa de cobertura nacional de agua potable es del 64%, con un 77% en zonas urbanas y solo un 48% en zonas rurales. En función de la pobreza la distribución del agua potable es muy precaria en todo Haití. Sólo 26 municipios de 133 (19.5%) tienen un acceso más o menos satisfactorio el servicio de agua corriente. En particular, tres departamentos: Artibonite, Centre y Grande Anse, tienen las mayores (Lilian Saade, 2005).

De lo anterior, es claro que lo precario de los servicios y el acceso al agua, es un derecho humano que debe ser garantizado en Haití. Y que es prioritario tener todos los elementos y datos hidro-climatológicos disponibles y aprovechables. De esta forma se puede formular una hipótesis relacionada con la urgencia de implementar los elementos científicos, matemáticos y estadísticos para aprovechar al máximo la información como una transferencia sitios con registros escasos o nulos. Así se tiene que: La transferencia de información hidrológica (Variables de entrada) a sitios con información escasa o nula; puede ser realizada empleando técnicas de regionalización hidrológica.

2. OBJETIVOS

El objetivo general de este trabajo es presentar la metodología para garantizar la correcta transferencia de información hidrológica a sitios con registros escasos o nulos.

Objetivos específicos

- i. Presentar los lineamientos mínimos para efectuar estudios de regionalización hidrológica en los países donde la transferencia de información es de vital importancia para el diseño de las obras hidráulicas.
- ii. Obtener un mayor registro de datos de precipitaciones aplicando las reglas de la regionalización hidrológica en las cuencas hidrográficas más importante de Haití.
- iii. Identificar las variables para construir ecuaciones regionales para la transferencia de información hidrológica.
- iv. Cartografiar espacial y temporalmente las variables más representativas de las cuencas hidrográficas más importantes de Haití a través la técnica de la regionalización.

2.1 Estado del Arte sobre Regionalización Hidrológica

La escasez de registros de datos debido al número insuficiente de estaciones hidrométricas en muchas regiones hace imposible la predicción directa de inundaciones, tal como se expresan (Abdolhay et al, 2012). Hablando de escasez de registros de datos, en Haití es un desafío contar con redes de estación hidroclimatológica. Hay escases de información en el país, es necesario contar con suficientes datos para la estimación de los eventos extremos con el fin de evitar desastre en el futuro. La falta de disponibilidad de datos hidrológico permanece como un problema para la predicción de los eventos extremo y la planificación de los recursos hídricos de la nación. Además, la población haitiana sufre de grave consecuencia por falta de gestión del agua. Hay que hacer notar, para elaborar un correcto cálculo de los eventos de diseño de obras hidráulicas es muy importante contar con suficiente información y debe ser confiable. En relación a la problemática expuesta, este estudio desempeña un papel fundamental para el país.

Una considerable cantidad de literatura científica ha sido publicada en las últimas décadas sobre las diferentes técnicas de regionalización hidrológica como el estudio de Xue Yang, Jan Magnusson, Shaochun Huang, Stein Beldring y Chong-Yu Xu donde se hace una recolocación de datos de 86 cuencas independientes distribuidas uniformemente por toda Noruega con el fin de evaluar cómo el rendimiento de los métodos de regionalización depende de primero la selección de modelos hidrológicos, segundo condiciones climáticas no estacionarias y por último las diferentes regiones climáticas.

En dicho estudio se encuentra evidencia que (a) los métodos SP-out y Phy-out obtuvieron mejores resultados que los métodos SP-par y Phy-par para todos los modelos hidrológicos, y el método de regresión obtuvo los peores resultados en la mayoría de los casos; (b) la diferencia entre la opción de

promediado de parámetros y la opción de promediado de resultados está relacionada positivamente con el número de parámetros del modelo hidrológico, es decir, cuanto mayor es el número de parámetros, mayor es la diferencia entre las dos opciones; (c) el modelo XAJ con el mayor número de parámetros produjo los mejores resultados en la mayoría de los casos, y los modelos con menos parámetros tienden a producir resultados similares para los distintos métodos de regionalización de regionalización; (d) los modelos con más parámetros mostraron mayores descensos en el rendimiento que aquellos con menos parámetros para condiciones no estacionarias; y (e) existen claras diferencias en el rendimiento de los métodos de regionalización entre las tres regiones climáticas.

De este modo, en la cuenca Gorganrood (Irán), aplican la agrupación de la región en regiones hidrológicamente homogéneas como paso principal para el análisis de frecuencia regional al fin de permitir la estimación de los cuantiles de inundación del sitio. Así mismo utilizan tres métodos de agrupamiento que incluyen Wards, fuzzy y self-organizing map para la cuenca. Como producto final, según (Abdolhay et al, 2012) los modelos resultantes pueden aplicarse en futuros estudios en diferentes aspectos de la hidrología. Dicha investigación tiene un lazo muy importante con el presente trabajo. Esta propuesta utiliza solo uno de los pasos que se trata en el presente estudio, sin embargo, la misma puede ser mejorada utilizando otro estadístico.

El estudio realizado en Irán por Farsadnia et al., (2017), se centró en la identificación de cuencas hidrográficas homogéneas mediante el uso de datos hidrometeorológicos y de teledetección. Este proceso se basó en la generación de mapas de características bidimensionales mediante un algoritmo de dos niveles de mapas de características auto-organizados (SOM). Posteriormente, los nodos de salida del SOM se agruparon utilizando el algoritmo de matriz de distancia unificada y tres métodos de agrupación, con el objetivo de formar regiones para el análisis de la frecuencia de inundaciones. Esta metodología tiene una estrecha relación con esta tesis, ya que desempeña un papel importante en la investigación actual.

La investigación realizada por Zhou Cheng et al., (2024) se centró en el análisis del riesgo de contaminación de las aguas subterráneas en China. Mediante el uso del método del proceso de jerarquía analítica (AHP), evaluaron la vulnerabilidad de las aguas subterráneas y la carga de las fuentes de contaminación. A través de la combinación de diversos factores, llevaron a cabo la cuantificación y visualización de la regionalización para la prevención de la contaminación de las aguas subterráneas. Los resultados obtenidos indicaron que la mayoría de las áreas examinadas presentan un alto nivel de vulnerabilidad a la contaminación, con una concentración de zonas de prevención y control

particularmente en las áreas de llanura y llanura del Piamonte. Estos resultados proporcionan una base científica importante para la planificación y gestión a largo plazo de los recursos de aguas subterráneas en la región de la Gran Área de la Bahía de Guangdong-Hong Kong-Macao y sus alrededores. Este estudio juega un papel relevante en el ámbito de la regionalización, lo que lo hace pertinente para la investigación actual sobre un tema similar (Zhou Cheng et al., 2024).

En los últimos tiempos, ha surgido un creciente interés en el campo de la regionalización hidrológica. "Marco de calibración en dos etapas para la regionalización de parámetros hidrológicos a partir del caudal y la evapotranspiración por teledetección," es un estudio realizado en China (Zhengguang Xu et al., 2022) busca mejorar la precisión de la modelización hidrológica en cuencas que carecen de datos de aforo. Para lograrlo, combinaron el enfoque tradicional de proximidad espacial con un método de calibración de parámetros basado en la evapotranspiración por teledetección (ET de RS), dando lugar a un método de regionalización que sigue un proceso de calibración en dos pasos. Esta metodología fue probada en la cuenca del río Yangtze, en China, utilizando el modelo de capacidad de infiltración variable, y su desempeño fue comparado con otros métodos existentes. Los resultados obtenidos indicaron que el método que emplea datos corregidos de ET de RS mostró un mejor rendimiento que aquel que utiliza datos sin procesar, mientras que el enfoque de proximidad espacial demostró ser más efectivo que el método de calibración de parámetros basado en ET de RS. Los métodos que combinaron ambos enfoques obtuvieron el mejor rendimiento global entre todas las metodologías evaluadas. Este estudio aporta una valiosa contribución al desarrollo de una metodología eficaz para mejorar la modelización hidrológica en cuencas sin datos de aforo, lo cual resulta relevante para mi investigación actual sobre regionalización hidrológica (Xu et al., 2022).

En una investigación realizada por Wen-yan Qi et al., (2021) llevaron a cabo una evaluación exhaustiva del desempeño de los modelos hidrológicos. Este análisis se realizó utilizando cinco métodos de regionalización con diferentes esquemas de ponderación y opciones de ponderación y se aplicó a un conjunto amplio de 3,444 cuencas en diversas condiciones hidro-climáticas de Norteamérica. Los resultados obtenidos revelaron que el método de Proximidad Espacial con ponderación de Distancia Inversa y la opción de promedio de salida tuvo un rendimiento superior o comparable en comparación con otros métodos de regionalización, mientras que el método de media global mostró el peor rendimiento. Además, se observó que la selección de cinco cuencas donantes resultó eficiente para los enfoques de regionalización basados en distancia/atributos. Asimismo, se destacó que las diferencias en los valores medios de eficiencia de Kling-Gupta entre los umbrales de eficacia no fueron significativas para cada método de regionalización. No obstante, se observó un deterioro en el rendimiento de la

regionalización al utilizar umbrales de eficacia más altos debido a la reducción de las cuencas donantes disponibles. Estos resultados proporcionan información valiosa sobre la influencia del número de cuencas donantes y los umbrales de eficacia en el rendimiento de la regionalización de modelos hidrológicos, lo cual es relevante para investigaciones en este campo, incluyendo la presente (Qi et al., 2021).

En un estudio llevado a cabo en Japón en el año 2023 por Raksmey Ang, Tsuyoshi Kinouchi y Wenpeng Zhao, se propuso un método innovador de regionalización denominado similitud sedimento-respuesta (SRS). Este enfoque se basa en el uso del modelo de la herramienta de evaluación de suelos y aguas, así como en mapas auto-organizativos, para estimar la carga de sedimentos en cuencas que carecen de datos de aforo. El SRS considera la variabilidad espacio-temporal y la relación entre la carga de sedimentos y las características pluviométricas de cada cuenca. Para evaluar su desempeño, se comparó el rendimiento del SRS con el método de regionalización convencional y los resultados de un modelo de calibración en cuatro cuencas aforadas de la cuenca baja del río Mekong. Los resultados obtenidos mostraron que el método SRS logró una mejor estimación de las cargas de sedimentos, con una eficiencia media de Nash-Sutcliffe y un coeficiente de determinación que se aproximaron a los valores obtenidos mediante el modelo de calibración. Además, el enfoque SRS demostró una reducción en el error en comparación con el método de similitud física, lo que sugiere su potencial para la estimación de la carga de sedimentos en cuencas no aforadas. Este estudio representa una contribución significativa al campo de la regionalización de la carga de sedimentos y ofrece perspectivas prometedoras para una estimación precisa en cuencas no aforadas (Ang et al., 2023).

La relevancia del tema de la regionalización se evidencia en el estudio titulado "Un método de clasificación para la regionalización de las cuencas hidrográficas," realizado por Ali Ahani, S. Saeid Mousavi Nadoushani y Ali Moridi 2022, donde se propone un enfoque de clasificación para identificar y seleccionar las regionalizaciones más apropiadas para el análisis de la frecuencia de inundaciones regionales. Este método se enfoca en encontrar una regionalización que tome en cuenta la homogeneidad, la precisión en la estimación cuantílica y el tamaño medio de la región. La aplicación de este método se llevó a cabo en la cuenca de Karun-e-bozorg en el suroeste de Irán como caso de estudio. Los resultados obtenidos muestran que este método demuestra un desempeño aceptable en la identificación de una regionalización que cumpla con los criterios de homogeneidad, precisión en la estimación cuantílica y tamaño medio de la región. Asimismo, se observa que la clasificación basada en el coeficiente de homogeneidad se alinea bien con la clasificación basada en la precisión de la estimación cuantílica. Este

estudio contribuye al proporcionar un método efectivo para la selección de regionalizaciones adecuadas en el análisis de inundaciones regionales.

En Etiopía (Gebregiorgis et al., 2013), se realizó un análisis de la regionalización de la cuenca del Nilo Azul (BNRB) utilizando técnicas estadísticas. La investigación se centró en la selección de modelos de distribución óptimos para estimar la frecuencia de crecidas en la cuenca. Para ello, se dividió la BNRB en cinco regiones homogéneas basadas en los parámetros estadísticos de los datos de las estaciones. Se evaluaron alrededor de 14 distribuciones diferentes, determinando que el modelo logístico generalizado era el más adecuado para las regiones I y IV, mientras que la distribución Log-Pearson tipo III era idónea para la Región II. Además, se identificaron distribuciones específicas para las Regiones III y V. Mediante métodos de estimación de parámetros según la distribución, se desarrollaron curvas de frecuencia de inundación regionales únicas para cada región. Este enfoque de regionalización constituye un paso relevante dentro del presente trabajo de investigación, ya que contribuye significativamente a abordar el tema.

La importancia de desarrollar métodos fiables de frecuencia de inundaciones regionales radica en la escasez de datos y la baja densidad de las redes hidrometeorológicas. Estos métodos son fundamentales para estimar los cuantiles de inundaciones en lugares no aforados, lo cual es crucial para la planificación y el diseño de infraestructuras como presas, puentes y otras construcciones, así como para proteger a las personas contra las devastadoras consecuencias de las inundaciones (Tramblay et al., 2024). El estudio titulado *"Regional flood frequency analysis in North Africa"* aborda precisamente esta necesidad al compilar una nueva base de datos de descargas fluviales diarias para 98 cuencas en Argelia, Marruecos y Túnez. Con un promedio de 36 años de registros completos entre 1960 y 2018, este estudio utilizó un enfoque de muestreo de umbrales por encima de los picos para detectar tendencias en la frecuencia anual y la magnitud de las inundaciones. Un logro destacado fue la creación de una curva envolvente que relaciona las crecidas máximas para estas cuencas, utilizando por primera vez en la región una base de datos de esta amplitud. Además, se compararon métodos de estimación regional de los cuantiles de inundación, entre ellos la regresión lineal múltiple y algoritmos de aprendizaje automático. Los resultados del análisis de tendencias no revelaron cambios significativos en la frecuencia o magnitud de las inundaciones a nivel regional, aunque se observaron algunas tendencias espurias asociadas con fenómenos extremos aislados. Este estudio resulta relevante para el presente trabajo, ya que comparte el enfoque de regionalización y proporciona valiosa información sobre las inundaciones en el norte de África.

Mihret et al, (2017), identificaron cuencas hidrográficas homogéneas utilizando datos hidrometeorológicos y de teledetección. La delimitación de 76 cuencas hidrográficas se realizó a partir de un modelo digital de elevación de 30 m (SRTM-DEM), de las cuales se seleccionaron doce para facilitar el proceso de clasificación. Este enfoque permitió identificar patrones de homogeneidad en las cuencas, lo cual es relevante para comprender la dinámica climática y vegetativa en la cuenca del Nilo Azul. Este método forma parte de un amplio estudio en el campo de regionalización constituye un componente esencial en el tema, ya que se emplea métodos similares para la presente investigación.

Para continuar con el tema, (Gutiérrez y Aparicio, 2020) elaboraron unas series de reglas que debe respetar una correcta regionalización hidrológicas. Son reglas científicamente aprobadas. A través de esta propuesta lograron distinguir algunas prácticas que no es regionalización, al mismo tiempo presentan los seis pasos que requiere una correcta regionalización. En relación al presente estudio, se utiliza este trabajo como base para presentar un modelo de transferencia de información a Haití, con la finalidad de mejorar el problema relacionado a los recursos hídricos. Por solo aplicar una metodología como ésta en Haití es una innovación porque no hay estudio similar a éste. Además, aparte de utilizar esas reglas de regionalización como innovación para el país, se realiza la creación de mapas con los parámetros a través el modelo autoregresivo como aporte científico al campo, dado que se reconoce que los modelos autoregresivos ofrecen una excelente capacidad para capturar la variabilidad de las precipitaciones en las zonas tropicales.

Los métodos de análisis de conglomerados representan una de las técnicas más empleadas en la regionalización de cuencas hidrográficas para el análisis de frecuencia de inundaciones regionales. Por otro lado, los modelos de mezclas finitas constituyen un tipo de modelos estadísticos que pueden identificar conglomerados basándose en distribuciones de frecuencias (Ahani et al., 2022). En un artículo realizado en Irán, se llevó a cabo una evaluación del rendimiento de los modelos de mezclas finitas para la regionalización de cuencas hidrográficas, utilizando modelos de mezclas gaussianas para la regionalización de cuencas en Karun-e-bozorg, en el suroeste de Irán. Los resultados obtenidos indican que las estimaciones de inundación relacionadas con las regiones identificadas por el modelo de mezcla gaussiana presentaron menores desviaciones en comparación con las estimaciones in situ, evaluadas en términos de medidas de error. En conclusión, estos hallazgos sugieren que los modelos de mezclas finitas representan una opción eficiente para llevar a cabo la regionalización de cuencas en estudios de análisis de frecuencia de inundaciones regionales.

La regionalización de caudales continuos en cuencas no aforadas se enfrenta a desafíos significativos, especialmente en países en desarrollo, donde el tema de la predicción en cuencas no aforadas (PUB) es menos común (Ballav et al., 2017). Además, se encontró que los enfoques basados en la similitud física y la regresión, los cuales se centran en las características de la cuenca, demostraron un mejor rendimiento en comparación con el enfoque de la media global. Se empleó la herramienta *Sequential Uncertainty Fitting* (SUFI-2) para analizar la incertidumbre relacionada con las técnicas de regionalización, expresada como la incertidumbre de predicción del 95% (95PPU). Además, la evaluación comparativa reveló que la presencia de cuencas bien aforadas en cercanía con la cuenca no aforada resultó más beneficiosa que la similitud entre las cuencas en términos de características fisiográficas para la predicción del caudal continuo.

En relación al mismo tema, Heung Wong et al., (2022) llevaron a cabo una investigación sobre la generación estocástica de series de escurrimiento entre embalses, una tarea crucial para la precisión del modelo ISO. Frente a los métodos tradicionales insuficientes, desarrollaron la red generativa DC-WGAN, basada en datos, capaz de capturar la correlación temporal y espacial de las series de escurrimiento simultáneamente. Aplicaron este método a la cascada del río Jinsha y los embalses de las Tres Gargantas, generando series de escurrimiento y comparándolas con un método basado en la función Copula. Los resultados mostraron que DC-WGAN supera a la función Copula en la captura de la correlación espaciotemporal, proporcionando valiosa información para mejorar los modelos de predicción hidrológica, en línea con el uso del modelo AR en la tesis sobre predicción hidrológica.

Este artículo forma parte de un amplio estudio en el campo de transferencia de información, se llevaron a cabo desarrollos de modelos de regionalización empleando regresión lineal múltiple y análisis de árbol de regresión para establecer relaciones entre la respuesta hidrológica y las características físicas de 163 cuencas en la región de los Grandes Lagos, Estados Unidos, en 2017. Estos modelos representan un método empírico para la simulación de el escurrimiento en cuencas no aforadas a nivel temporal mensual, prescindiendo de la necesidad de implementar un modelo lluvia-escurrimiento (Kult et al., 2014).

Para definir la variable dependiente en estos modelos de regresión, se utilizó el coeficiente mensual de escurrimiento como indicador de la respuesta hidrológica, abordado a dos escalas temporales: (1) considerando cada coeficiente mensual de escurrimiento como una observación individual, y (2) utilizando el promedio de estos coeficientes mensuales de escurrimiento para cada cuenca como una observación representativa. Al aplicar estos modelos a 62 cuencas de validación dentro de la cuenca de los Grandes Lagos, se observó que las simulaciones de los modelos eran más sensibles a la

caracterización temporal de la respuesta hidrológica que al tipo de técnica de regresión empleada. Se encontró que los modelos condicionados a los coeficientes de escurrimiento mensuales individuales funcionaban mejor que aquellos basados en valores medios a largo plazo. Estos hallazgos son relevantes en el contexto del creciente uso de índices de respuesta hidrológica en estudios recientes de regionalización.

Los modelos que utilizaron observaciones individuales para la variable dependiente generalmente lograron simular el escurrimiento mensual con una habilidad razonable en las cuencas de validación (eficiencia mediana de Nash-Sutcliffe = 0,53, R^2 mediana = 0,66, mediana de la magnitud de la desviación del volumen de escurrimiento = 13%). Estos resultados apuntan a la viabilidad de enfoques empíricos para simular el escurrimiento en cuencas no aforadas, lo cual es significativo dada la limitada disponibilidad de redes de monitoreo y recursos para recopilar datos de campo necesarios para calibrar modelos lluvia-escurrimiento.

En el estudio aquí presentado por Teutschbein et al., (2018), se investiga cómo las características del paisaje, como la topografía, la geología, los suelos y la cubierta terrestre, afectan la respuesta de las cuencas a las condiciones climáticas cambiantes. Realizado en Suecia en 2018, el estudio utilizó un conjunto de 15 modelos climáticos regionales corregidos de sesgo y un enfoque de mapeo de distribución para simular los caudales presentes y futuros en 14 cuencas vecinas y similares del norte de Suecia con el modelo HBV. Se establecieron relaciones funcionales entre varias características del paisaje y los cambios previstos en los caudales. Estas relaciones se aplicaron para analizar las consecuencias hidrológicas de las perturbaciones físicas en una cuenca hipotéticamente no aforada en un contexto de cambio climático. Los resultados revelaron una fuerte conexión entre la extensión de la cubierta forestal y la sensibilidad de los distintos componentes del régimen hidrológico de una cuenca a las condiciones climáticas cambiantes.

Besaw et al., (2010), desarrollan y prueban dos redes neuronales artificiales (RNA) para predecir caudales en cuencas no aforadas. El estudio empleó registros climáticos y de caudales del US Geological Survey de subcuencas del norte de Vermont para entrenar y probar los métodos. Las entradas del modelo incluyen registros temporales de precipitación y temperatura, y los bucles de retroalimentación recurrentes permiten utilizar las estimaciones de caudal de la RNA como entradas del modelo. Uno de los resultados clave del estudio es que las predicciones de flujo de vapor con desfase temporal mejoran las previsiones, ya que estas predicciones recurrentes de flujo se basan en datos climáticos medidos localmente con desfase temporal. Se demostró con éxito que las RNA, entrenadas en un registro de

descarga climática de una cuenca, pueden predecir el caudal de una cuenca cercana con la misma precisión que en la cuenca en la que fueron entrenadas.

Un enfoque innovador que introduce un modelo de series temporales funcionales para prever futuras realizaciones de caudales fluviales. Este modelo se basó en la correlación de rezagos de una serie temporal funcional y variables climáticas exógenas clave, como precipitación, temperatura y evaporación, asumiendo que estas variables desempeñan un papel fundamental en la simulación del caudal fluvial. Para abordar la incertidumbre asociada con la selección de variables y las predicciones, se empleó un método de selección de variables y se propuso un modelo bootstrap no paramétrico. Los datos utilizados provinieron de tres estaciones meteorológicas en la región semiárida de Iraq: Mosul, Bagdad y Kut. Este enfoque se relaciona directamente con el uso del modelo AR en el tema de la tesis. Al validar el rendimiento predictivo del modelo propuesto con otros modelos existentes, los análisis numéricos demostraron que este modelo ofrece resultados competitivos o superiores, especialmente después de incorporar variables climáticas exógenas, lo que mejora significativamente la predictibilidad del modelo. En resumen, el estudio concluye que el modelo propuesto representa una metodología sólida para la predicción de caudales fluviales (Beyaztas et al., 2021).

Lohani y colaboradores (2012) destacaron la importancia de modelos estocásticos como AR, MA, ARMA y ARIMA, los cuales se consideran modelos teóricos de función de transferencia del sistema al vincular fenómenos sin describir los procesos físicos internos. En el estudio, se investigó el potencial de las redes neuronales artificiales (ANN) y los sistemas neurodifusos en la predicción mensual del caudal de entrada a los embalses. El estudio desarrolló y comparó modelos de predicción mensual basados en AR, ANN y ANFIS, considerando la periodicidad mensual en los datos de caudal mediante términos cíclicos. Se utilizaron datos de caudal del río Sutlej en la presa de Bhakra (India) para entrenar varios modelos de ANN y ANFIS con diferentes vectores de entrada. La evaluación comparativa con modelos AR mostró que el modelo ANFIS entrenado con un vector de entrada que incluía datos anteriores y términos cíclicos mensuales mejoró significativamente la precisión de la previsión. En todos los casos, ANFIS superó en precisión a los modelos AR y ANN, ofreciendo así una representación mejorada de la predicción mensual de caudales para la gestión y explotación de embalses.

La predicción de inundaciones desempeña un papel crucial en la reducción de los daños causados por este tipo de desastres, al proporcionar información vital para la alerta temprana y el control de inundaciones (Yang y al., 2020). Con referencia a esto se abordaron la limitación de los métodos tradicionales de previsión de inundaciones en un estudio realizado en China, que suelen depender de

modelos hidrológicos deterministas. Estos modelos, sin embargo, no logran proporcionar una previsión hidrológica precisa para satisfacer las necesidades de los departamentos de gestión de cuencas fluviales. Por ello, se propuso un método bayesiano de previsión de conjuntos, compuesto por un modelo de mezcla gaussiana (MMG), un procesador de incertidumbre hidrológica (HUP) y un modelo autorregresivo (AR). Este enfoque combina la estimación de la incertidumbre de los datos observados y modelizados, la corrección de las previsiones de precipitación mediante el modelo AR y el tratamiento de la incertidumbre en la estructura del modelo hidrológico y los datos de entrada de las precipitaciones. Los resultados del estudio indicaron que este método mejoró la precisión de las previsiones de escurrimiento y redujo la incertidumbre en la previsión hidrológica, destacando la relevancia del uso del modelo AR en el tema de la tesis sobre predicción hidrológica.

De lo anterior se reconocen que la mayoría de los estudios en el campo de transferencia de información solo han explorado ciertos aspectos específicos, dejando sin explorar áreas como la utilización de los modelos ARMA de parámetros para la creación de mapas. Esta investigación se enfoca en este aspecto en particular, dado que se ha demostrado que los modelos autoregresivos ofrecen una buena representación de la variabilidad de las precipitaciones en las zonas tropicales. Por ende, uno de los principales objetivos de este trabajo es integrar estos modelos dentro de la metodología de regionalización. El propósito fundamental de este estudio es presentar una metodología que facilite la transferencia de información hidrológica, especialmente útil en regiones como Haití donde los registros son limitados o inexistentes. Este enfoque propone un conjunto de pasos rigurosos para llevar a cabo la regionalización hidrológica en el país, empleando una técnica meticulosa y bien definida.

3. METODOLOGÍA

La calidad de los datos está asociada a factores como el proceso de recolección de las mediciones, el tamaño de los registros y la representación de la información en el sitio; en este sentido, el hidrólogo enfrenta dos problemas complejos. El primero tiene que ver con la disponibilidad de las herramientas adecuadas para llevar a cabo una crítica aceptable de los datos que se van a utilizar; esto requiere la definición de conceptos muy precisos y el seguimiento de los mismos. El segundo atiende a la necesidad

específica de diseñar adecuadamente proyectos en lugares donde los datos climatológicos o los registros hidrométricos son limitados o nulos. Muchos estudios coinciden en el empleo de la regionalización hidrológica como una herramienta para la transferencia hidrológica (Goovaerts, 2000; Lloyd, 2005; Huthinson, 1998; Demyanov et al., 1998; Huang et al., 1998). Sin embargo, también existen también prácticas en la Hidrología que se dicen ser regionalización, cuando en realidad no lo son, por ejemplo:

- Regionalización hidrológica NO es: calcular y dibujar iso-líneas de alguna variable hidrológica; a esto se le llama, cartografía.
- Regionalización hidrológica NO es: utilizar diversas características fisiográficas de una región; a esto se le llama, ponderación espacial.
- Regionalización hidrológica NO es: utilizar distribuciones de probabilidad en varias estaciones de una región; a esto se le llama, análisis múltiple de frecuencias.
- Regionalización hidrológica NO es: emplear algún método como el Inverso de la distancia, Kriging, Splines, etc.; a esto se le llama, interpolación espacial.
- Regionalización hidrológica NO es: estimar envolventes de eventos hidrológicos; a esto se le llama, análisis de extremos.

En el mismo orden de ideas Gutierrez-Lopez y Aparicio (2022), proponen una serie de pasos que se debe realizar para una correcta regionalización hidrológica. A continuación, se les presenta:

- i. Variabilidad espacio-temporal de la climatología de Haití
- ii. Identificar las variables que describen el fenómeno a estimar
- iii. Verificar la homogeneidad e independencia de las series de tiempo
- iv. Identificar regiones hidrológicamente homogéneas
- v. Construir ecuaciones regionales de transferencia de información. Correlación múltiple incluido su proceso de normalización
- vi. Verificar la validez de las ecuaciones regionales
- vii. Mapa de iso-valores de parámetro del modelo AR(p) de Haití.

La transferencia de información hidrológica (Variables de entrada) a sitios con información escasa o nula; puede ser realizada empleando ecuaciones regionales que contemplen un análisis de variabilidad espacio-temporal de las variables que describen el fenómeno, además de un análisis de homogeneidad

de regiones. A continuación, se describen los métodos y las estrategias a emplear para recopilar la información y llevar a cabo su análisis. Se describen los procedimientos que serán empleados para comprobar la hipótesis y alcanzar los objetivos de esta investigación. El trabajo de investigación se desarrollará de la siguiente manera, los pasos propuestos son apartados específicos de la tesis:

3.1 Variabilidad espacio-temporal de la climatología de Haití

Los datos hidro-climatológicos en Haití son escasos. Desde hace varias décadas la red meteorológica del país es muy limitada y es difícil encontrar información. Sin embargo, como se ha planteado desde el inicio de este trabajo, el objetivo es aprovechar la poca información que existe, siendo muy preciso y exhaustivo en los cálculos y la estimación de los eventos en sitios sin registros. Se emplean datos de algunas estaciones distribuidas en la superficie de Haití, como lo muestra la figura 1. Se muestran todas las estaciones que alguna vez tuvieron registros, sin embargo, es importante mencionar que para crear los modelos de transferencia hidrológica se utilizaron solamente diez estaciones, una por cada Departamento, siempre seleccionando la estación de mayor calidad en los registros. En la tabla 1, se muestran los datos de posición geográfica de las estaciones que alguna vez tuvieron datos. Las estaciones marcadas con color son las estaciones que serán utilizadas en este estudio.

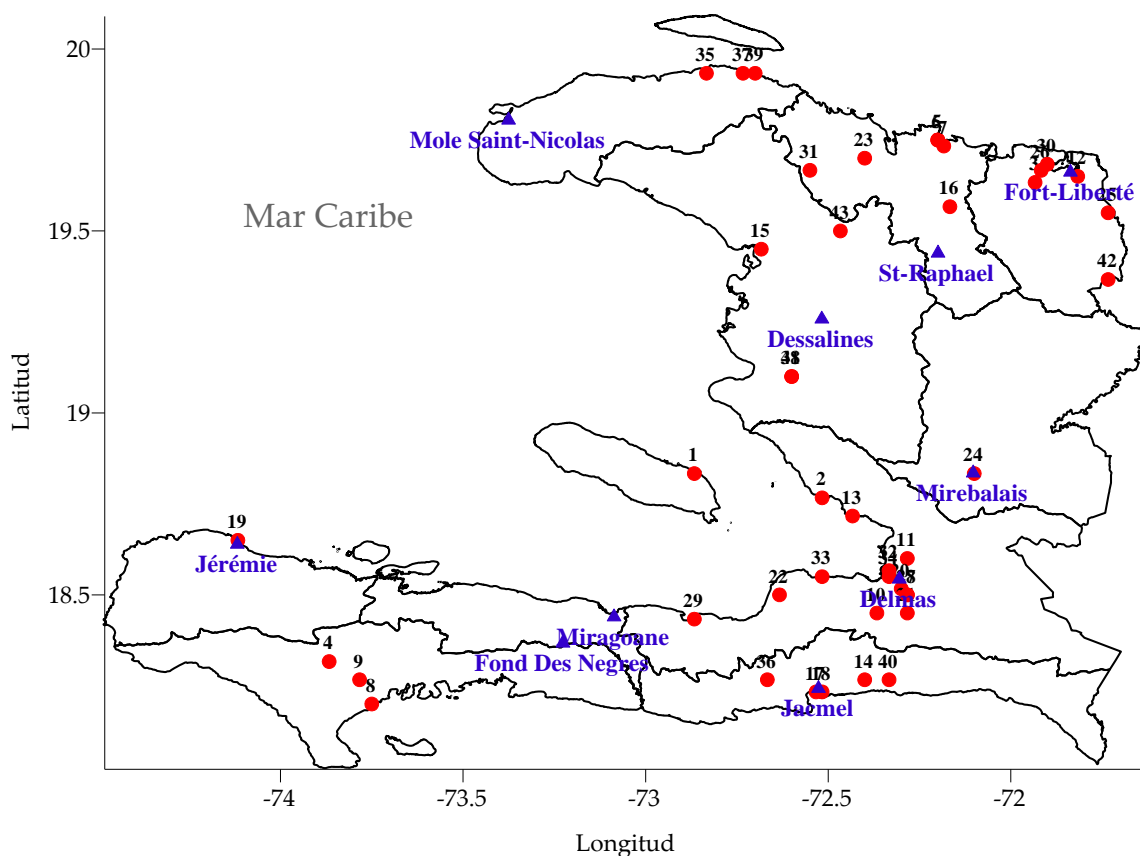


Figura 1. Mapa de Haití con las estaciones que alguna vez tuvieron registros. En azul las estaciones en operación con datos confiables. En rojo estaciones fuera de operación

Tabla 1. Características de las estaciones climatológicas en Haití, con al menos un mes de registro a partir de 1981

Nombre	Latitud	Longitud	Alt
Anse a Galets	18.83	-72.87	5
Archaie	18.77	-72.52	10
Bonnement	19.63	-71.93	40
Camp Perrin	18.32	-73.87	230
Cap-Haitien 1	19.75	-72.20	30
Cap-Haitien 2	19.75	-72.20	25
Cap-Haitien 3	19.73	-72.18	5
Cayes	18.20	-73.75	5
Cayes Laborde	18.27	-73.78	53
Chauffard	18.45	-72.37	1300
Damien	18.60	-72.28	18
Delmas	18.54	-72.31	54
Derac	19.65	-71.82	3
Dessalines	19.26	-72.52	20
Duvalier Ville	18.72	-72.43	20
Fond Des Negres	18.37	-73.23	67
Fort-Liberté	19.66	-71.84	7
Gaillare	18.27	-72.40	200
Gonaives	19.45	-72.68	5
Gde Riviere Nord	19.57	-72.17	60
Jacmel 1	18.23	-72.53	20
Jacmel 2	18.23	-72.52	20
Jeremie	18.65	-74.12	54
Juvenat	18.52	-72.30	300
Kenscoff	18.45	-72.28	1400
Leogane	18.50	-72.63	18
Kimbe	19.70	-72.40	20
Miragoane	18.43	-73.09	66
Mirebalais	18.83	-72.10	116
Mole Snt-Nicolas	19.80	-73.38	20

Ouanaminthe	19.55	-71.73	35	St Louis du Nord	18.27	-72.67	800
Paulette	19.67	-71.92	20	St Louis du Sud	19.93	-72.73	20
Petion Ville 1	18.50	-72.28	390	St Marc	19.10	-72.60	43
Petion Ville 2	18.50	-72.28	405	St Michel de l'Att	19.93	-72.70	10
Petion Goave	18.43	-72.87	10	St-Raphael	19.44	-72.19	376
Phaeton	19.68	-71.90	3	Sarcay	18.27	-72.33	430
Pilate	19.67	-72.55	300	Saltadere	19.10	-72.60	43
Port au Prince 1	18.57	-72.33	16	Verrettes	19.37	-71.73	560
Port au Prince 2	18.55	-72.52	20	Ile de ka Tortue	19.50	-72.47	60
Port au Prince 3	18.55	-72.33	50				
Ridoree	19.93	-72.83	6				

3.1.1 Variabilidad temporal

La forma más idónea de realizar un análisis de variabilidad temporal es trabajar con los datos meteorológicos en forma de series de tiempo. Tratando los datos de esta manera, se construyen series de valores máximos anuales; a partir de los cuales es posible realizar un Análisis de Frecuencias. Estos resultados son muy importantes y aun no se tiene evidencia científica de que se haya efectuado un Análisis de Frecuencias con datos de estaciones climatológicas de Haití. Rigurosamente este Análisis de Frecuencias es una “fotografía instantánea”; es la imagen de la situación actual de la representación temporal de los datos históricos. Es decir, se obtienen eventos asociados a frecuencias (periodos de retorno muy específicos). Para tener algo más que una fotografía Por lo anterior, se propone realizar un análisis temporal complementario. Se utilizan las mismas series de tiempo de eventos extremos anuales y se usan los parámetros de las distribuciones de probabilidad como variables hidrológicas para la regionalización.

Distribución de probabilidad Exponencial de dos parámetros

La distribución Exponencial de dos parámetros también se conoce como distribución de Laplace, nombrada así en honor a Pierre Simon Laplace (1779-1827), matemático y astrónomo francés.

Función de distribución acumulada

$$F(x) = \frac{1}{2} \exp \left[- \left(\frac{a-x}{b} \right) \right], \quad x < a$$

$$F(x) = 1 - \frac{1}{2} \exp \left[- \left(\frac{x-a}{b} \right) \right], \quad x \geq a$$

Función de densidad de probabilidad

$$f(x) = \frac{1}{2b} \exp\left(-\frac{|x-a|}{b}\right)$$

Función generadora de momentos

$$\frac{\exp(at)}{1-b^2t^2}, |t| < b^{-1}$$

Función característica

$$\frac{\exp(iat)}{1+b^2t^2}$$

Media

a

Mediana

a

Moda

a

Varianza

$2b^2$

Coefficiente de asimetría

0

Coefficiente de curtosis

6

Coefficiente de variación

$$2^{1/2} \left(\frac{b}{a}\right)$$

Distribución de probabilidad Gumbel

La distribución de valores extremos de tipo I, también conocida como distribución de Gumbel, fue introducida por primera vez por Fisher y Tippet en la década de 1920 como parte de la teoría de los valores extremos. En la década de 1930, Gumbel desarrolló aplicaciones prácticas utilizando la estadística de valores extremos de las distribuciones de la esperanza de vida humana. En 1941, publicó una serie de artículos en los que dilucidaba sus aplicaciones en el análisis de las frecuencias máximas y mínimas de gasto. Investigaciones posteriores de Jenkinson (1955) demostraron que esta distribución es un caso especial de la Distribución General de Valores Extremos (Ven Te Chow et al., 1996).

Función de densidad de probabilidad

$$f(x) = \frac{1}{b} \exp\left[-\frac{(x-a)}{b} - \exp\left[-\frac{(x-a)}{b}\right]\right]$$

Función de distribución acumulada

$$F(x) = \exp\left\{-\exp\left[-\frac{(x-a)}{b}\right]\right\}$$

Función de densidad inversa (de probabilidad α)

$$a - b \ln \ln [1/\alpha]$$

Función generadora de momentos

$$\exp(at)\Gamma(1-bt), t < 1/b$$

Función característica

$$\exp(iat)\Gamma(1-ibt)$$

Media

$$a - b'\Gamma'(1)$$

Varianza

$$b^2\pi^2/6$$

Coefficiente de asimetría

$$1.139547$$

Coefficiente de curtosis

$$5.4$$

Moda

$$a$$

Mediana

$$ab \log \log 2$$

Distribución de probabilidad LogNormal

La distribución Log Normal es un tipo de distribución que puede utilizarse para describir datos que siguen una curva normal. Se ha utilizado para describir datos relacionados con el flujo de agua en el suelo (Freeze, 1975), el tamaño de las gotas de lluvia en una tormenta y otras variables hidrológicas. La distribución logarítmica normal es mejor que la normal porque está restringida ($X > 0$) y la transformación logarítmica reduce la asimetría positiva que suele estar presente en los datos hidrológicos (Ven Te Chow et al., 1988). Esto se debe a que la reducción con logaritmos es más notable para valores grandes que para valores pequeños.

Función de densidad de probabilidad

$$f(x) = \frac{1}{x\sigma(2\pi)^{1/2}} \times \exp\left\{-\frac{[\ln(x/m)]^2}{2\sigma^2}\right\}$$

$$= \frac{1}{x\sigma(2\pi)^{1/2}} \times \exp\left\{-\frac{(\ln x - \mu)^2}{2\sigma^2}\right\}$$

Media

$$m \exp\left(\frac{1}{2}\sigma^2\right)$$

Varianza

$$m^2\omega(\omega-1)$$

Moda

$$m/\omega$$

Mediana

$$m$$

Coeficiente de asimetría	$(\omega + 2)(\omega - 1)^{1/2}$
Coeficiente de curtosis	$\omega^4 + 2\omega^3 + 3\omega^2 - 3$
Coeficiente de variación	$(\omega - 1)^{1/2}$

Distribución de probabilidad Gamma

Recibe su nombre de la función gamma: $\Gamma(\alpha) = \int_0^{\infty} x^{\alpha-1} e^{-x} dx$ describe el momento en que se produce una serie de sucesos en un proceso de Poisson. Un proceso de Poisson es cuando se toma una suma de variables aleatorias que son todas iguales y se distribuyen exponencialmente. Tiene un límite inferior de cero, lo que supone un problema cuando se utiliza con variables que tienen un límite inferior mayor que cero (Ven Te Chow et al., 1988). Esta distribución es muy importante en la teoría de colas y en problemas de fiabilidad (Walpole y Myers, 1992).

Función de densidad de probabilidad

$$f(x) = \frac{1}{\beta^\alpha \Gamma(\alpha)} x^{(\alpha-1)} e^{-x/\beta}$$

Función generadora de momentos

$$(1 - \beta t)^{-\alpha}, t < \frac{1}{\beta}$$

Media	$\alpha\beta$
Varianza	$\alpha\beta^2$
Moda	$\beta(\alpha - 1), \alpha \geq 1$
Coeficiente de asimetría	$2\alpha^{-1/2}$
Coeficiente de curtosis	$3 + \frac{6}{\alpha}$
Coeficiente de variación	$\alpha^{-1/2}$

Distribución de probabilidad Log-Pearson

En el caso de que los logaritmos naturales de una variable x ($\ln x$) presenten una distribución de Pearson tipo III, se puede deducir que la variable x también presentará una distribución Log Pearson tipo III. Al ser una distribución de tres parámetros que opera sobre los logaritmos de la variable, la distribución Log Pearson tipo III es, a todas luces, una distribución extremadamente versátil. Sin embargo, su aplicación en hidrología está estrictamente limitada. Sin embargo, para el análisis de las frecuencias de crecidas, la única forma que interesa es la función continua unimodal de 0 a $+\infty$.

En cuanto a su aplicación, el Consejo Federal de Recursos Hídricos de Estados Unidos recomendó en 1967 la adopción de la distribución Log Pearson tipo III como distribución de frecuencias estándar para las crecidas. Sin embargo, Benson señaló que no existía un criterio estadístico riguroso que respaldara esta elección, por lo que la calificó de subjetiva (Kite, 1988).

Función de densidad de probabilidad

$$f(x) = \frac{1}{\alpha \chi \Gamma(\beta)} \left\{ \frac{\ln x - \gamma}{\alpha} \right\}^{\beta-1} \exp \left[- \left(\frac{\ln x - \gamma}{\alpha} \right) \right]$$

donde:

α = parámetro de escala

β = parámetro de forma

γ = parámetro de localización

Media

$$\mu_y = \gamma + \alpha \beta$$

Desviación estándar

$$\sigma_y = \alpha \sqrt{\beta}$$

Coefficiente de asimetría

$$\gamma_y = 2.0 / \sqrt{\beta}$$

Distribución Poisson / Exponencial (Fuga)

El término “Ley de fugas” (Loi de Fuites) se acuñó por primera vez para describir el estudio realizado por M. Morlat (Babusiaux, 1969) sobre la distribución de los costes derivados de las fugas en una red de distribución de gas en Francia (Electricite de France). La ley se basa en la aplicación simultánea de la Ley de Poisson, que rige la probabilidad de ocurrencia de un suceso, y de una distribución exponencial, que cuantifica la magnitud media de dicho suceso. La aplicación de esta ley ha sido demostrada en diversos contextos geográficos, incluyendo regímenes pluviométricos en África, como en Benín (Lebel y Le Barbé, 1997), Togo (Seguis, 1988), Nigeria (Le Barbé y Lebel, 1997) y Burkina Faso (Tapsoba, 1997) (Gutiérrez, 2005).

Función de densidad de probabilidad para la variable reducida $U = x/\beta$

$$F(0) = e^{-\lambda}$$

$$f(U) = e^{-\lambda} \lambda e^{-u} \frac{I_1(2\sqrt{\lambda U})}{\sqrt{\lambda U}}$$

Estimadores por momentos:

$$\hat{\lambda} = \frac{2\bar{x}^2}{s_x^2}$$

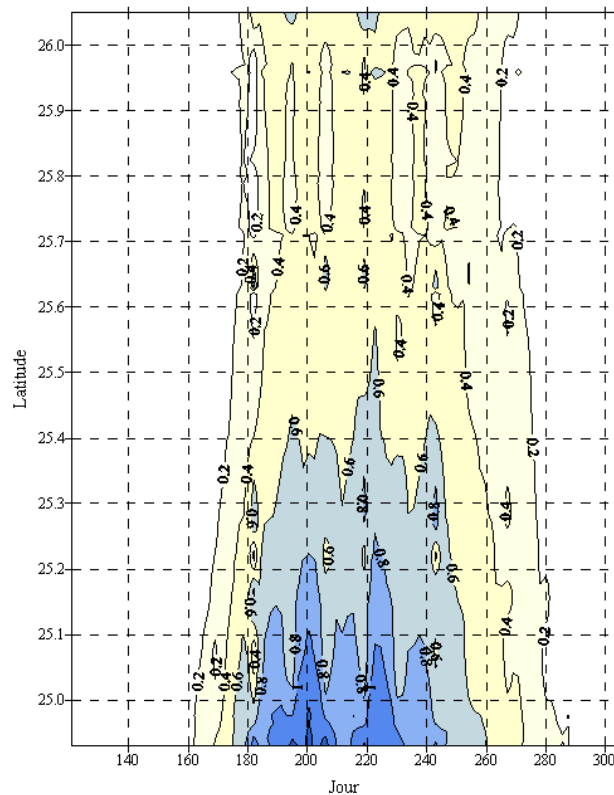
$$\hat{\beta} = \frac{s_x^2}{2\bar{x}}$$

Estimadores por máxima verosimilitud:

$$\hat{\lambda} = -\text{Log}_e \left(\frac{n_0}{n} \right) \quad \hat{\beta} = \frac{\hat{x}}{\hat{\lambda}}$$

3.1.2 Variabilidad espacial

Para crear un modelo de fenómenos extremos, necesitamos observar cómo varían las variables del agua y el clima a lo largo del tiempo y el espacio. Hay muchas formas de hacerlo (Goovaerts, 2000; Gutiérrez-López et al, 2019). La dependencia espacial es cuando las mediciones realizadas en el mismo lugar están conectadas entre sí. Esto es algo que se mide en cualquier dato tomado de ese lugar. La forma de adquirir esta información depende de aspectos como la resolución espacial o escala del muestreo y la densidad del mismo. Esto es cierto tanto para un campo espacial como para la medida espacial de agregación (para objetos en el espacio). El primer paso para verificar esta estructura espacial dentro de un conjunto de datos (dependencia espacial) es definir las relaciones entre cada grupo de puntos o agrupación de objetos en el espacio (Chou, 2010; Haining, 2003). La figura 2 muestra un ejemplo de representación espaciotemporal de la precipitación mediante diagramas de Hovmoller.



3.2 Identificación de las variables a utilizar en el proceso de regionalización

Para lograr una correcta regionalización es necesario contar con el mayor número posible de variables a analizar y a ser consideradas en el modelo de Regionalización. De esta forma se proponen un total de 35 variables a ser consideradas en la regionalización hidrológica de Haití. Estudios tradicionales de regionalización utilizan únicamente variables fisiográficas (Referencia, año). Sin embargo, para este caso tan especial de Haití, en donde la información es escasa y además tiene una gran variabilidad temporal, es necesario incluir el mayor número posible de variables (Tabla 2). Entonces para cada sitio de medición en donde se tienen registros confiables se seleccionaron tres tipos de variables:

- i. Variables fisiográficas. Describen la condición fisiográfica como la Elevación y Distancia al Océano. También la posición geográfica como la Latitud y la Longitud de cada estación. Así se logra un correcto análisis de las características espaciales de cada sitio de medición.
- ii. Variables climatológicas. Describen las condiciones hidro-climáticas en el entorno de cada estación climatológica. Estas características climáticas permiten caracterizar el comportamiento espacial y temporal de los sitios en donde se tienen registros.
- iii. Variables estadísticas-autoregresivas. Describen de manera muy precisa el comportamiento temporal de las mediciones climáticas de la zona de estudio. Aportan el componente temporal del análisis; ya que se trabaja con relaciones de ocurrencia de eventos en el tiempo (frecuencias) y características autoregresivas (tiempos de retraso) de dichos eventos medidos.

Tabla 2. Características utilizadas en el modelo de regionalización para Haití

Variable	Simbología		
Variables fisiográficas			
1. Latitud	Lat	2. Lámina de precipitación mínima anual (sin tomar ceros), en mm	HpMin
2. Longitud	Long	3. Lámina de precipitación media anual, en mm	HpMed
3. Elevación o altura de la estación sobre el nivel del mar en metros	Alt	4. Desviación Estándar de la lámina de precipitación máxima anual, en mm	HpDsv
4. Distancia al océano en metros	DistOc	5. Kurtosis de la lámina de precipitación máxima anual, en mm	HpKurt
Variables climatológicas		6. Coeficiente de Asimetría de la lámina de precipitación máxima anual, en mm	HpAsim
1. Lámina de precipitación máxima anual, en mm	HpMax		

7. Lámina de precipitación a para un evento de periodo de retorno de 100 años, obtenida por la Distribución Exponencial Exp100
8. Lámina de precipitación a para un evento de periodo de retorno de 100 años, obtenida por la Distribución Gumbel Gumb100
9. Lámina de precipitación a para un evento de periodo de retorno de 100 años, obtenida por la Distribución LogNormal LogN100
10. Lámina de precipitación a para un evento de periodo de retorno de 100 años, obtenida por la Distribución Gamma Gam100
11. Lámina de precipitación a para un evento de periodo de retorno de 100 años, obtenida por la Distribución Log Pearson LogP100
12. Lámina de precipitación a para un evento de periodo de retorno de 100 años, obtenida por la Distribución Poisson/Exponencial Fuit100

Variables estadísticas-autoregresivas

1. Parámetro alfa de la distribución Exponencial Exp-Alf
2. Parámetro mu de la distribución Exponencial Exp-m
3. Parámetro mu de la distribución Gumbel Gumb-u
4. Parámetro alfa de la distribución Gumbel Gumb-Alf

5. Parámetro mu de la distribución LogNormal LogN-mu
 6. Parámetro sigma de la distribución LogNormal LogN-sig
 7. Parámetro alfa de la distribución Gamma Gam-Alf
 8. Parámetro lambda de la distribución Gamma Gam-lamb
 9. Parámetro alfa de la distribución LogPearson LogP-Alf
 10. Parámetro lambda de la distribución LogPearson LogP-lamb
 11. Parámetro mu de la distribución LogPearson LogP-m
 12. Parámetro Beta de la distribución Poisson/Exponencial Fuit-b
 13. Parámetro lambda de la distribución Poisson/Exponencial Fuit-lamb
 14. Parámetro Fi-1 del modelo autoregresivo AR(1) AR-1
 15. Parámetro Fi-1 del modelo autoregresivo AR(2) AR-12
 16. Parámetro Fi-2 del modelo autoregresivo AR(2) AR-22
 17. Parámetro Fi-1 del modelo autoregresivo AR(3) AR-13
 18. Parámetro Fi-2 del modelo autoregresivo AR(3) AR-23
 19. Parámetro Fi-3 del modelo autoregresivo AR(3) AR-33
-

3.2.1 Características fisiográficas

Se explica la forma correcta de realizar esta actividad, como utilizar el análisis multivariante, el análisis de componentes principales (ACP) o el análisis factorial de correspondencias. Normalmente, se analizan aspectos como la temperatura, la geología, la cantidad de agua que puede retener la zona, la forma del terreno, la pendiente del cauce principal e incluso cómo se utiliza el terreno o cuánta agua se filtra. A continuación, se repasan las características de una cuenca y su relación con los procesos del ciclo hidrológico (Douguédroit y De Saintignon, 1981; Schauer y Jenkins, 1996; Dunn y Lilly, 2001; Naef et al., 2002). También se tienen en cuenta aspectos como la latitud, la longitud y la distancia al océano, ya que influyen mucho en la cantidad de lluvia que cae en una zona (Smithers y Schulze, 2001). La figura 3 es un ejemplo de círculo de correlación creado mediante un análisis de componentes principales para determinar la importancia de las distintas variables hidrológicas.

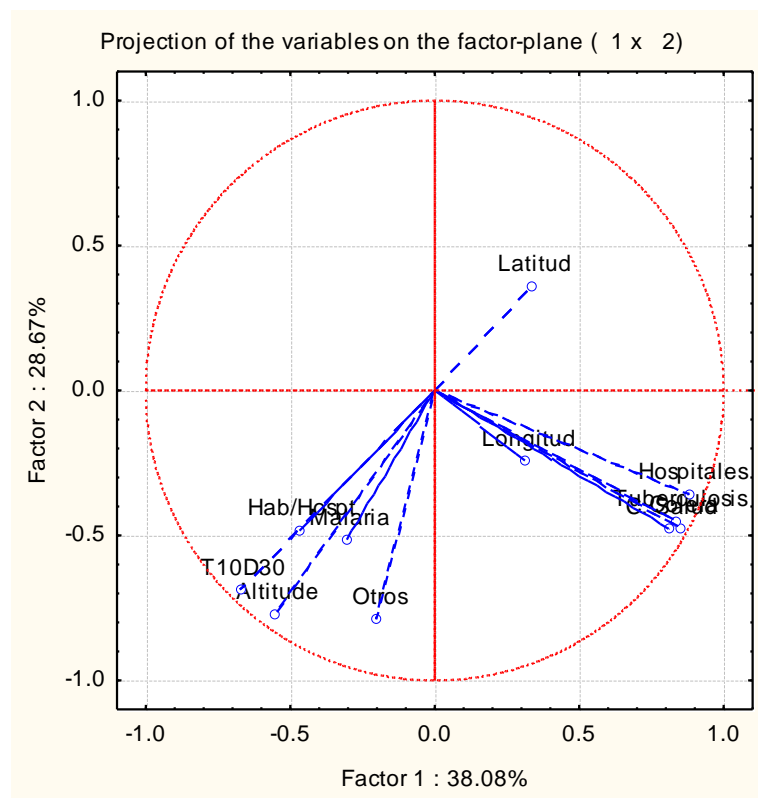


Figura 3. Ejemplo de resultados de un ACP para identificar la importancia de variables hidrológicas a ser utilizadas en un modelo de Regionalización (Gutierrez-Lopez et al., 2019)

3.3 Verificación de la homogeneidad e independencia de las series temporales

Para realizar este análisis, tenemos que hacer una prueba de auto-correlación esto justificará que las variables que estás utilizando son consistentes (Ebisemiju, 1979; Nathan y McMahon, 1990; Caratti et al., 2005; Campos-Aranda, 2017). En general, es una buena idea realizar un análisis exploratorio de los datos (Tukey, 1977). Un análisis estadístico simple es un buen comienzo, por ejemplo, estadística básica, análisis de regresión o un análisis de varianza (Ojeda-Ramírez et al., 2011). Pero Chebana et al. (2017) han sugerido recientemente algunos análisis más detallados, como la detección de rupturas en las series, y estadísticas para detectar cambios en la media y la varianza de las muestras de datos. Pruebas como la estacionariedad y la homogeneidad de los datos son una buena idea. También es una buena idea calcular la función de covarianza y luego probar la independencia utilizando un correlograma.

3.4 Identificación de regiones hidrológicamente homogéneas

El paso más difícil en un proceso de regionalización hidrológica es definir las regiones en las que la hidrología es la misma (Smithers y Schulze, 2001). Por ejemplo, dividir una gran región en subregiones similares puede reducir los errores cometidos al transferir datos hidrológicos de tormentas o datos hidrológicos generales de una cuenca a otra (Leviandier et al., 2000). Hay distintas formas de determinar qué regiones son iguales. Una forma es observar cómo cambian los parámetros hidrológicos con el tiempo (Bhaskar y O'Connor, 1989; Hall et al., 2002; Lu y Stedinger, 1992; Kachroo et al., 2000). Siempre es importante identificar primero las variables o características importantes de la región (Berger y Entekhabi, 2001; Burn y Elnur, 2002). Esto significa que cada autor sugiere las características físicas, climáticas y geográficas que se utilizarán en el proceso de regionalización. Acreman y Sinclair (1986), Nathan y McMahon (1990), Krzysztofowicz (2001) presenta una guía recomendada para elegir estas características. Para crear grupos de zonas hidrológicamente similares, en la literatura científica se mencionan tres consideraciones. La primera es elegir un índice de proximidad. La figura 4 muestra un ejemplo de dendograma, que es la forma clásica de mostrar la agrupación de regiones hidrológicamente similares.

La heterogeneidad de regiones, es un gran inconveniente cuando se trata de regionalizar cuencas; la magnitud de los errores en los que se puede incurrir puede ser muy significativa afectando tanto a los eventos de diseño como a la ampliación de registros.

Para dividir una zona de estudio en subregiones que se comportan de manera similar, tenemos que pensar en cómo se comportarán de la misma manera. Esto significa que los datos serán muy precisos, porque las ecuaciones utilizadas para predecirlos se basan en las características de la cuenca. Esto hace que sea

muy fiable a la hora de predecir cualquier variable hidrológica. Muchos investigadores han estudiado cómo dividir las regiones de esta manera, pero nadie ha encontrado aún la forma de hacerlo.

La mayoría de las veces se utiliza la técnica de la localización geográfica, que se basa simplemente en trazar círculos de entre 70 y 80 km en cada emplazamiento (estación) y considerar las estaciones situadas dentro de esos círculos como cuencas homogéneas. Pero a veces es necesario dividir las subregiones utilizando otros métodos para tener en cuenta su similitud en cuanto al flujo de agua o a las características de la cuenca, que no siempre tienen un significado geográfico (Gutiérrez, 1995). Algunos de los métodos que pueden utilizarse son las curvas de Andrews, la prueba de homogeneidad de Langbein y los índices de proximidad. Para facilitar las cosas, en esta norma utilizamos un método de localización geográfica. Esto significa que juntamos grupos que cubren áreas próximas entre sí, utilizando círculos con un radio de 80 km.

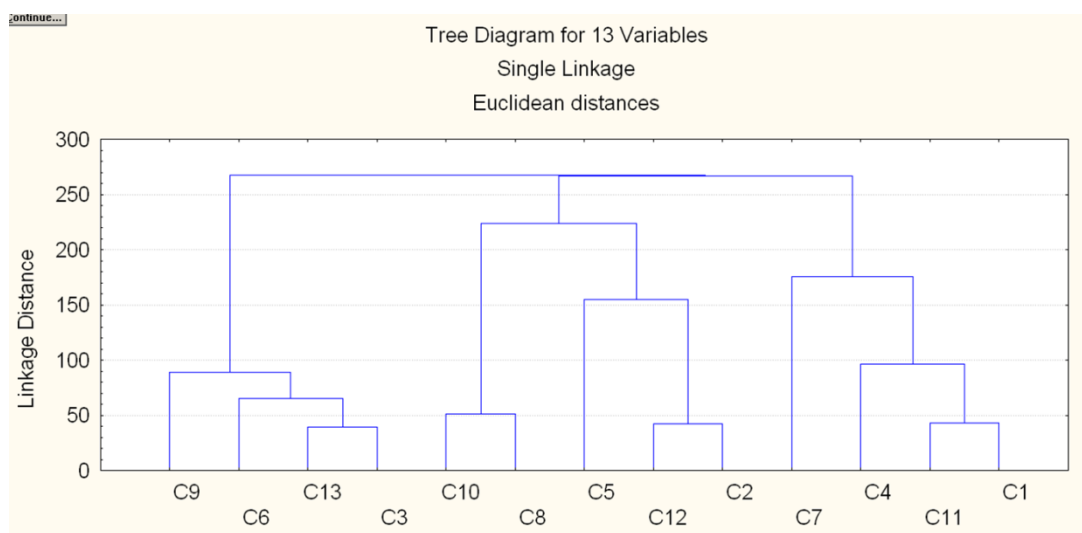


Figura 4. Ejemplo de un diagrama de clasificación jerárquica para agrupar elementos homogéneos

3.5 Construir ecuaciones regionales para la transferencia de información

Las correlaciones múltiples son el procedimiento más utilizado para crear relaciones regionales. Los eventos estudiados asociados a diferentes periodos de retorno se correlacionan con las características del terreno de la cuenca. También es común relacionar los resultados del análisis de frecuencias con las características de la región (Wiltshire, 1985, 1986; Castellarin et al., 2001). Algunos autores proponen un tratamiento preliminar de los datos, es decir, una prueba de normalidad (Krzysztofowicz, 2001).

La correlación es una forma de ver qué tan relacionadas están dos o más cosas usando matemáticas. La fórmula matemática que describe esta relación se llama ecuación de regresión. El estudio de la

correlación es muy empleado en la Hidrología, ya que se puede determinar una ecuación que relacione una variable por ejemplo, una característica fisiográfica; con otra variable que se quiere predecir por ejemplo, los gastos máximos, o los parámetros de una distribución de probabilidad. También, de esta manera, podrá realizarse una transferencia de información entre estaciones cuando éstas presenten una buena correlación, una ecuación de regresión podrá inferir los valores en la estación de menor registro.

En forma simplificada podemos explicar la construcción de ecuaciones regionales de la siguiente forma. En primer lugar, se observa que para cada valor de X (características fisiográficas, ambientales o climáticas) existe un grupo de valores Y (variable hidrológica a estimar), los cuales se distribuyen en forma normal. En segundo lugar, se constata que las medias de estas distribuciones normales de valores Y se encuentran todas en la recta ajustada por la regresión. En tercer lugar, se evidencia que las desviaciones estándar de dichas distribuciones normales son iguales. Por último, se confirma que los valores Y son estadísticamente independientes. Esto implica que al seleccionar una muestra, los valores de Y para un valor específico de X no dependen de los valores de Y para otros valores de X. Las observaciones sucesivas de la variable dependiente no deben estar correlacionadas; de lo contrario, se estaría ante una situación de autocorrelación. La variación en la diferencia entre los valores reales y pronosticados debe ser la misma para todos los valores ajustados de Y. Los residuales calculados deben estar distribuidos de forma normal con una media cero. La consideración de que las muestras deben estar distribuidas en forma normal, a menudo se pasa por alto, sin embargo, es de gran importancia ya que pueden afectarse en forma significativa los resultados del análisis de correlación y regresión.

3.6 Correlación simple

Posiblemente el más común de los modelos empleados en la Hidrología se basa en considerar una relación lineal entre dos variables. Generalmente, el objetivo de tal modelo es proporcionar una forma de predecir o estimar una variable dependiente a partir de la segunda variable (conocida).

La línea $Y = \alpha + \beta X$ recta de regresión de Y en X es un concepto ampliamente reconocido en el ámbito académico. El concepto de regresión fue introducido por primera vez por Sir Francis Galton en 1877, en su estudio sobre los factores hereditarios. Este hallazgo reveló que los descendientes de padres de estatura elevada mostraban una tendencia a presentar una regresión, entendida como el retorno o la reducción a la media de la población en términos de estatura. La recta matemática resultante se denominó “línea de regresión”. Es pertinente señalar que, si bien el término “recta de regresión” ha ganado una notable popularidad, sería más preciso y preciso denominarla “ecuación regional de pronóstico” o “ecuación regional de estimación”.

Al procedimiento para determinar α y β se le llama *regresión simple*. El término "simple" hace referencia cuando solo existe una variable independiente. Cuando existe más de una, se le llama regresión múltiple y los parámetros estimados son conocidos como *coeficientes de regresión*.

Así, podemos decir que e_i representa la desviación entre los valores Y_i observados y los inferidos \hat{Y}_i , basados en la ecuación de regresión; pero sin conocer qué tanto se relacionan Y y X .

Considerando ahora la pregunta: ¿puede, la ecuación de regresión representar adecuadamente los datos?. Naturalmente, la respuesta debe ser atendida al definir el término "adecuado". Una posibilidad es determinar qué tanto de la variable dependiente, puede ser explicada por la regresión. Esto puede medirse de la forma siguiente:

$$Y_i - \hat{Y}_i = (Y_i - \bar{Y}) - (\hat{Y}_i - \bar{Y})$$

Elevando al cuadrado ambos miembros y sumando todas las observaciones se tiene:

$$\sum (Y_i - \hat{Y}_i)^2 = \sum (Y_i - \bar{Y})^2 - 2 \sum (Y_i - \bar{Y})(\hat{Y}_i - \bar{Y}) + \sum (\hat{Y}_i - \bar{Y})^2$$

De la ecuación; $\alpha = \bar{Y} - \beta \bar{X}$ y como $(\hat{Y}_i - \bar{Y})$ puede escribirse como:

$$(\hat{Y}_i - \bar{Y}) = \beta (X_i - \bar{X})$$

sustituyendo se tiene:

$$\begin{aligned} -2 \sum (Y_i - \bar{Y})(\hat{Y}_i - \bar{Y}) &= -2\beta \sum (Y_i - \bar{Y})(X_i - \bar{X}) \\ \sum (Y_i - \bar{Y})(X_i - \bar{X}) &= \beta \sum (X_i - \bar{X})^2 \end{aligned}$$

sustituyendo

$$\begin{aligned} -2 \sum (Y_i - \bar{Y})(\hat{Y}_i - \bar{Y}) &= -2\beta [\beta \sum (X_i - \bar{X})^2] \\ -2 \sum (Y_i - \bar{Y})(\hat{Y}_i - \bar{Y}) &= -2\beta^2 \sum (X_i - \bar{X})^2 \end{aligned}$$

que sustituido en la ecuación se tiene:

$$\sum (Y_i - \hat{Y}_i)^2 = \sum (Y_i - \bar{Y})^2 - \sum (\hat{Y}_i - \bar{Y})^2$$

reagrupando términos

$$\sum (Y_i - \bar{Y})^2 = \sum (Y_i - \hat{Y}_i)^2 + \sum (\hat{Y}_i - \bar{Y})^2$$

Sin embargo, $\sum (Y_i - \bar{Y})^2$ es igual a $\sum Y_i^2 - n\bar{Y}^2$ y se tiene:

$$\sum Y_i^2 = n\bar{Y}^2 + \sum (Y_i - \hat{Y}_i)^2 + \sum (\hat{Y}_i - \bar{Y})^2$$

De esta manera la suma de los cuadrados de $\sum Y_i^2$ puede dividirse en tres componentes:

1. $n\bar{Y}^2$ la suma de los cuadrados debidos a la media (variación total)
2. $\sum (Y_i - \hat{Y}_i)^2 = \sum e_i^2$ la suma del cuadrado de las desviaciones de la regresión o la suma del cuadrado de los residuales
3. $\sum (\hat{Y}_i - \bar{Y})^2$ la suma de los cuadrados de la regresión (variación explicada por la regresión)

Así, la suma de cuadrados estará dada por:

$$\sum (Y_i - \bar{Y})^2 = \sum y_i^2 = \sum Y_i^2 - n\bar{Y}^2 = \sum (Y_i - \hat{Y}_i)^2 + \sum (\hat{Y}_i - \bar{Y})^2$$

Finalmente

$$\sum y_i^2 = \sum e_i^2 + \beta \sum x_i y_i$$

Esto quiere decir, que la suma total de los cuadrados está formada por dos componentes: el error o variación no explicada y la variación explicada por la regresión. De esta manera, el llamado *coeficiente de determinación* r^2 mide el porcentaje de la variación en Y que se explica por la variación de X. (Coeficiente de no determinación, $1 - r^2$)

$$r^2 = \frac{\text{suma de cuadrados en la regresión}}{\text{suma de cuadrados debidos a la media}}$$

$$r^2 = \frac{\sum (\hat{Y}_i - \bar{Y})^2}{\sum y_i^2}$$

de las ecuaciones se puede escribir:

$$r^2 = \beta \sum x_i y_i / \sum y_i^2 = (\sum x_i y_i)^2 / (\sum x_i^2 \sum y_i^2)$$

Si la ecuación de regresión predice perfectamente cada valor de Y_i , e_i tenderá a ser cero; bajo esta condición $\sum y_i^2 = \sum (\hat{Y}_i - \bar{Y})^2$, el valor de r^2 será uno. Si la ecuación no puede explicar las variaciones de Y, $\sum e_i^2 = \sum y_i^2$ esto quiere decir que $\sum (\hat{Y}_i - \bar{Y})^2$ tomará el valor de cero. Bajo esta consideración el valor de r^2 será cero. Es decir, el rango posible de valores de r^2 será entre cero y uno. Así, un valor de r^2 igual a uno, indicará la mejor correlación entre Y y X y por lo tanto la ecuación de regresión más adecuada. Este coeficiente puede escribirse como:

$$r^2 = \frac{\beta \sum x_i y_i}{\sum y_i^2} = \frac{\beta^2 \sum x_i^2}{\sum y_i^2} = \beta^2 \frac{S_x^2}{S_y^2} \quad 0 \leq r^2 \leq 1$$

$$r = \beta \frac{S_x}{S_y} \quad -1 \leq r \leq 1$$

El signo de "r" es el mismo que el de " β " siendo S_x y S_y siempre positivas.

El coeficiente r es denominado de correlación y mide la fuerza de asociación entre las dos variables.

Comunmente se escribe como:

$$r = \frac{\sum x_i y_i}{(\sum x_i^2 \sum y_i^2)^{1/2}} = \frac{S_{x,y}}{S_x S_y}$$

Cabe recordar que es necesario identificar las consideraciones para realizar una regresión lineal, porque si no se cumplen, los resultados podrían presentar un sesgo. Finalmente, a la raíz cuadrada positiva de $Var(\varepsilon)$ se le conoce como *error estándar* de la regresión y puede calcularse a partir de los conceptos mencionados. Bajo el supuesto de que el valor esperado $E(\varepsilon) = 0$ y así la $Var(\varepsilon)$ estará dada por:

$$Var(\varepsilon) = E(\varepsilon^2) - E^2(\varepsilon) = E(\varepsilon^2) = \sigma^2$$

$$S^2 = \frac{\sum e_i^2}{(n-2)} = \frac{\sum (Y_i - \hat{Y}_i)^2}{(n-2)}$$

Si al estimar el error estándar de la regresión resulta un valor muy cercano o igual a la desviación estándar de Y , r^2 estará muy cerca de cero y por lo tanto, la ecuación de regresión no tendrá mucha capacidad de explicar el comportamiento de Y .

3.7 Correlación múltiple

Frecuentemente una variable denominada como dependiente, obtiene sus características de parámetros cuantitativos. Por ejemplo, el pico máximo en un escurrimiento, en cierta cuenca dada, estará relacionado con el área de la cuenca, la pendiente del cauce, la lluvia, etc. A continuación se extenderá el modelo visto en el primer punto de este capítulo, para que pueda incluir varias variables independientes, creando así, por ejemplo, un modelo que pueda predecir el pico máximo de un escurrimiento, y que contenga todas las variables antes mencionadas.

La forma general de un modelo lineal es:

$$Y = \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_p X_p$$

donde

Y variable dependiente
 X_1, X_2, \dots, X_p variables independientes
 $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p$ parámetros no conocidos.

Este modelo es lineal en los parámetros β_1 , un modelo del tipo:

$$Y = \beta_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3^2 + \beta_4 \ln(X_4)$$

es también lineal respecto a los parámetros β_j

Sin embargo los modelos:

$$Y = \beta_1 + \beta_2 X \beta_3$$

$$Y = \beta_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 \exp(\beta_4 X_3)$$

$$Y = \beta_1 + \beta_2 X_2 + \beta_2^2 X_2$$

son de parámetros no lineales

En la práctica, pueden obtenerse las n observaciones de Y con sus correspondientes n observaciones de cada una de las p variables independientes. De este modo, se pueden escribir n ecuaciones como la (4.32) una por cada observación. Esencialmente, se van a resolver n ecuaciones para los p parámetros desconocidos. Así que n podrá ser igual o mayor que p . En la práctica n debe ser entre 3 y 4 veces mayor que p . Las n ecuaciones, llamadas normales, son:

$$Y_1 = \beta_1 X_{1,1} + \beta_2 X_{1,2} + \dots + \beta_p X_{1,p}$$

$$Y_2 = \beta_1 X_{2,1} + \beta_2 X_{2,2} + \dots + \beta_p X_{2,p}$$

$$-----$$

$$Y_n = \beta_1 X_{n,1} + \beta_2 X_{n,2} + \dots + \beta_p X_{n,p}$$

donde

Y_j i -ésima observación de Y
 $X_{i,j}$ i -ésima observación de la j -ésima variable independiente.

3.8 Validación de ecuaciones regionales

La validación cruzada se erige como el procedimiento más apropiado para la verificación de los resultados de un análisis regional. Un proceso de regionalización posibilita la transferencia de información entre distintos puntos, permitiendo la caracterización del comportamiento de las regiones hidrológicamente homogéneas. Este procedimiento se ha empleado tradicionalmente para la estimación

de la precipitación, el escurrimiento y los componentes esenciales que describen el proceso lluvia-escurrimiento. La regionalización, por tanto, debe concebirse no solo como un proceso de agrupación de elementos similares, sino también como un proceso que implica un análisis de las relaciones regionales, índices de proximidad, reglas de agregación, métodos de clasificación y pruebas para verificar la validez de tales regiones homogéneas (Pérez, 2020). Como se muestra en la figura 5, un ejemplo de ecuaciones regionales y su validación. La validación cruzada, por su parte, permite verificar que se logra una transferencia de información más eficiente al emplear la ecuación particular de la región homogénea.

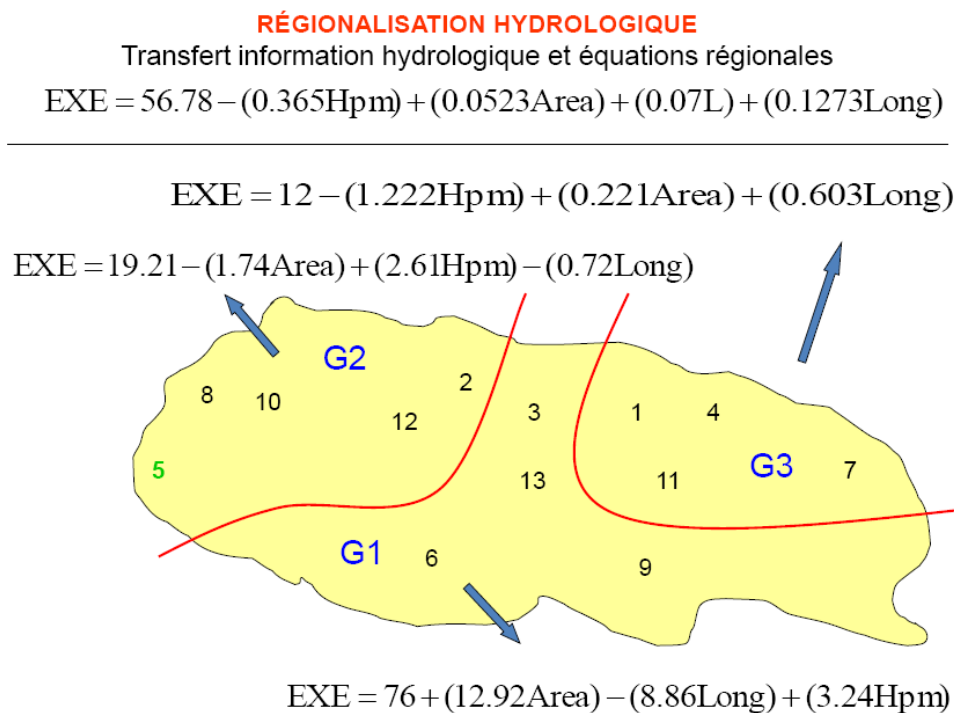


Figura 5. Ejemplo de una representación de ecuaciones regionales

3.9 Modelos Estocásticos Autorregresivos AR(p)

Los modelos ARMA (p, q) son los modelos autoregresivos AR (p) a los cuales se les ha adicionado la componente MA (q) llamada de “promedios móviles”, se forman los modelos llamados modelos denominados en la literatura como de Box-Jenkins. Considerando los valores de la serie de tiempo normal $y_t, y_{t+1}, y_{t+2}, \dots$ en tiempos iguales t_1, t_2, t_3, \dots . La variable estandarizada Z_t puede considerarse como la desviación respecto a la media si. $Z_t = y_t - \bar{y}$ La serie Z_t puede ser representada como una suma ponderada infinita de variables aleatorias independientes $\varepsilon_t, \varepsilon_{t+1}, \varepsilon_{t+2}, \dots$ como: $Z_t = \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \dots$ si se hace Z_t dependiente únicamente de un número finito “q” de

previas variables aleatorias ε_q , entonces el proceso resultante es un proceso de promedios móviles MA

(q) que se escribe como: $Z_t = \varepsilon_t - \sum_{j=1}^q \theta_j \varepsilon_{t-j}$ Los parámetros del modelo son la media μ , la varianza de

los residuales σ_ε^2 y los coeficientes: $\hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2, \dots, \hat{\theta}_q$ Al combinar el modelo autoregresivo de orden p y un modelo de promedios móviles de orden q se obtiene un modelo ARMA (p, q) para el cual la expresión es la siguiente:

$$Z_t = \underbrace{\sum_{j=1}^p \phi_j Z_{t-j}}_{\text{AR}} + \underbrace{\varepsilon_t - \sum_{j=1}^q \theta_j \varepsilon_{t-j}}_{\text{MA}}$$

$$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + \dots + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q}$$

$$\text{ARMA (1,1)} \quad Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1}$$

$$\text{ARMA (1,2)} \quad Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2}$$

$$\text{ARMA (2,1)} \quad Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1}$$

$$\text{ARMA (2,2)} \quad Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2}$$

Al igual que los modelos AR (p), los modelos ARMA (p, q) también pueden manejarse como anuales o periódicos. La obtención de los parámetros C_0^* y C_j^* y mediante un proceso de iteración se obtienen

$$\hat{\theta}_j \text{ y } \sigma_\varepsilon^2 \cdot \sigma_\varepsilon^2 = \frac{C_0}{1 + \theta_1^2 + \theta_2^2 + \dots + \theta_q^2}$$

$$\theta_j = - \left(\frac{C_j}{\sigma_\varepsilon^2} - \theta_1 \theta_{j+1} - \theta_2 \theta_{j+2} + \dots - \theta_{q-j} \theta_q \right)$$

donde C_0^* y C_j^* son los estimadores de la varianza y autocovarianza respectivamente.

$$C_0^* = \sigma_\varepsilon^2 \quad C_j^* = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^{N-j} (x_t - \bar{x})(x_{t+j} - \bar{x})$$

Los $\hat{\theta}_s$ son considerados como cero en la primera iteración y sucesivamente se obtienen, valores mejorados de σ_ε^2 y $\hat{\theta}_j \cdot \sigma_\varepsilon^2 = \frac{C_0^*}{1 + \hat{\theta}_1^2}$; $\theta_1 = -\frac{C_1^*}{\sigma_\varepsilon^2}$ Con los parámetros anteriores se puede obtener las ecuaciones para los modelos ARMA, determinando el número de parámetros de acuerdo al modelo seleccionado.

donde son tomados en cuenta los datos de la serie en un tiempo variable “t”, siendo que para determinar el correlograma se debe emplear la siguiente expresión que corresponde a una metodología Box-Jenkins (Lu y AbouRizk, 2009).

$$(k) = \frac{C_k}{C_0} = \frac{\frac{1}{N-k} \sum_{t=1}^N (X_t - X)(X_{t+k} - X)}{\frac{1}{N} \sum_{t=0}^N (X_t - X)(X_t - X)}$$

Obtener el correlograma de las series de datos en Haití permite obtener los coeficientes “ φ ” del modelo autorregresivo mediante las siguientes expresiones que corresponden a los coeficientes de modelos autorregresivos de orden 1, 2 y 3.

$$\varphi_1 = \frac{r_1}{r_0} = r_1$$

$$\varphi_1 = \frac{r_1(1 - r_2)}{1 - r_1^2}$$

$$\varphi_2 = \frac{r_2 - r_1^2}{1 - r_1^2}$$

$$\varphi_1 = \frac{(1 - r_1^2)(r_1 - r_3) - (1 - r_2)(r_1 r_2 - r_3)}{(1 - r_2)(1 - 2r_2 + r_2^2)}$$

$$\varphi_2 = \frac{(1 - r_2)(r_2 + r_2^2 - r_1^2 - r_1 r_3)}{(1 - r_2)(1 - 2r_1^2 + r_2^2)}$$

$$\varphi_3 = \frac{(r_1^2 - r_2)(r_1 - r_3) - (1 - r_2)(r_1 r_2 - r_3)}{(1 - r_2)(1 - 2r_1^2 + r_2^2)}$$

Obtenidos los diferentes coeficientes “ φ ” es posible avanzar en la determinación del modelo autorregresivo de tres diferentes ordenes con los cuales se pueden generar los parámetros (Rojas *et al*,

2008) del modelo, de estos se obtienen series sintéticas cuya naturaleza las hace contener un factor aleatorio (Hallin y Mélard, 1988) que mejora el pronóstico.

El primer paso consiste en la normalización de los datos a través de logaritmos ó Box-Cox (Bicego y Balda, 2016) con un parámetro $T=0$ (Rigby y Stasinopoulus, 2004) para transformar la serie de volúmenes a una que contenga las características de una distribución normal pues el modelo autorregresivo requiere ser alimentado con datos de tales características.

La forma general del modelo autorregresivo se puede apreciar en (Escalante-Sandoval y Reyes-Chávez, 200; Taneja *et al*, 2016):

$$z_t = \varphi_1 z_{t-1} + \dots + \varphi_n z_{t-n} + \varepsilon_t + MA$$

Por otro lado, es necesario calcular los parámetros empleados en las medias móviles donde se sigue una metodología similar a la usada para la parte autorregresiva que por practicidad no son mencionados en este trabajo.

4. RESULTADOS

4.1 Analizar la variabilidad (espacio-temporal) de las mediciones de datos

Un diagrama de Hovmöller se construye a partir de cortar cubos geográficos formados por mapas de las variables cartografiadas en diferentes tiempos. De esta forma se obtuvieron diagramas de Hovmöller como los que muestran en las figuras 6 y 7. En la figura 6, se muestra el diagrama de Hovmöller, para la lámina de precipitación máxima anual (mm) vs latitud. A diferencia de un simple mapa de isoyetas, la figura 6, permite detectar de una simple vista condiciones hidrológicas que solamente serían visibles si se revisaran uno a uno todos los maps de isoyetas para cada año. Obviamente esta labor es ardua y no garantiza ver completamente el fenómeno estudiado. De otra forma, el diagrama de Hovmöller, permite, por ejemplo, detectar que hubo una condición de excedentes en 1981 y una condición de sequia en 1985; para una misma latitud.

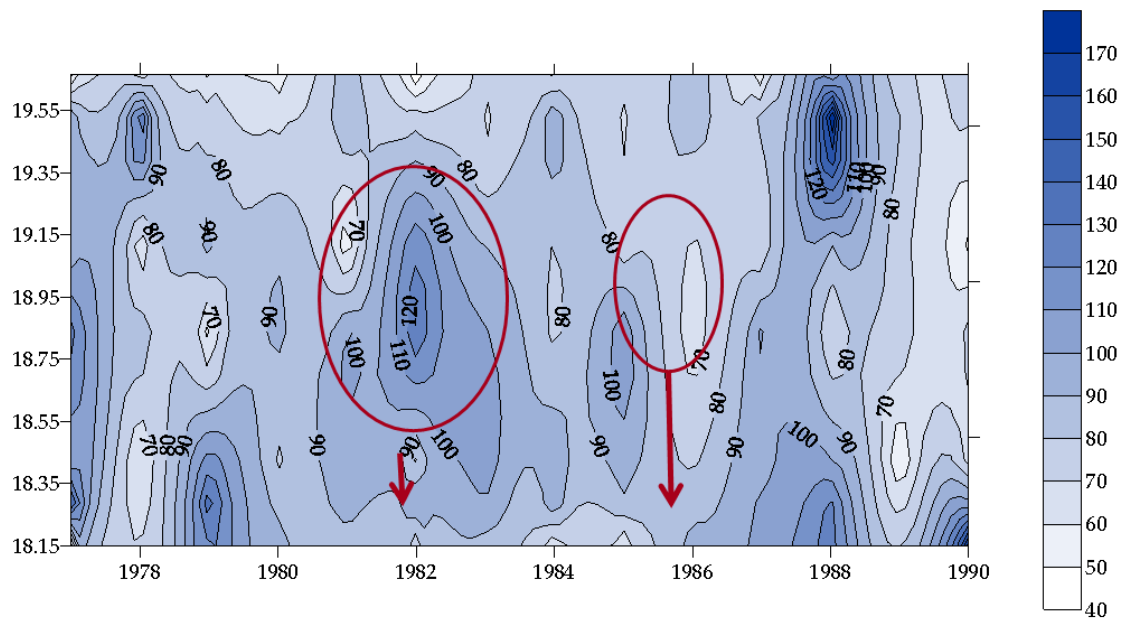


Figura 6. Diagrama de Hovmöller, lámina de precipitación máxima anual (mm) vs latitud

De la misma forma sucede con la longitud. El diagrama de Hovmöller, permite observar de una sola vista que durante todo el registro, se presentaron condiciones de sequías (entre las longitudes -72.5 y -73) y de extremos en longitudes (-73.5 y -74).

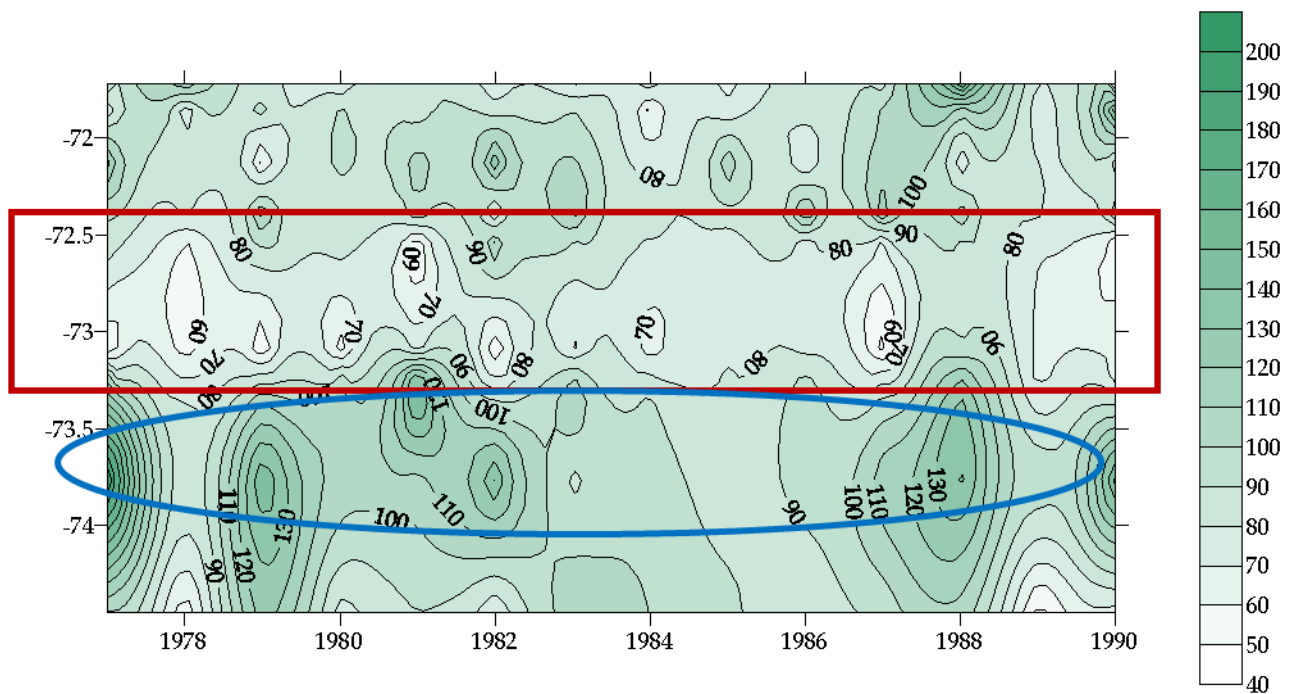


Figura 7. Diagrama de Hovmöller, lámina de precipitación máxima anual (mm) vs longitud

4.2 Identificación de las variables a utilizar en el proceso de regionalización

La selección de las variables se realizó mediante el análisis de componentes principales (ACP), un método multivariado que permite determinar la dimensionalidad espacial de los datos y, por lo tanto, reducir el espacio dimensional de una población. Tras la aplicación del ACP a la matriz de características, se observó que las dos primeras componentes principales explican conjuntamente el 76,82 % de la variabilidad total, siendo el primer componente responsable del 58,41 % y el segundo del 18,41 %. Las variables fueron seleccionadas en función de su posición, determinada por su valor de correlación normalizada dentro de los cuadrantes en el círculo de correlaciones, donde los ejes correspondieron a las dos primeras componentes principales, como se muestra en la figura 8. Por otro lado, los parámetros relacionados con todos los eventos de diseño se agrupan en una misma zona. Esto implica que la distribución de probabilidad empleada para eventos de diseño resulta poco significativa en términos de regionalización, como se ilustra en la figura 9. Además, en la figura 10, se evidencia que los parámetros asociados a la distribución de probabilidad de Fuites y de Gamma exhiben comportamientos análogos. Esto implica que Fuit-lamb y Gam-lamb se encuentran en la misma ubicación, lo cual tiene sentido al considerar que ambas distribuciones comparten un mismo origen como distribuciones extremas y presentan parámetros similares.

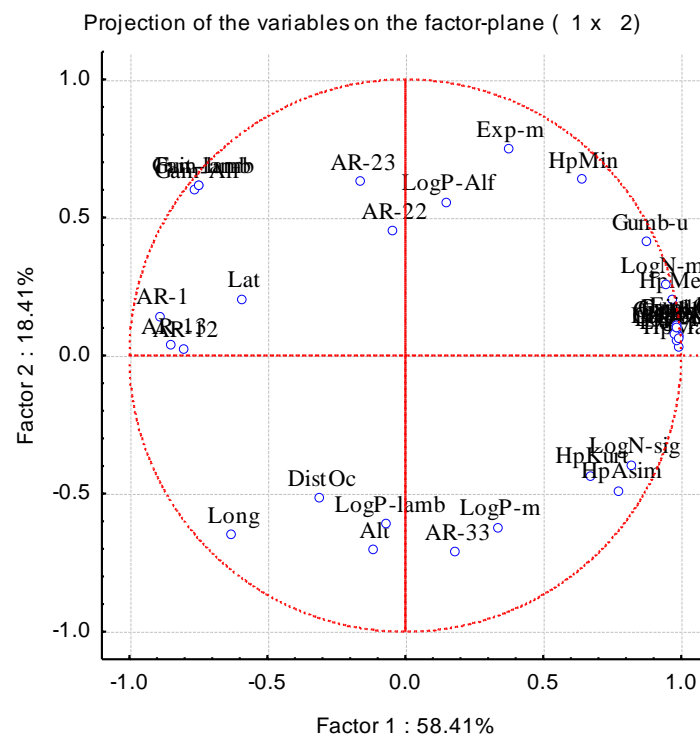


Figura 8. Círculo de correlación con los resultados del ACP para los componentes 1-2 de todas las características utilizadas en el estudio. Representación total 76.82%

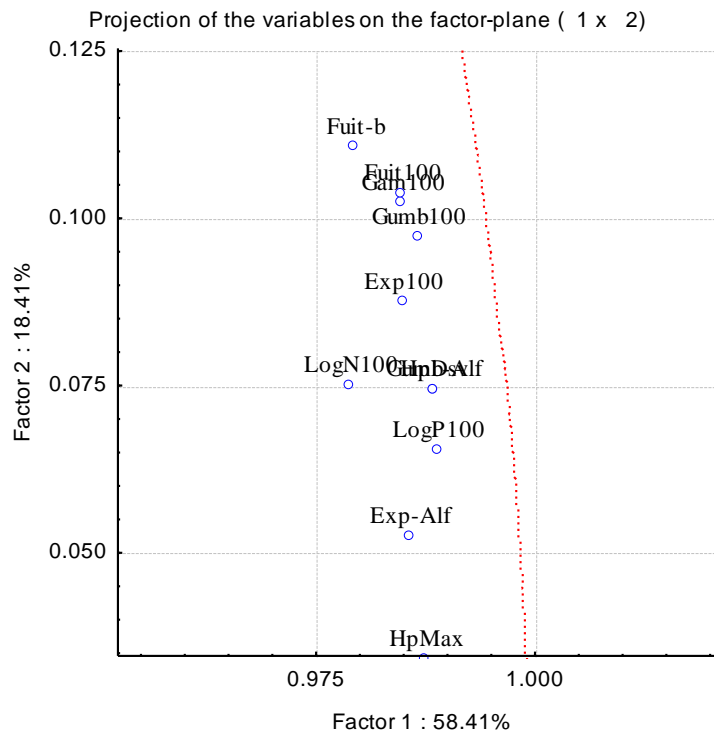


Figura 9. Detalle del círculo de correlación con los resultados del ACP para los parámetros relacionados con los eventos de diseño de 100 años de periodo de retorno

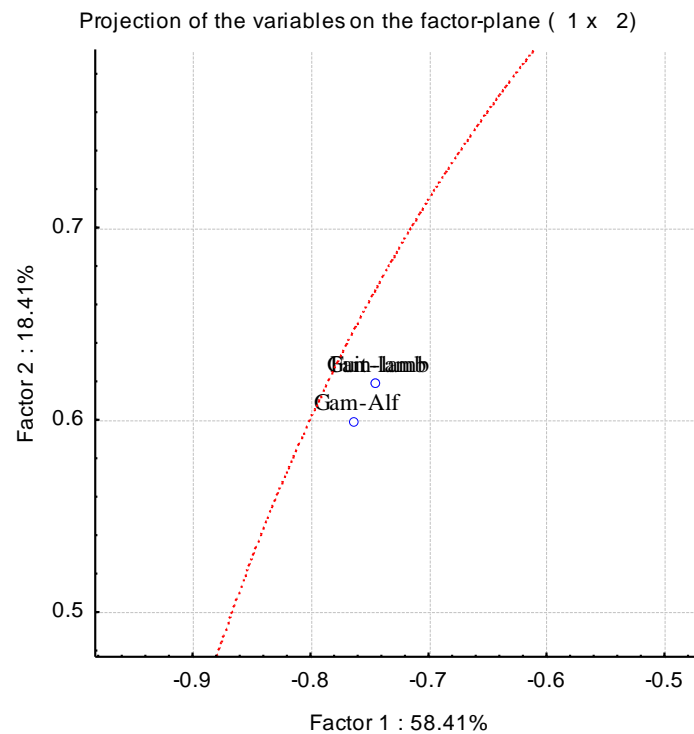


Figura 10. Detalle del círculo de correlación con los resultados del ACP para los parámetros relacionados con las distribuciones de probabilidad de Fuites y Gamma

La selección de variables se basó en el análisis EOF, ya que este método multivariante obtiene la valiosa capacidad de determinar la dimensionalidad espacial de los datos, lo que permite reducir el espacio dimensional de la población. La aplicación del EOF a la matriz de características arrojó el resultado de que los dos primeros componentes principales explican conjuntamente el 76.82% de la variabilidad total. El primer componente explica el 58.41%, mientras que el segundo explica el 18.41%. Las variables se seleccionaron en función de su posición, indicada por su valor de correlación normalizado, dentro de los cuadrantes del círculo de correlación, cuyos ejes corresponden a los dos primeros componentes principales. Por otra parte, los parámetros relacionados con todos los eventos de diseño se agrupan en la misma zona. Esto significa que la distribución de probabilidad utilizada para los sucesos de diseño no es muy significativa a efectos de regionalización. Puede postularse que las variables próximas entre sí en el espacio multivariante tenderán a mostrar un comportamiento similar. Se postula además que las variables con una mayor proyección sobre el eje del primer componente principal tienen una importancia más considerable. Además, las variables situadas en cuadrantes opuestos suelen mostrar relaciones inversas. Asimismo, se observa cómo los parámetros relacionados con la distribución de probabilidad de Fuites y Gamma tienen comportamientos similares. Es decir, Fuit-lamb y Gam-lamb se sitúan en el mismo lugar, lo cual tiene sentido teniendo en cuenta que las distribuciones tienen el mismo origen como distribuciones extremas y los parámetros son similares.

4.3 Verificación de la homogeneidad e independencia de las series temporales

En términos generales, el correlograma se emplea para ilustrar el desfase presente en series temporales. No obstante, al estimarse de manera independiente, dicho correlograma representa la variabilidad espacial. Mediante la utilización de la misma notación, esta variabilidad puede modelarse mediante la implementación de un correlograma, definido como (Goovaerts, 2000).

$$\rho(h) = \frac{\text{cov}[Z(\mathbf{x}), Z(\mathbf{x} + h)]}{\sqrt{\text{var } Z(\mathbf{x}) \text{ var } Z(\mathbf{x} + h)}}$$

donde:

h es un incremento en el espacio de dos dimensiones para los puntos

$Z(\mathbf{x}_i)$ es una variable aleatoria donde \mathbf{x}_i es el vector de mediciones en el punto i

En el caso isotrópico, se plantea que, en ausencia de una dirección definida en el cálculo de la varianza, el incremento h representaría una distancia (Creutin y Obled, 1982). En este contexto, la estimación de $\rho(h)$ requiere la estimación de las varianzas puntuales y de las medias. Al estudiar el caso de una realización o medición única, se observa que los valores de estos estadísticos tienden a un valor constante. En consecuencia, al observar o medir la k -ésima realización de un proceso, se deben cumplir las siguientes hipótesis:

$$\text{var}[Z_k(\mathbf{x})] = \text{cte} = \sigma_k^2 \qquad E[Z_k(\mathbf{x})] = \text{cte} = \mu_k$$

Estas hipótesis están conectadas con una idea básica de la geoestadística. Esta idea dice que todo depende solo de la distancia h . A esta idea se le llama hipótesis de segundo orden. Así, la función de covarianza $C(h)$ se puede escribir de esta manera:

$$C(h) = \sigma_k^2 \rho(h)$$

La estacionariedad débil o de segundo orden resulta ser una hipótesis improbable en ciertas circunstancias, ya que supone que los momentos de primer y segundo orden del proceso estocástico permanezcan constantes con el tiempo. No obstante, esta hipótesis resulta beneficiosa para entender los fundamentos de la geoestadística. Por otro lado, en la mayoría de los eventos hidrológicos, el error en la estimación de la media puede ser de gran magnitud, por lo que se recomienda el uso de la varianza (Goovaerts, 2000).

Considerando incrementos simples de la función aleatoria, la hipótesis intrínseca nos lleva a considerar dos dificultades:

$$E[Z(\mathbf{x} + \mathbf{h}) - Z(\mathbf{x})] = 0 \quad \forall \mathbf{x} ; \forall \mathbf{h}$$

$$\text{var}[Z(\mathbf{x} + \mathbf{h}) - Z(\mathbf{x})] = 2\gamma(h)$$

Estos incrementos se denominan incrementos simples o, más formalmente, incrementos de orden cero de la función aleatoria. Se asume que dichos incrementos son estacionarios de segundo orden (Lebel, 1984). En el ámbito de la hidrología, se tiende a considerar los procesos estacionarios de segundo orden. En general, al hacer referencia a la estacionariedad, se está haciendo referencia al segundo orden. En este enfoque, la varianza de estos incrementos no depende del tiempo, sino únicamente de la diferencia en la distancia sobre el espacio (h). En el caso de que el fenómeno sea isotrópico, la varianza mencionada anteriormente dependerá exclusivamente de h , actuando como una función de la distancia que separa ambos puntos, independientemente de la dirección entre ellos o de h . En consecuencia, se puede afirmar

que el variograma o semivariograma se define para este caso como $\gamma(0) = 0$. No obstante, en el caso de que exista una varianza finita, el variograma $\gamma(h)$ y el correlograma constituyen dos formulaciones de una misma función estructural.

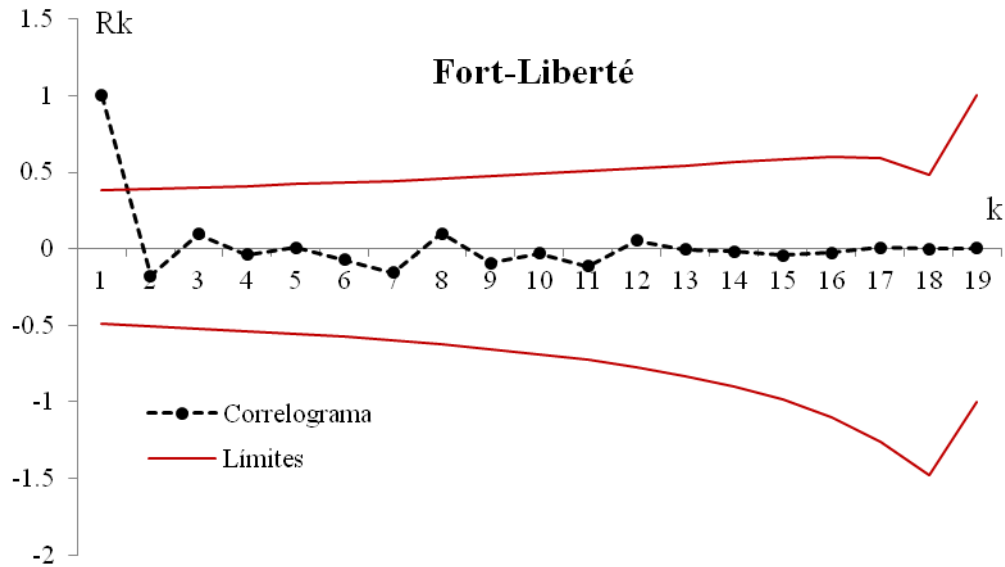
$$\gamma(h) = \frac{1}{2} \{ \text{var}[Z(\mathbf{x} + h) - Z(\mathbf{x})] \} = \frac{1}{2} \{ \text{var}[Z(\mathbf{x} + h)] + \text{var}[Z(\mathbf{x})] - 2 \text{cov}[Z(\mathbf{x} + h), Z(\mathbf{x})] \}$$

$$\gamma(h) = \frac{1}{2} [2C(0) - 2C(h)]$$

donde

$$C(h) = C(0) - \gamma(h)$$

Por lo tanto, utilizando (7) se puede escribir que: $\rho(h) = 1 - \gamma(h)/C(0)$ Cuando $C(0)$ no existe, la covarianza $C(h)$ está definida como una constante.



(a)

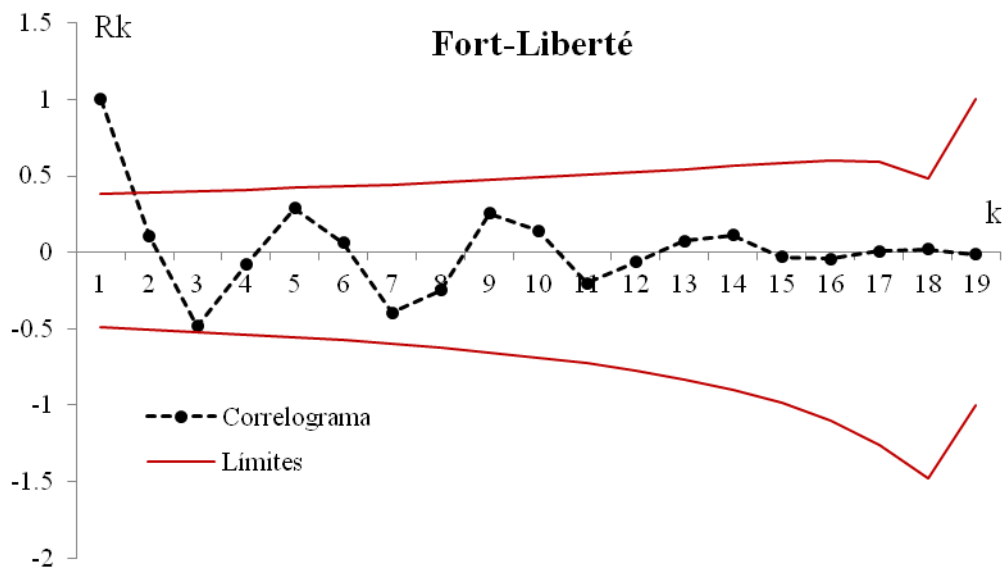


Figura 11. Correlograma para la estación Fort-Liberté modelos AR(1) y AR(2)

Como se ha indicado anteriormente, la función de autocovarianza y el correlograma permiten verificar la independencia de las series temporales. La figura 11 ilustra la evolución del correlograma en el tiempo para la misma serie de datos, en este caso, para la precipitación máxima anual registrada en la estación de Fort-Liberté. Del examen de ambas figuras se puede concluir que el modelo AR (1) no representa una elección adecuada para esta muestra de datos de Fort-Liberté, dado que el correlograma presenta una variabilidad próxima a los límites de confianza. Este fenómeno se produce en los desfases para $k = 3$, $k = 5$, $k = 7$ y $k = 9$. No obstante, un modelo AR (2), como se revela que sólo el tiempo de retardo $k = 1$ presenta una discrepancia menor, mientras que el resto de las series es coherente en su independencia en todos los retardos temporales.

4.4 Identificación de regiones hidrológicamente homogéneas

La Clasificación Jerárquica Ascendente (CJA) es un método que parte de individuos aislados y, en cada etapa, los dos individuos más cercanos se fusionan formando un grupo, hasta que no existen más individuos solos y se procede a fusionar grupos de la misma manera. El procedimiento continúa hasta que solo queda un gran grupo con todos los elementos incluidos (1996). Aunque un algoritmo de CJA no considera la naturaleza de las distancias, un árbol jerárquico (dendrograma) permite describir de manera explícita la estructura final de la clasificación obtenida: “entre más individuos sean agrupados en una rama, más similares son entre sí”. De esta forma, cada nivel jerárquico representará una clase (Mosley, 1981; Saporta, 1990). En este contexto, el eje vertical representa la distancia de agregación (ver

figura 12). De este modo, en cada nudo de la gráfica se puede determinar de manera inmediata la distancia del criterio que se utilizó para agrupar los elementos. Es importante destacar que este procedimiento no establece ningún criterio para determinar el número de grupos, por lo que la decisión suele ser subjetiva. En contraste, este algoritmo proporciona una metodología para determinar el número de grupos a seleccionar (Maharaj, 2000).

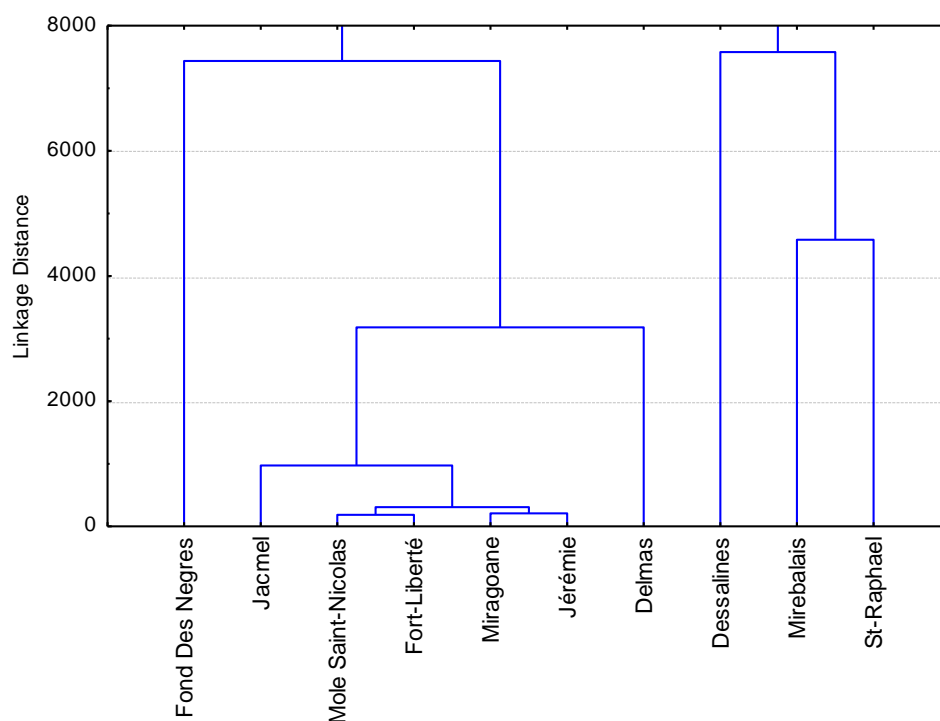


Figura 12. Resultados del análisis de Dendrogramas para Homogeneidad de Regiones

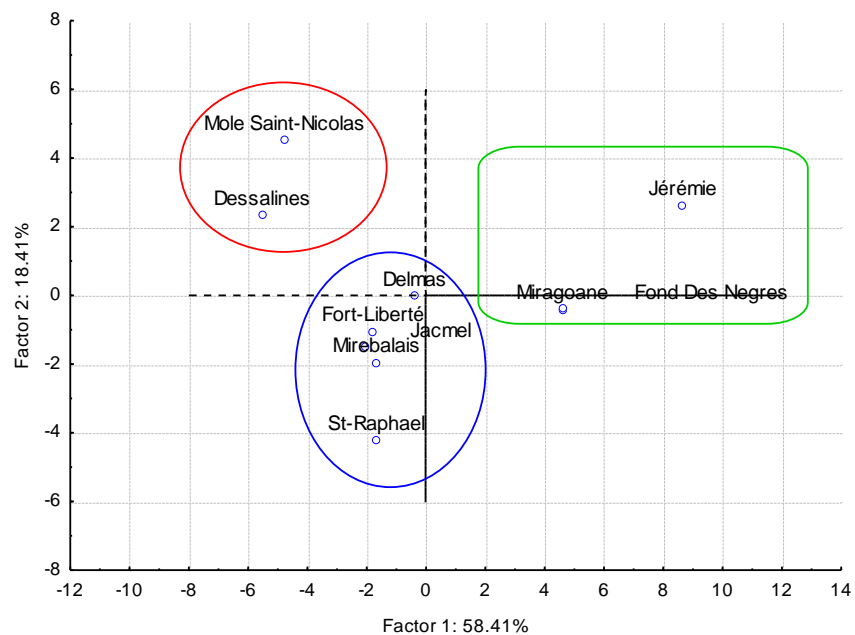


Figura 13. Resultados del análisis de Componentes Principales para Homogeneidad de Regiones

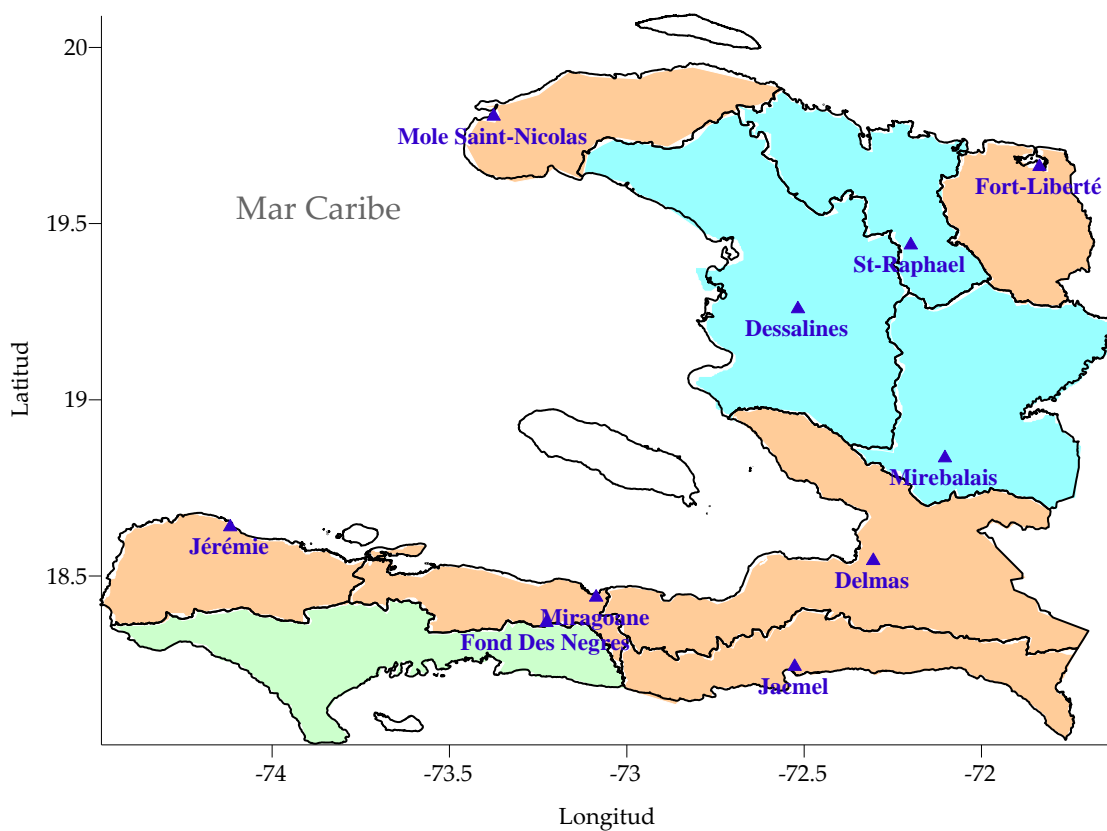


Figura 14. Resultados del análisis de Dendrogramas para Homogeneidad de Regiones

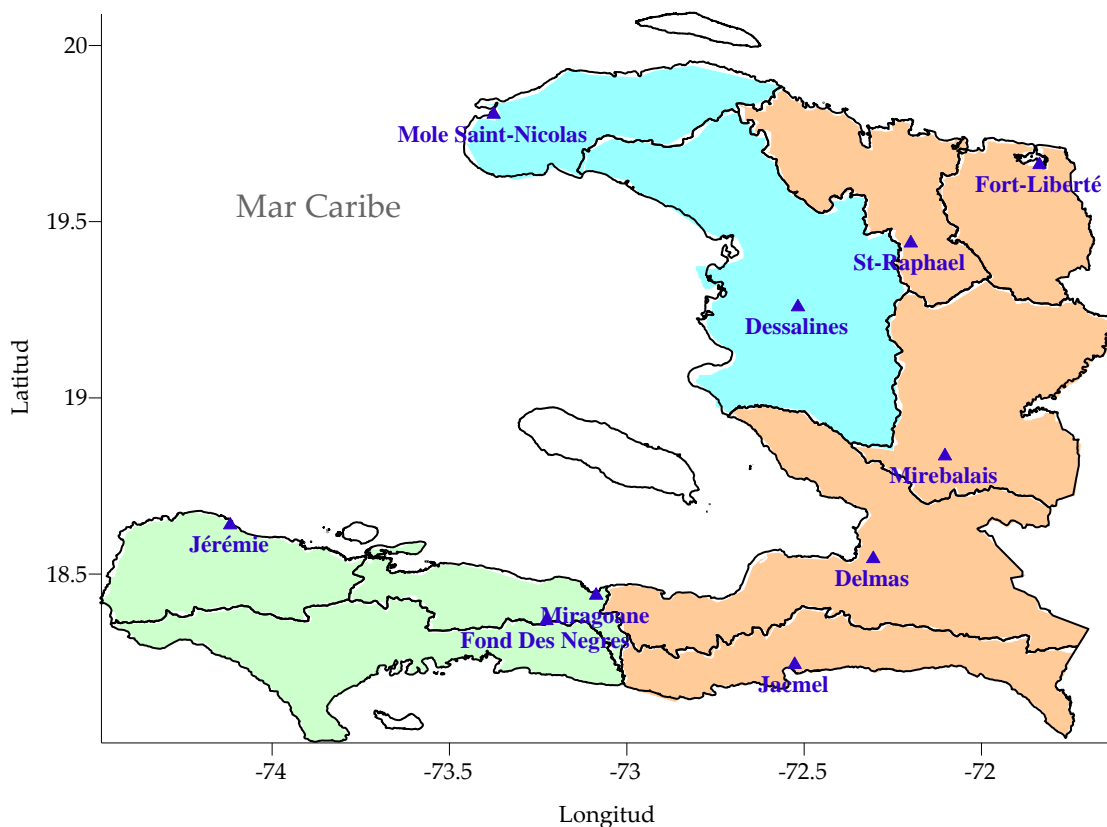


Figura 15. Resultados del análisis de Componentes Principales para Homogeneidad de Regiones

La delimitación de regiones homogéneas se llevó a cabo mediante la utilización del análisis EOF. Como se ilustra en la Figura 14, se delimitaron tres regiones dentro del país. La primera región se sitúa en el norte del país y está definida por los datos meteorológicos de las estaciones de Mole Saint-Nicolas y Dessalines. Estas regiones ejemplifican las condiciones húmedas características del mar Caribe. La segunda región está constituida por las estaciones de Jeremie, Fond Des Negres y Miragone. Situada en la región meridional del país, esta zona se distingue por su elevada susceptibilidad a los fenómenos meteorológicos extremos, incluidos los huracanes. Las estaciones restantes constituyen la tercera región hidrológicamente homogénea, que representa la condición seca del país. Los resultados de la configuración de las regiones hidrológicamente homogéneas, creadas mediante la técnica de agrupamiento jerárquico (dendogramas) y el análisis EOF, respectivamente, se presentan en las Figuras 12 y 13.

4.5 Construir ecuaciones regionales para la transferencia de información

Los índices de proximidad permiten tener una herramienta para asociar y agrupar elementos con características similares. Los resultados permiten desagregar una región en subregiones sensiblemente

homogéneas. Asimismo, se comprobó a través de relaciones fisiográficas que existe una mejora en los coeficientes de determinación, cuando la región se ha dividido en subregiones. La palabra regionalización debe tomarse en cuenta no sólo como un proceso de agrupar elementos similares; sino que comprende un proceso que implica un análisis de relaciones regionales, índices de proximidad, reglas de agregación, métodos de clasificación y pruebas de para verificar la validez de dichas regiones homogéneas. Como se ha indicado anteriormente, la construcción de ecuaciones regionales se consigue mediante la aplicación de correlaciones múltiples. En este caso, nos centramos en las ecuaciones utilizadas para predecir la precipitación máxima en 24 horas. Inicialmente, se emplean todas las variables significativas que ya se han analizado (ecuación (1)). Es fundamental excluir los datos de la estación de Delmas, ya que ello nos permite utilizar datos auténticos para comparar los valores obtenidos con las ecuaciones regionales (Tabla 3). La ecuación para toda la región, utilizada para pronosticar la precipitación máxima en 24 horas, es:

$$\begin{aligned} \text{HpMax} = & (6.647208129 * \text{Lat}) + (2.540808455 * \text{Long}) - (0.019672487 * \text{Alt}) - \dots \\ & - (4.8897344 * \text{HpMin}) + (3.724475655 * \text{HpKurt}) + (5.903582493 * \text{Gumbu}) \quad (1) \\ & + (0.643863993 * \text{Gumb100}) + (0.535285418 * \text{Fuitlamb}) \end{aligned}$$

El mismo procedimiento se utiliza para construir las ecuaciones regionales de las demás regiones homogéneas. La ecuación (Ecuación (2)) para la región en naranja (región A) (Figura 15), para la previsión de la precipitación máxima en 24 horas es:

$$\begin{aligned} \text{HpMax} = & -(0.00714296 * \text{Alt}) + (2.95093\text{E}^{05} * \text{DistOc}) + (2.028189568 * \text{HpKurt}) \\ & + (0.778523875 * \text{Gumb100}) \end{aligned} \quad (2)$$

La ecuación (Ecuación (3)) para la región verde (región B) (Figura 15), para la previsión de la precipitación máxima en 24 horas es:

$$\text{HpMax} = (0.664288316 * \text{Alt}) - (4.472\text{E}^{-06} * \text{DistOc}) + (0.670126744 * \text{Gumb100}) \quad (3)$$

La ecuación (Ecuación (4)) para la región azul (región C) (Figura 15), para la previsión de la altura máxima de precipitación en 24 horas es:

$$\text{HpMax} = -(0.466551856 * \text{Long}) + (4.483\text{E}^{-05} * \text{DistOc}) \quad (4)$$

4.6 Validación de ecuaciones regionales

Los resultados facilitan la obtención de sucesos en lugares con datos escasos o inexistentes. En el enfoque convencional, se emplea una correlación múltiple para establecer relaciones entre la totalidad de las variables y el evento a estimar (Ecuación 1). Sin embargo, la metodología aquí detallada permite verificar que la utilización de todas las variables de la totalidad de las estaciones produce valores estimados de alta calidad. Sin embargo, dadas las circunstancias únicas de Haití, esta investigación desarrolla los siguientes pasos a la luz del contexto específico de ese país: (i) Identificación de las variables que describen el fenómeno a estimar; (ii) verificación de la independencia de las series temporales; (iii) cartografía de las regiones hidrológicamente homogéneas; (iv) construcción de ecuaciones regionales para la transferencia de información hidrológica; y (v) verificación de la aplicabilidad de las ecuaciones regionales.

Tabla 3. Resumen de los valores estimados con las ecuaciones regionales para la estación de Delmas. Precipitación máxima en 24 horas (mm) y error *.

Altura de precipitación (mm)	Ecuación (2) Regional Completa	Ecuación (3) Región A	Ecuación (4) Región B	Ecuación (5) Región C
69.89	59.53	70.83	131.31	34.93
	10.36*	0.94*	61.42*	34.95*

4.7 Modelos Estocásticos Autorregresivos AR(p)

A continuación se muestran los resultados del ajuste de los modelos autorregresivos para cada una de las estaciones. Cabe mencionar que se ajustaron los modelos AR(1), AR(2) y AR(3).

Tabla 4. Valores de los parámetros de los modelos Estocásticos Autorregresivos AR(p)

Est	AR-1	AR-12	AR-22	AR-13	AR-23	AR-33
St-Raphael	0.3974	0.4489	-0.1296	0.4463	-0.1208	-0.0198
Delmas	0.1147	0.1240	-0.0816	0.1329	-0.0951	0.1086
Jérémie	-0.0306	-0.0341	-0.1141	-0.0400	-0.1158	-0.0515
Fort-Liberté	0.2100	0.2260	-0.0762	0.2390	-0.1148	0.1707
Jacmel	0.4200	0.5102	-0.2149	0.5489	-0.3067	0.1800
Mole Saint-Nicolas	0.5029	0.3472	0.3095	0.4239	0.3955	-0.2477
Fond Des Negres	0.0488	0.0522	-0.0708	0.0568	-0.0742	0.0640
Dessalines	0.7221	0.9600	-0.3295	0.9088	-0.1801	-0.1556
Miragoane	0.0127	0.0141	-0.1046	0.0191	-0.1053	0.0481
Mirebalais	0.2777	0.3263	-0.1748	0.3614	-0.2403	0.2006

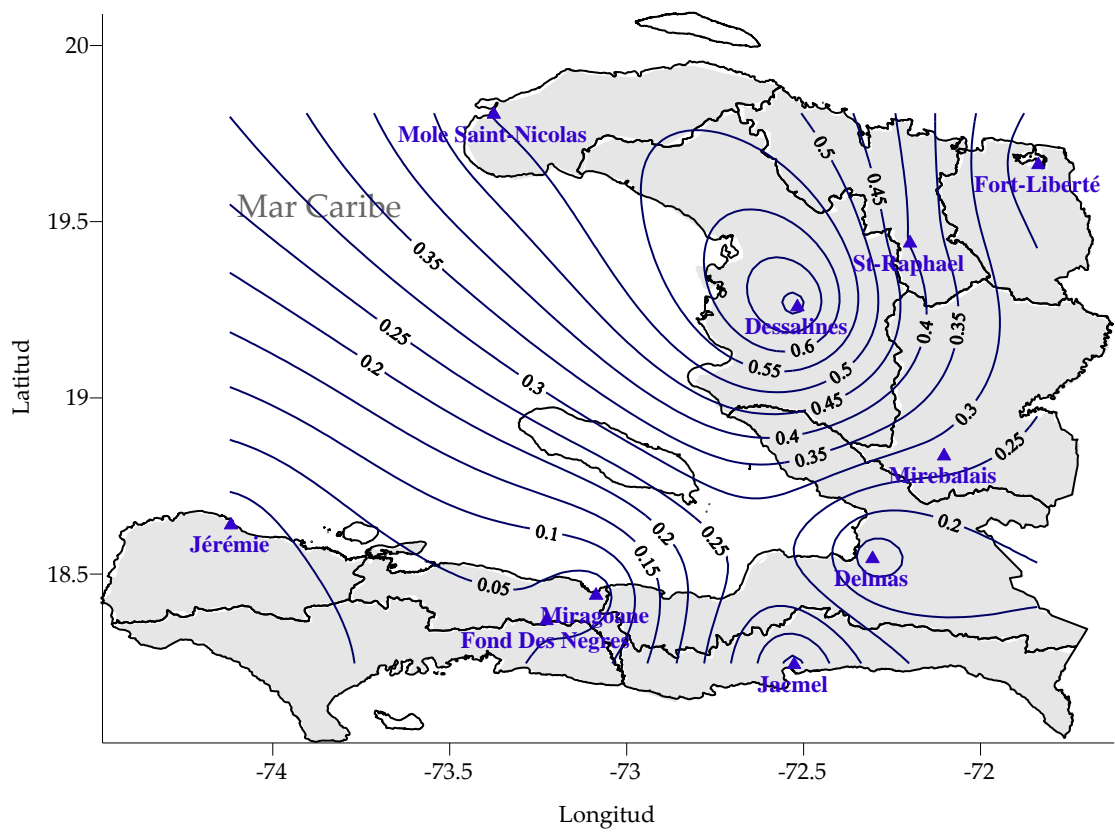


Figura 16. Cartografía de iso-parámetros del modelo Estocásticos Autorregresivos AR(1)

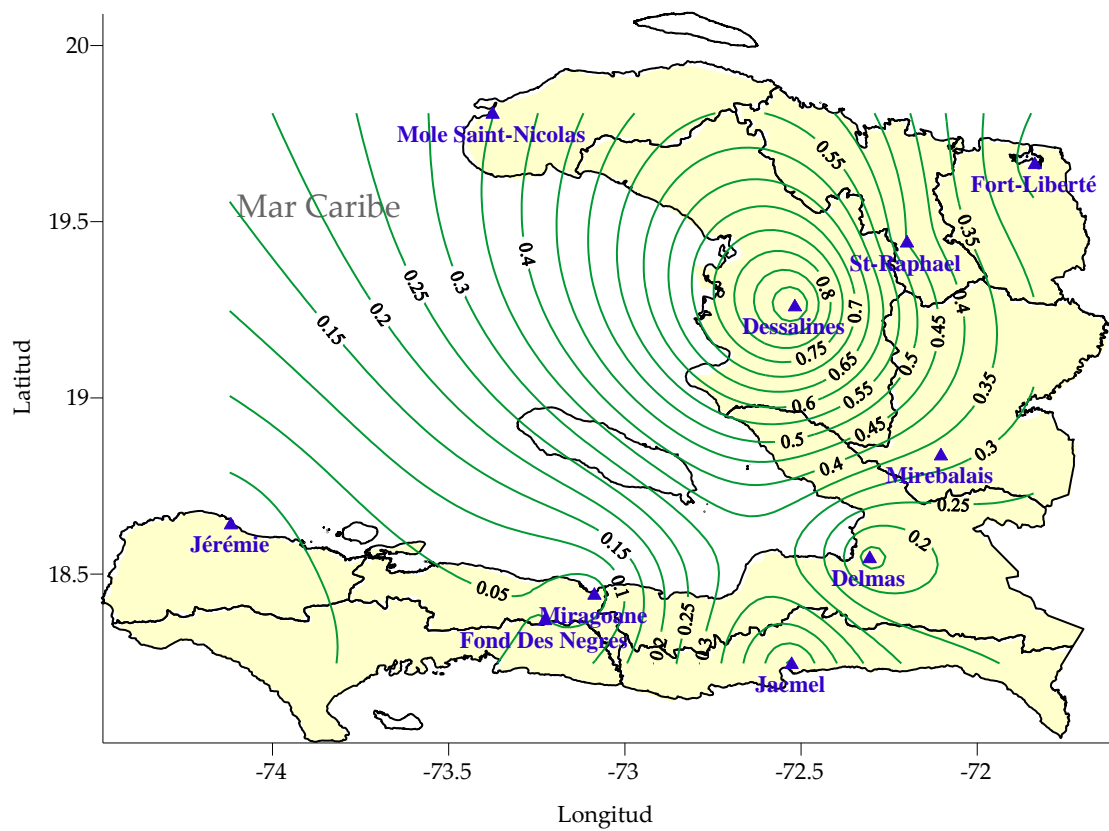


Figura 17. Cartografía de iso-parámetros del modelo Estocásticos Autorregresivos AR(1,2)

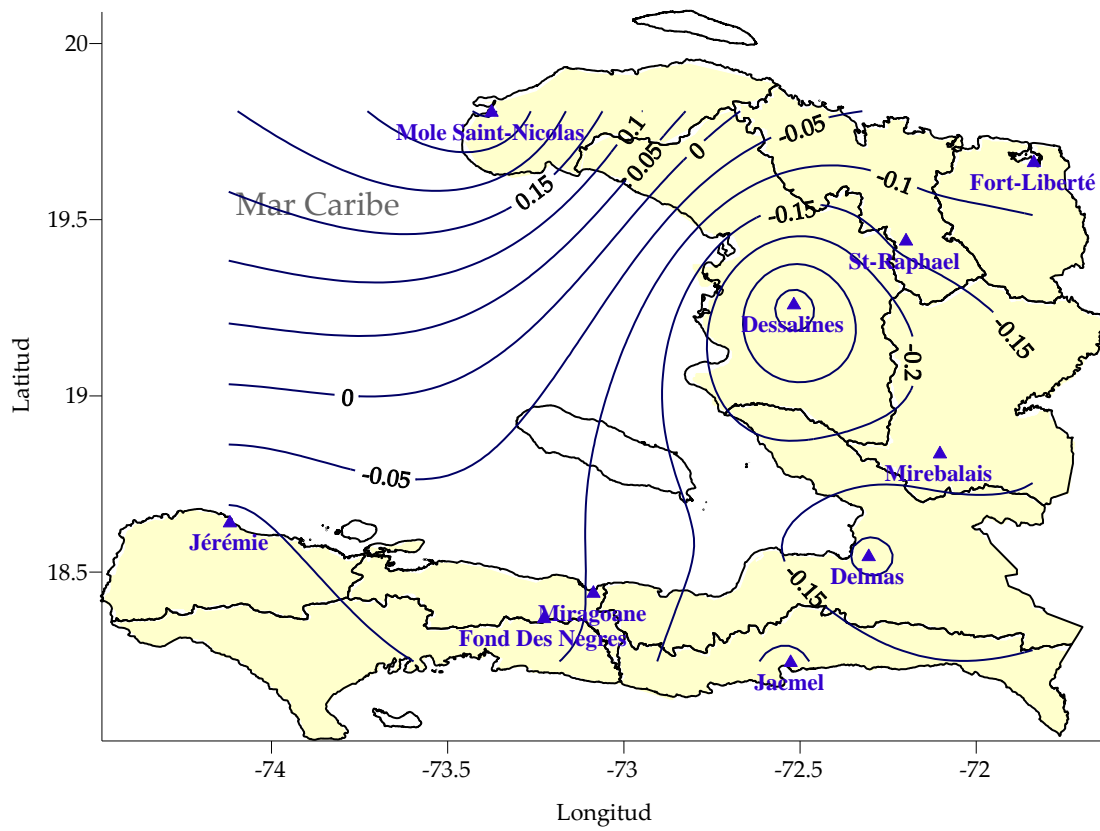


Figura 18. Cartografía de iso-parámetros del modelo Estocásticos Autorregresivos AR(2,2)

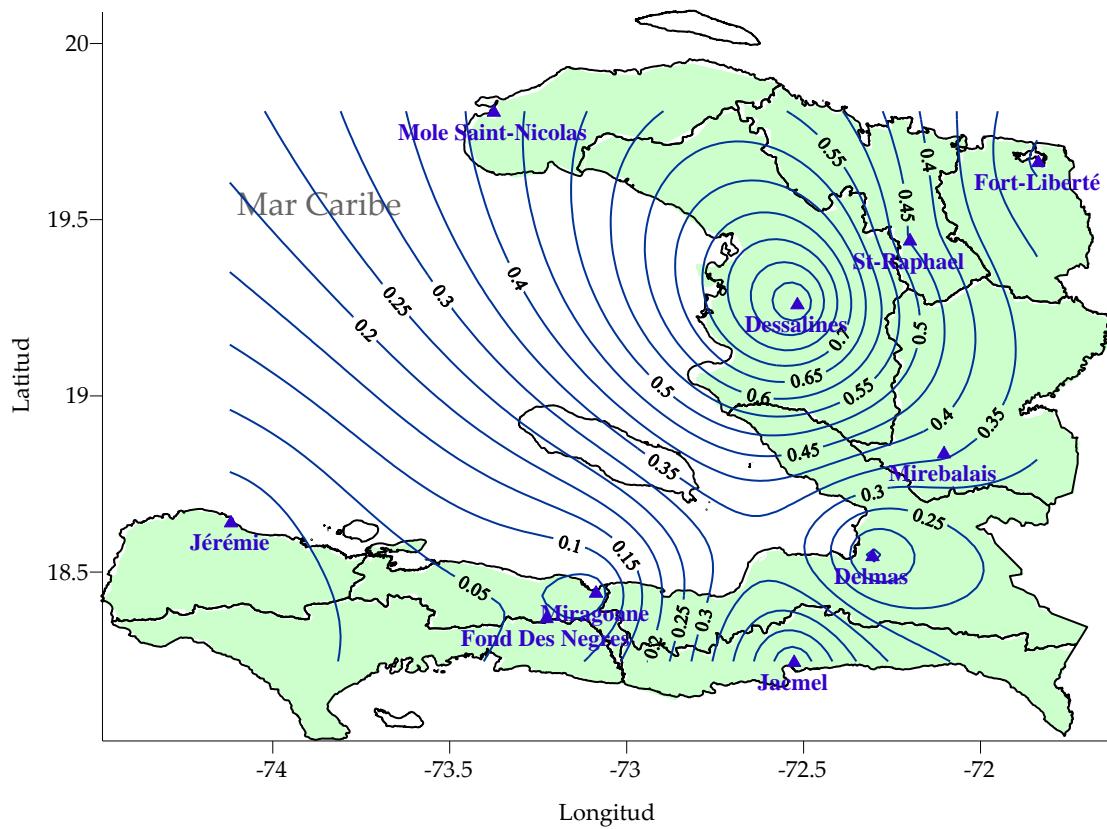


Figura 19. Cartografía de iso-parámetros del modelo Estocásticos Autorregresivos $AR(1,3)$

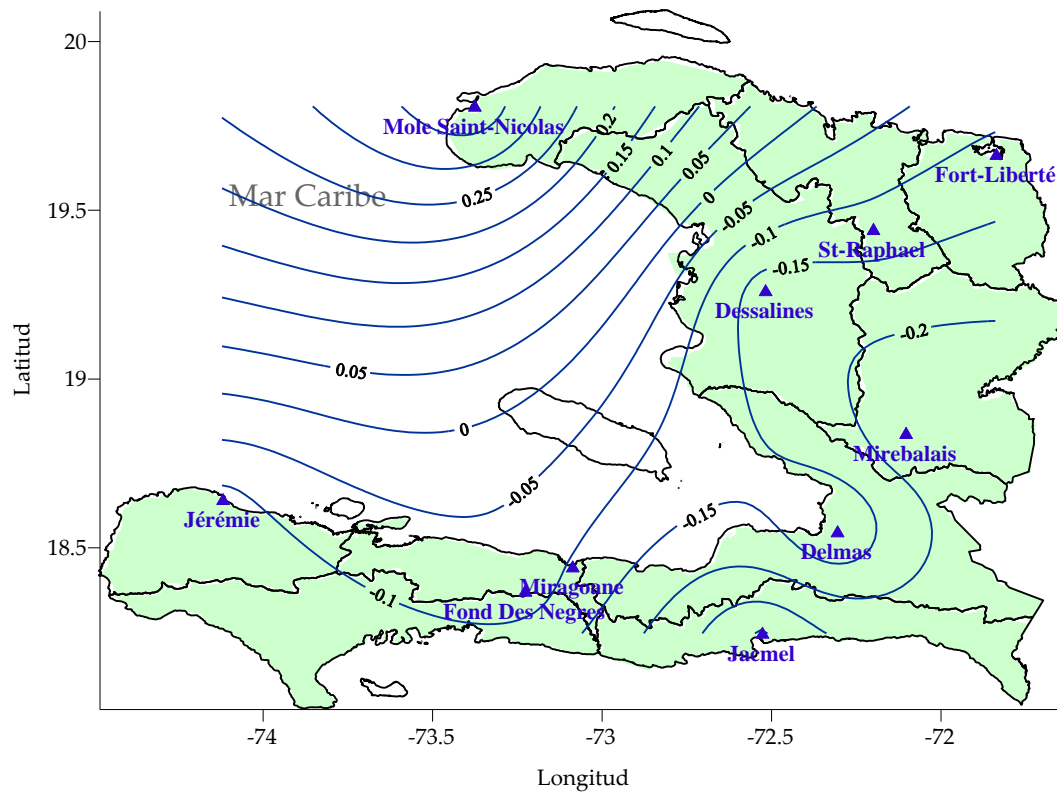


Figura 20. Cartografía de iso-parámetros del modelo Estocásticos Autorregresivos $AR(2,3)$

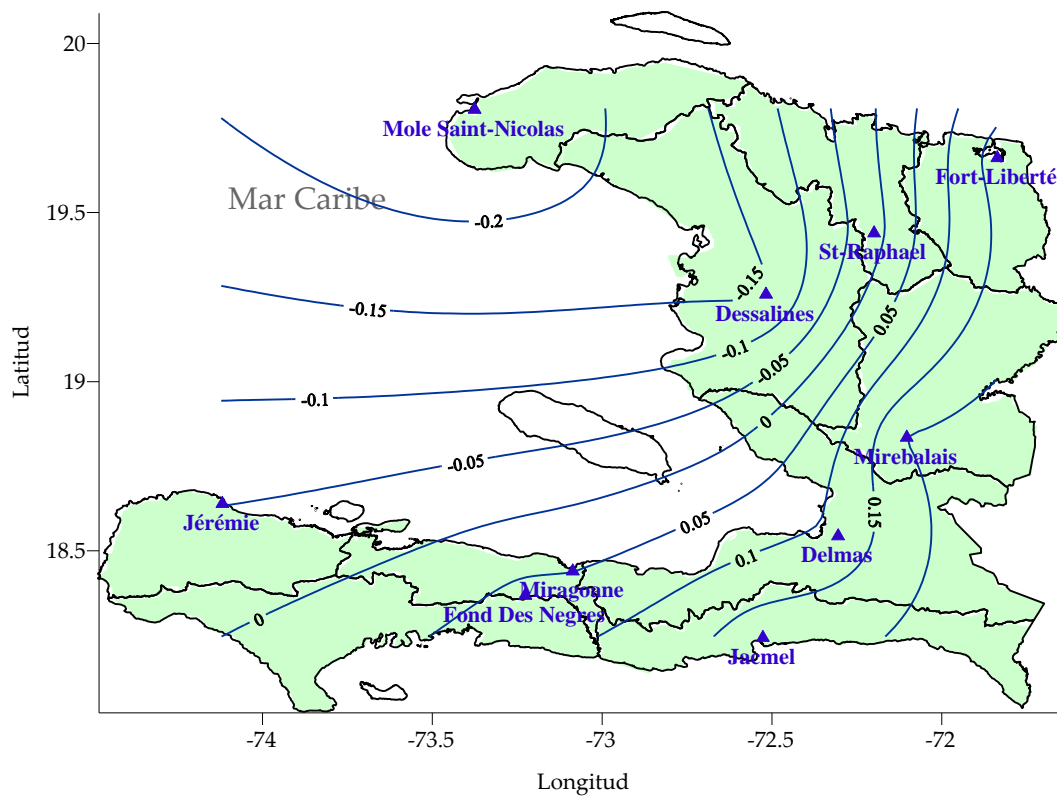


Figura 21. Cartografía de iso-parámetros del modelo Estocásticos Autorregresivos AR(3,3)

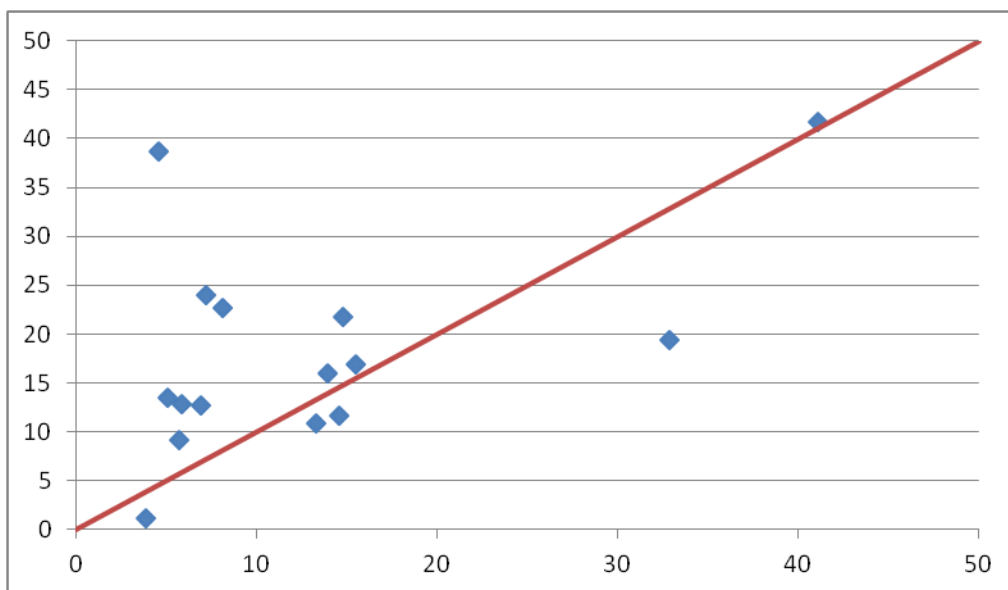


Figura 22. Resultado de aplicar un modelo estocástico AR(2) a los datos de la estación Mirebalais

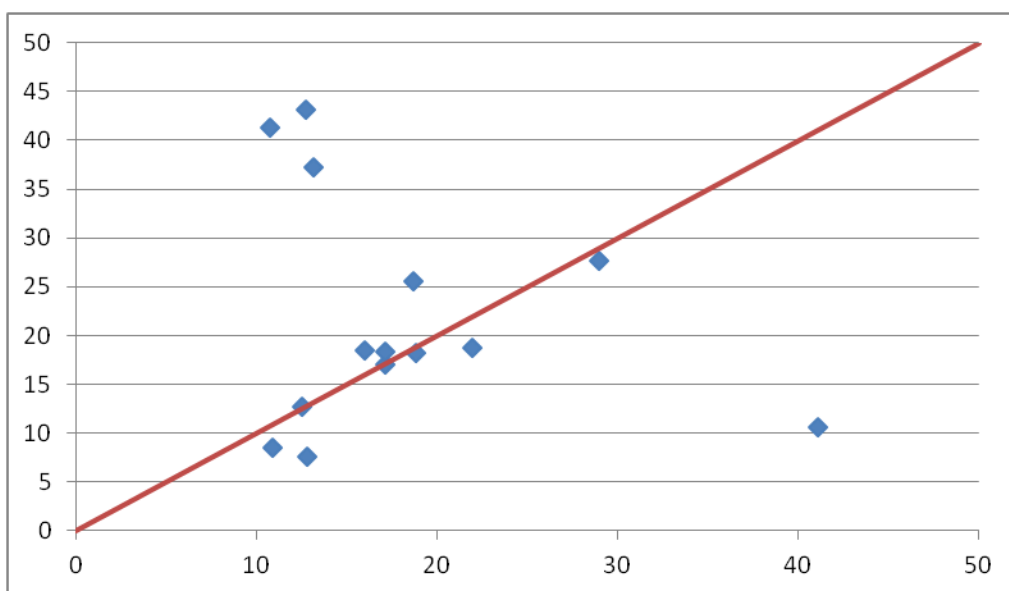


Figura 23. Resultado de aplicar un modelo estocástico AR(2) a los datos de la estación Miragoane

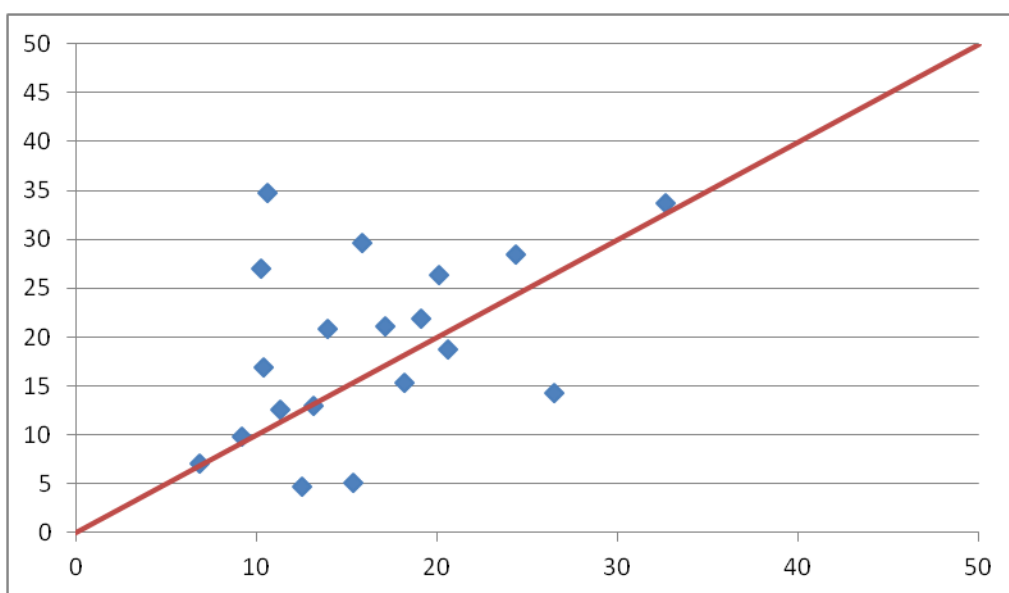


Figura 24. Resultado de aplicar un modelo estocástico AR(2) a los datos de la estación Dessalines

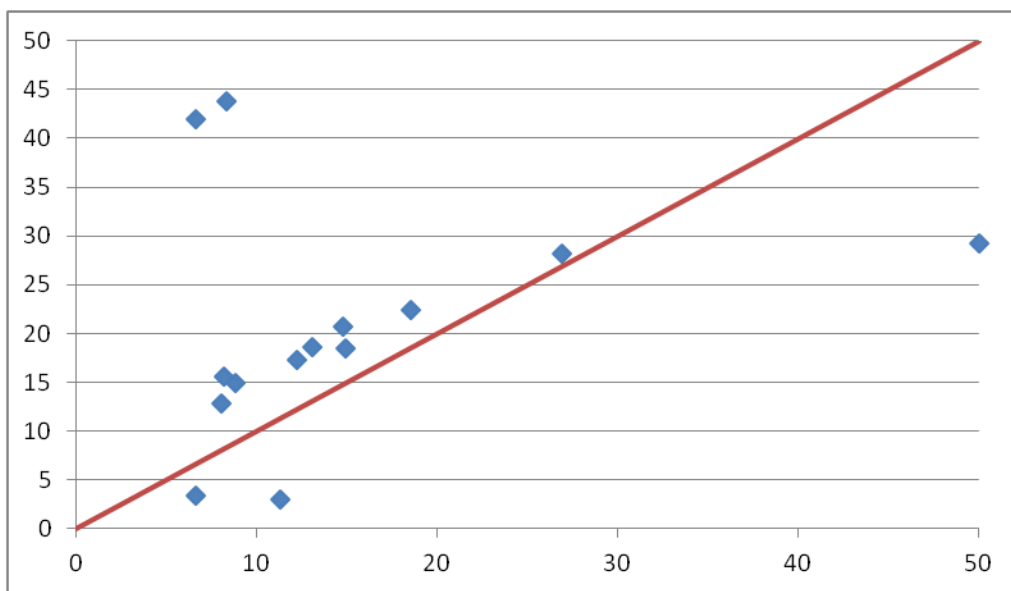


Figura 25. Resultado de aplicar un modelo estocástico AR(2) a los datos de la estación Fond Des Negres

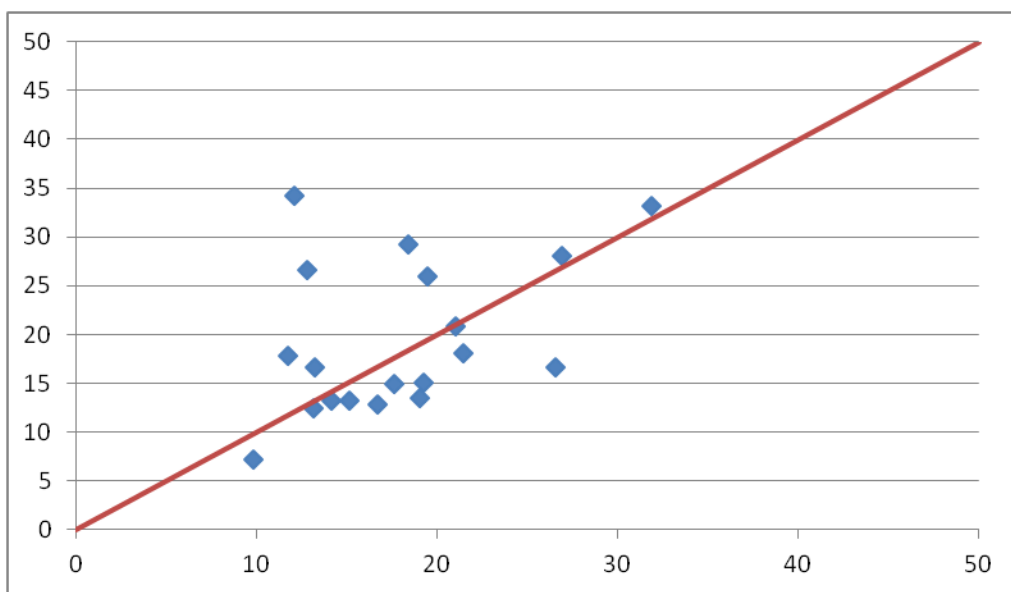


Figura 26. Resultado de aplicar un modelo estocástico AR(2) a los datos de la estación Mole Saint-Nicolas

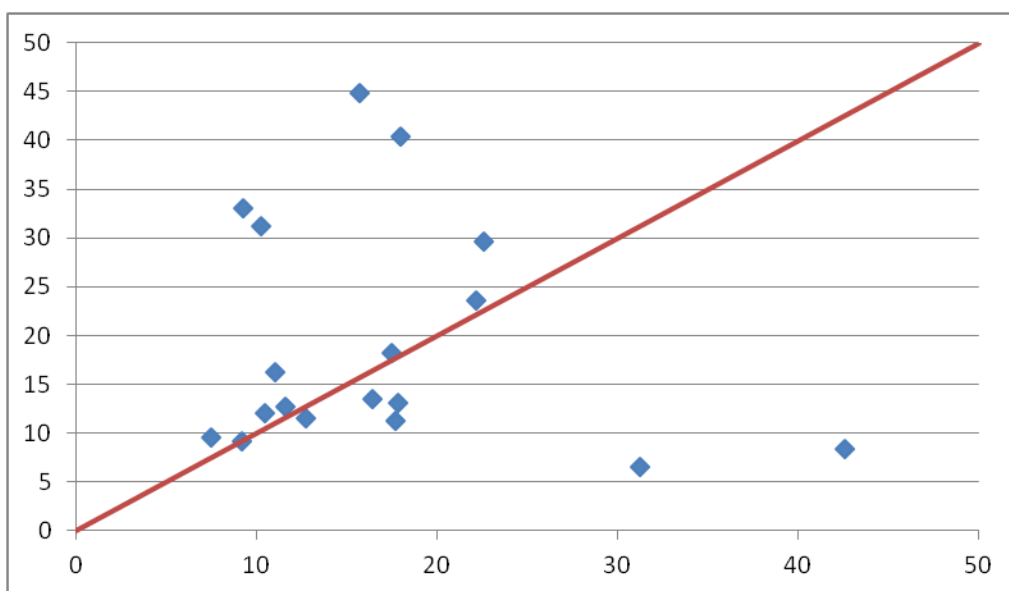


Figura 27. Resultado de aplicar un modelo estocástico AR(2) a los datos de la estación Jacmel

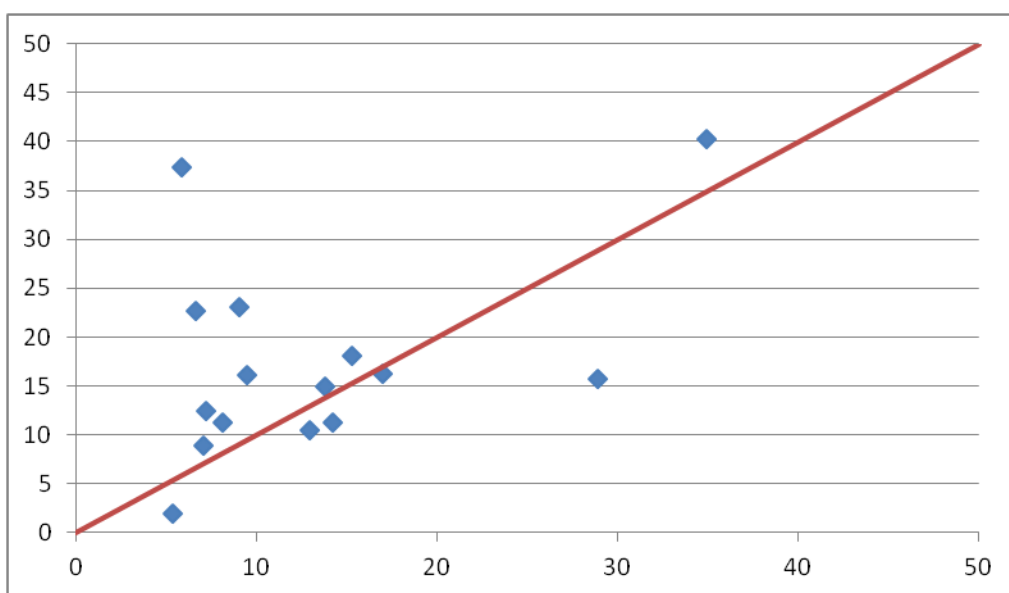


Figura 28. Resultado de aplicar un modelo estocástico AR(2) a los datos de la estación Fort-Liberté

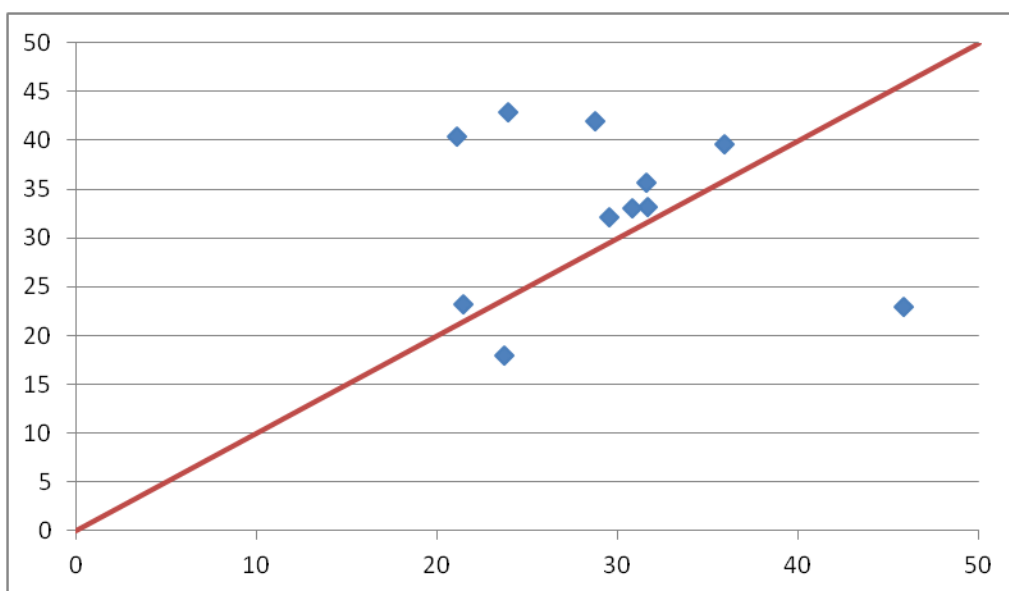


Figura 29. Resultado de aplicar un modelo estocástico AR(2) a los datos de la estación Jérémie

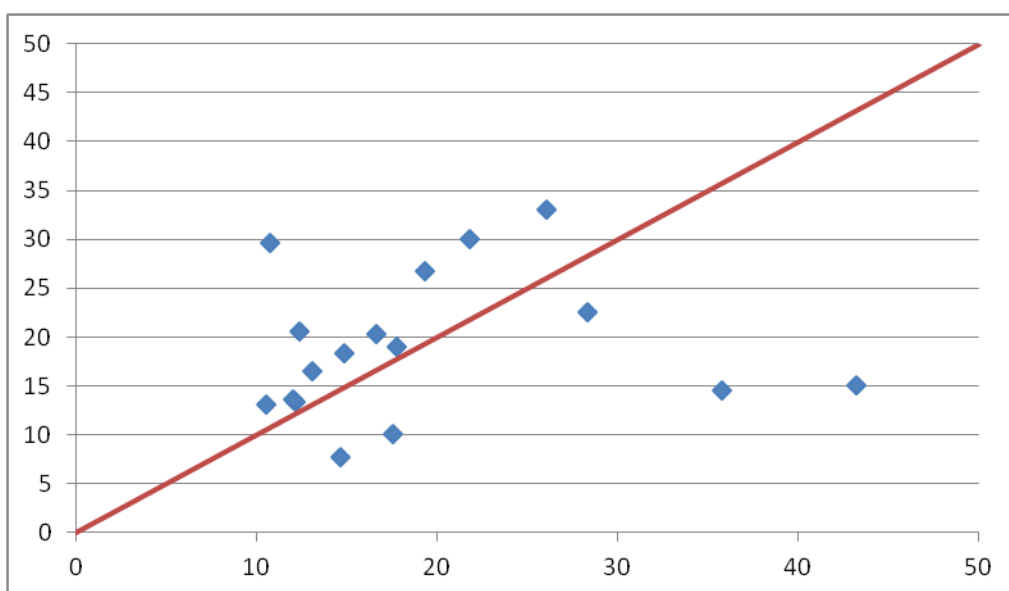


Figura 30. Resultado de aplicar un modelo estocástico AR(2) a los datos de la estación Delmas

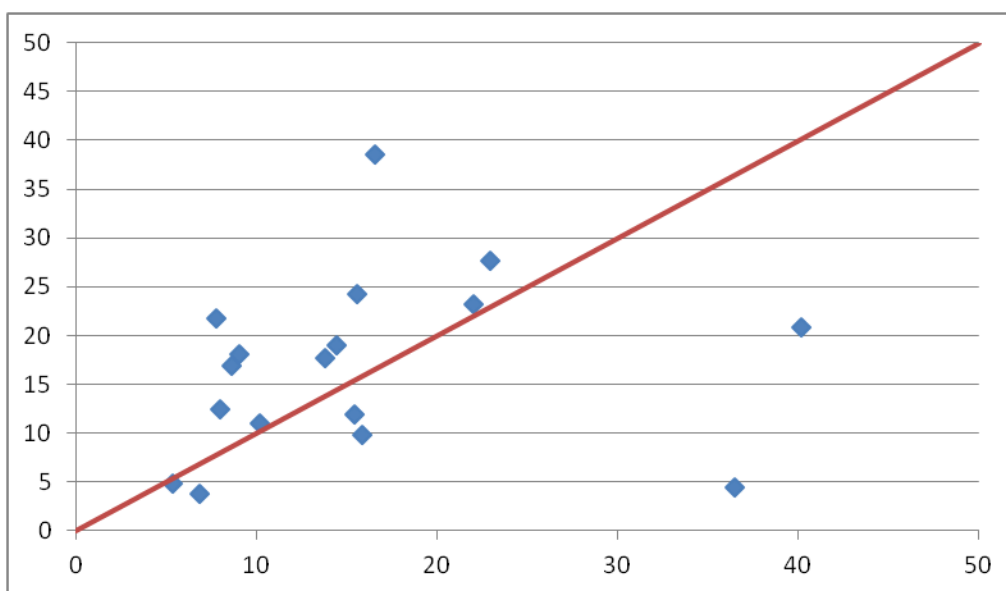


Figura 31. Resultado de aplicar un modelo estocástico AR(2) a los datos de la estación St-Raphael

5. CONCLUSIONES

Uno de los principales aportes de este proyecto es presentar el estado del arte en materia de Regionalización Hidrológica para identificar la metodología más adecuada de transferencia de información. También es muy importante la ejemplificación que se pueda hacer respecto a aplicar en Haití a partir de las experiencias en México. Otra parte muy importante de este trabajo es dar a conocer las metodologías que se utilizan en el mundo y adecuar lo necesario para la región LAC.

Otra parte muy importante como aporte de esta investigación es el documento técnico que será presentado ante el Grupo de 13 países de la región LAC. La que suscribe, Clertine Guerrier, soy la representante por parte de Haití en la *International Flood Initiative* (IFI) del Programa Hidrológico Intergubernamental (PHI) de la UNESCO. Tengo el compromiso de presentar ante la región LAC un documento metodológico para que pueda ser empleado y replicado por otros países que requieran mejorar sus bases de datos hidro-climatológicas, empleando técnicas de regionalización.

El aporte económico de esta investigación radica en que habrá un beneficio directo para las instituciones encargadas del manejo del agua en Haití. Asimismo, la población haitiana será la primera beneficiaria de este trabajo de investigación ya que es quien recibe las principales afectaciones por fenómenos hidro-climatológicos extremos.

El impacto científico se establece al presentar una metodología para la regionalización hidrológica, a partir de todo el rigor científico. Utilizando las reglas para realizar una correcta regionalización se garantiza la calidad de los datos transferidos; los cuales sin duda pueden ser utilizados en los proyectos

de riego, de hidroeléctricas y de diseño de obra hidráulicas, entre otros.

El impacto tecnológico se prevé en el sentido de que los resultados de este proyecto sientan las bases para futuras investigaciones y de esta forma, se avanza y se enriquece el campo del conocimiento de la planificación hídrica, la gestión de los recursos hídricos y el diseño de obras hidráulicas.

El aporte social principalmente ocurrirá en Haití. Es una gran aportación tener un estudio de este tipo, pues pocos estudios son realizados con un enfoque regional en mi país. Además, esta investigación aportará más conocimiento y pondrá un foco de atención sobre el cuidado de las redes de medición, la importancia de las bases de datos y lo importante que es la medición de los procesos hidrológicos para la correcta gestión de los recursos hídricos de un país. La población debe saber que la escasez de datos no es buena y crea una gran incertidumbre en la toma de decisiones. Así la Regionalización Hidrológica es una alternativa confiable para diseñar y proponer nuevas estrategias para el manejo del agua. El cuidado del agua y la correcta medición de los procesos hidrológicos pueden traer nuevos esquemas de financiamiento o de otorgar apoyos económicos en zonas afectadas por fenómenos extremos.

La creación de ecuaciones regionales basadas en la delimitación de regiones homogéneas permitió estimar los valores de precipitación en la estación de Delmas. Los datos obtenidos en la estación de Delmas se excluyeron del análisis regional. No obstante, la validación cruzada demostró que si se hubiera empleado la ecuación regional completa, el error resultante habría sido de 10,36 mm. En cambio, si se hubiera utilizado la ecuación regional de la zona de Delmas, el error se habría reducido a sólo 0,94 mm. Las ecuaciones regionales facilitan la reconstrucción de los campos pluviométricos y la estimación de eventos en sitios sin registros históricos en Haití. A falta de una red densa de estaciones climatológicas en Haití, las ecuaciones regionales, derivadas de la cartografía de cuencas hidrológicamente homogéneas, representan una valiosa herramienta inicial que puede mejorarse con la incorporación de características fisiográficas adicionales.

La regionalización hidrológica ha sido identificada como una herramienta sumamente eficaz para la reconstrucción de campos de precipitación, como el de la lluvia máxima histórica en Haití. Los resultados obtenidos a partir de esta reconstrucción permiten estimar los valores de precipitación, que luego pueden utilizarse en el cálculo de los balances hídricos. Esta primera regionalización de Haití representa un avance significativo en el campo de la investigación. Marca el inicio de una secuencia de investigaciones destinadas a mejorar la disponibilidad de registros y series históricas fiables para la gestión de los recursos hídricos; en un país confrontado a circunstancias sociales y políticas tan difíciles. Las investigaciones posteriores se centrarán en la construcción de ecuaciones de transferencia hidrológica,

siendo una prioridad clave los parámetros de ajuste de las distribuciones de probabilidad. Este enfoque facilitará la estimación no sólo de un valor puntual, sino también de una distribución de probabilidad en el lugar de análisis.

REFERENCIAS

- Abdolhay, Atefeh, et al. "Identification of Homogenous Regions in Gorganrood Basin (Iran) for the Purpose of Regionalization." *Natural Hazards*, vol. 61, no. 3, 24 Jan. 2012, pp. 1427–1442, <https://doi.org/10.1007/s11069-011-0076-2>. Accessed 21 Sept. 2022.
- Acreman, M. C., & Sinclair, C. D. (1986). Classification of drainage basins according to their physical characteristics; an application for flood frequency analysis in Scotland. *Journal of Hydrology*, 84(3-4), 365–380. [https://doi.org/10.1016/0022-1694\(86\)90134-4](https://doi.org/10.1016/0022-1694(86)90134-4)
- Ahani, Ali, et al. "A Ranking Method for Regionalization of Watersheds." *Journal of Hydrology*, vol. 609, June 2022, p. 127740, <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2022.127740>. Accessed 11 Apr. 2022.
- Álvarez-Olguín, G., Hotait-Salas, N., & Sustaita-Rivera, F. (2011). Identificación de regiones hidrológicas homogéneas mediante análisis multivariado. *Ingeniería, Investigación Y Tecnología*, 12(3), 277–284. <https://doi.org/10.22201/fi.25940732e.2011.12n3.027>
- Ang, Raksme, et al. "Sediment Load Estimation Using a Novel Regionalization Sediment-Response Similarity Method for Ungauged Catchments." *Journal of Hydrology*, vol. 618, Mar. 2023, p. 129198, <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2023.129198>. Accessed 27 Feb. 2023.
- Banque Mondiale. (2023, March 22). En Haïti, l'accès à l'eau et à l'assainissement est vital, et la Banque mondiale rend cela possible. World Bank. <https://www.banquemondiale.org/fr/news/feature/2023/03/22/in-haiti-access-to-water-and-sanitation-is-vital-and-the-world-bank-is-making-this-possible#:~:text=Cette%20r%C3%A9silience%20est%20en%20grande>
- Berger, K. P., & Entekhabi, D. (2001). Basin hydrologic response relations to distributed physiographic descriptors and climate. *Journal of Hydrology*, 247(3-4), 169–182. [https://doi.org/10.1016/s0022-1694\(01\)00383-3](https://doi.org/10.1016/s0022-1694(01)00383-3)
- Besaw, Lance E., et al. "Advances in Ungauged Streamflow Prediction Using Artificial Neural Networks." *Journal of Hydrology*, vol. 386, no. 1-4, May 2010, pp. 27–37, <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2010.02.037>. Accessed 5 Dec. 2020.
- Beyer, H. (1981). Tukey, John W.: *Exploratory Data Analysis*. Addison-Wesley Publishing Company Reading, Mass. — Menlo Park, Cal., London, Amsterdam, Don Mills, Ontario, Sydney 1977, XVI, 688 S. *Biometrical Journal*, 23(4), 413–414. <https://doi.org/10.1002/bimj.4710230408>
- Bhaskar, N. R., & Carol Alf O'Connor. (1989). Comparison of Method of Residuals and Cluster Analysis for Flood Regionalization. 115(6), 793–808. [https://doi.org/10.1061/\(asce\)0733-9496\(1989\)115:6\(793\)](https://doi.org/10.1061/(asce)0733-9496(1989)115:6(793))
- Box, George E P, and Et Al. *Time Series Analysis : Forecasting and Control*. Hoboken, New Jersey, John Wiley & Sons, 2015.
- Burn, D. H. (1988). Delineation of groups for regional flood frequency analysis. *Journal of Hydrology*, 104(1-4), 345–361. [https://doi.org/10.1016/0022-1694\(88\)90174-6](https://doi.org/10.1016/0022-1694(88)90174-6)

- Burn, D. H. (1997). Catchment similarity for regional flood frequency analysis using seasonality measures. *Journal of Hydrology*, 202(1-4), 212–230. [https://doi.org/10.1016/S0022-1694\(97\)00068-1](https://doi.org/10.1016/S0022-1694(97)00068-1)
- Burn, D. H., & Hag Elnur, M. A. (2002). Detection of hydrologic trends and variability. *Journal of Hydrology*, 255(1), 107–122. [https://doi.org/10.1016/S0022-1694\(01\)00514-5](https://doi.org/10.1016/S0022-1694(01)00514-5)
- Caratti, J. F., Nesser, J. A., & C. Lee Maynard. (2004). WATERSHED CLASSIFICATION USING CANONICAL CORRESPONDENCE ANALYSIS AND CLUSTERING TECHNIQUES: A CAUTIONARY NOTE. 40(5), 1257–1268. <https://doi.org/10.1111/j.1752-1688.2004.tb01584.x>
- Castellarin, A., Burn, D. H., & Brath, A. (2001). Assessing the effectiveness of hydrological similarity measures for flood frequency analysis. *Journal of Hydrology*, 241(3-4), 270–285. [https://doi.org/10.1016/S0022-1694\(00\)00383-8](https://doi.org/10.1016/S0022-1694(00)00383-8)
- Cheng, Zhou, et al. “Quantification and Visualization of Groundwater Contamination Prevention Regionalization Based on Analytic Hierarchy Process Method (AHP) in Guangdong-Hong Kong-Macao Greater Bay Area, South China.” *Journal of Hydrology*, vol. 628, 1 Jan. 2024, pp. 130521–130521, <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2023.130521>. Accessed 26 Apr. 2024.
- Chou, Y. H. (2010). Map Resolution and Spatial Autocorrelation. *Geographical Analysis*, 23(3), 228–246. <https://doi.org/10.1111/j.1538-4632.1991.tb00236.x>
- Dasgupta, R., Das, S., Banerjee, G., & Mazumdar, A. (2024). Revisit hydrological modeling in ungauged catchments comparing regionalization, satellite observations, and machine learning approaches. *HydroResearch*, 7, 15–31. <https://doi.org/10.1016/j.hydres.2023.11.001>
- Delerue, F. (2007). La problématique des bassins versants en Haïti - Centre de ressources interactif. In www.agroforesterie-bassinsversants.ht. <https://www.agroforesterie-bassinsversants.ht/La-problematique-des-bassins-versants-en-Haiti>
- Douguedroit, A., & M., D. S. (1981). Décroissance des températures mensuelles et annuelles avec l’altitude dans les Alpes du Sud et en Provence; *Eaux et climats*, CNRS. p. 179-194. <http://geoprodig.cnrs.fr/items/show/140460>
- Dunn, S. M., & Lilly, A. (2001). Investigating the relationship between a soils classification and the spatial parameters of a conceptual catchment-scale hydrological model. *Journal of Hydrology*, 252(1-4), 157–173. [https://doi.org/10.1016/S0022-1694\(01\)00462-0](https://doi.org/10.1016/S0022-1694(01)00462-0)
- Ebisemiju, F. S. (1979). An objective criterion for the selection of representative basins. *Water Resources Research*, 15(1), 148–158. <https://doi.org/10.1029/wr015i001p00148>
- FAO. (2015). Programme Aligné d’Action National de Lutte contre la Désertification.
- Farsadnia, F., Rostami Kamrood, M., Moghaddam Nia, A., Modarres, R., Bray, M. T., Han, D., & Sadatinejad, J. (2014). Identification of homogeneous regions for regionalization of watersheds by two-level self-organizing feature maps. *Journal of Hydrology*, 509, 387–397. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2013.11.050>
- Fateh Chebana, M.-A. Ben Aissia, & Taha. (2017). Multivariate shift testing for hydrological variables, review, comparison and application. 548, 88–103. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2017.02.033>
- Francisco, D. (2017). Discusión 2. Modelos regionales de escurrimientos máximos instantáneos en la república mexicana. 08(4), 173–179. <https://doi.org/10.24850/j-tyca-2017-04-d2r2>
- Gebregiorgis, A. S., Moges, S. A., & Awulachew, S. B. (2013). Basin Regionalization for the Purpose of Water Resource Development in a Limited Data Situation: Case of Blue Nile River Basin,

- Ethiopia. *Journal of Hydrologic Engineering*, 18(10), 1349–1359.
[https://doi.org/10.1061/\(asce\)he.1943-5584.0000730](https://doi.org/10.1061/(asce)he.1943-5584.0000730)
- Gingras, d., & Adamowski, K. (1993). Homogeneous region delineation based on annual flood generation mechanisms. *Hydrological Sciences Journal*, 38(2), 103–121.
<https://doi.org/10.1080/02626669309492649>
- Goovaerts, P. (2000). Geostatistical approaches for incorporating elevation into the spatial interpolation of rainfall. *Journal of Hydrology*, 228(1-2), 113–129. [https://doi.org/10.1016/s0022-1694\(00\)00144-x](https://doi.org/10.1016/s0022-1694(00)00144-x)
- Grey, Vaughn, et al. “Analysis of Irregularly Sampled Stream Temperature Time Series: Challenges and Solutions.” *Journal of Hydrology*, 1 Apr. 2024, pp. 131244–131244,
<https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2024.131244>. Accessed 29 Apr. 2024.
- Guo, Y., Zhang, Y., Zhang, L., & Wang, Z. (2020). Regionalization of hydrological modeling for predicting streamflow in ungauged catchments: A comprehensive review. *WIREs Water*, 8(1).
<https://doi.org/10.1002/wat2.1487>
- Gutiérrez-López, A., & Aparicio, J. (2020). Las seis reglas de la regionalización en hidrología. *Aqua-LAC*, 12(1), 81–89. <https://doi.org/10.29104/phi-aqualac/2020-v12-1-07>
- Gutiérrez-López, A., & Bravo-Orduña, G. (2017). Análisis de la transición Epidemiológica en zonas vulnerables de Haití, ante desastres hidrometeorológicos. *Aqua-LAC*, 9(1), 98–109.
<https://doi.org/10.29104/phi-aqualac/2017-v9-1-09>
- Gutierrez-Lopez, A., Fortanell Trejo, M., Albuquerque Gonzalez, N. I., & Bravo Prado, F. (2019). Análisis de la variabilidad espacial en la precipitación en la zona metropolitana de Querétaro empleando ecuaciones de anisotropía. *Investigaciones Geográficas*, 99.
<https://doi.org/10.14350/rig.59757>
- Haining, R. (2003). *Spatial Data Analysis*. <https://doi.org/10.1017/cbo9780511754944>
- Hall, M. J., Minns, A. W., & Ashrafuzzaman, A. K. M. (2002). The application of data mining techniques for the regionalisation of hydrological variables. *Hydrology and Earth System Sciences*, 6(4), 685–694. <https://doi.org/10.5194/hess-6-685-2002>
- Hlaing, P. T., Humphries, U. W., & Muhammad Waqas. (2024). Hydrological model parameter regionalization: Runoff estimation using machine learning techniques in the Tha Chin River Basin, Thailand. *MethodsX*, 13, 102792–102792. <https://doi.org/10.1016/j.mex.2024.102792>
- Hu, C., Xia, J., She, D., Jing, Z., Hong, S., Song, Z., & Wang, G. (2024). Parameter Regionalization With Donor Catchment Clustering Improves Urban Flood Modeling in Ungauged Urban Catchments. *Water Resources Research*, 60(7). <https://doi.org/10.1029/2023wr035071>
- IAHS International Commission on Surface Water. (1990). *Regionalization in hydrology* (Max Beran). International Association of Hydrological Sciences.
- Inter-comparison of regional flood frequency procedures for Canadian rivers. (1996). *Journal of Hydrology*, 186(1-4), 85–103. [https://doi.org/10.1016/s0022-1694\(96\)03043-0](https://doi.org/10.1016/s0022-1694(96)03043-0)
- Joseph, G. (2006). Étude du potentiel des eaux de surface à Haïti pour répondre aux problèmes de pénurie d’eau potable. In *espace.inrs.ca*. <https://espace.inrs.ca/id/eprint/428/#>
- Kachroo, R. K., Mkhandi, S. H., & Parida, B. P. (2000). Flood frequency analysis of southern Africa: I. Delineation of homogeneous regions. *Hydrological Sciences Journal*, 45(3), 437–447.
<https://doi.org/10.1080/02626660009492340>

- Kanishka, G., & Eldho, T. I. (2020). Streamflow estimation in ungauged basins using watershed classification and regionalization techniques. *Journal of Earth System Science*, 129(1). <https://doi.org/10.1007/s12040-020-01451-8>
- Krzysztofowicz, R. (2001). The case for probabilistic forecasting in hydrology. *Journal of Hydrology*, 249(1-4), 2–9. [https://doi.org/10.1016/s0022-1694\(01\)00420-6](https://doi.org/10.1016/s0022-1694(01)00420-6)
- Kult, Jonathan M., et al. “Regionalization of Hydrologic Response in the Great Lakes Basin: Considerations of Temporal Scales of Analysis.” *Journal of Hydrology*, vol. 519, Nov. 2014, pp. 2224–2237, <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2014.09.083>.
- Leviandier, T., Lavabre, J., & Arnaud, P. (2000). Rainfall contrast enhancing clustering processes and flood analysis. *Journal of Hydrology*, 240(1-2), 62–79. [https://doi.org/10.1016/s0022-1694\(00\)00315-2](https://doi.org/10.1016/s0022-1694(00)00315-2)
- Lilian Saade Hazin. (2005). Agir ensemble pour une gestion plus efficace des services de l’eau potable et l’assainissement en Haïti.
- Lu, L.-H., & Stedinger, J. R. (1992). Sampling variance of normalized GEV/PWM quantile estimators and a regional homogeneity test. *Journal of Hydrology*. [https://doi.org/10.1016/0022-1694\(92\)90166-s](https://doi.org/10.1016/0022-1694(92)90166-s)
- Luiz Felipe Finck, Izabel Rodrigues Leite, Aleska Kaufmann Almeida, & Kaufmann, I. (2024). A streamflow regionalization method using hydrological data and geoprocessing tools—a Brazilian midwest analysis. *Journal of South American Earth Sciences*, 133, 104695–104695. <https://doi.org/10.1016/j.jsames.2023.104695>
- Ma, Yufei, et al. “Stochastic Generation of Runoff Series for Multiple Reservoirs Based on Generative Adversarial Networks.” *Journal of Hydrology*, vol. 605, 1 Feb. 2022, pp. 127326–127326, <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2021.127326>. Accessed 29 Apr. 2024.
- Naef, F., Scherrer, S., & Weiler, M. (2002). A process based assessment of the potential to reduce flood runoff by land use change. *Journal of Hydrology*, 267(1-2), 74–79. [https://doi.org/10.1016/s0022-1694\(02\)00141-5](https://doi.org/10.1016/s0022-1694(02)00141-5)
- Nathan, R. J., & McMahon, T. A. (1990). Identification of homogeneous regions for the purposes of regionalisation. *Journal of Hydrology*, 121(1-4), 217–238. [https://doi.org/10.1016/0022-1694\(90\)90233-n](https://doi.org/10.1016/0022-1694(90)90233-n)
- Ojeda, M. (2011). Metodología estadística aplicada a las finanzas públicas.
- OMS), Organización Mundial de la Salud. (2017). 2.1 billion people lack safe drinking water at home, more than twice as many lack safe sanitation. [www.who.int. https://www.who.int/en/news-room/detail/12-07-2017-2-1-billion-people-lack-safe-drinking-water-at-home-more-than-twice-as-many-lack-safe-sanitation](https://www.who.int/en/news-room/detail/12-07-2017-2-1-billion-people-lack-safe-drinking-water-at-home-more-than-twice-as-many-lack-safe-sanitation)
- Qi, Wen-yan, et al. “Impact of the Number of Donor Catchments and the Efficiency Threshold on Regionalization Performance of Hydrological Models.” *Journal of Hydrology*, vol. 601, 1 Oct. 2021, pp. 126680–126680, <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2021.126680>. Accessed 26 Apr. 2024.
- Schauer, B., & Jenkins, W. (1996). A survey of urban and agricultural watershed management practices. *Revue Land and Water*. <https://doi.org/pp%206-8>.
- Shanmugam, Ramalingam, et al. “Introduction to Time Series and Forecasting.” *Technometrics*, vol. 39, no. 4, 1 Nov. 1997, pp. 426–426, <https://doi.org/10.2307/1271510>. Accessed 1 Sept. 2023.

- Smithers, J., & Schulze, R. (2001). A methodology for the estimation of short duration design storms in South Africa using a regional approach based on L-moments. 241(1-2), 42–52. [https://doi.org/10.1016/s0022-1694\(00\)00374-7](https://doi.org/10.1016/s0022-1694(00)00374-7)
- Swain, Janaki Ballav, and Kanhu Charan Patra. “Streamflow Estimation in Ungauged Catchments Using Regionalization Techniques.” *Journal of Hydrology*, vol. 554, Nov. 2017, pp. 420–433, <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2017.08.054>. Accessed 7 July 2020.
- Swamee, P. K., Shekhar, C., & Abbas, A. (1995). Mean Annual Flood Estimation. 121(6), 403–407. [https://doi.org/10.1061/\(asce\)0733-9496\(1995\)121:6\(403\)](https://doi.org/10.1061/(asce)0733-9496(1995)121:6(403))
- Temesgen Tsehayeneh Mihret, Zemale, F. A., Worqlul, A. W., Ayalew, A. D., & Fohrer, N. (2024). Identification of hydrologically homogenous watersheds and climate-vegetation dynamics in the Blue Nile Basin of Ethiopia. *Nordic Hydrology*. <https://doi.org/10.2166/nh.2024.098>
- Teutschbein, Claudia, et al. “Simulating Streamflow in Ungauged Basins under a Changing Climate: The Importance of Landscape Characteristics.” *Journal of Hydrology*, vol. 561, June 2018, pp. 160–178, <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2018.03.060>. Accessed 4 Feb. 2022.
- UNICEF & OMS. (2021). *Progress on household drinking water, sanitation and hygiene 2000-2020: Five years into the SDGs*. <https://www.unicef.org/reports/progress-on-drinking-water-sanitation-and-hygiene-2021>
- Varas, E., & Lara, S. (1998). Métodos regionales para estimar la probabilidad de frecuencia de crecidas. *Ingeniería Del Agua*, 5(3). <https://doi.org/10.4995/ia.1998.2766>
- Wiltshire, S. E. (1985). Grouping basins for regional flood frequency analysis. *Hydrological Sciences Journal*, 30(1), 151–159. <https://doi.org/10.1080/02626668509490976>
- Wiltshire, S. E. (1986). Identification of homogeneous regions for flood frequency analysis. *Journal of Hydrology*, 84(3-4), 287–302. [https://doi.org/10.1016/0022-1694\(86\)90128-9](https://doi.org/10.1016/0022-1694(86)90128-9)
- World Health Organization: WHO. (2019, June 14). Agua. Who.int; World Health Organization: WHO. <https://www.who.int/es/news-room/fact-sheets/detail/drinking-water>
- Xu, Zhengguang, et al. “A Two-Step Calibration Framework for Hydrological Parameter Regionalization Based on Streamflow and Remote Sensing Evapotranspiration.” *Journal of Hydrology*, vol. 613, Oct. 2022, p. 128320, <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2022.128320>. Accessed 6 Feb. 2023.
- Yang, X., Magnusson, J., Huang, S., Beldring, S., & Xu, C.-Y. (2020). *Dependence of regionalization methods on the complexity of hydrological models in multiple climatic regions*. *Journal of Hydrology*, 582, 124357. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2019.124357>
- Yang, Xin, et al. “An Ensemble Flow Forecast Method Based on Autoregressive Model and Hydrological Uncertainty Processor.” *Water*, vol. 12, no. 11, 9 Nov. 2020, p. 3138, <https://doi.org/10.3390/w12113138>. Accessed 25 Feb. 2022.
- Yves Trambalay, et al. “Regional Flood Frequency Analysis in North Africa.” *Journal of Hydrology*, vol. 630, 1 Feb. 2024, pp. 130678–130678, <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2024.130678>. Accessed 26 Apr. 2024.
- Zrinji, Z., & Burn, D. H. (1994). Flood frequency analysis for ungauged sites using a region of influence approach. *Journal of Hydrology*, 153(1-4), 1–21. [https://doi.org/10.1016/0022-1694\(94\)90184-8](https://doi.org/10.1016/0022-1694(94)90184-8)

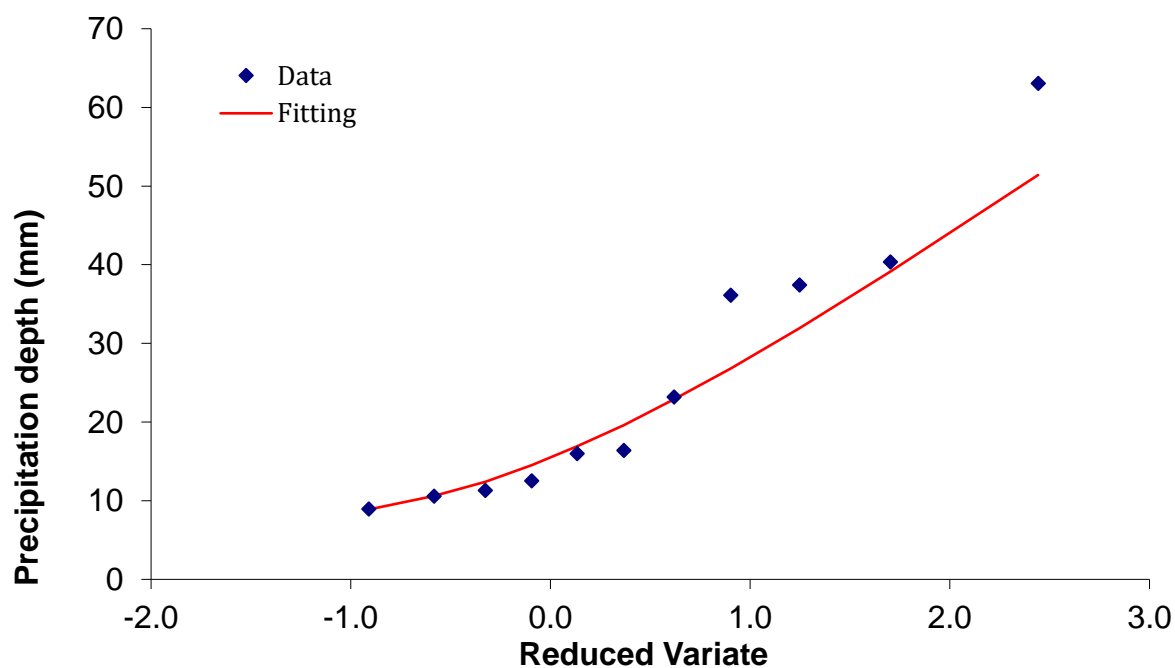
ANEXO A

DIAGRAMAS DE LOS RESULTADOS DEL ANÁLISIS DE FRECUENCIAS PARA TODAS LA ESTACIONES ANALIZADAS

Fort-liberté

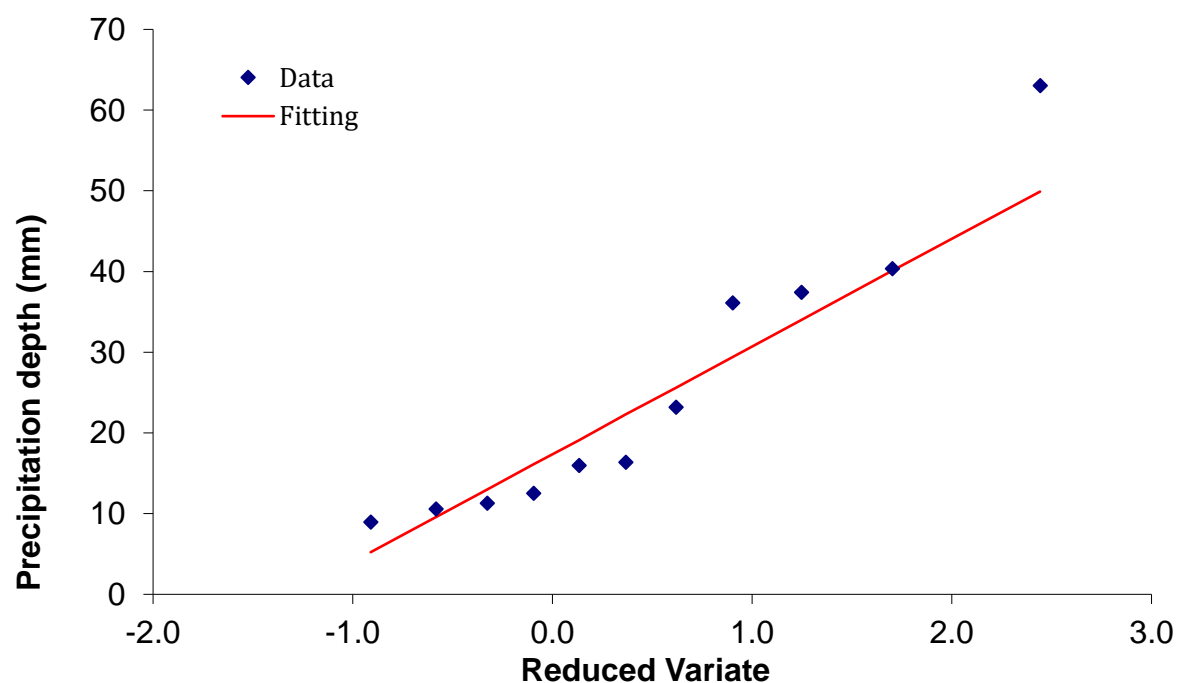
Exponencial

Año	Evento		Evento ordenado	Orden (m)	Periodo de retorno (años)	Probabilidad de ocurrencia	Variabl e reducida	Evento Calculado XT	Error Absoluto
2010	12.51		63.04	1	12.000	0.08	2.442	51.4	11.6
2011	16.37		40.36	2	6.000	0.17	1.702	39.1	1.3
2012	15.96		37.41	3	4.000	0.25	1.246	31.9	5.5
2013	11.29		36.09	4	3.000	0.33	0.903	26.8	9.3
2014	8.95		23.18	5	2.400	0.42	0.618	22.9	0.3
2015	23.18		16.37	6	2.000	0.50	0.367	19.6	3.2
2016	40.36		15.96	7	1.714	0.58	0.133	16.9	0.9
2017	36.09		12.51	8	1.500	0.67	-0.094	14.5	2.0
2018	10.57		11.29	9	1.333	0.75	-0.327	12.4	1.1
2019	37.41		10.57	10	1.200	0.83	-0.583	10.6	0.0
2020	63.04		8.95	11	1.091	0.92	-0.910	8.9	0.1
									35.4



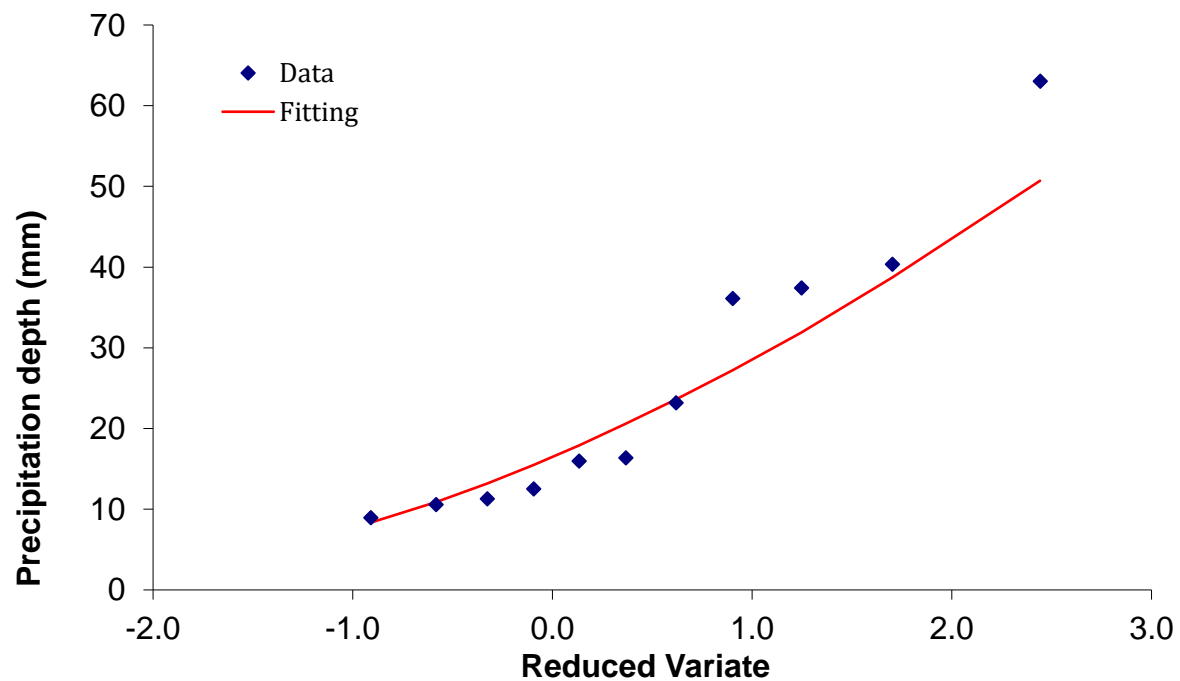
Gumbel

Año	Evento		Evento ordenado	Orden (m)	Periodo de retorno (años)	Probabilidad de ocurrencia	Variable reducida	Evento Calculado XT	Error Absoluto
2010	12.51		63.04	1	12.000	0.08	2.442	49.9	13.1
2011	16.37		40.36	2	6.000	0.17	1.702	40.1	0.3
2012	15.96		37.41	3	4.000	0.25	1.246	34.0	3.4
2013	11.29		36.09	4	3.000	0.33	0.903	29.4	6.7
2014	8.95		23.18	5	2.400	0.42	0.618	25.6	2.4
2015	23.18		16.37	6	2.000	0.50	0.367	22.3	5.9
2016	40.36		15.96	7	1.714	0.58	0.133	19.1	3.1
2017	36.09		12.51	8	1.500	0.67	-0.094	16.1	3.6
2018	10.57		11.29	9	1.333	0.75	-0.327	13.0	1.7
2019	37.41		10.57	10	1.200	0.83	-0.583	9.6	1.0
2020	63.04		8.95	11	1.091	0.92	-0.910	5.2	3.7
									45.0



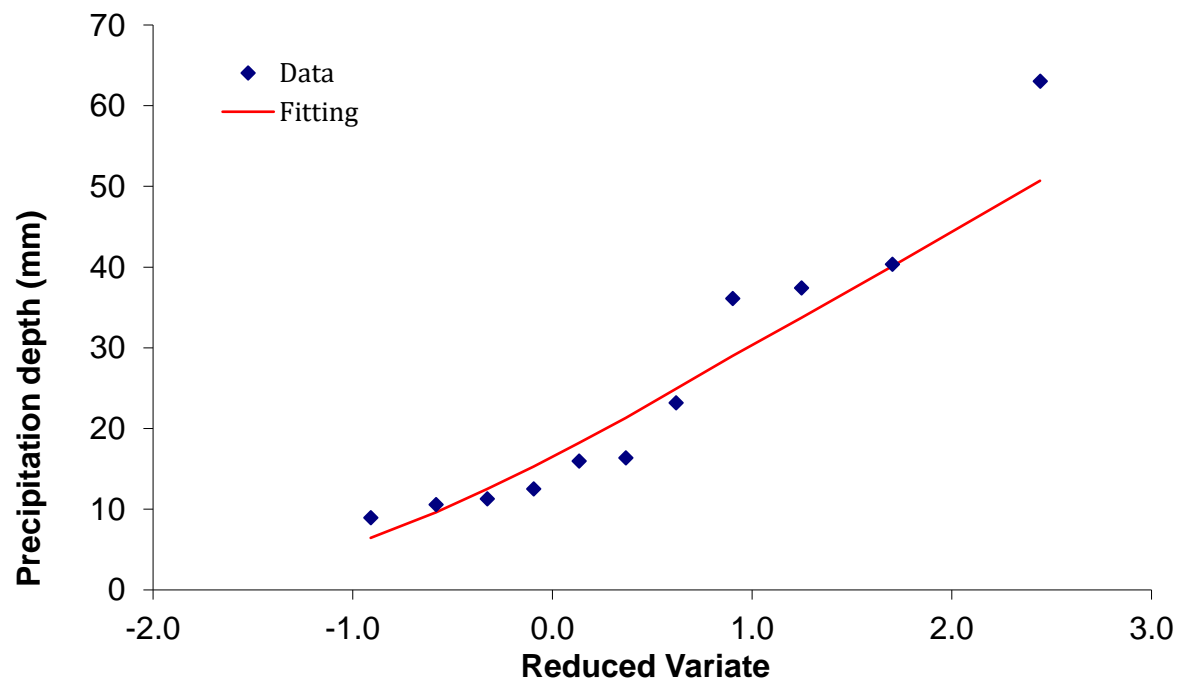
Log-normal

Año	Evento		Evento ordenado	Orden (m)	Periodo de retorno (años)	Probabilidad de ocurrencia	Variable reducida	Evento Calculado XT	Error Absoluto
2010	12.51		63.04	1	12.000	0.08	2.442	50.7	12.3
2011	16.37		40.36	2	6.000	0.17	1.702	38.7	1.7
2012	15.96		37.41	3	4.000	0.25	1.246	31.9	5.5
2013	11.29		36.09	4	3.000	0.33	0.903	27.2	8.9
2014	8.95		23.18	5	2.400	0.42	0.618	23.6	0.4
2015	23.18		16.37	6	2.000	0.50	0.367	20.6	4.2
2016	40.36		15.96	7	1.714	0.58	0.133	17.9	1.9
2017	36.09		12.51	8	1.500	0.67	-0.094	15.5	3.0
2018	10.57		11.29	9	1.333	0.75	-0.327	13.2	1.9
2019	37.41		10.57	10	1.200	0.83	-0.583	10.9	0.3
2020	63.04		8.95	11	1.091	0.92	-0.910	8.3	0.6
									40.8



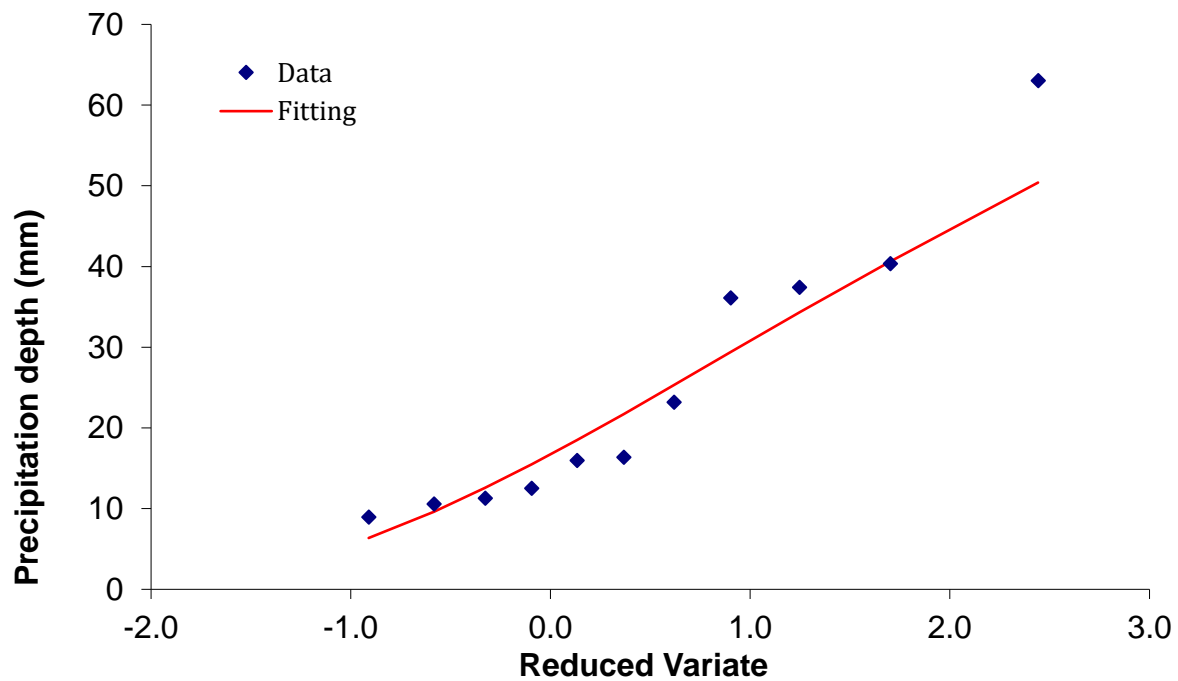
Gamma

Año	Evento		Evento ordenado	Orden (m)	Periodo de retorno (años)	Probabilidad de ocurrencia	Variable reducida	Evento Calculado XT	Error Absoluto
2010	12.51		63.04	1	12.000	0.08	2.442	50.7	12.3
2011	16.37		40.36	2	6.000	0.17	1.702	40.1	0.3
2012	15.96		37.41	3	4.000	0.25	1.246	33.7	3.7
2013	11.29		36.09	4	3.000	0.33	0.903	29.0	7.1
2014	8.95		23.18	5	2.400	0.42	0.618	24.9	1.7
2015	23.18		16.37	6	2.000	0.50	0.367	21.3	4.9
2016	40.36		15.96	7	1.714	0.58	0.133	18.2	2.2
2017	36.09		12.51	8	1.500	0.67	-0.094	15.3	2.8
2018	10.57		11.29	9	1.333	0.75	-0.327	12.5	1.2
2019	37.41		10.57	10	1.200	0.83	-0.583	9.6	0.9
2020	63.04		8.95	11	1.091	0.92	-0.910	6.5	2.5
									39.7



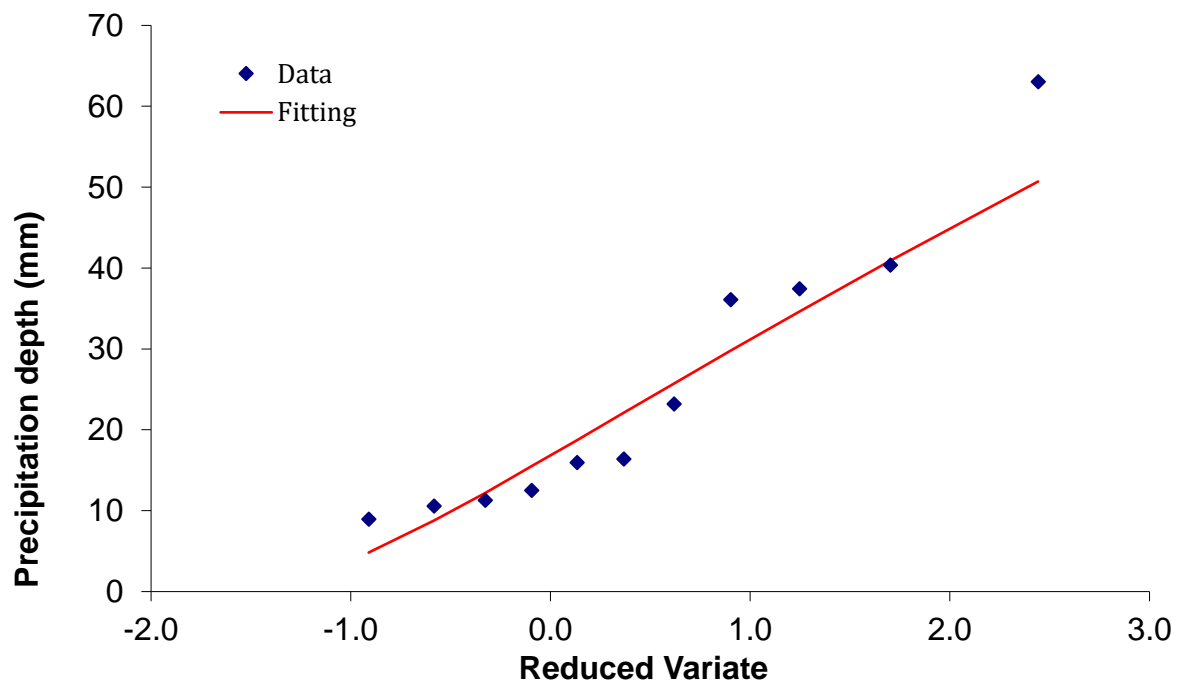
LogPearson

Año	Evento		Evento ordenado	Orden (m)	Periodo de retorno (años)	Probabilidad de ocurrencia	Variable reducida	Evento Calculado XT	Error Absoluto
2010	12.51		63.04	1	12.000	0.08	2.442	50.4	12.6
2011	16.37		40.36	2	6.000	0.17	1.702	40.6	0.2
2012	15.96		37.41	3	4.000	0.25	1.246	34.3	3.1
2013	11.29		36.09	4	3.000	0.33	0.903	29.4	6.7
2014	8.95		23.18	5	2.400	0.42	0.618	25.3	2.1
2015	23.18		16.37	6	2.000	0.50	0.367	21.7	5.3
2016	40.36		15.96	7	1.714	0.58	0.133	18.5	2.5
2017	36.09		12.51	8	1.500	0.67	-0.094	15.5	3.0
2018	10.57		11.29	9	1.333	0.75	-0.327	12.6	1.3
2019	37.41		10.57	10	1.200	0.83	-0.583	9.6	1.0
2020	63.04		8.95	11	1.091	0.92	-0.910	6.4	2.6
									40.5



Fuities

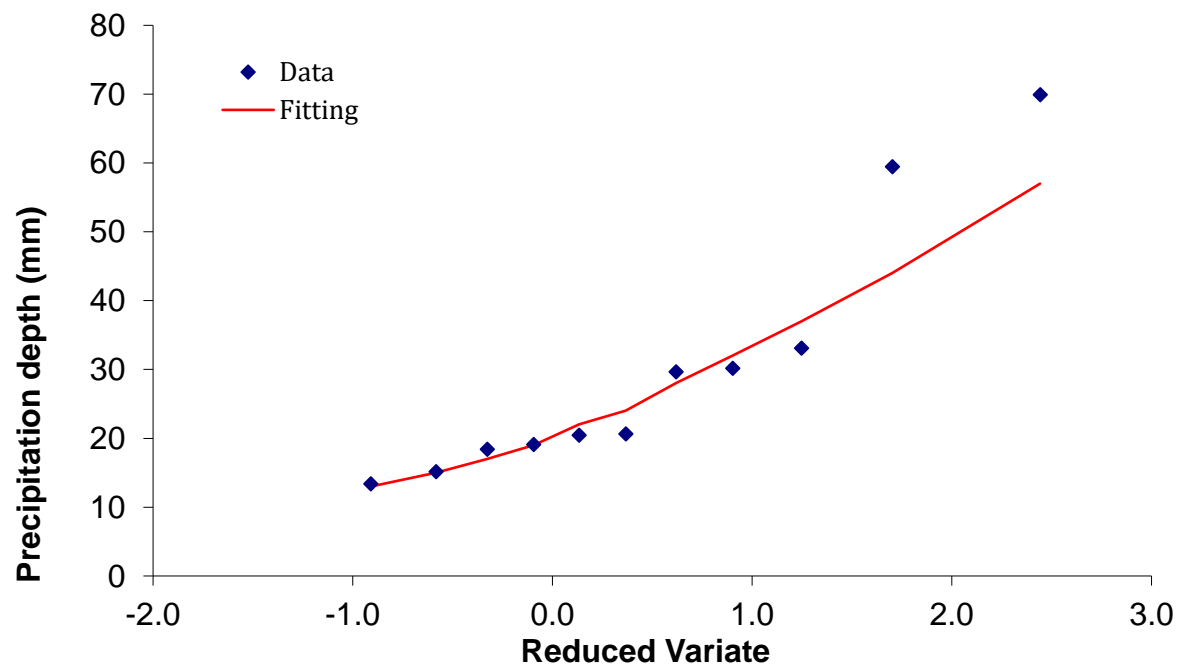
Año	Evento		Evento ordenado	Orden (m)	Periodo de retorno (años)	Probabilidad de ocurrencia	Variable reducida	Evento Calculado XT	Error Absoluto
2010	12.51		63.04	1	12.000	0.08	2.442	50.7	12.3
2011	16.37		40.36	2	6.000	0.17	1.702	40.9	0.5
2012	15.96		37.41	3	4.000	0.25	1.246	34.6	2.8
2013	11.29		36.09	4	3.000	0.33	0.903	29.8	6.3
2014	8.95		23.18	5	2.400	0.42	0.618	25.7	2.5
2015	23.18		16.37	6	2.000	0.50	0.367	22.1	5.7
2016	40.36		15.96	7	1.714	0.58	0.133	18.7	2.7
2017	36.09		12.51	8	1.500	0.67	-0.094	15.5	3.0
2018	10.57		11.29	9	1.333	0.75	-0.327	12.2	0.9
2019	37.41		10.57	10	1.200	0.83	-0.583	8.8	1.8
2020	63.04		8.95	11	1.091	0.92	-0.910	4.8	4.1
									42.8



Delmas

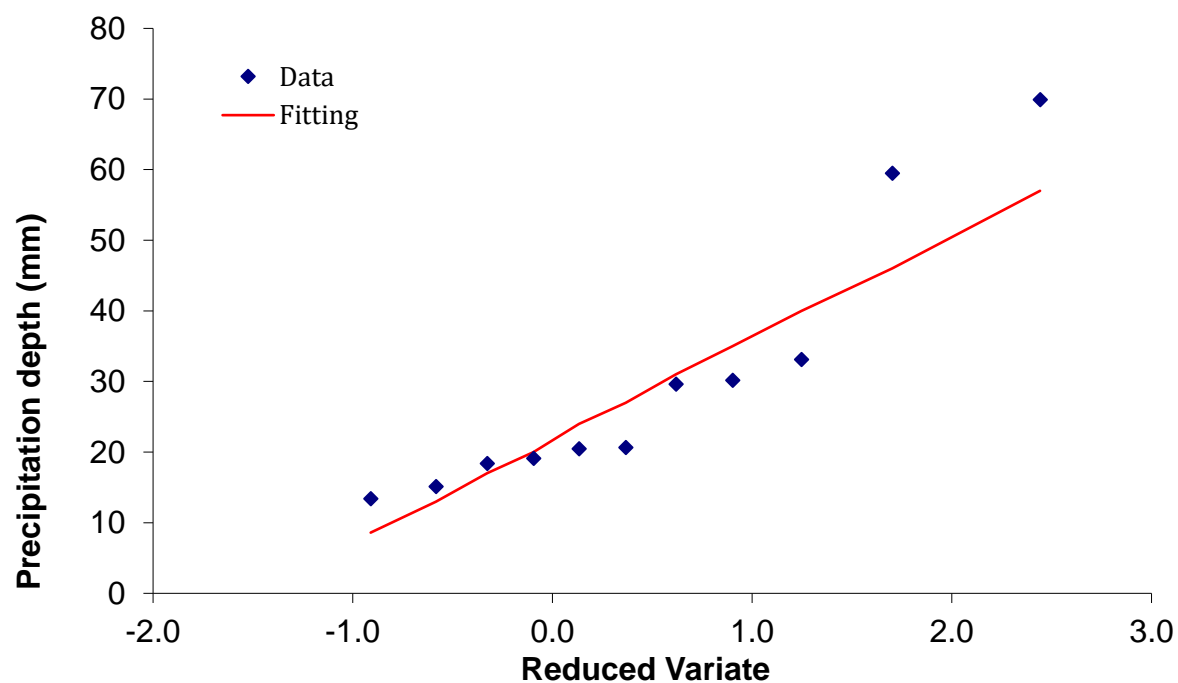
Exponencial

Año	Evento		Evento ordenado	Orden (m)	Periodo de retorno (años)	Probabilidad de ocurrencia	Variable reducida	Evento Calculado XT	Error Absoluto
2010	20.64		69.90	1	12.000	0.08	2.442	57.0	12.9
2011	30.14		59.47	2	6.000	0.17	1.702	44.0	15.5
2012	59.47		33.11	3	4.000	0.25	1.246	37.0	3.9
2013	19.11		30.14	4	3.000	0.33	0.903	32.0	1.9
2014	13.39		29.63	5	2.400	0.42	0.618	28.0	1.6
2015	18.39		20.64	6	2.000	0.50	0.367	24.0	3.4
2016	69.89		20.44	7	1.714	0.58	0.133	22.0	1.6
2017	15.12		19.11	8	1.500	0.67	-0.094	19.0	0.1
2018	20.44		18.39	9	1.333	0.75	-0.327	17.0	1.4
2019	29.63		15.12	10	1.200	0.83	-0.583	15.0	0.1
2020	33.11		13.39	11	1.091	0.92	-0.910	13.0	0.4
									42.7



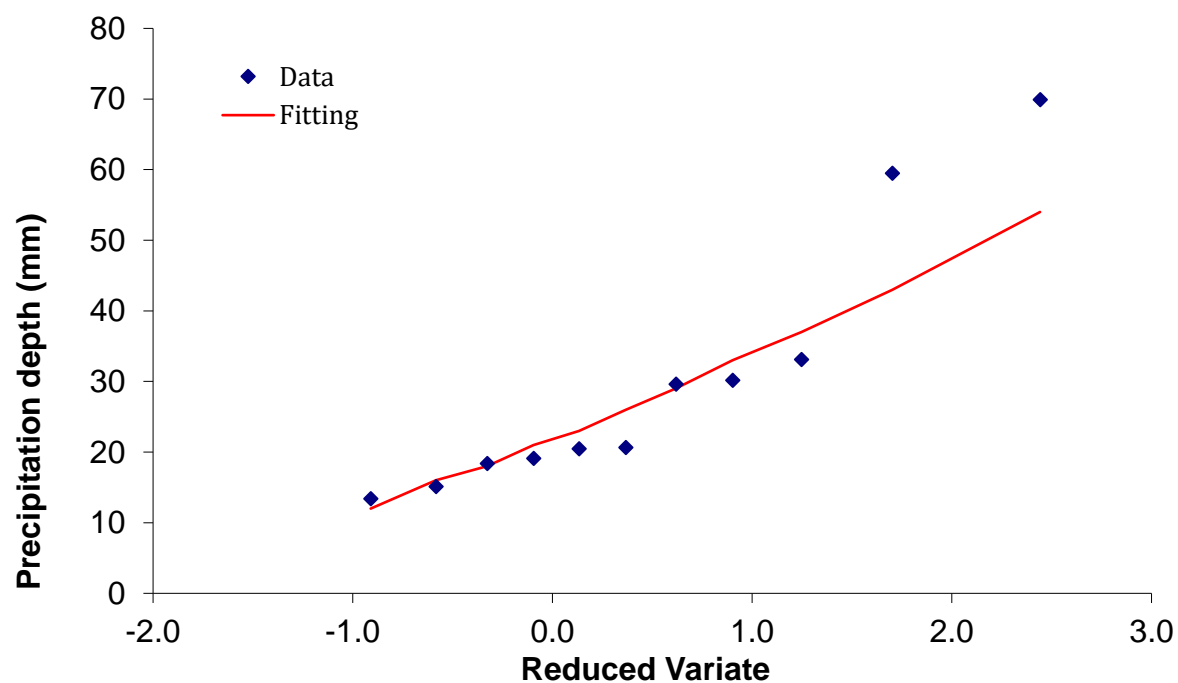
Gumbel

Año	Evento		Evento ordenado	Orden (m)	Periodo de retorno (años)	Probabilidad de ocurrencia	Variable reducida	Evento Calculado XT	Error Absoluto
2010	20.64		69.89	1	12.000	0.08	2.442	57.0	12.9
2011	30.14		59.47	2	6.000	0.17	1.702	46.0	13.5
2012	59.47		33.11	3	4.000	0.25	1.246	40.0	6.9
2013	19.11		30.14	4	3.000	0.33	0.903	35.0	4.9
2014	13.39		29.63	5	2.400	0.42	0.618	31.0	1.4
2015	18.39		20.64	6	2.000	0.50	0.367	27.0	6.4
2016	69.89		20.44	7	1.714	0.58	0.133	24.0	3.6
2017	15.12		19.11	8	1.500	0.67	-0.094	20.0	0.9
2018	20.44		18.39	9	1.333	0.75	-0.327	17.0	1.4
2019	29.63		15.12	10	1.200	0.83	-0.583	13.0	2.1
2020	33.11		13.39	11	1.091	0.92	-0.910	8.6	4.8
									58.6



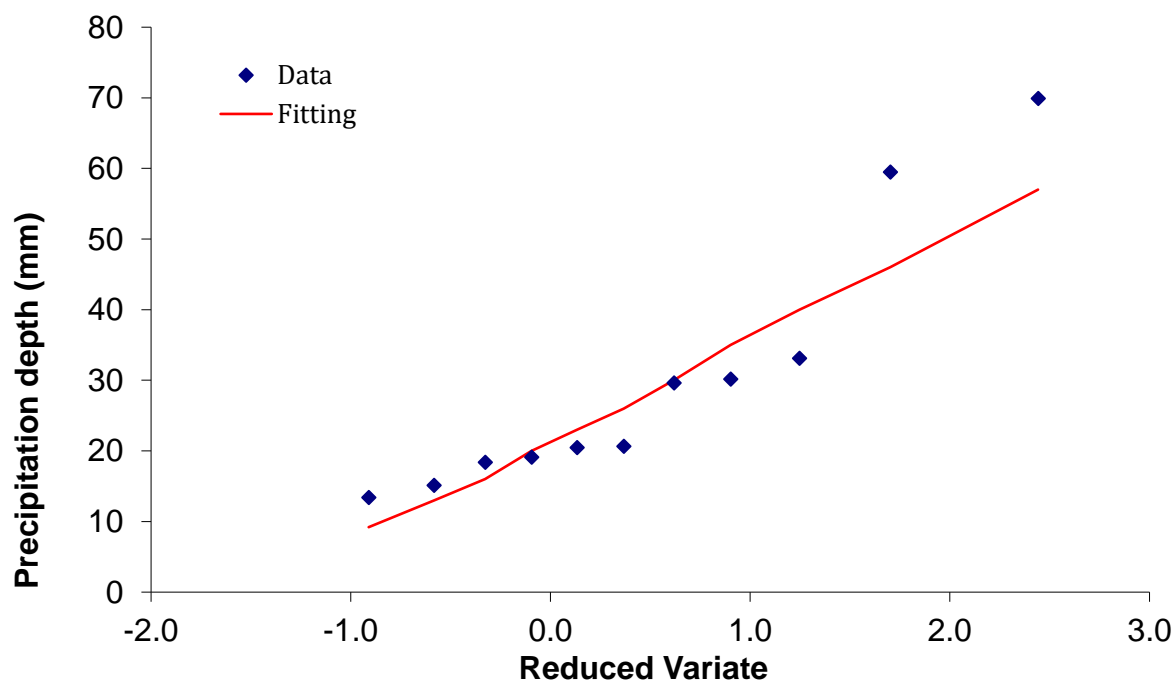
LogNormal

Año	Evento		Evento ordenado	Orden (m)	Periodo de retorno (años)	Probabilidad de ocurrencia	Variable reducida	Evento Calculado XT	Error Absoluto
2010	20.64		69.89	1	12.000	0.08	2.442	54.0	15.9
2011	30.14		59.47	2	6.000	0.17	1.702	43.0	16.5
2012	59.47		33.11	3	4.000	0.25	1.246	37.0	3.9
2013	19.11		30.14	4	3.000	0.33	0.903	33.0	2.9
2014	13.39		29.63	5	2.400	0.42	0.618	29.0	0.6
2015	18.39		20.64	6	2.000	0.50	0.367	26.0	5.4
2016	69.89		20.44	7	1.714	0.58	0.133	23.0	2.6
2017	15.12		19.11	8	1.500	0.67	-0.094	21.0	1.9
2018	20.44		18.39	9	1.333	0.75	-0.327	18.0	0.4
2019	29.63		15.12	10	1.200	0.83	-0.583	16.0	0.9
2020	33.11		13.39	11	1.091	0.92	-0.910	12.0	1.4
									52.2



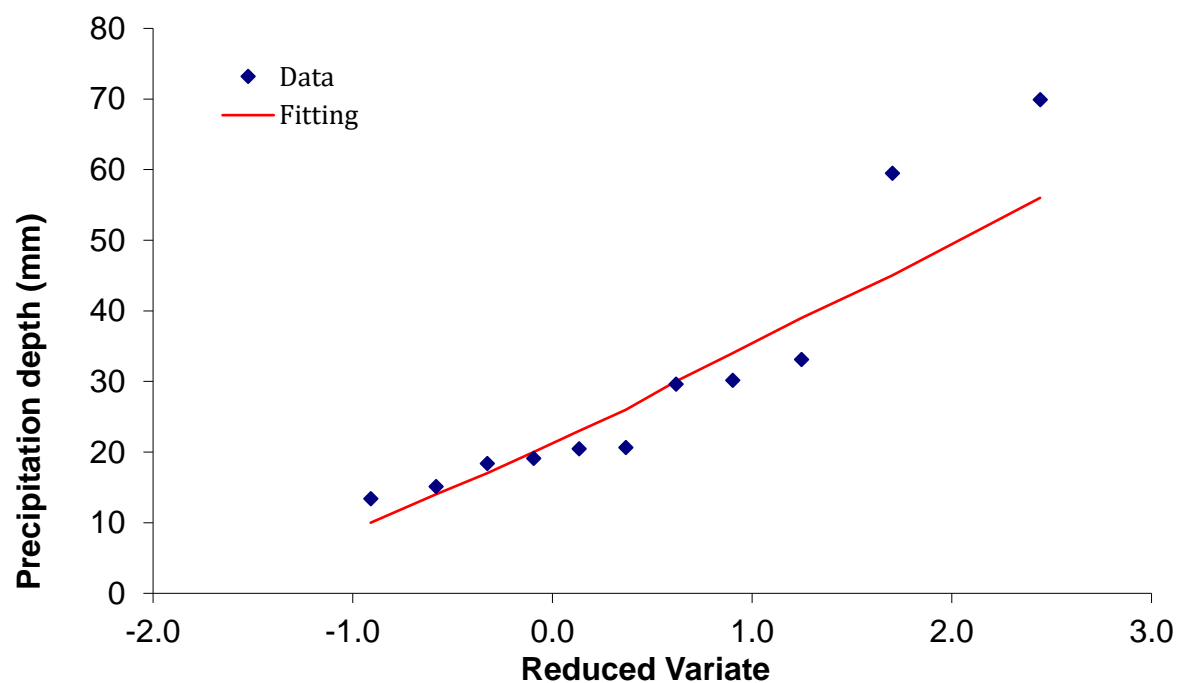
Gamma

Año	Evento		Evento ordenado	Orden (m)	Periodo de retorno (años)	Probabilidad de ocurrencia	Variable reducida	Evento Calculado XT	Error Absoluto
2010	20.64		69.89	1	12.000	0.08	2.442	57.0	12.9
2011	30.14		59.47	2	6.000	0.17	1.702	46.0	13.5
2012	59.47		33.11	3	4.000	0.25	1.246	40.0	6.9
2013	19.11		30.14	4	3.000	0.33	0.903	35.0	4.9
2014	13.39		29.63	5	2.400	0.42	0.618	30.0	0.4
2015	18.39		20.64	6	2.000	0.50	0.367	26.0	5.4
2016	69.89		20.44	7	1.714	0.58	0.133	23.0	2.6
2017	15.12		19.11	8	1.500	0.67	-0.094	20.0	0.9
2018	20.44		18.39	9	1.333	0.75	-0.327	16.0	2.4
2019	29.63		15.12	10	1.200	0.83	-0.583	13.0	2.1
2020	33.11		13.39	11	1.091	0.92	-0.910	9.2	4.2
									56.0



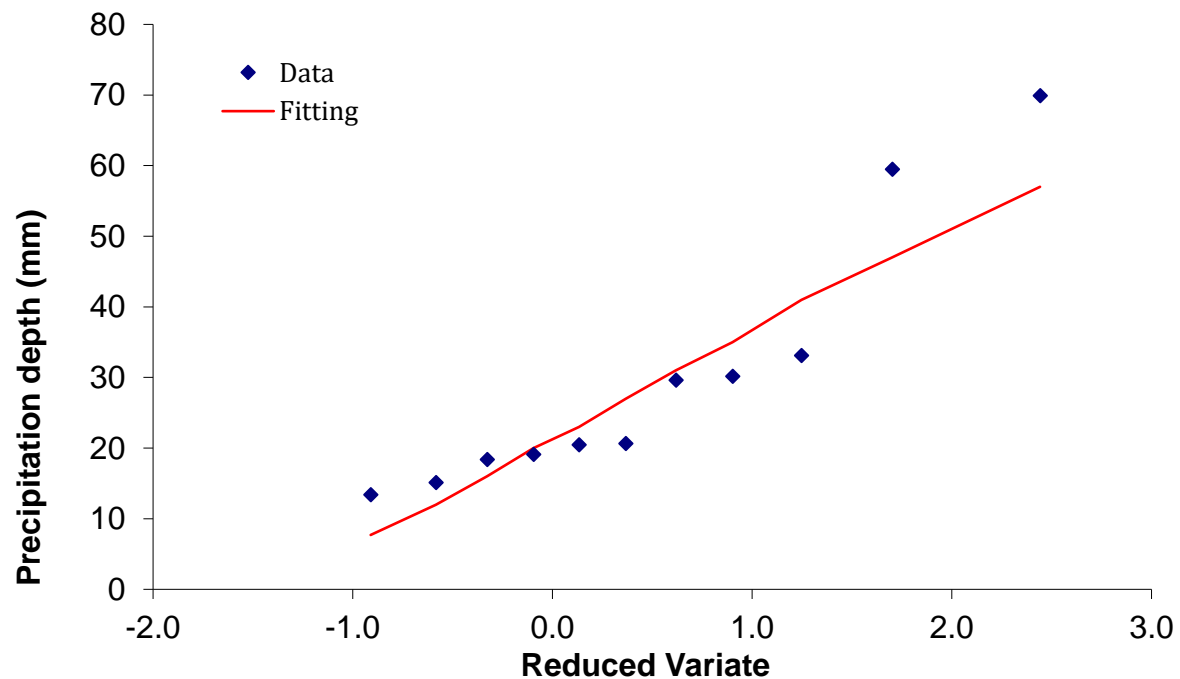
LogPearson

Año	Evento		Evento ordenado	Orden (m)	Periodo de retorno (años)	Probabilidad de ocurrencia	Variable reducida	Evento Calculado XT	Error Absoluto
2010	20.64		69.89	1	12.000	0.08	2.442	56.0	13.9
2011	30.14		59.47	2	6.000	0.17	1.702	45.0	14.5
2012	59.47		33.11	3	4.000	0.25	1.246	39.0	5.9
2013	19.11		30.14	4	3.000	0.33	0.903	34.0	3.9
2014	13.39		29.63	5	2.400	0.42	0.618	30.0	0.4
2015	18.39		20.64	6	2.000	0.50	0.367	26.0	5.4
2016	69.89		20.44	7	1.714	0.58	0.133	23.0	2.6
2017	15.12		19.11	8	1.500	0.67	-0.094	20.0	0.9
2018	20.44		18.39	9	1.333	0.75	-0.327	17.0	1.4
2019	29.63		15.12	10	1.200	0.83	-0.583	14.0	1.1
2020	33.11		13.39	11	1.091	0.92	-0.910	10.0	3.4
									53.2



Fuities

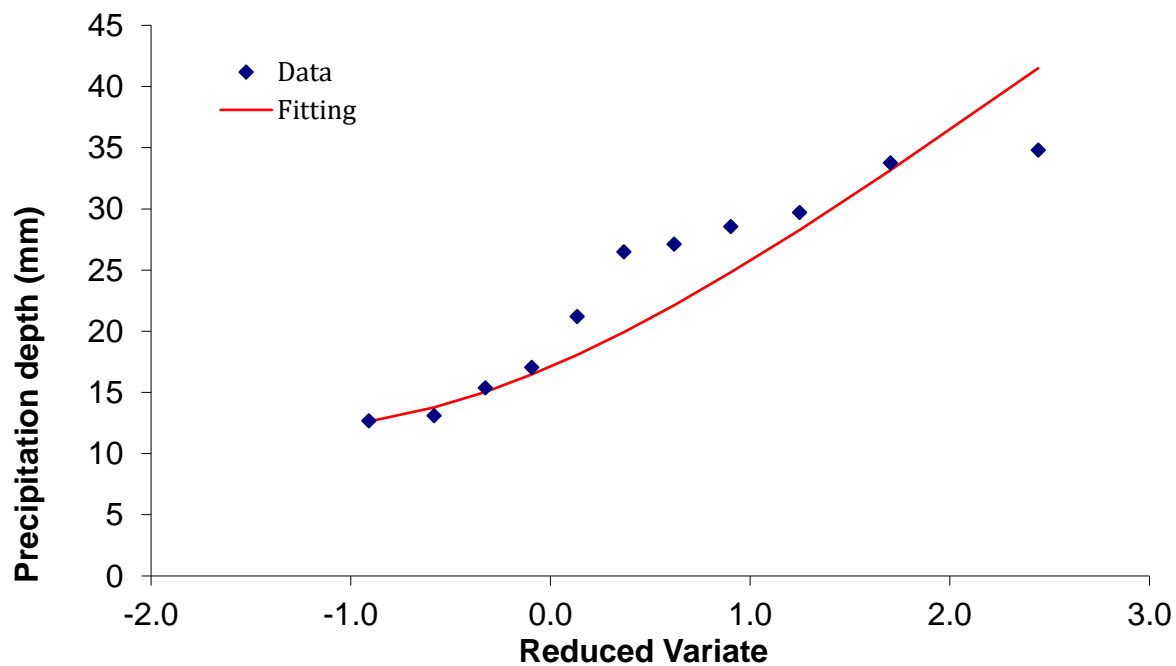
Año	Evento		Evento ordenado	Orden (m)	Periodo de retorno (años)	Probabilidad de ocurrencia	Variable reducida	Evento Calculado XT	Error Absoluto
2010	20.64		69.89	1	12.000	0.08	2.442	57.0	12.9
2011	30.14		59.47	2	6.000	0.17	1.702	47.0	12.5
2012	59.47		33.11	3	4.000	0.25	1.246	41.0	7.9
2013	19.11		30.14	4	3.000	0.33	0.903	35.0	4.9
2014	13.39		29.63	5	2.400	0.42	0.618	31.0	1.4
2015	18.39		20.64	6	2.000	0.50	0.367	27.0	6.4
2016	69.89		20.44	7	1.714	0.58	0.133	23.0	2.6
2017	15.12		19.11	8	1.500	0.67	-0.094	20.0	0.9
2018	20.44		18.39	9	1.333	0.75	-0.327	16.0	2.4
2019	29.63		15.12	10	1.200	0.83	-0.583	12.0	3.1
2020	33.11		13.39	11	1.091	0.92	-0.910	7.7	5.7
									60.5



Dessalines

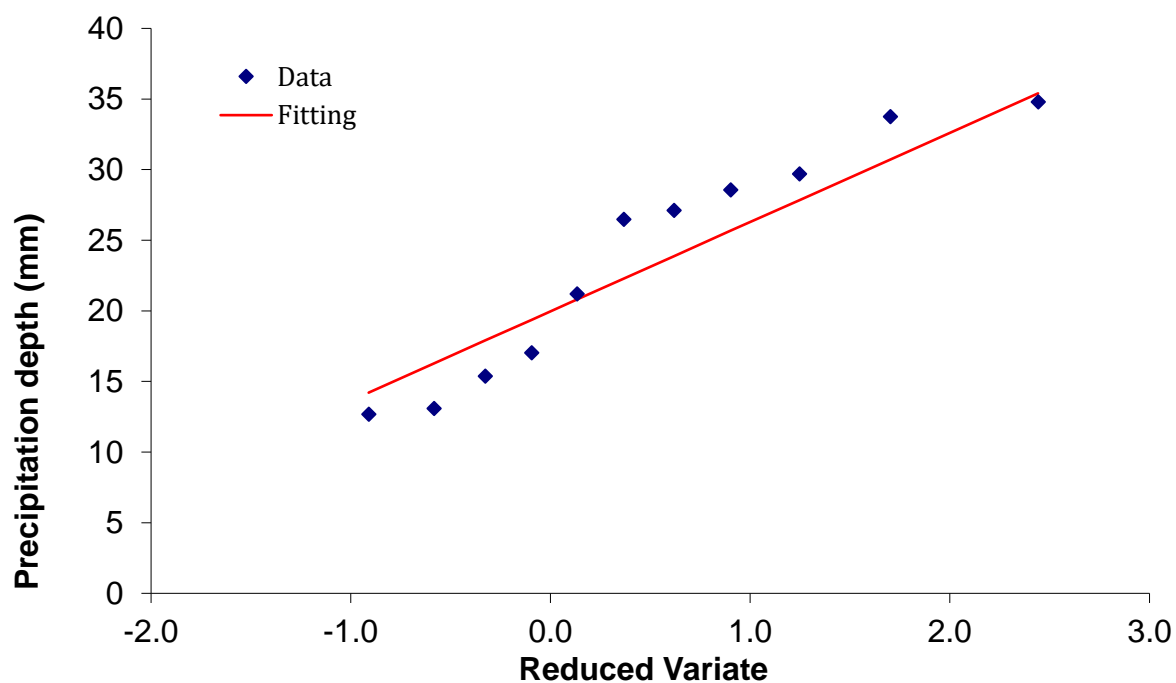
Exponencial

Año	Evento		Evento ordenado	Orden (m)	Periodo de retorno (años)	Probabilidad de ocurrencia	Variable reducida	Evento Calculado XT	Error Absoluto
2010	27.11		34.79	1	12.000	0.08	2.442	41.5	6.7
2011	13.09		33.75	2	6.000	0.17	1.702	33.1	0.6
2012	28.56		29.70	3	4.000	0.25	1.246	28.3	1.4
2013	15.37		28.56	4	3.000	0.33	0.903	24.8	3.8
2014	12.67		27.11	5	2.400	0.42	0.618	22.1	5.0
2015	17.03		26.48	6	2.000	0.50	0.367	19.9	6.6
2016	21.19		21.19	7	1.714	0.58	0.133	18.1	3.1
2017	33.75		17.03	8	1.500	0.67	-0.094	16.5	0.6
2018	26.48		15.37	9	1.333	0.75	-0.327	15.0	0.3
2019	34.79		13.09	10	1.200	0.83	-0.583	13.8	0.7
2020	29.70		12.67	11	1.091	0.92	-0.910	12.6	0.1
									28.8



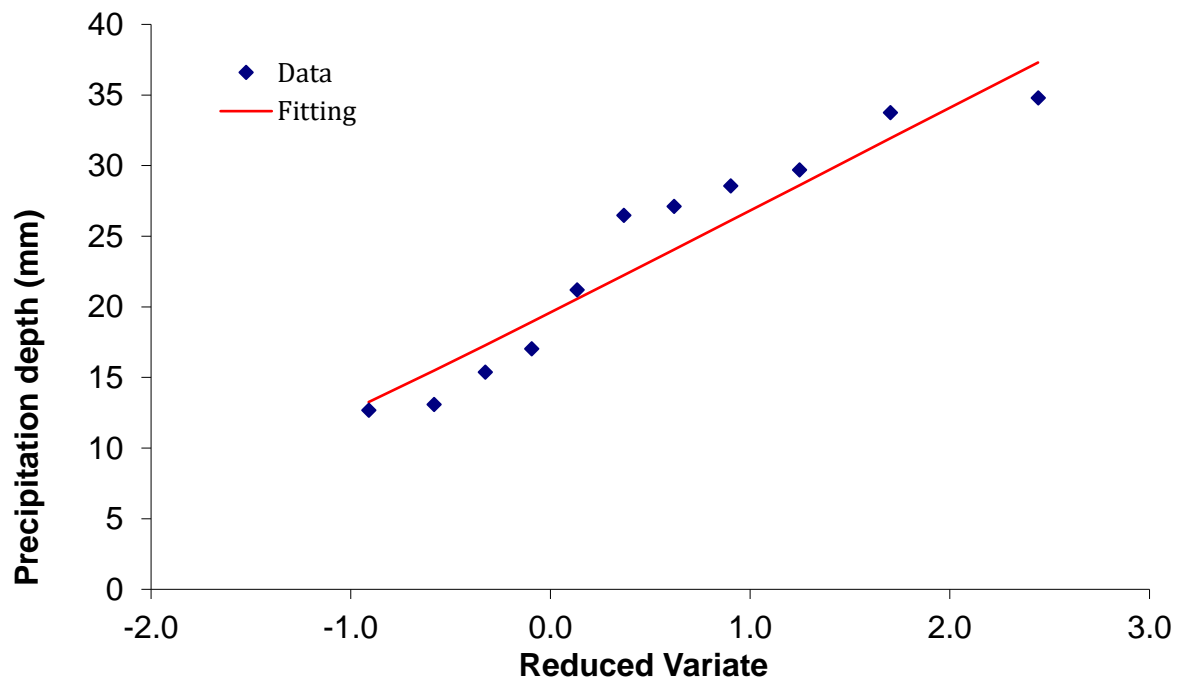
Gumbel

Año	Evento		Evento ordenado	Orden (m)	Periodo de retorno (años)	Probabilidad de ocurrencia	Variable reducida	Evento Calculado XT	Error Absoluto
2010	27.11		34.79	1	12.000	0.08	2.442	35.4	0.6
2011	13.09		33.75	2	6.000	0.17	1.702	30.7	3.0
2012	28.56		29.7	3	4.000	0.25	1.246	27.8	1.9
2013	15.37		28.56	4	3.000	0.33	0.903	25.7	2.9
2014	12.67		27.11	5	2.400	0.42	0.618	23.9	3.2
2015	17.03		26.48	6	2.000	0.50	0.367	22.3	4.2
2016	21.19		21.19	7	1.714	0.58	0.133	20.8	0.4
2017	33.75		17.03	8	1.500	0.67	-0.094	19.4	2.3
2018	26.48		15.37	9	1.333	0.75	-0.327	17.9	2.5
2019	34.79		13.09	10	1.200	0.83	-0.583	16.3	3.2
2020	29.7		12.67	11	1.091	0.92	-0.910	14.2	1.5
									25.8



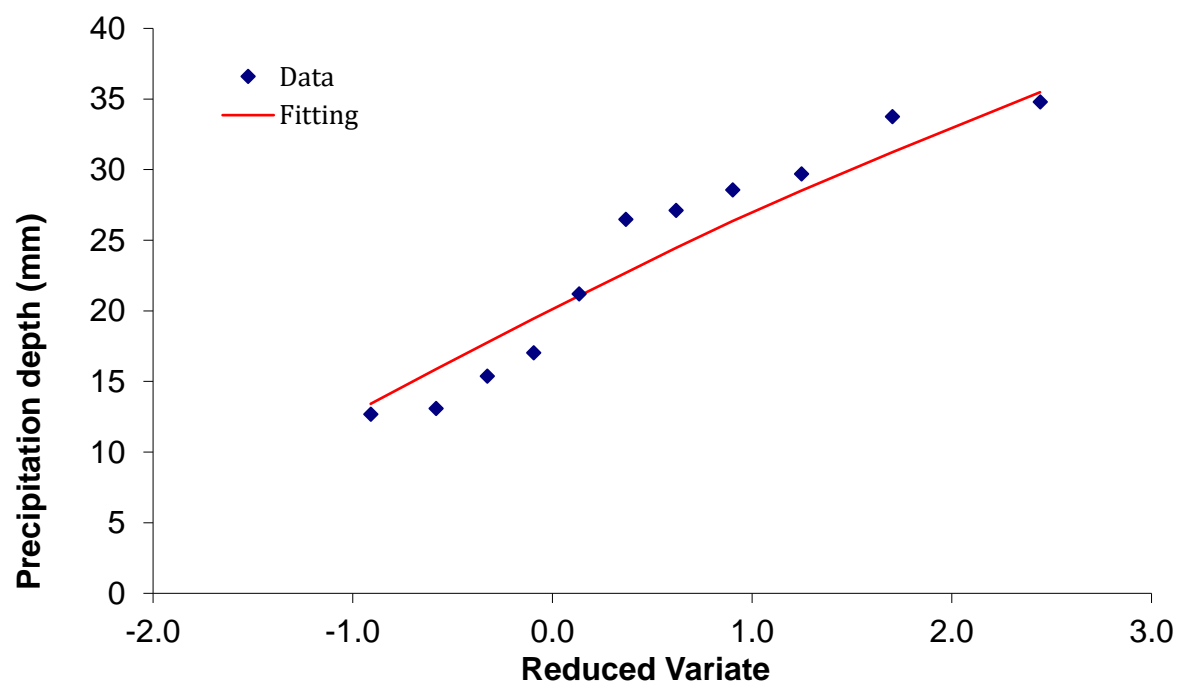
LogNormal

Año	Evento		Evento ordenado	Orden (m)	Periodo de retorno (años)	Probabilidad de ocurrencia	Variable reducida	Evento Calculado XT	Error Absoluto
2010	27.11		34.79	1	12.000	0.08	2.442	37.3	2.5
2011	13.09		33.75	2	6.000	0.17	1.702	31.9	1.8
2012	28.56		29.7	3	4.000	0.25	1.246	28.6	1.1
2013	15.37		28.56	4	3.000	0.33	0.903	26.1	2.4
2014	12.67		27.11	5	2.400	0.42	0.618	24.1	3.1
2015	17.03		26.48	6	2.000	0.50	0.367	22.2	4.2
2016	21.19		21.19	7	1.714	0.58	0.133	20.6	0.6
2017	33.75		17.03	8	1.500	0.67	-0.094	18.9	1.9
2018	26.48		15.37	9	1.333	0.75	-0.327	17.3	1.9
2019	34.79		13.09	10	1.200	0.83	-0.583	15.5	2.4
2020	29.7		12.67	11	1.091	0.92	-0.910	13.3	0.6
									22.6



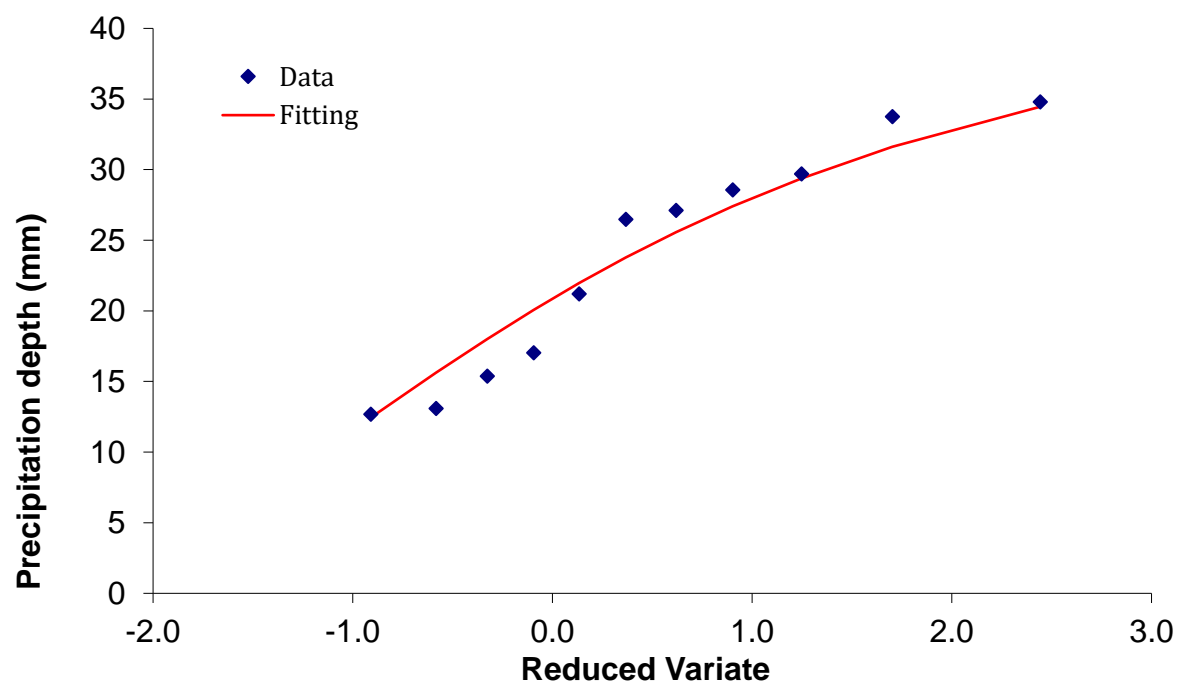
Gamma

Año	Evento		Evento ordenado	Orden (m)	Periodo de retorno (años)	Probabilidad de ocurrencia	Variable reducida	Evento Calculado XT	Error Absoluto
2010	27.11		34.79	1	12.000	0.08	2.442	35.5	0.7
2011	13.09		33.75	2	6.000	0.17	1.702	31.2	2.5
2012	28.56		29.7	3	4.000	0.25	1.246	28.5	1.2
2013	15.37		28.56	4	3.000	0.33	0.903	26.4	2.2
2014	12.67		27.11	5	2.400	0.42	0.618	24.5	2.7
2015	17.03		26.48	6	2.000	0.50	0.367	22.7	3.8
2016	21.19		21.19	7	1.714	0.58	0.133	21.1	0.1
2017	33.75		17.03	8	1.500	0.67	-0.094	19.5	2.4
2018	26.48		15.37	9	1.333	0.75	-0.327	17.8	2.4
2019	34.79		13.09	10	1.200	0.83	-0.583	15.9	2.8
2020	29.7		12.67	11	1.091	0.92	-0.910	13.4	0.8
									21.5



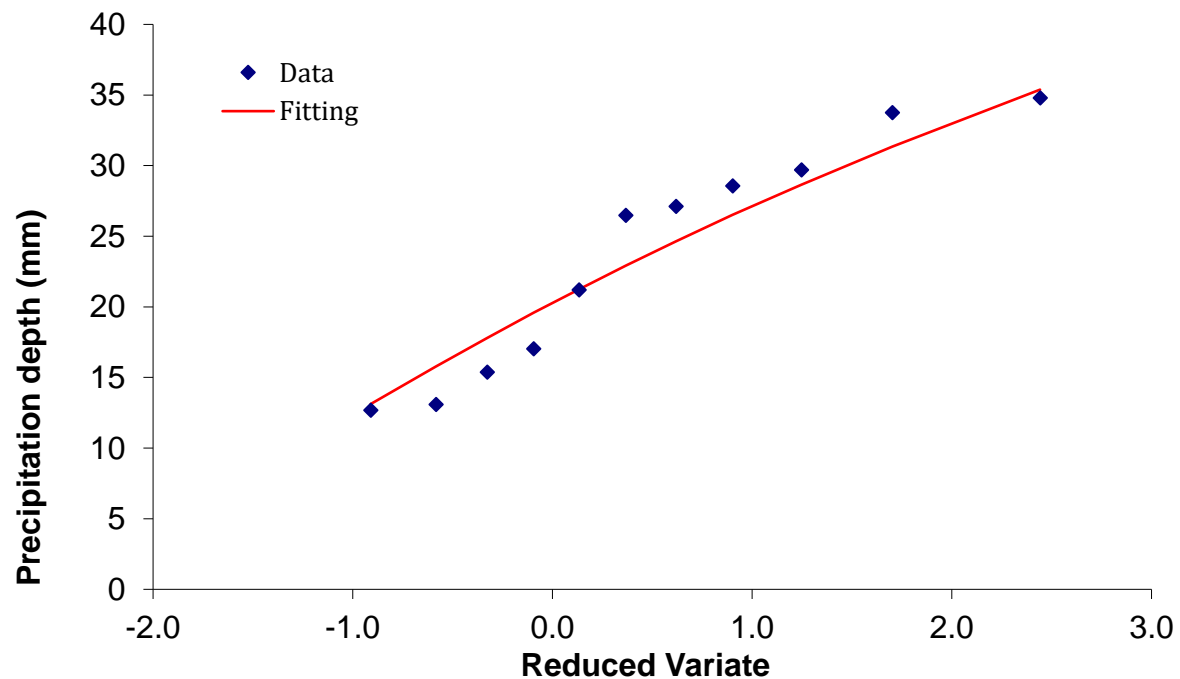
LogPearson

Año	Evento		Evento ordenado	Orden (m)	Periodo de retorno (años)	Probabilidad de ocurrencia	Variable reducida	Evento Calculado XT	Error Absoluto
2010	27.11		34.79	1	12.000	0.08	2.442	34.5	0.3
2011	13.09		33.75	2	6.000	0.17	1.702	31.6	2.1
2012	28.56		29.7	3	4.000	0.25	1.246	29.4	0.3
2013	15.37		28.56	4	3.000	0.33	0.903	27.4	1.2
2014	12.67		27.11	5	2.400	0.42	0.618	25.6	1.5
2015	17.03		26.48	6	2.000	0.50	0.367	23.8	2.7
2016	21.19		21.19	7	1.714	0.58	0.133	22.0	0.8
2017	33.75		17.03	8	1.500	0.67	-0.094	20.1	3.0
2018	26.48		15.37	9	1.333	0.75	-0.327	18.0	2.6
2019	34.79		13.09	10	1.200	0.83	-0.583	15.6	2.5
2020	29.7		12.67	11	1.091	0.92	-0.910	12.4	0.2
									17.4



Fuities

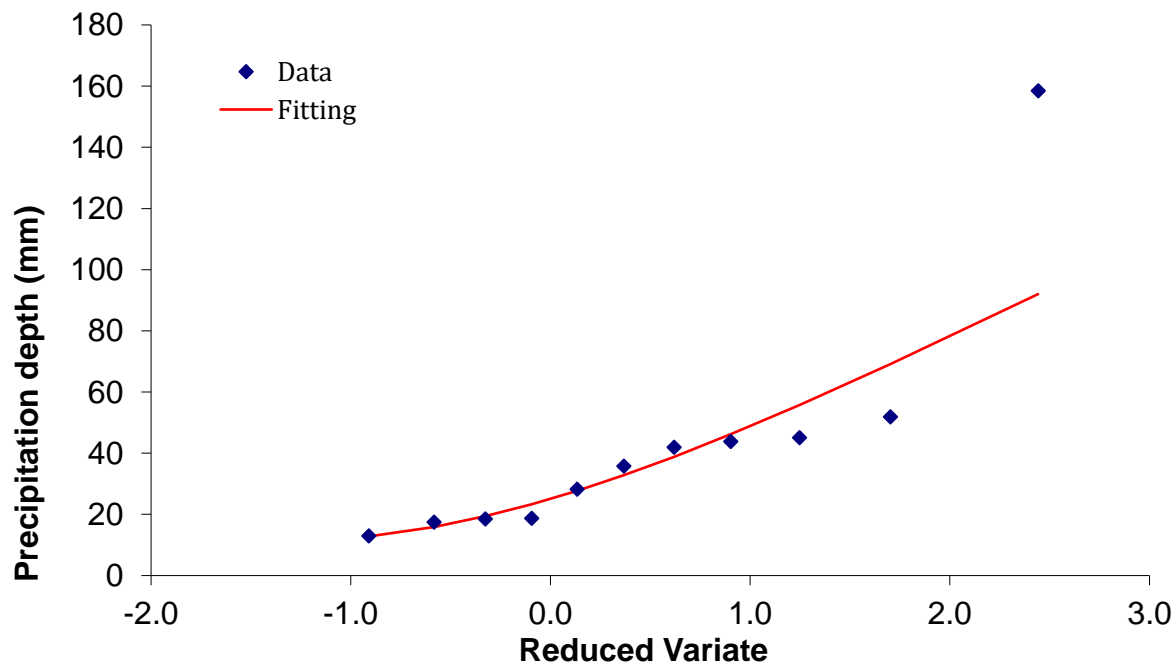
Año	Evento		Evento ordenado	Orden (m)	Periodo de retorno (años)	Probabilidad de ocurrencia	Variable reducida	Evento Calculado XT	Error Absoluto
2010	27.11		34.79	1	12.000	0.08	2.442	35.4	0.6
2011	13.09		33.75	2	6.000	0.17	1.702	31.4	2.4
2012	28.56		29.7	3	4.000	0.25	1.246	28.7	1.0
2013	15.37		28.56	4	3.000	0.33	0.903	26.5	2.1
2014	12.67		27.11	5	2.400	0.42	0.618	24.6	2.5
2015	17.03		26.48	6	2.000	0.50	0.367	22.9	3.6
2016	21.19		21.19	7	1.714	0.58	0.133	21.3	0.1
2017	33.75		17.03	8	1.500	0.67	-0.094	19.6	2.6
2018	26.48		15.37	9	1.333	0.75	-0.327	17.8	2.4
2019	34.79		13.09	10	1.200	0.83	-0.583	15.8	2.7
2020	29.7		12.67	11	1.091	0.92	-0.910	13.1	0.4
									20.3



FOND DES NEGRES

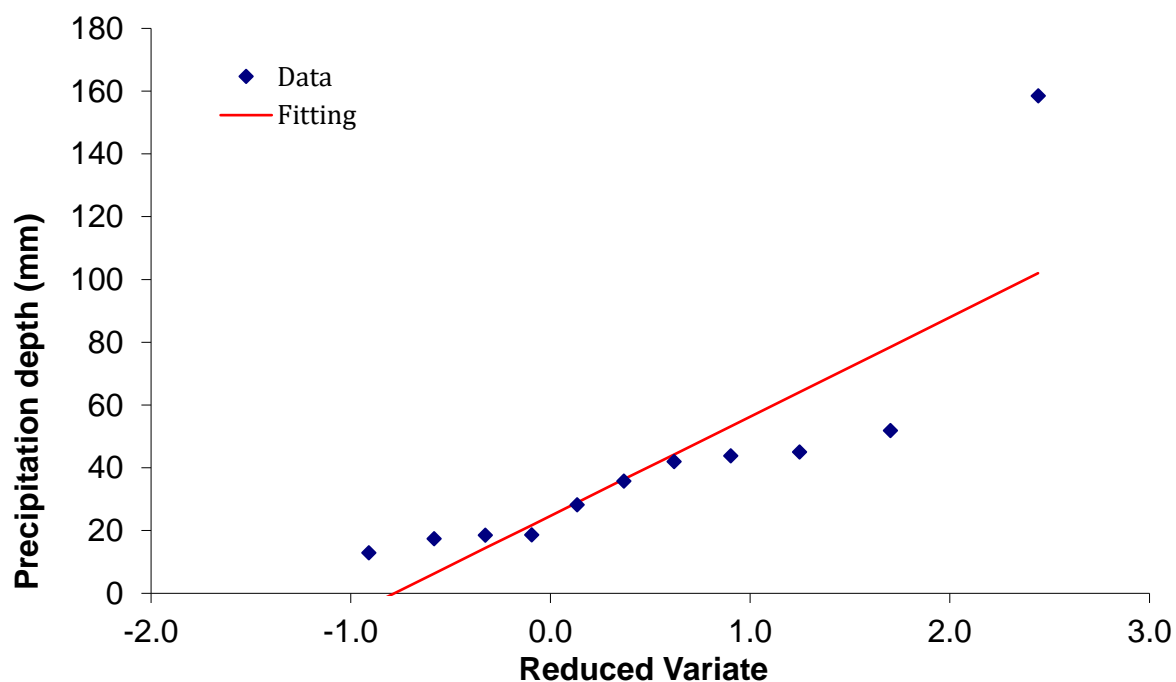
Exponencial

Año	Evento		Evento ordenado	Orden (m)	Periodo de retorno (años)	Probabilidad de ocurrencia	Variable reducida	Evento Calculado XT	Error Absoluto
2010	43.79		158.46	1	12.000	0.08	2.442	92.0	66.5
2011	28.21		51.84	2	6.000	0.17	1.702	69.1	17.3
2012	45.01		45.01	3	4.000	0.25	1.246	55.7	10.7
2013	18.53		43.79	4	3.000	0.33	0.903	46.2	2.4
2014	12.93		41.96	5	2.400	0.42	0.618	38.8	3.2
2015	17.41		35.75	6	2.000	0.50	0.367	32.8	3.0
2016	158.46		28.21	7	1.714	0.58	0.133	27.7	0.5
2017	35.75		18.64	8	1.500	0.67	-0.094	23.3	4.7
2018	18.64		18.53	9	1.333	0.75	-0.327	19.4	0.9
2019	41.96		17.41	10	1.200	0.83	-0.583	15.9	1.5
2020	51.84		12.93	11	1.091	0.92	-0.910	12.8	0.1
									110.6



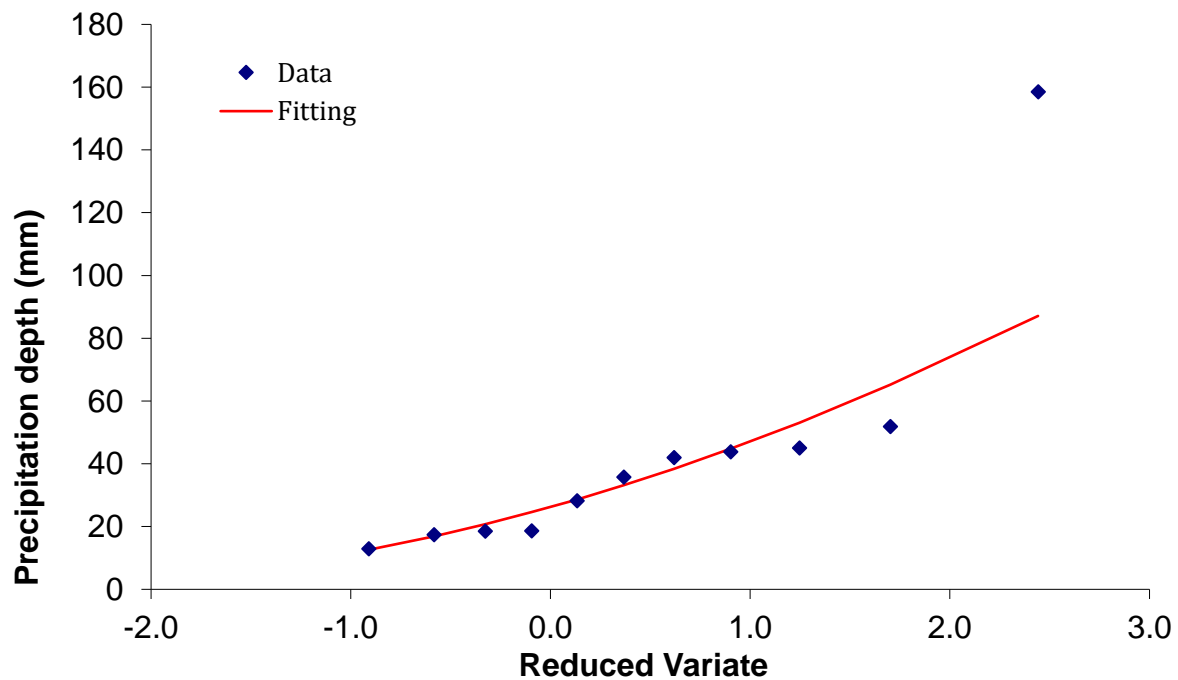
Gumbel

Año	Evento		Evento ordenado	Orden (m)	Periodo de retorno (años)	Probabilidad de ocurrencia	Variable reducida	Evento Calculado XT	Error Absoluto
2010	43.79		158.46	1	12.000	0.08	2.442	102.0	56.5
2011	28.21		51.84	2	6.000	0.17	1.702	78.5	26.7
2012	45.01		45.01	3	4.000	0.25	1.246	64.1	19.1
2013	18.53		43.79	4	3.000	0.33	0.903	53.2	9.4
2014	12.93		41.96	5	2.400	0.42	0.618	44.2	2.2
2015	17.41		35.75	6	2.000	0.50	0.367	36.3	0.5
2016	158.46		28.21	7	1.714	0.58	0.133	28.9	0.7
2017	35.75		18.64	8	1.500	0.67	-0.094	21.7	3.1
2018	18.64		18.53	9	1.333	0.75	-0.327	14.4	4.1
2019	41.96		17.41	10	1.200	0.83	-0.583	6.3	11.1
2020	51.84		12.93	11	1.091	0.92	-0.910	-4.1	17.0
									150.4



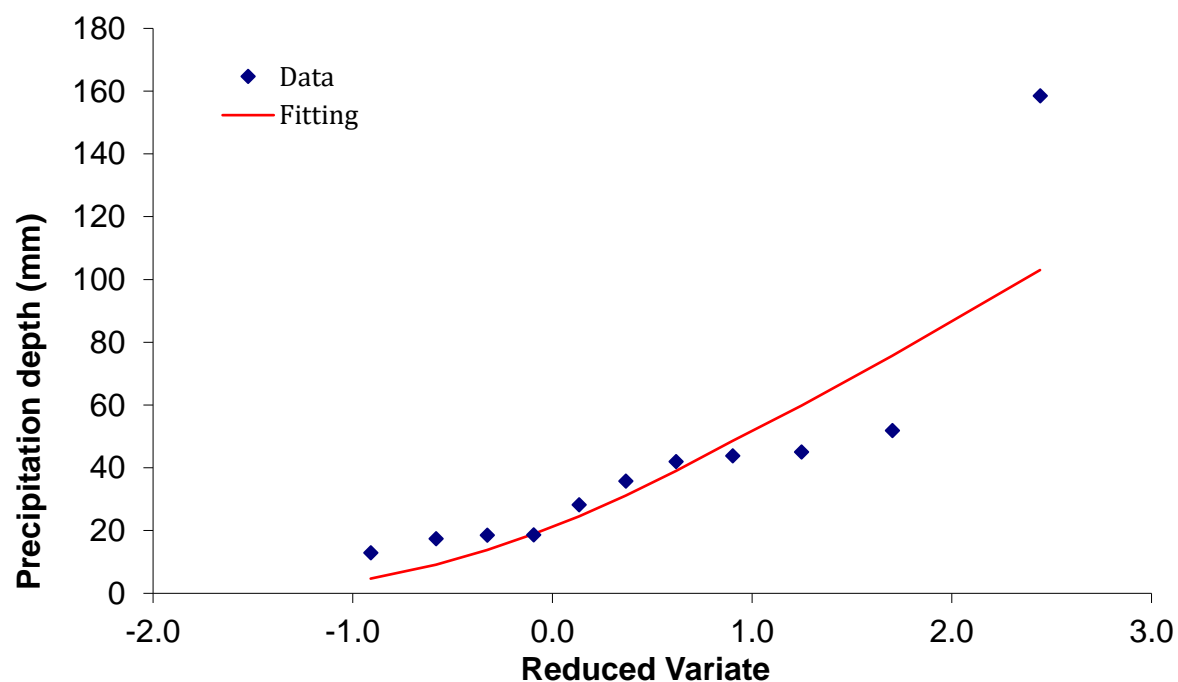
LogNormal

Año	Evento		Evento ordenado	Orden (m)	Periodo de retorno (años)	Probabilidad de ocurrencia	Variable reducida	Evento Calculado XT	Error Absoluto
2010	43.79		158.46	1	12.000	0.08	2.442	87.1	71.4
2011	28.21		51.84	2	6.000	0.17	1.702	65.2	13.4
2012	45.01		45.01	3	4.000	0.25	1.246	53.1	8.1
2013	18.53		43.79	4	3.000	0.33	0.903	44.8	1.0
2014	12.93		41.96	5	2.400	0.42	0.618	38.4	3.6
2015	17.41		35.75	6	2.000	0.50	0.367	33.2	2.6
2016	158.46		28.21	7	1.714	0.58	0.133	28.6	0.4
2017	35.75		18.64	8	1.500	0.67	-0.094	24.6	6.0
2018	18.64		18.53	9	1.333	0.75	-0.327	20.7	2.2
2019	41.96		17.41	10	1.200	0.83	-0.583	16.9	0.5
2020	51.84		12.93	11	1.091	0.92	-0.910	12.6	0.3
									109.3



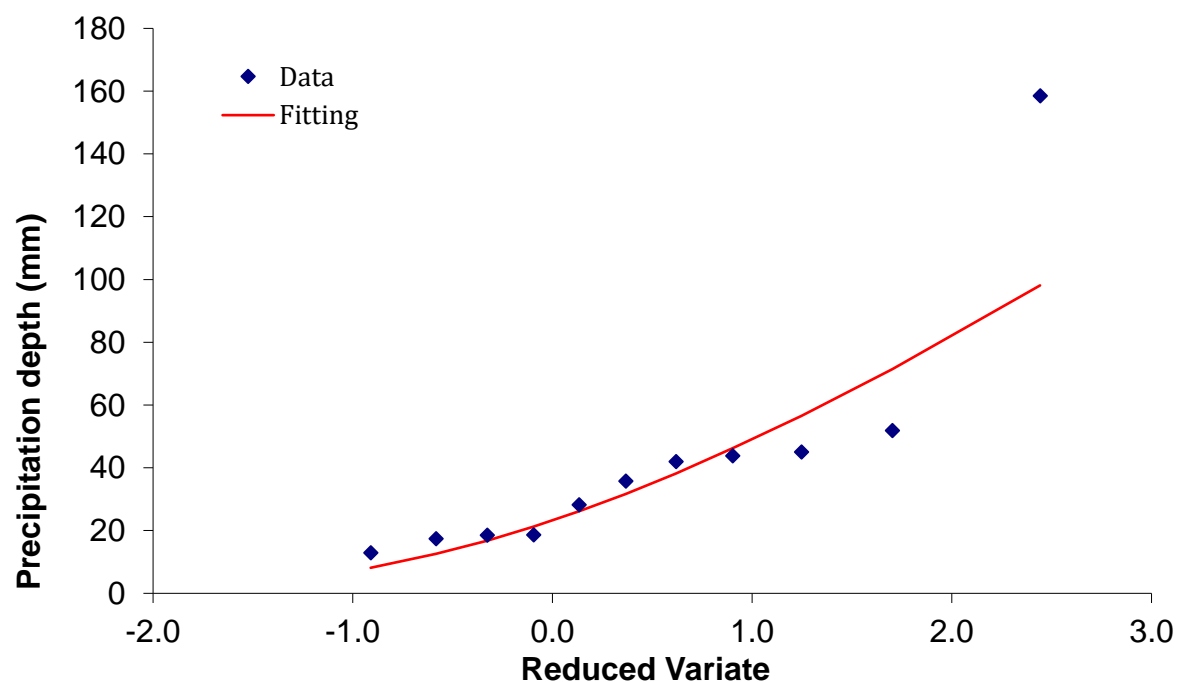
Gamma

Año	Evento		Evento ordenado	Orden (m)	Periodo de retorno (años)	Probabilidad de ocurrencia	Variable reducida	Evento Calculado XT	Error Absoluto
2010	43.79		158.46	1	12.000	0.08	2.442	103.0	55.5
2011	28.21		51.84	2	6.000	0.17	1.702	75.7	23.9
2012	45.01		45.01	3	4.000	0.25	1.246	59.8	14.8
2013	18.53		43.79	4	3.000	0.33	0.903	48.6	4.8
2014	12.93		41.96	5	2.400	0.42	0.618	39.0	3.0
2015	17.41		35.75	6	2.000	0.50	0.367	31.1	4.7
2016	158.46		28.21	7	1.714	0.58	0.133	24.5	3.7
2017	35.75		18.64	8	1.500	0.67	-0.094	18.9	0.3
2018	18.64		18.53	9	1.333	0.75	-0.327	13.8	4.7
2019	41.96		17.41	10	1.200	0.83	-0.583	9.1	8.3
2020	51.84		12.93	11	1.091	0.92	-0.910	4.7	8.2
									131.7



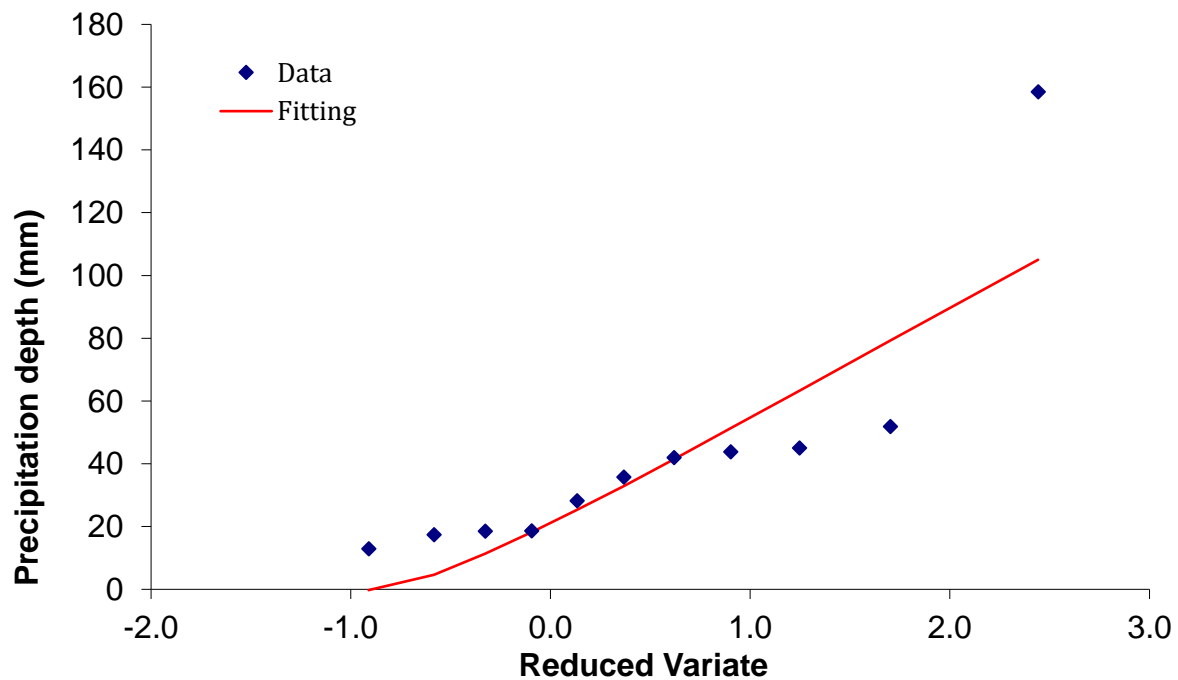
Log Pearson

Año	Evento		Evento ordenado	Orden (m)	Periodo de retorno (años)	Probabilidad de ocurrencia	Variable reducida	Evento Calculado XT	Error Absoluto
2010	43.79		158.46	1	12.000	0.08	2.442	98.1	60.4
2011	28.21		51.84	2	6.000	0.17	1.702	71.4	19.6
2012	45.01		45.01	3	4.000	0.25	1.246	56.5	11.5
2013	18.53		43.79	4	3.000	0.33	0.903	46.2	2.4
2014	12.93		41.96	5	2.400	0.42	0.618	38.2	3.8
2015	17.41		35.75	6	2.000	0.50	0.367	31.6	4.2
2016	158.46		28.21	7	1.714	0.58	0.133	26.1	2.1
2017	35.75		18.64	8	1.500	0.67	-0.094	21.3	2.7
2018	18.64		18.53	9	1.333	0.75	-0.327	16.8	1.7
2019	41.96		17.41	10	1.200	0.83	-0.583	12.6	4.8
2020	51.84		12.93	11	1.091	0.92	-0.910	8.1	4.8
									117.8



Fuities

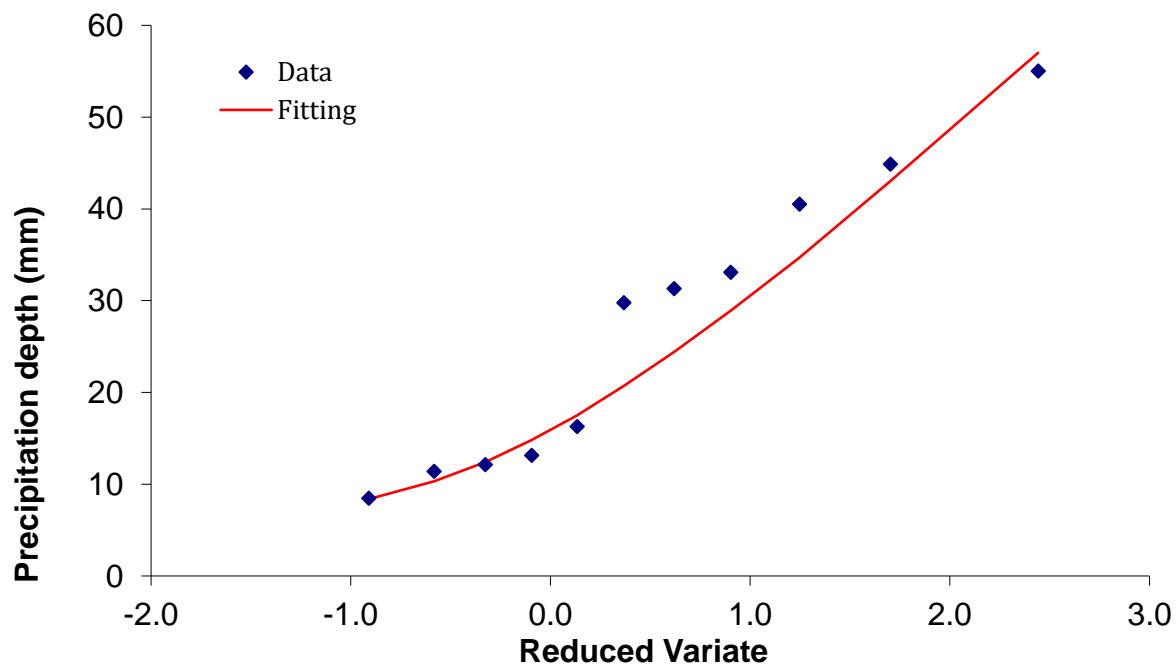
Año	Evento		Evento ordenado	Orden (m)	Periodo de retorno (años)	Probabilidad de ocurrencia	Variable reducida	Evento Calculado XT	Error Absoluto
2010	43.79		158.46	1	12.000	0.08	2.442	105.0	53.5
2011	28.21		51.84	2	6.000	0.17	1.702	79.3	27.5
2012	45.01		45.01	3	4.000	0.25	1.246	63.3	18.3
2013	18.53		43.79	4	3.000	0.33	0.903	51.3	7.5
2014	12.93		41.96	5	2.400	0.42	0.618	41.4	0.6
2015	17.41		35.75	6	2.000	0.50	0.367	32.9	2.9
2016	158.46		28.21	7	1.714	0.58	0.133	25.3	2.9
2017	35.75		18.64	8	1.500	0.67	-0.094	18.2	0.4
2018	18.64		18.53	9	1.333	0.75	-0.327	11.4	7.1
2019	41.96		17.41	10	1.200	0.83	-0.583	4.6	12.8
2020	51.84		12.93	11	1.091	0.92	-0.910	-0.2	13.2
									146.6



Jacmel

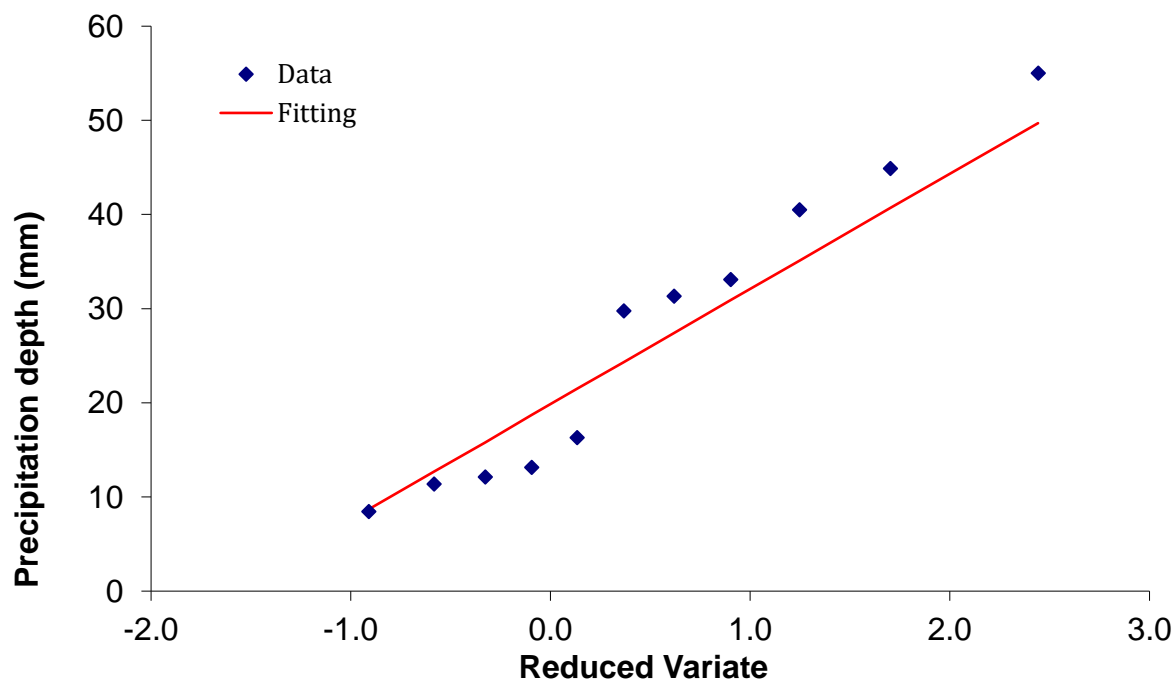
Exponencial

Año	Evento		Evento ordenado	Orden (m)	Periodo de retorno (años)	Probabilidad de ocurrencia	Variable reducida	Evento Calculado XT	Error Absoluto
2010	31.31		55.01	1	12.000	0.08	2.442	57.0	2.0
2011	44.88		44.88	2	6.000	0.17	1.702	43.0	1.9
2012	55.01		40.50	3	4.000	0.25	1.246	34.7	5.8
2013	13.15		33.09	4	3.000	0.33	0.903	28.9	4.2
2014	12.11		31.31	5	2.400	0.42	0.618	24.4	6.9
2015	16.28		29.75	6	2.000	0.50	0.367	20.7	9.1
2016	29.75		16.28	7	1.714	0.58	0.133	17.5	1.2
2017	8.45		13.15	8	1.500	0.67	-0.094	14.8	1.7
2018	11.38		12.11	9	1.333	0.75	-0.327	12.4	0.3
2019	33.09		11.38	10	1.200	0.83	-0.583	10.3	1.1
2020	40.50		8.45	11	1.091	0.92	-0.910	8.4	0.1
									34.1



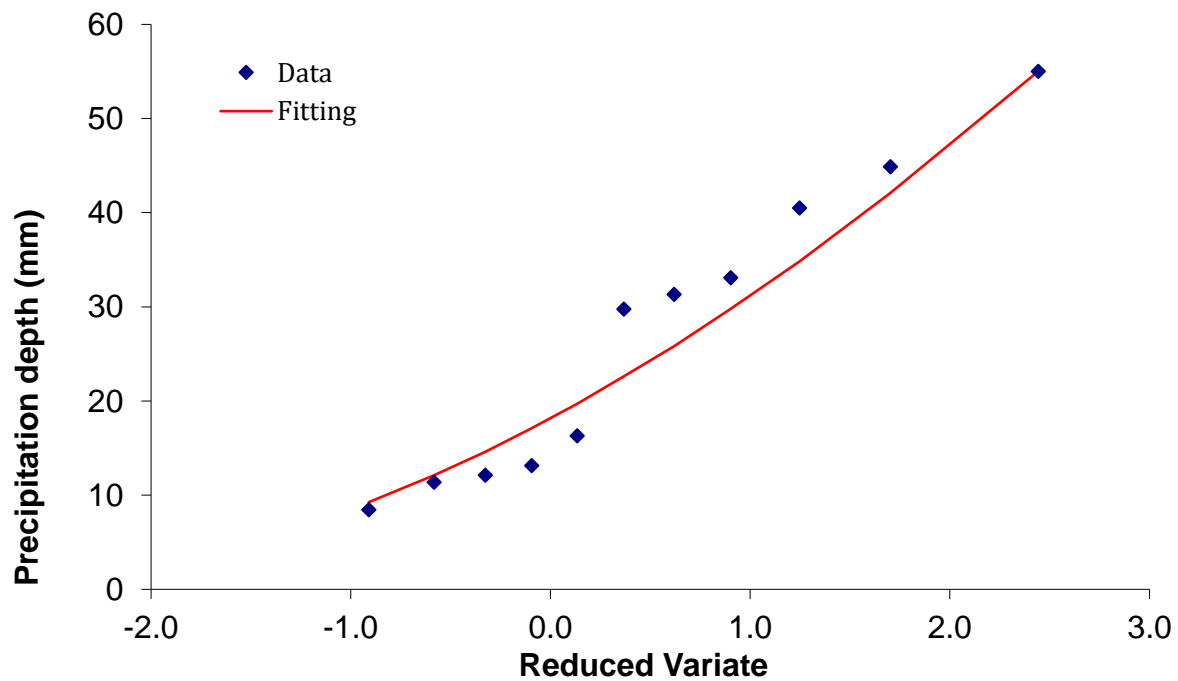
Gumbel

Año	Evento		Evento ordenado	Orden (m)	Periodo de retorno (años)	Probabilidad de ocurrencia	Variable reducida	Evento Calculado XT	Error Absoluto
2010	31.31		55.01	1	12.000	0.08	2.442	49.7	5.3
2011	44.88		44.88	2	6.000	0.17	1.702	40.7	4.2
2012	55.01		40.5	3	4.000	0.25	1.246	35.1	5.4
2013	13.15		33.09	4	3.000	0.33	0.903	30.9	2.2
2014	12.11		31.31	5	2.400	0.42	0.618	27.4	3.9
2015	16.28		29.75	6	2.000	0.50	0.367	24.3	5.5
2016	29.75		16.28	7	1.714	0.58	0.133	21.5	5.2
2017	8.45		13.15	8	1.500	0.67	-0.094	18.7	5.6
2018	11.38		12.11	9	1.333	0.75	-0.327	15.8	3.7
2019	33.09		11.38	10	1.200	0.83	-0.583	12.7	1.3
2020	40.5		8.45	11	1.091	0.92	-0.910	8.7	0.2
									42.5



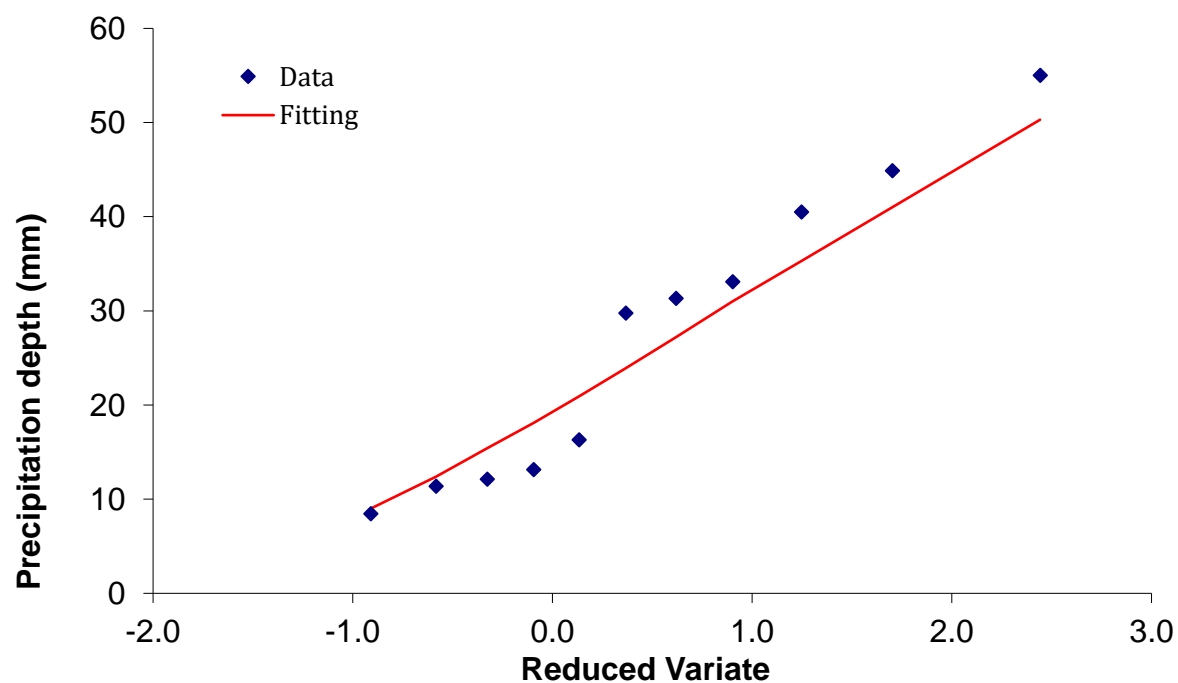
LogNormal

Año	Evento		Evento ordenado	Orden (m)	Periodo de retorno (años)	Probabilidad de ocurrencia	Variable reducida	Evento Calculado XT	Error Absoluto
2010	31.31		55.01	1	12.000	0.08	2.442	55.0	0.0
2011	44.88		44.88	2	6.000	0.17	1.702	42.1	2.8
2012	55.01		40.5	3	4.000	0.25	1.246	34.8	5.7
2013	13.15		33.09	4	3.000	0.33	0.903	29.8	3.3
2014	12.11		31.31	5	2.400	0.42	0.618	25.8	5.5
2015	16.28		29.75	6	2.000	0.50	0.367	22.6	7.2
2016	29.75		16.28	7	1.714	0.58	0.133	19.7	3.4
2017	8.45		13.15	8	1.500	0.67	-0.094	17.1	4.0
2018	11.38		12.11	9	1.333	0.75	-0.327	14.6	2.5
2019	33.09		11.38	10	1.200	0.83	-0.583	12.1	0.7
2020	40.5		8.45	11	1.091	0.92	-0.910	9.3	0.8
									35.8



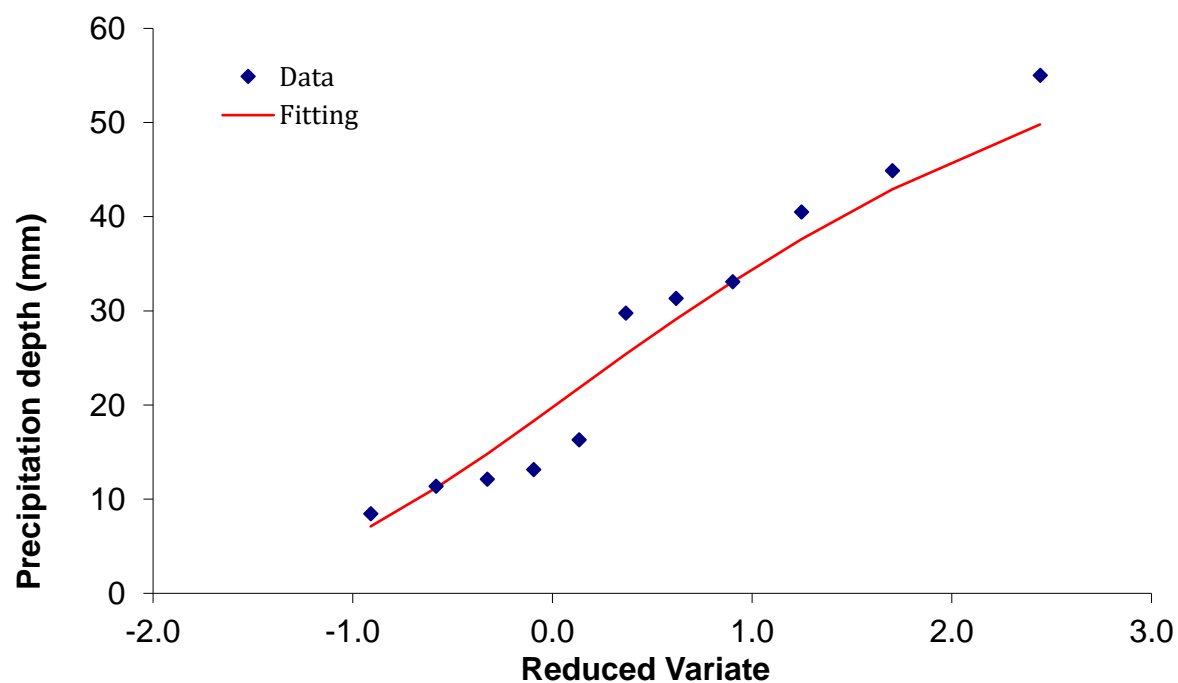
Gamma

Año	Evento		Evento ordenado	Orden (m)	Periodo de retorno (años)	Probabilidad de ocurrencia	Variable reducida	Evento Calculado XT	Error Absoluto
2010	31.31		55.01	1	12.000	0.08	2.442	50.3	4.7
2011	44.88		44.88	2	6.000	0.17	1.702	41.0	3.9
2012	55.01		40.5	3	4.000	0.25	1.246	35.3	5.2
2013	13.15		33.09	4	3.000	0.33	0.903	31.0	2.1
2014	12.11		31.31	5	2.400	0.42	0.618	27.2	4.1
2015	16.28		29.75	6	2.000	0.50	0.367	23.9	5.9
2016	29.75		16.28	7	1.714	0.58	0.133	20.9	4.6
2017	8.45		13.15	8	1.500	0.67	-0.094	18.1	5.0
2018	11.38		12.11	9	1.333	0.75	-0.327	15.4	3.3
2019	33.09		11.38	10	1.200	0.83	-0.583	12.4	1.0
2020	40.5		8.45	11	1.091	0.92	-0.910	9.0	0.6
									40.3



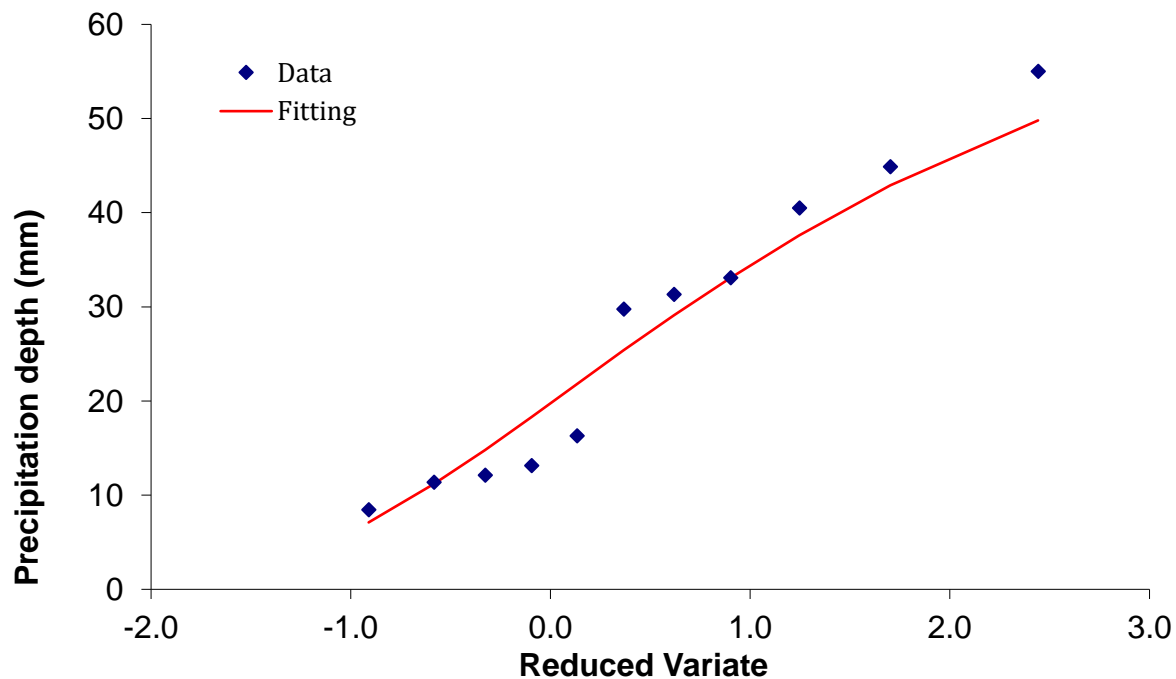
Log Pearson

Año	Evento		Evento ordenado	Orden (m)	Periodo de retorno (años)	Probabilidad de ocurrencia	Variable reducida	Evento Calculado XT	Error Absoluto
2010	31.31		55.01	1	12.000	0.08	2.442	49.8	5.2
2011	44.88		44.88	2	6.000	0.17	1.702	42.9	2.0
2012	55.01		40.5	3	4.000	0.25	1.246	37.6	2.9
2013	13.15		33.09	4	3.000	0.33	0.903	33.1	0.0
2014	12.11		31.31	5	2.400	0.42	0.618	29.1	2.2
2015	16.28		29.75	6	2.000	0.50	0.367	25.4	4.4
2016	29.75		16.28	7	1.714	0.58	0.133	21.8	5.5
2017	8.45		13.15	8	1.500	0.67	-0.094	18.3	5.2
2018	11.38		12.11	9	1.333	0.75	-0.327	14.8	2.7
2019	33.09		11.38	10	1.200	0.83	-0.583	11.2	0.2
2020	40.5		8.45	11	1.091	0.92	-0.910	7.1	1.3
									31.5



Fuities

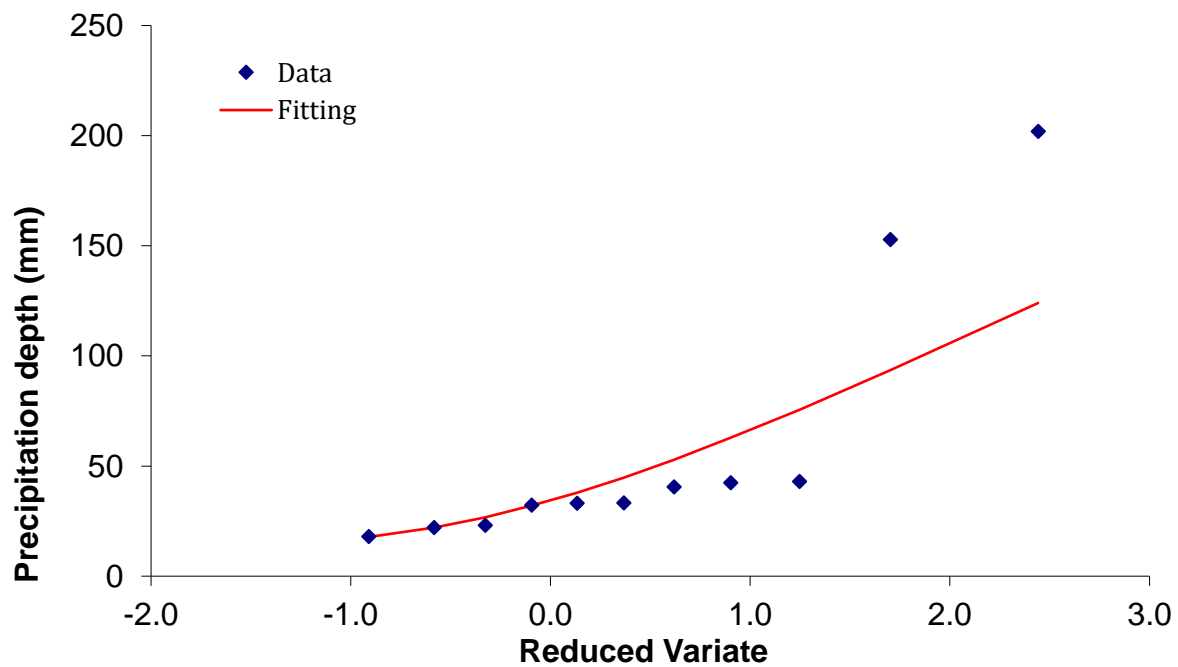
Año	Evento		Evento ordenado	Orden (m)	Periodo de retorno (años)	Probabilidad de ocurrencia	Variable reducida	Evento Calculado XT	Error Absoluto
2010	31.31		55.01	1	12.000	0.08	2.442	49.8	5.2
2011	44.88		44.88	2	6.000	0.17	1.702	42.9	2.0
2012	55.01		40.5	3	4.000	0.25	1.246	37.6	2.9
2013	13.15		33.09	4	3.000	0.33	0.903	33.1	0.0
2014	12.11		31.31	5	2.400	0.42	0.618	29.1	2.2
2015	16.28		29.75	6	2.000	0.50	0.367	25.4	4.4
2016	29.75		16.28	7	1.714	0.58	0.133	21.8	5.5
2017	8.45		13.15	8	1.500	0.67	-0.094	18.3	5.2
2018	11.38		12.11	9	1.333	0.75	-0.327	14.8	2.7
2019	33.09		11.38	10	1.200	0.83	-0.583	11.2	0.2
2020	40.5		8.45	11	1.091	0.92	-0.910	7.1	1.3
									31.5



Jeremie

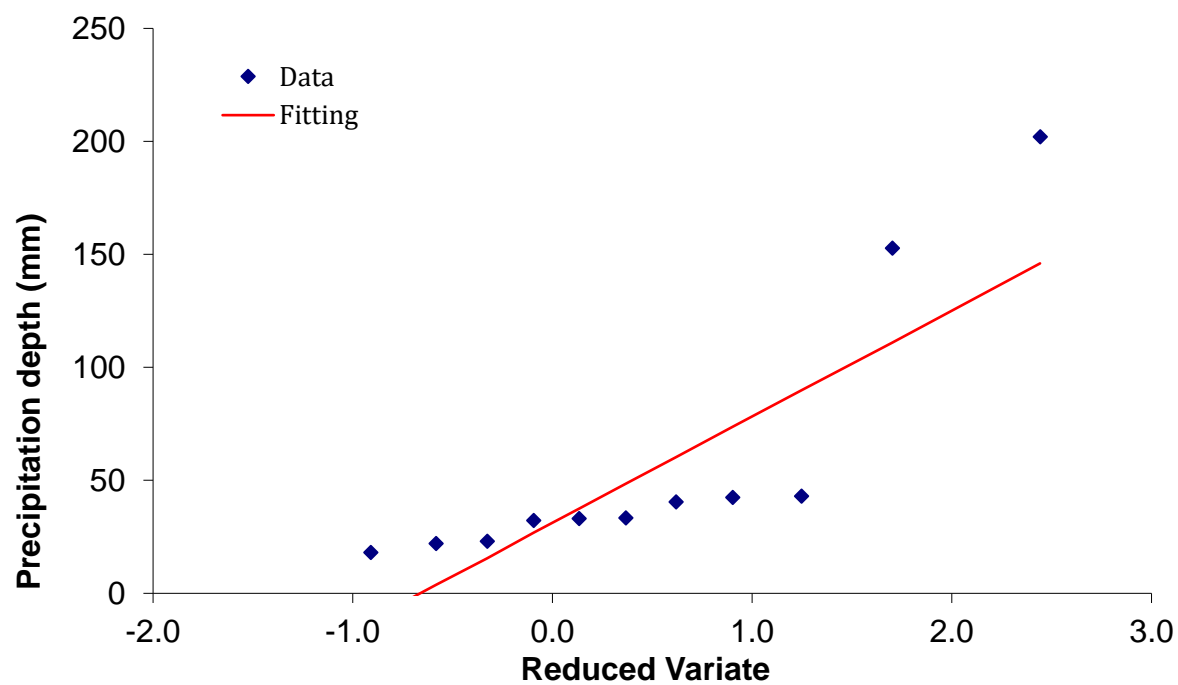
Exponencial

Año	Evento		Evento ordenado	Orden (m)	Periodo de retorno (años)	Probabilidad de ocurrencia	Variable reducida	Evento Calculado XT	Error Absoluto
2010	42.99		201.95	1	12.000	0.08	2.442	124.0	78.0
2011	23.03		152.73	2	6.000	0.17	1.702	93.5	59.2
2012	22.07		42.99	3	4.000	0.25	1.246	75.5	32.5
2013	33.27		42.35	4	3.000	0.33	0.903	62.8	20.5
2014	18.00		40.45	5	2.400	0.42	0.618	52.8	12.4
2015	33.06		33.27	6	2.000	0.50	0.367	44.7	11.4
2016	201.95		33.06	7	1.714	0.58	0.133	37.9	4.8
2017	42.35		32.21	8	1.500	0.67	-0.094	32.0	0.2
2018	32.21		23.03	9	1.333	0.75	-0.327	26.7	3.7
2019	40.45		22.07	10	1.200	0.83	-0.583	22.1	0.0
2020	152.73		18.00	11	1.091	0.92	-0.910	17.8	0.2
									222.9



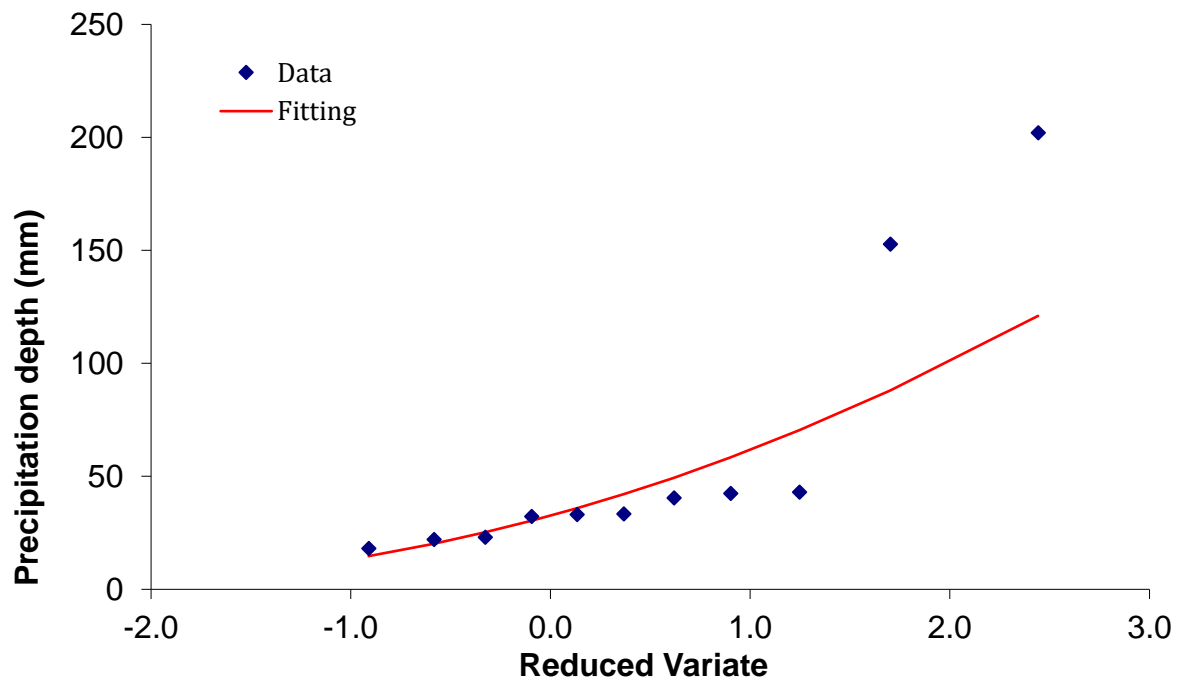
Gumbel

Año	Evento		Evento ordenado	Orden (m)	Periodo de retorno (años)	Probabilidad de ocurrencia	Variable reducida	Evento Calculado XT	Error Absoluto
2010	42.99		201.95	1	12.000	0.08	2.442	146.0	56.0
2011	23.03		152.73	2	6.000	0.17	1.702	111.0	41.7
2012	22.07		42.99	3	4.000	0.25	1.246	89.9	46.9
2013	33.27		42.35	4	3.000	0.33	0.903	73.7	31.4
2014	18		40.45	5	2.400	0.42	0.618	60.3	19.9
2015	33.06		33.27	6	2.000	0.50	0.367	48.5	15.2
2016	201.95		33.06	7	1.714	0.58	0.133	37.4	4.3
2017	42.35		32.21	8	1.500	0.67	-0.094	26.8	5.4
2018	32.21		23.03	9	1.333	0.75	-0.327	15.5	7.5
2019	40.45		22.07	10	1.200	0.83	-0.583	3.7	18.4
2020	152.73		18	11	1.091	0.92	-0.910	-11.7	29.7
									276.4



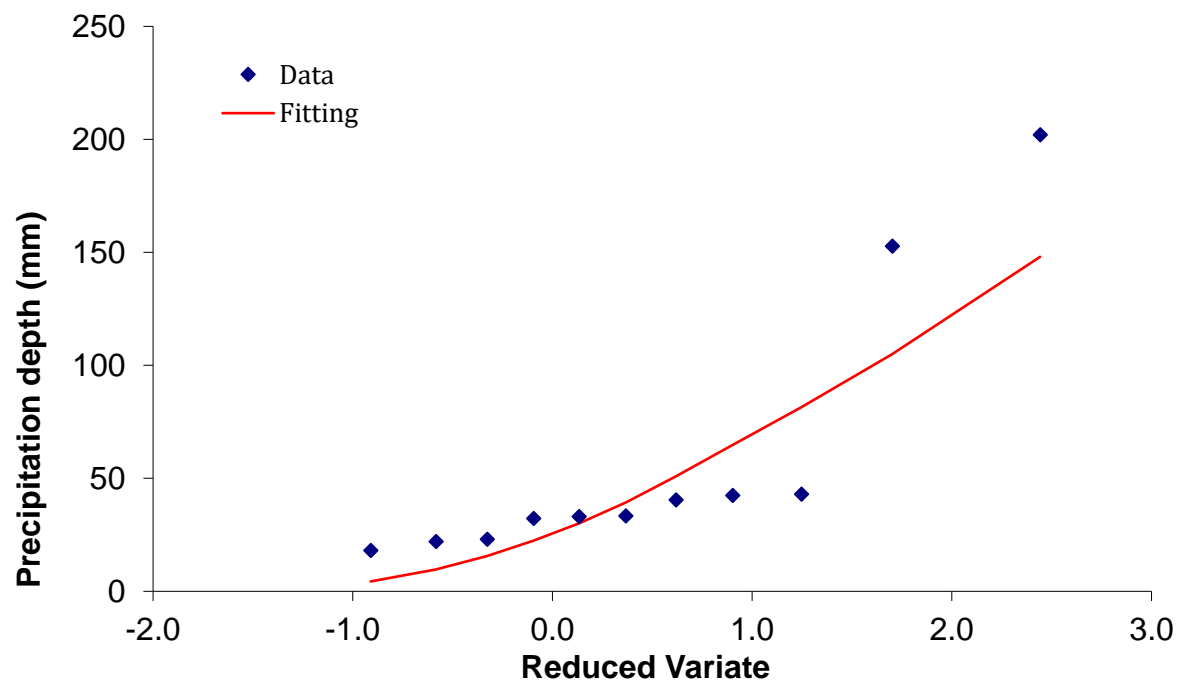
LogNormal

Año	Evento		Evento ordenado	Orden (m)	Periodo de retorno (años)	Probabilidad de ocurrencia	Variable reducida	Evento Calculado XT	Error Absoluto
2010	42.99		201.95	1	12.000	0.08	2.442	121.0	81.0
2011	23.03		152.73	2	6.000	0.17	1.702	88.0	64.7
2012	22.07		42.99	3	4.000	0.25	1.246	70.4	27.4
2013	33.27		42.35	4	3.000	0.33	0.903	58.4	16.1
2014	18		40.45	5	2.400	0.42	0.618	49.4	9.0
2015	33.06		33.27	6	2.000	0.50	0.367	42.1	8.8
2016	201.95		33.06	7	1.714	0.58	0.133	35.9	2.8
2017	42.35		32.21	8	1.500	0.67	-0.094	30.3	1.9
2018	32.21		23.03	9	1.333	0.75	-0.327	25.2	2.2
2019	40.45		22.07	10	1.200	0.83	-0.583	20.1	2.0
2020	152.73		18	11	1.091	0.92	-0.910	14.7	3.3
									219.1



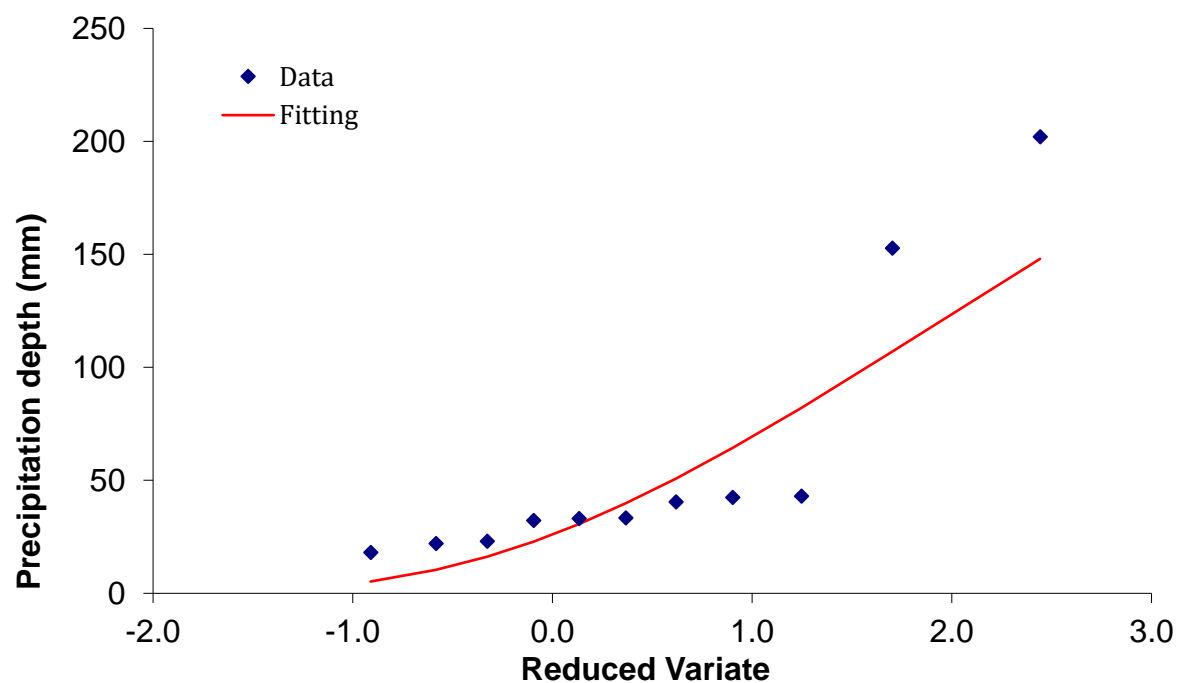
Gamma

Año	Evento		Evento ordenado	Orden (m)	Periodo de retorno (años)	Probabilidad de ocurrencia	Variable reducida	Evento Calculado XT	Error Absoluto
2010	42.99		201.95	1	12.000	0.08	2.442	148.0	54.0
2011	23.03		152.73	2	6.000	0.17	1.702	105.0	47.7
2012	22.07		42.99	3	4.000	0.25	1.246	81.5	38.5
2013	33.27		42.35	4	3.000	0.33	0.903	64.8	22.5
2014	18		40.45	5	2.400	0.42	0.618	50.9	10.5
2015	33.06		33.27	6	2.000	0.50	0.367	39.3	6.0
2016	201.95		33.06	7	1.714	0.58	0.133	30.1	3.0
2017	42.35		32.21	8	1.500	0.67	-0.094	22.4	9.8
2018	32.21		23.03	9	1.333	0.75	-0.327	15.6	7.4
2019	40.45		22.07	10	1.200	0.83	-0.583	9.7	12.4
2020	152.73		18	11	1.091	0.92	-0.910	4.4	13.6
									225.3



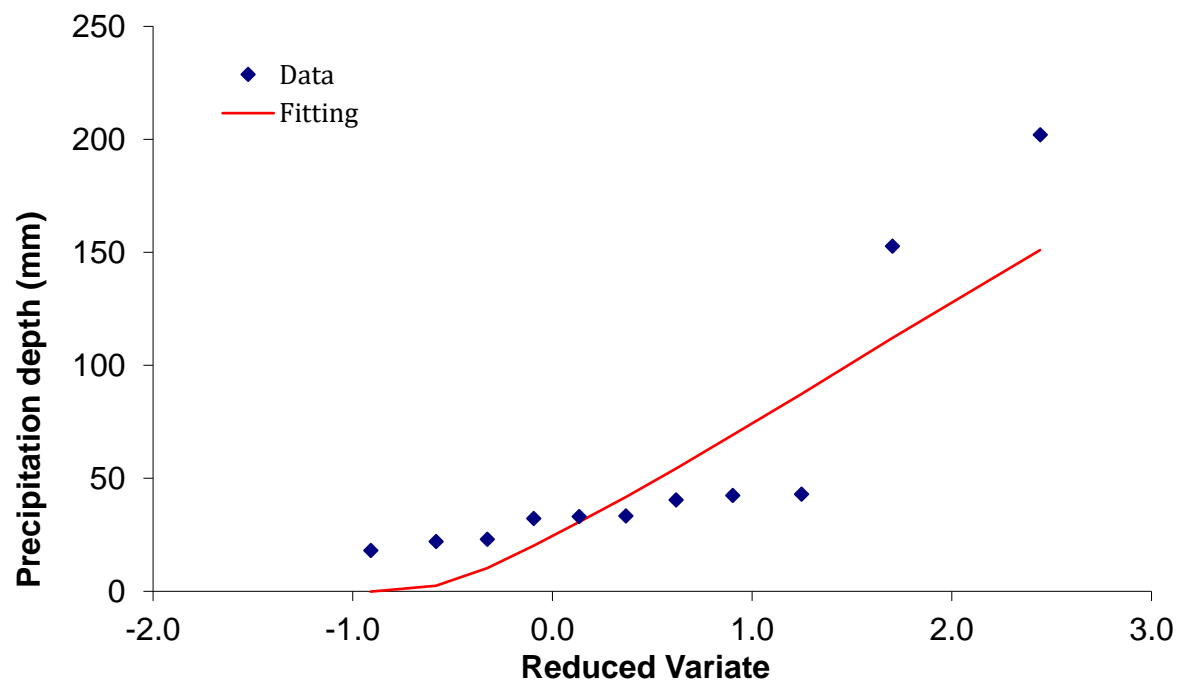
Log Pearson

Año	Evento		Evento ordenado	Orden (m)	Periodo de retorno (años)	Probabilidad de ocurrencia	Variable reducida	Evento Calculado XT	Error Absoluto
2010	42.99		201.95	1	12.000	0.08	2.442	148.0	54.0
2011	23.03		152.73	2	6.000	0.17	1.702	107.0	45.7
2012	22.07		42.99	3	4.000	0.25	1.246	82.0	39.0
2013	33.27		42.35	4	3.000	0.33	0.903	64.3	22.0
2014	18		40.45	5	2.400	0.42	0.618	50.7	10.3
2015	33.06		33.27	6	2.000	0.50	0.367	39.8	6.5
2016	201.95		33.06	7	1.714	0.58	0.133	30.7	2.4
2017	42.35		32.21	8	1.500	0.67	-0.094	22.9	9.3
2018	32.21		23.03	9	1.333	0.75	-0.327	16.2	6.8
2019	40.45		22.07	10	1.200	0.83	-0.583	10.4	11.7
2020	152.73		18	11	1.091	0.92	-0.910	5.2	12.8
									220.4



Fuities

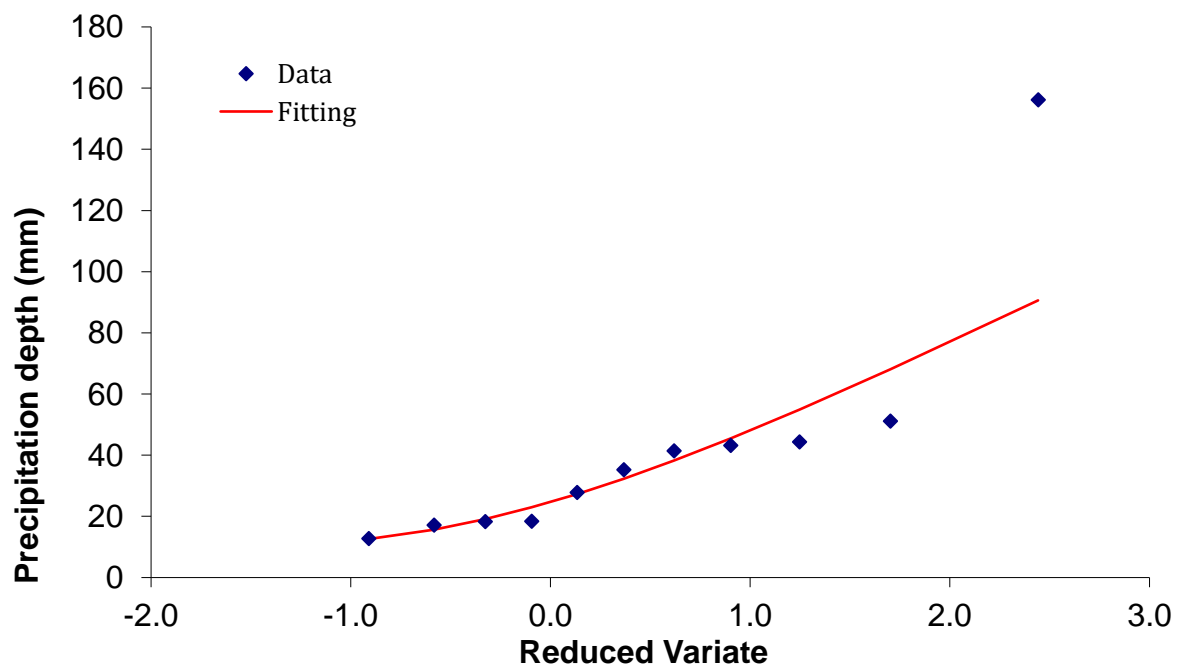
Año	Evento		Evento ordenado	Orden (m)	Periodo de retorno (años)	Probabilidad de ocurrencia	Variable reducida	Evento Calculado XT	Error Absoluto
2010	42.99		201.95	1	12.000	0.08	2.442	151.0	51.0
2011	23.03		152.73	2	6.000	0.17	1.702	112.0	40.7
2012	22.07		42.99	3	4.000	0.25	1.246	87.3	44.3
2013	33.27		42.35	4	3.000	0.33	0.903	69.1	26.8
2014	18		40.45	5	2.400	0.42	0.618	54.3	13.9
2015	33.06		33.27	6	2.000	0.50	0.367	41.7	8.4
2016	201.95		33.06	7	1.714	0.58	0.133	30.6	2.5
2017	42.35		32.21	8	1.500	0.67	-0.094	20.2	12.0
2018	32.21		23.03	9	1.333	0.75	-0.327	10.2	12.8
2019	40.45		22.07	10	1.200	0.83	-0.583	2.5	19.6
2020	152.73		18	11	1.091	0.92	-0.910	-0.1	18.1
									250.0



MIRAGOANES

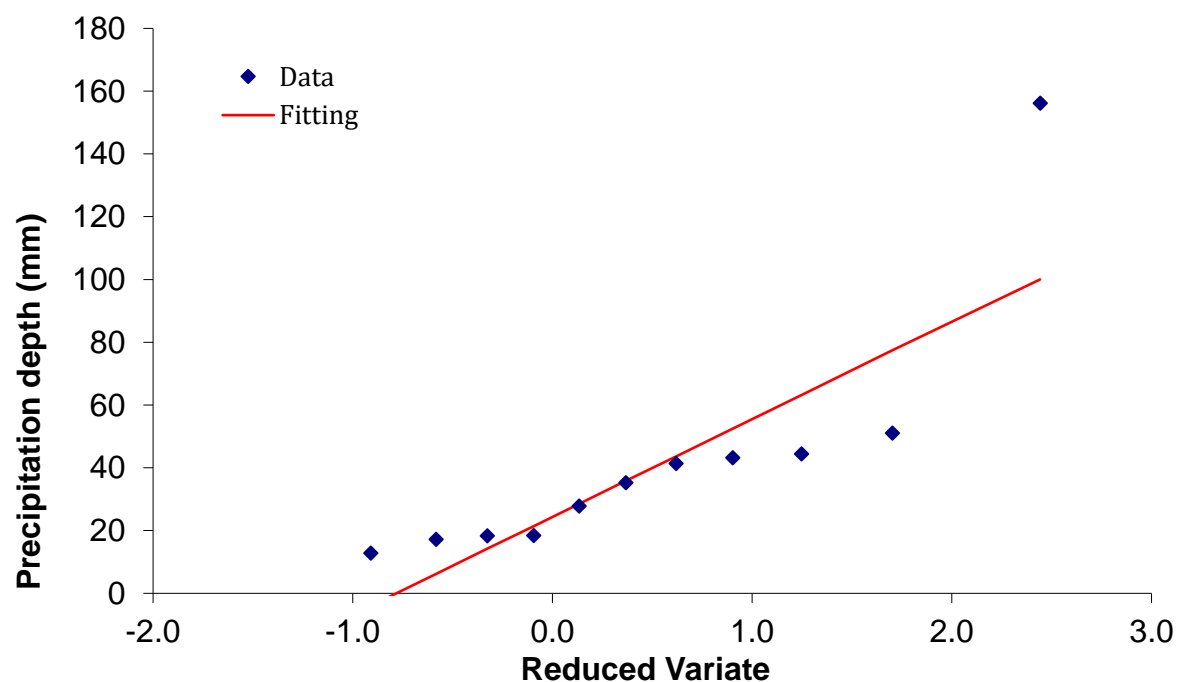
Exponencial

Año	Evento		Evento ordenado	Orden (m)	Periodo de retorno (años)	Probabilidad de ocurrencia	Variable reducida	Evento Calculado XT	Error Absoluto
2010	43.15		156.13	1	12.000	0.08	2.442	90.6	65.5
2011	27.79		51.07	2	6.000	0.17	1.702	68.1	17.0
2012	44.35		44.35	3	4.000	0.25	1.246	54.9	10.6
2013	18.26		43.15	4	3.000	0.33	0.903	45.5	2.4
2014	12.74		41.34	5	2.400	0.42	0.618	38.3	3.0
2015	17.16		35.22	6	2.000	0.50	0.367	32.3	2.9
2016	156.13		27.79	7	1.714	0.58	0.133	27.3	0.5
2017	35.22		18.36	8	1.500	0.67	-0.094	23.0	4.6
2018	18.36		18.26	9	1.333	0.75	-0.327	19.1	0.8
2019	41.34		17.16	10	1.200	0.83	-0.583	15.7	1.5
2020	51.07		12.74	11	1.091	0.92	-0.910	12.6	0.1
									109.0



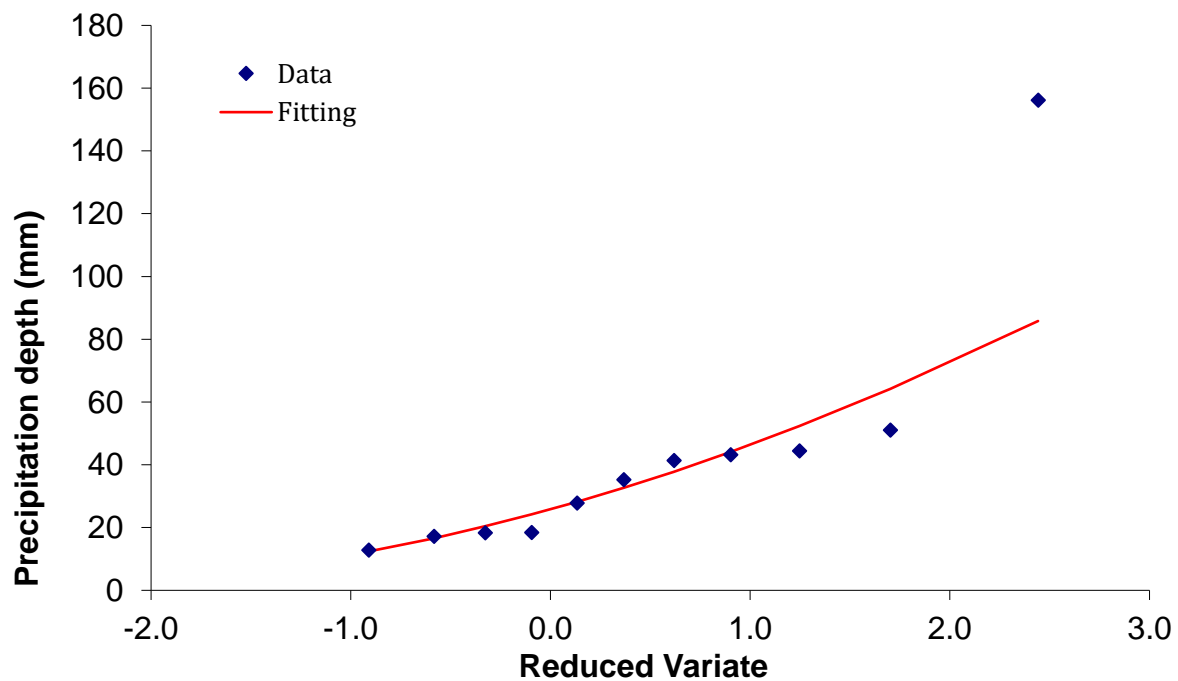
Gumbel

Año	Evento		Evento ordenado	Orden (m)	Periodo de retorno (años)	Probabilidad de ocurrencia	Variable reducida	Evento Calculado XT	Error Absoluto
2010	43.15		156.13	1	12.000	0.08	2.442	100.0	56.1
2011	27.79		51.07	2	6.000	0.17	1.702	77.4	26.3
2012	44.35		44.35	3	4.000	0.25	1.246	63.2	18.9
2013	18.26		43.15	4	3.000	0.33	0.903	52.5	9.4
2014	12.74		41.34	5	2.400	0.42	0.618	43.6	2.3
2015	17.16		35.22	6	2.000	0.50	0.367	35.8	0.6
2016	156.13		27.79	7	1.714	0.58	0.133	28.5	0.7
2017	35.22		18.36	8	1.500	0.67	-0.094	21.4	3.0
2018	18.36		18.26	9	1.333	0.75	-0.327	14.2	4.1
2019	41.34		17.16	10	1.200	0.83	-0.583	6.2	11.0
2020	51.07		12.74	11	1.091	0.92	-0.910	-4.0	16.7
									149.0



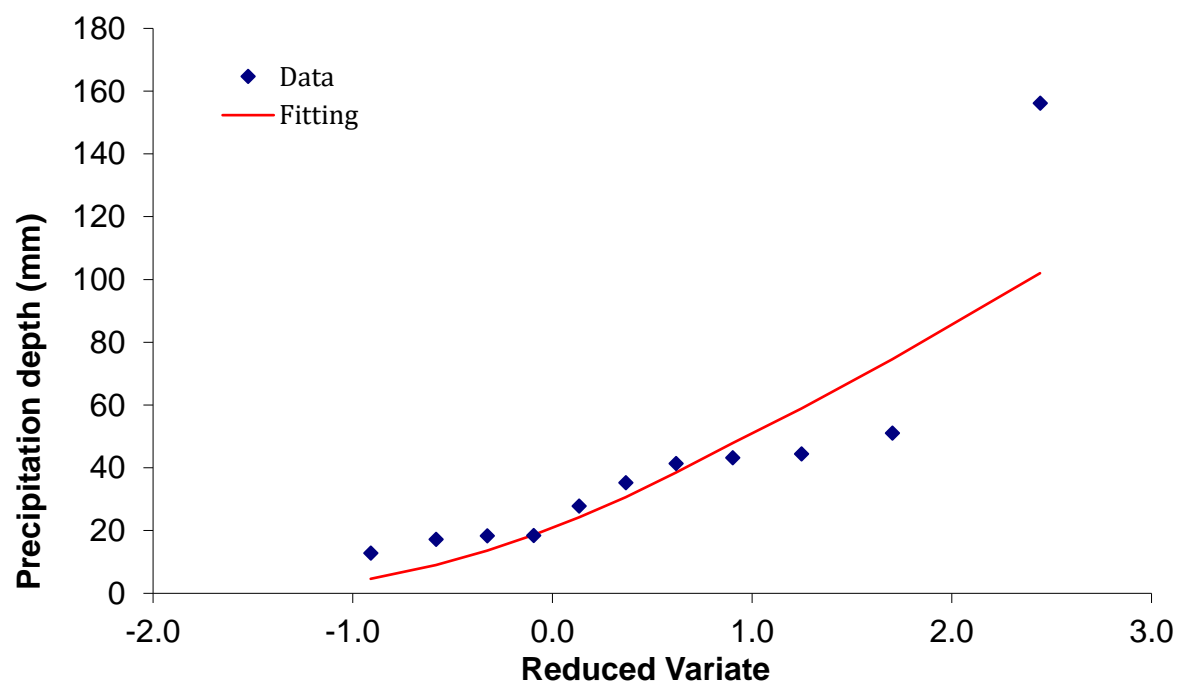
LogNormal

Año	Evento		Evento ordenado	Orden (m)	Periodo de retorno (años)	Probabilidad de ocurrencia	Variable reducida	Evento Calculado XT	Error Absoluto
2010	43.15		156.13	1	12.000	0.08	2.442	85.8	70.3
2011	27.79		51.07	2	6.000	0.17	1.702	64.2	13.1
2012	44.35		44.35	3	4.000	0.25	1.246	52.3	8.0
2013	18.26		43.15	4	3.000	0.33	0.903	44.1	1.0
2014	12.74		41.34	5	2.400	0.42	0.618	37.8	3.5
2015	17.16		35.22	6	2.000	0.50	0.367	32.7	2.5
2016	156.13		27.79	7	1.714	0.58	0.133	28.2	0.4
2017	35.22		18.36	8	1.500	0.67	-0.094	24.2	5.8
2018	18.36		18.26	9	1.333	0.75	-0.327	20.4	2.1
2019	41.34		17.16	10	1.200	0.83	-0.583	16.6	0.6
2020	51.07		12.74	11	1.091	0.92	-0.910	12.4	0.3
									107.7



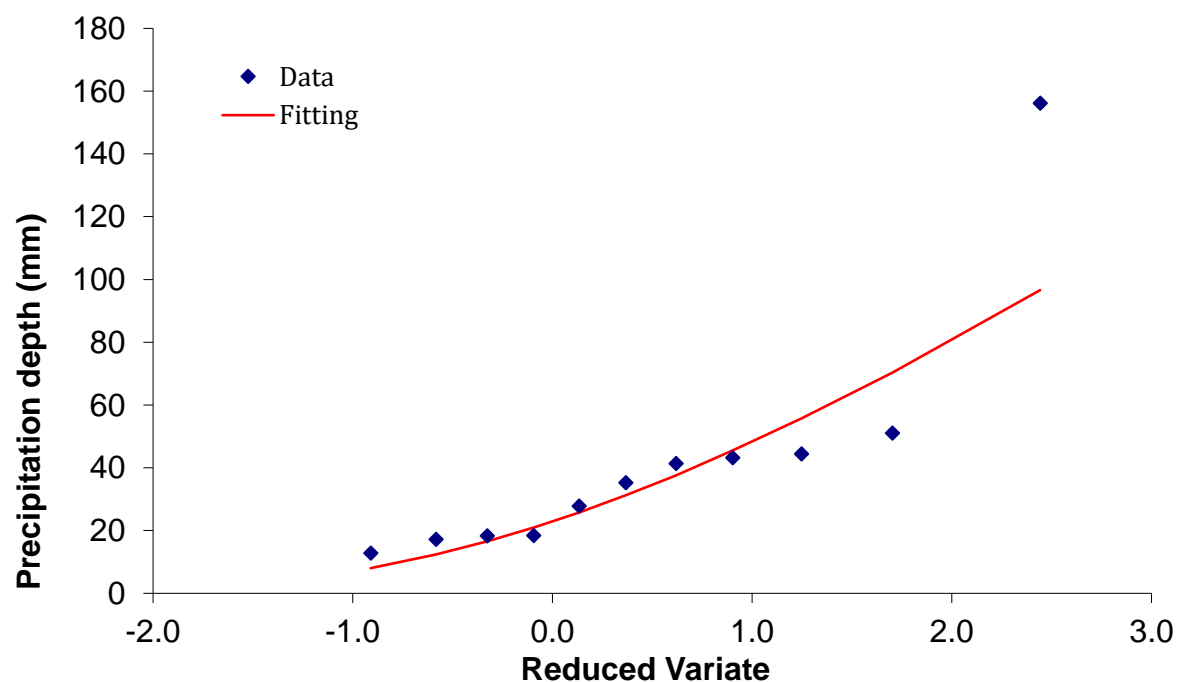
Gamma

Año	Evento		Evento ordenado	Orden (m)	Periodo de retorno (años)	Probabilidad de ocurrencia	Variable reducida	Evento Calculado XT	Error Absoluto
2010	43.15		156.13	1	12.000	0.08	2.442	102.0	54.1
2011	27.79		51.07	2	6.000	0.17	1.702	74.6	23.5
2012	44.35		44.35	3	4.000	0.25	1.246	58.9	14.6
2013	18.26		43.15	4	3.000	0.33	0.903	47.9	4.8
2014	12.74		41.34	5	2.400	0.42	0.618	38.5	2.8
2015	17.16		35.22	6	2.000	0.50	0.367	30.6	4.6
2016	156.13		27.79	7	1.714	0.58	0.133	24.2	3.6
2017	35.22		18.36	8	1.500	0.67	-0.094	18.6	0.2
2018	18.36		18.26	9	1.333	0.75	-0.327	13.6	4.7
2019	41.34		17.16	10	1.200	0.83	-0.583	9.0	8.2
2020	51.07		12.74	11	1.091	0.92	-0.910	4.6	8.1
									129.2



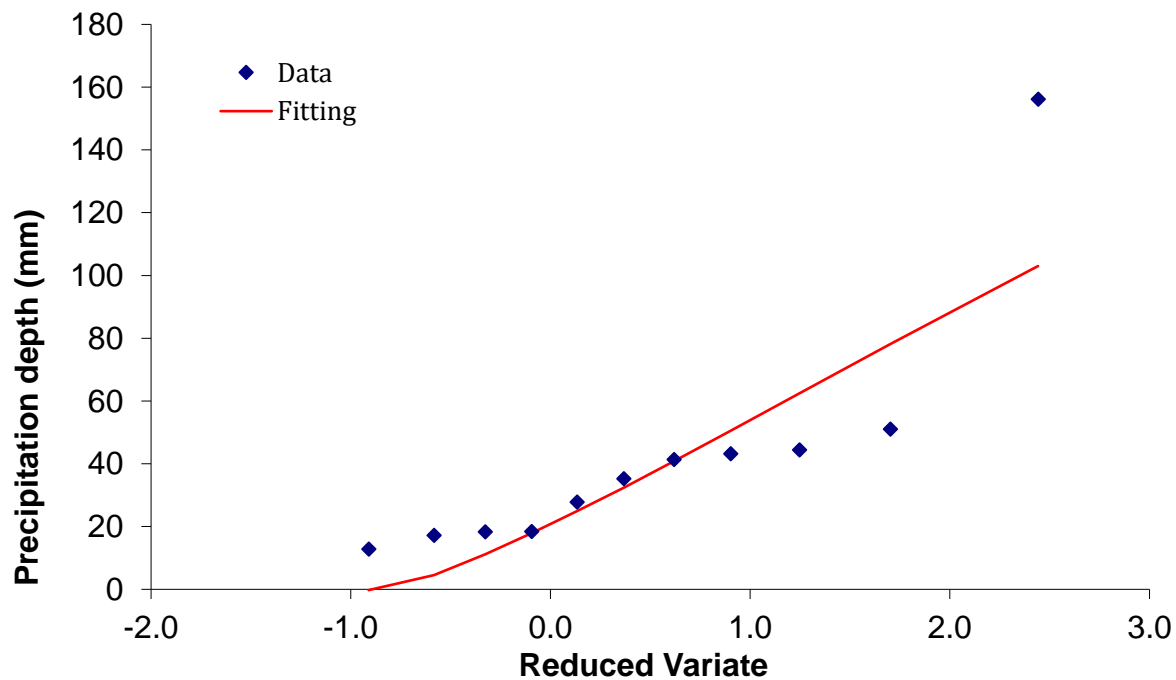
Log Pearson

Año	Evento		Evento ordenado	Orden (m)	Periodo de retorno (años)	Probabilidad de ocurrencia	Variable reducida	Evento Calculado XT	Error Absoluto
2010	43.15		156.13	1	12.000	0.08	2.442	96.6	59.5
2011	27.79		51.07	2	6.000	0.17	1.702	70.3	19.2
2012	44.35		44.35	3	4.000	0.25	1.246	55.7	11.4
2013	18.26		43.15	4	3.000	0.33	0.903	45.5	2.4
2014	12.74		41.34	5	2.400	0.42	0.618	37.6	3.7
2015	17.16		35.22	6	2.000	0.50	0.367	31.2	4.0
2016	156.13		27.79	7	1.714	0.58	0.133	25.7	2.1
2017	35.22		18.36	8	1.500	0.67	-0.094	20.9	2.5
2018	18.36		18.26	9	1.333	0.75	-0.327	16.6	1.7
2019	41.34		17.16	10	1.200	0.83	-0.583	12.4	4.8
2020	51.07		12.74	11	1.091	0.92	-0.910	8.0	4.7
									116.0



Fuities

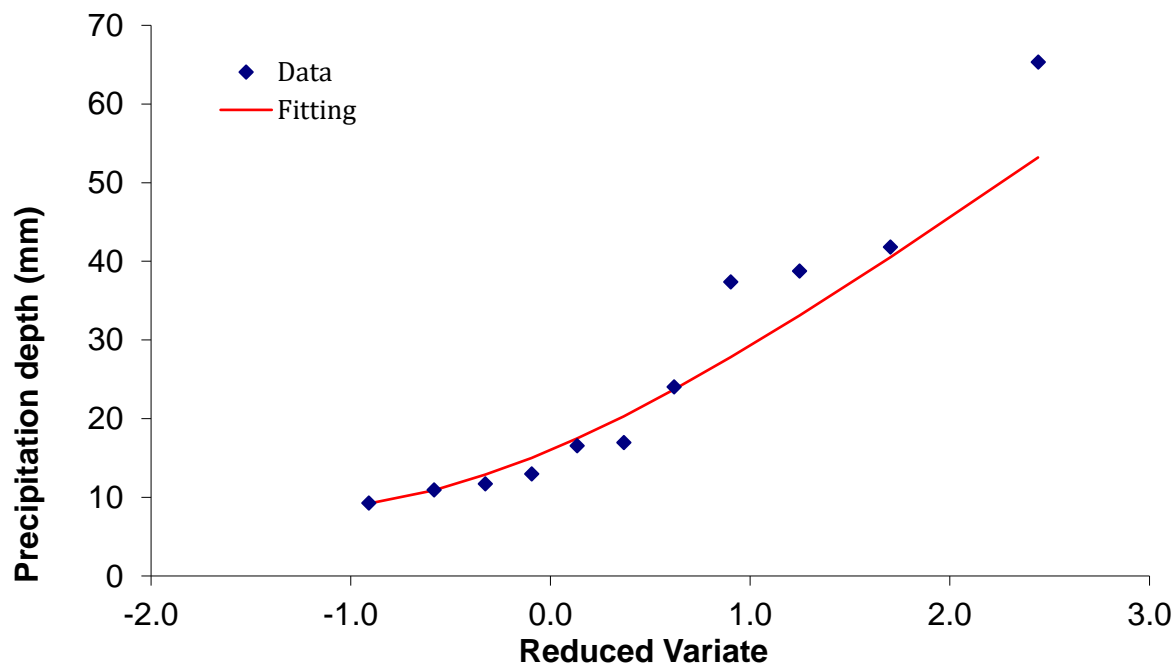
Año	Evento		Evento ordenado	Orden (m)	Periodo de retorno (años)	Probabilidad de ocurrencia	Variable reducida	Evento Calculado XT	Error Absoluto
2010	43.15		156.13	1	12.000	0.08	2.442	103.0	53.1
2011	27.79		51.07	2	6.000	0.17	1.702	78.1	27.0
2012	44.35		44.35	3	4.000	0.25	1.246	62.4	18.1
2013	18.26		43.15	4	3.000	0.33	0.903	50.5	7.4
2014	12.74		41.34	5	2.400	0.42	0.618	40.8	0.5
2015	17.16		35.22	6	2.000	0.50	0.367	32.4	2.8
2016	156.13		27.79	7	1.714	0.58	0.133	24.9	2.9
2017	35.22		18.36	8	1.500	0.67	-0.094	17.9	0.5
2018	18.36		18.26	9	1.333	0.75	-0.327	11.2	7.1
2019	41.34		17.16	10	1.200	0.83	-0.583	4.5	12.6
2020	51.07		12.74	11	1.091	0.92	-0.910	-0.2	13.0
									144.9



Mirbalais

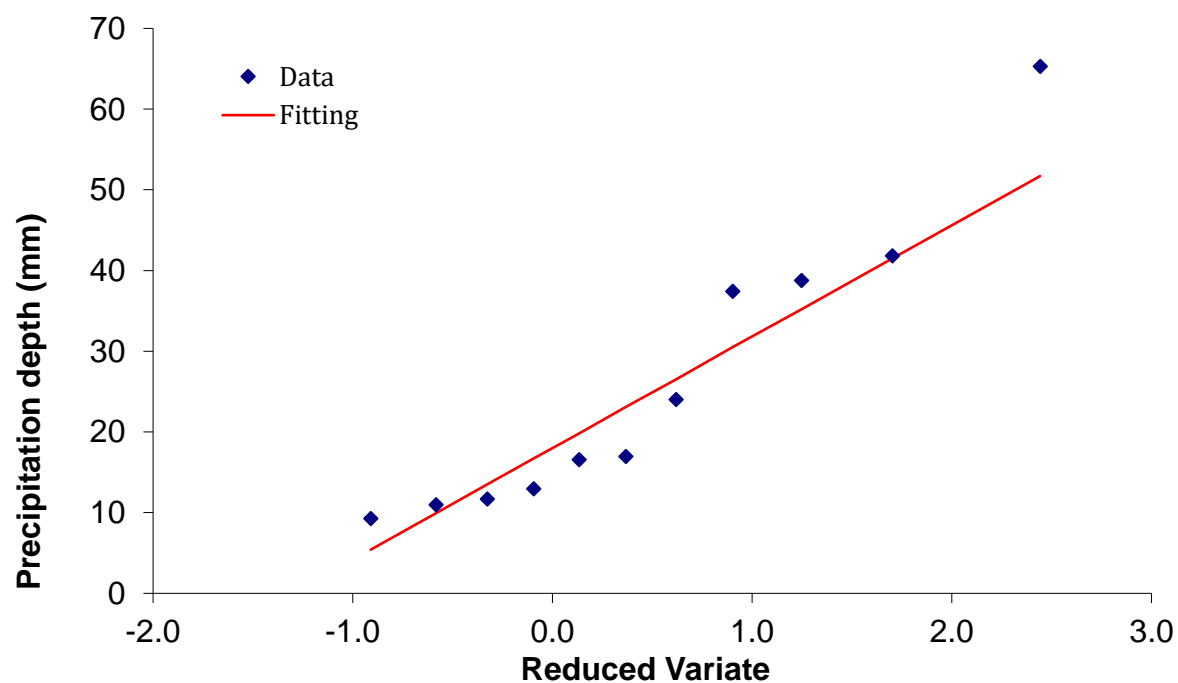
Exponencial

Año	Evento		Evento ordenado	Orden (m)	Periodo de retorno (años)	Probabilidad de ocurrencia	Variable reducida	Evento Calculado XT	Error Absoluto
2010	12.95		65.30	1	12.000	0.08	2.442	53.2	12.1
2011	16.96		41.81	2	6.000	0.17	1.702	40.5	1.3
2012	16.54		38.76	3	4.000	0.25	1.246	33.1	5.7
2013	11.69		37.39	4	3.000	0.33	0.903	27.8	9.6
2014	9.27		24.01	5	2.400	0.42	0.618	23.7	0.3
2015	24.01		16.96	6	2.000	0.50	0.367	20.3	3.3
2016	41.81		16.54	7	1.714	0.58	0.133	17.5	1.0
2017	37.39		12.95	8	1.500	0.67	-0.094	15.0	2.1
2018	10.95		11.69	9	1.333	0.75	-0.327	12.9	1.2
2019	38.76		10.95	10	1.200	0.83	-0.583	10.9	0.0
2020	65.30		9.27	11	1.091	0.92	-0.910	9.2	0.1
									36.7



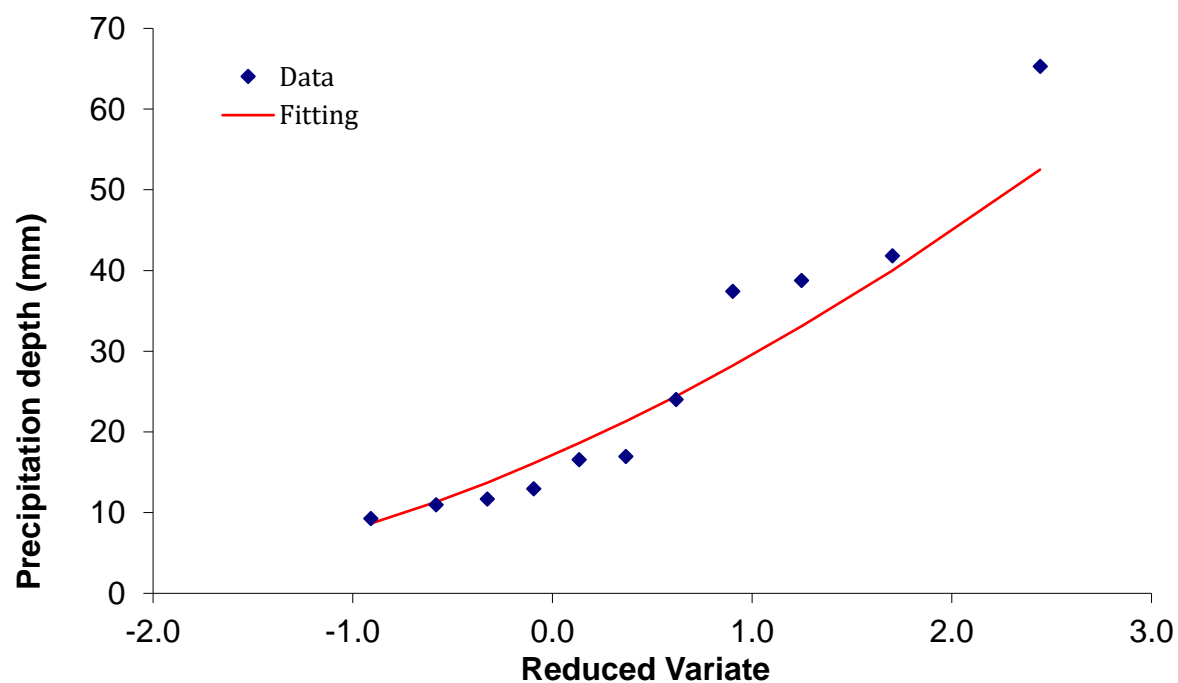
Gumbel

Año	Evento		Evento ordenado	Orden (m)	Periodo de retorno (años)	Probabilidad de ocurrencia	Variabl e reducida	Evento Calculado XT	Error Absoluto
2010	12.95		65.3	1	12.000	0.08	2.442	51.7	13.6
2011	16.96		41.81	2	6.000	0.17	1.702	41.5	0.3
2012	16.54		38.76	3	4.000	0.25	1.246	35.2	3.6
2013	11.69		37.39	4	3.000	0.33	0.903	30.5	6.9
2014	9.27		24.01	5	2.400	0.42	0.618	26.5	2.5
2015	24.01		16.96	6	2.000	0.50	0.367	23.1	6.1
2016	41.81		16.54	7	1.714	0.58	0.133	19.8	3.3
2017	37.39		12.95	8	1.500	0.67	-0.094	16.7	3.8
2018	10.95		11.69	9	1.333	0.75	-0.327	13.5	1.8
2019	38.76		10.95	10	1.200	0.83	-0.583	9.92	1.0
2020	65.3		9.27	11	1.091	0.92	-0.910	5.41	3.9
									46.7



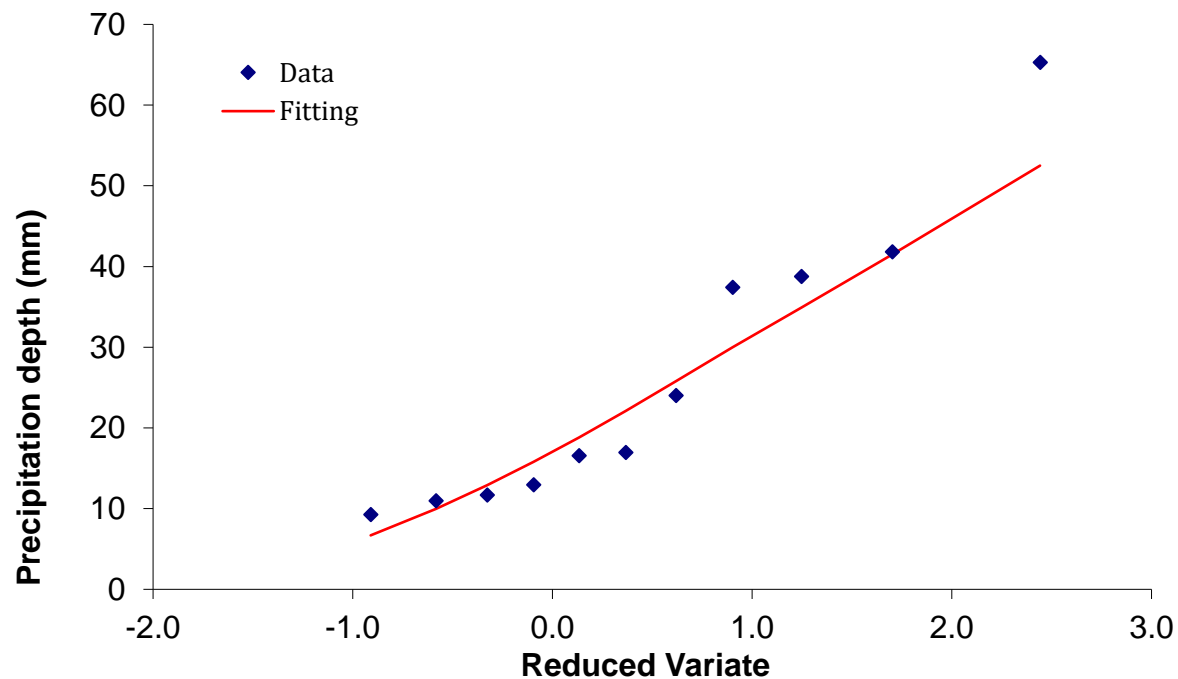
LogNormal

Año	Evento		Evento ordenado	Orden (m)	Periodo de retorno (años)	Probabilidad de ocurrencia	Variabla reducida	Evento Calculado XT	Error Absoluto
2010	12.95		65.3	1	12.000	0.08	2.442	52.5	12.8
2011	16.96		41.81	2	6.000	0.17	1.702	40	1.8
2012	16.54		38.76	3	4.000	0.25	1.246	33.1	5.7
2013	11.69		37.39	4	3.000	0.33	0.903	28.2	9.2
2014	9.27		24.01	5	2.400	0.42	0.618	24.4	0.4
2015	24.01		16.96	6	2.000	0.50	0.367	21.3	4.3
2016	41.81		16.54	7	1.714	0.58	0.133	18.6	2.1
2017	37.39		12.95	8	1.500	0.67	-0.094	16.1	3.2
2018	10.95		11.69	9	1.333	0.75	-0.327	13.7	2.0
2019	38.76		10.95	10	1.200	0.83	-0.583	11.3	0.4
2020	65.3		9.27	11	1.091	0.92	-0.910	8.64	0.6
									42.4



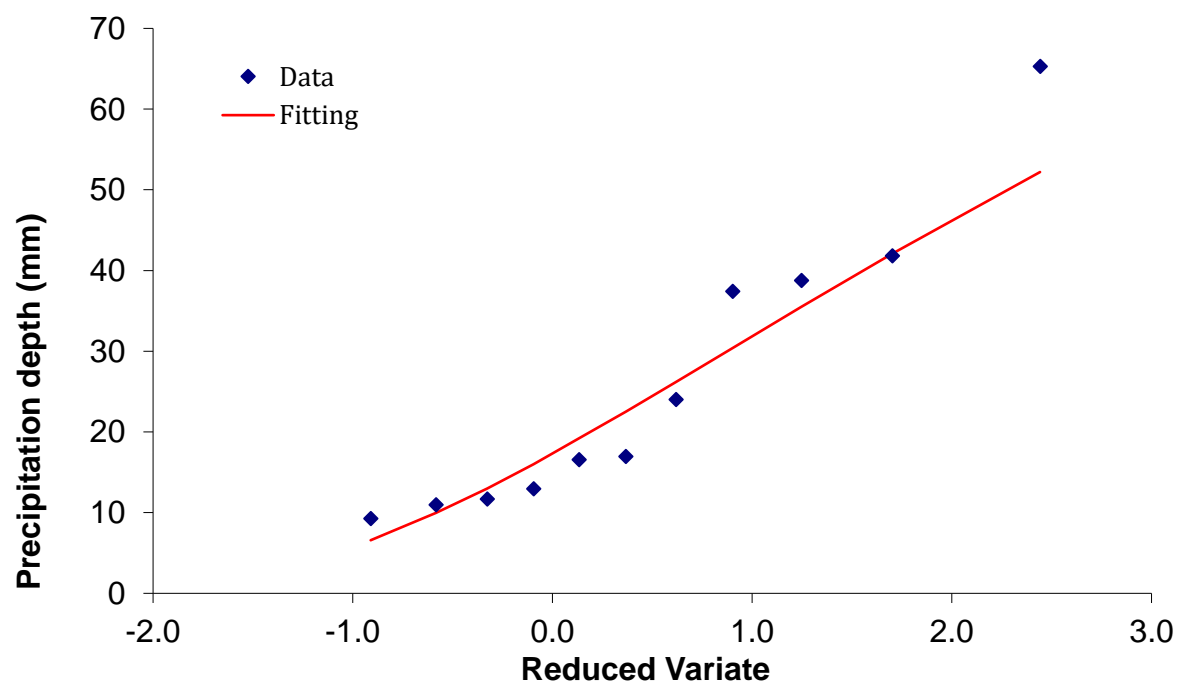
Gamma

Año	Evento		Evento ordenado	Orden (m)	Periodo de retorno (años)	Probabilidad de ocurrencia	Variable reducida	Evento Calculado XT	Error Absoluto
2010	12.95		65.3	1	12.000	0.08	2.442	52.5	12.8
2011	16.96		41.81	2	6.000	0.17	1.702	41.5	0.3
2012	16.54		38.76	3	4.000	0.25	1.246	34.9	3.9
2013	11.69		37.39	4	3.000	0.33	0.903	30	7.4
2014	9.27		24.01	5	2.400	0.42	0.618	25.8	1.8
2015	24.01		16.96	6	2.000	0.50	0.367	22.1	5.1
2016	41.81		16.54	7	1.714	0.58	0.133	18.8	2.3
2017	37.39		12.95	8	1.500	0.67	-0.094	15.8	2.9
2018	10.95		11.69	9	1.333	0.75	-0.327	12.9	1.2
2019	38.76		10.95	10	1.200	0.83	-0.583	9.98	1.0
2020	65.3		9.27	11	1.091	0.92	-0.910	6.69	2.6
									41.2



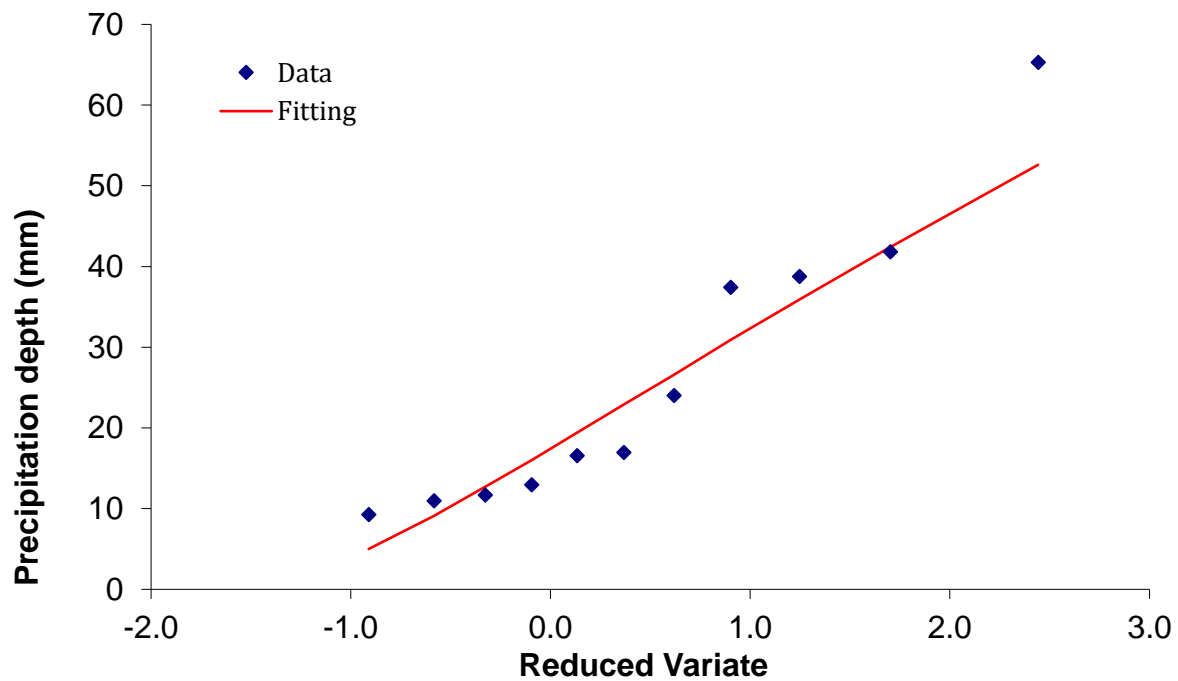
Log Pearson

Año	Evento		Evento ordenado	Orden (m)	Periodo de retorno (años)	Probabilidad de ocurrencia	Variable reducida	Evento Calculado XT	Error Absoluto
2010	12.95		65.3	1	12.000	0.08	2.442	52.2	13.1
2011	16.96		41.81	2	6.000	0.17	1.702	42.1	0.3
2012	16.54		38.76	3	4.000	0.25	1.246	35.5	3.3
2013	11.69		37.39	4	3.000	0.33	0.903	30.4	7.0
2014	9.27		24.01	5	2.400	0.42	0.618	26.2	2.2
2015	24.01		16.96	6	2.000	0.50	0.367	22.5	5.5
2016	41.81		16.54	7	1.714	0.58	0.133	19.2	2.7
2017	37.39		12.95	8	1.500	0.67	-0.094	16	3.1
2018	10.95		11.69	9	1.333	0.75	-0.327	13	1.3
2019	38.76		10.95	10	1.200	0.83	-0.583	9.95	1.0
2020	65.3		9.27	11	1.091	0.92	-0.910	6.58	2.7
									42.1



Fuities

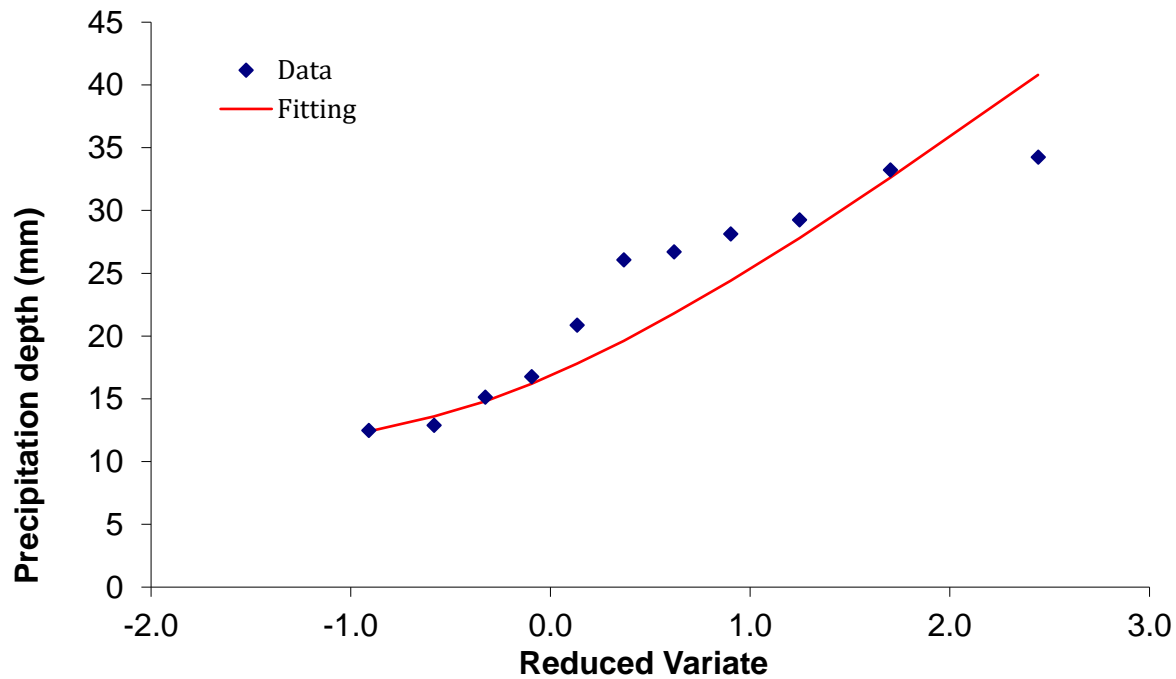
Año	Evento		Evento ordenado	Orden (m)	Periodo de retorno (años)	Probabilidad de ocurrencia	Variable reducida	Evento Calculado XT	Error Absoluto
2010	12.95		65.3	1	12.000	0.08	2.442	52.6	12.7
2011	16.96		41.81	2	6.000	0.17	1.702	42.4	0.6
2012	16.54		38.76	3	4.000	0.25	1.246	35.9	2.9
2013	11.69		37.39	4	3.000	0.33	0.903	30.9	6.5
2014	9.27		24.01	5	2.400	0.42	0.618	26.6	2.6
2015	24.01		16.96	6	2.000	0.50	0.367	22.9	5.9
2016	41.81		16.54	7	1.714	0.58	0.133	19.4	2.9
2017	37.39		12.95	8	1.500	0.67	-0.094	16	3.1
2018	10.95		11.69	9	1.333	0.75	-0.327	12.7	1.0
2019	38.76		10.95	10	1.200	0.83	-0.583	9.11	1.8
2020	65.3		9.27	11	1.091	0.92	-0.910	5	4.3
									44.2



MOLES ST NICOLAS

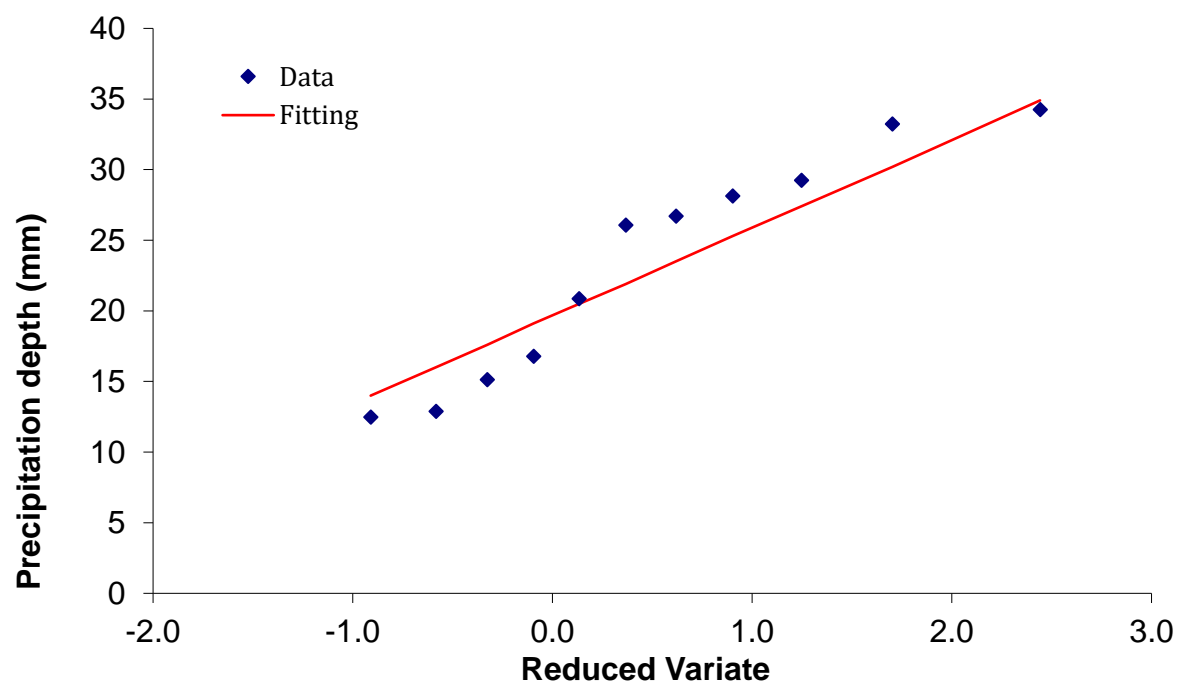
Exponencial

Año	Evento		Evento ordenado	Orden (m)	Periodo de retorno (años)	Probabilidad de ocurrencia	Variable reducida	Evento Calculado XT	Error Absoluto
2010	26.69		34.25	1	12.000	0.08	2.442	40.8	6.6
2011	12.88		33.23	2	6.000	0.17	1.702	32.6	0.6
2012	28.12		29.24	3	4.000	0.25	1.246	27.8	1.4
2013	15.13		28.12	4	3.000	0.33	0.903	24.4	3.7
2014	12.47		26.69	5	2.400	0.42	0.618	21.8	4.9
2015	16.77		26.07	6	2.000	0.50	0.367	19.6	6.5
2016	20.86		20.86	7	1.714	0.58	0.133	17.8	3.1
2017	33.23		16.77	8	1.500	0.67	-0.094	16.2	0.6
2018	26.07		15.13	9	1.333	0.75	-0.327	14.8	0.3
2019	34.25		12.88	10	1.200	0.83	-0.583	13.6	0.7
2020	29.24		12.47	11	1.091	0.92	-0.910	12.4	0.1
									28.5



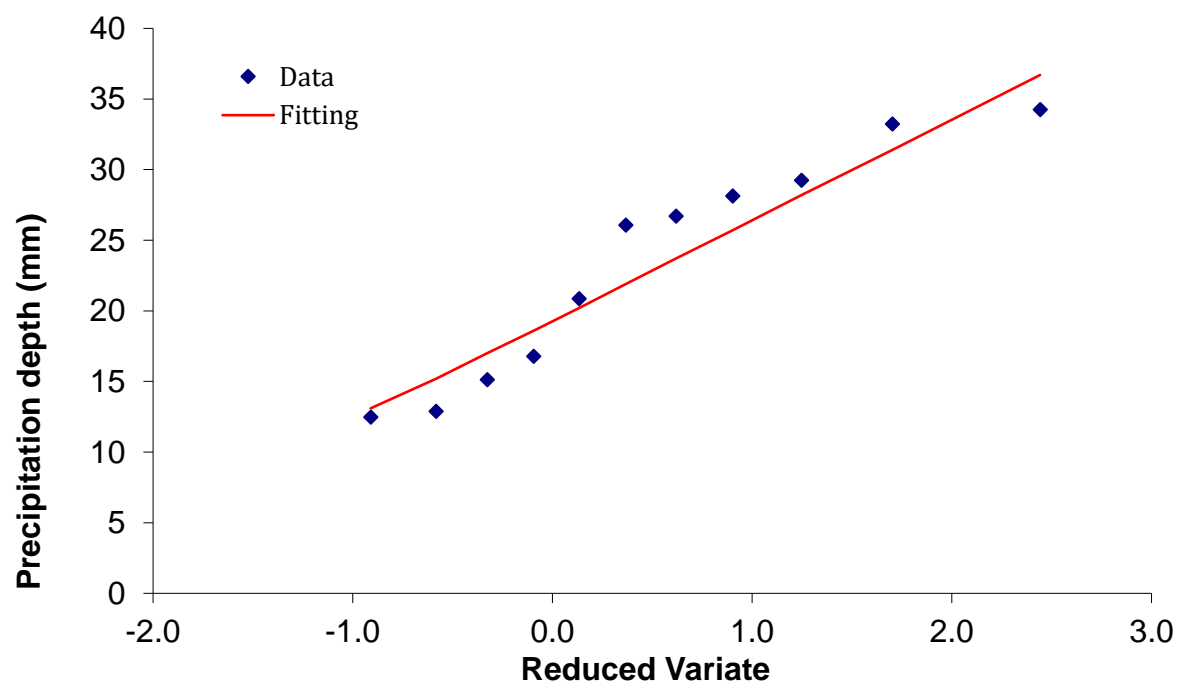
Gumbel

Año	Evento		Evento ordenado	Orden (m)	Periodo de retorno (años)	Probabilidad de ocurrencia	Variabla reducida	Evento Calculado XT	Error Absoluto
2010	26.69		34.25	1	12.000	0.08	2.442	34.9	0.6
2011	12.88		33.23	2	6.000	0.17	1.702	30.2	3.0
2012	28.12		29.24	3	4.000	0.25	1.246	27.4	1.8
2013	15.13		28.12	4	3.000	0.33	0.903	25.3	2.8
2014	12.47		26.69	5	2.400	0.42	0.618	23.5	3.2
2015	16.77		26.07	6	2.000	0.50	0.367	21.9	4.2
2016	20.86		20.86	7	1.714	0.58	0.133	20.5	0.4
2017	33.23		16.77	8	1.500	0.67	-0.094	19.1	2.3
2018	26.07		15.13	9	1.333	0.75	-0.327	17.6	2.5
2019	34.25		12.88	10	1.200	0.83	-0.583	16	3.1
2020	29.24		12.47	11	1.091	0.92	-0.910	14	1.5
									25.5



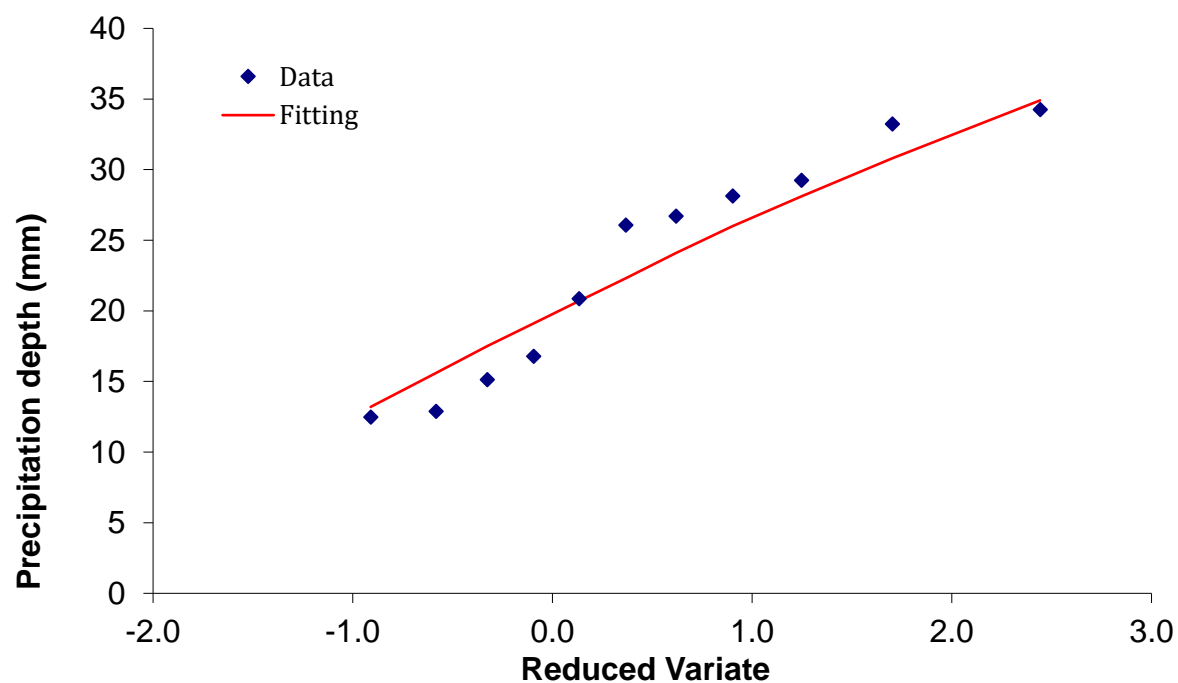
LogNormal

Año	Evento		Evento ordenado	Orden (m)	Periodo de retorno (años)	Probabilidad de ocurrencia	Variable reducida	Evento Calculado XT	Error Absoluto
2010	26.69		34.25	1	12.000	0.08	2.442	36.7	2.5
2011	12.88		33.23	2	6.000	0.17	1.702	31.4	1.8
2012	28.12		29.24	3	4.000	0.25	1.246	28.2	1.0
2013	15.13		28.12	4	3.000	0.33	0.903	25.7	2.4
2014	12.47		26.69	5	2.400	0.42	0.618	23.7	3.0
2015	16.77		26.07	6	2.000	0.50	0.367	21.9	4.2
2016	20.86		20.86	7	1.714	0.58	0.133	20.2	0.7
2017	33.23		16.77	8	1.500	0.67	-0.094	18.6	1.8
2018	26.07		15.13	9	1.333	0.75	-0.327	17	1.9
2019	34.25		12.88	10	1.200	0.83	-0.583	15.2	2.3
2020	29.24		12.47	11	1.091	0.92	-0.910	13.1	0.6
									22.2



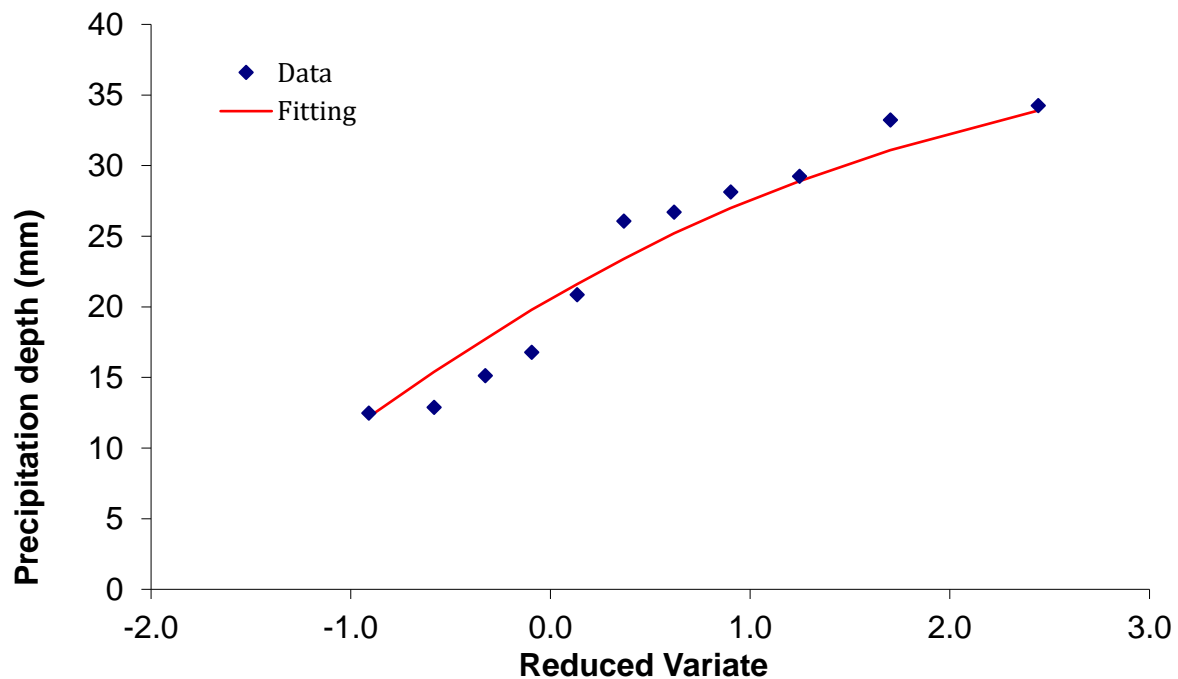
Gamma

Año	Evento		Evento ordenado	Orden (m)	Periodo de retorno (años)	Probabilidad de ocurrencia	Variable reducida	Evento Calculado XT	Error Absoluto
2010	26.69		34.25	1	12.000	0.08	2.442	34.9	0.6
2011	12.88		33.23	2	6.000	0.17	1.702	30.8	2.4
2012	28.12		29.24	3	4.000	0.25	1.246	28.1	1.1
2013	15.13		28.12	4	3.000	0.33	0.903	26	2.1
2014	12.47		26.69	5	2.400	0.42	0.618	24.1	2.6
2015	16.77		26.07	6	2.000	0.50	0.367	22.3	3.8
2016	20.86		20.86	7	1.714	0.58	0.133	20.7	0.2
2017	33.23		16.77	8	1.500	0.67	-0.094	19.1	2.3
2018	26.07		15.13	9	1.333	0.75	-0.327	17.5	2.4
2019	34.25		12.88	10	1.200	0.83	-0.583	15.6	2.7
2020	29.24		12.47	11	1.091	0.92	-0.910	13.2	0.7
									21.0



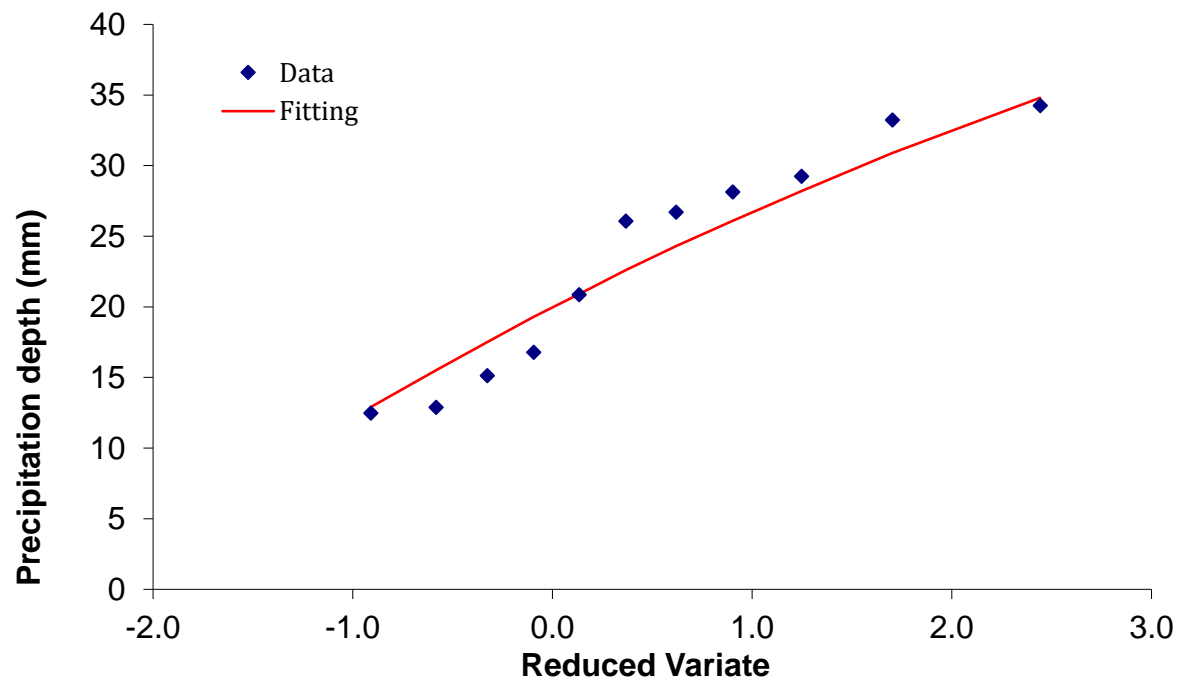
Log Pearson

Año	Evento		Evento ordenado	Orden (m)	Periodo de retorno (años)	Probabilidad de ocurrencia	Variable reducida	Evento Calculado XT	Error Absoluto
2010	26.69		34.25	1	12.000	0.08	2.442	33.9	0.4
2011	12.88		33.23	2	6.000	0.17	1.702	31.1	2.1
2012	28.12		29.24	3	4.000	0.25	1.246	28.9	0.3
2013	15.13		28.12	4	3.000	0.33	0.903	27	1.1
2014	12.47		26.69	5	2.400	0.42	0.618	25.2	1.5
2015	16.77		26.07	6	2.000	0.50	0.367	23.4	2.7
2016	20.86		20.86	7	1.714	0.58	0.133	21.6	0.7
2017	33.23		16.77	8	1.500	0.67	-0.094	19.8	3.0
2018	26.07		15.13	9	1.333	0.75	-0.327	17.7	2.6
2019	34.25		12.88	10	1.200	0.83	-0.583	15.4	2.5
2020	29.24		12.47	11	1.091	0.92	-0.910	12.2	0.3
									17.2



Fuities

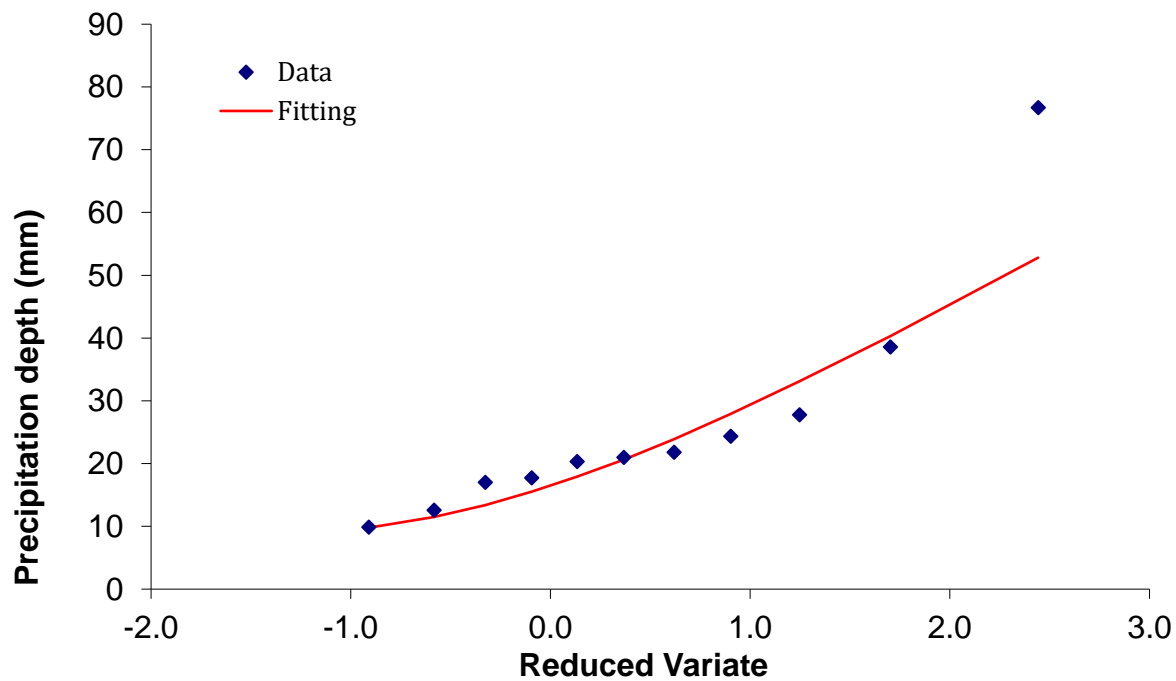
Año	Evento		Evento ordenado	Orden (m)	Periodo de retorno (años)	Probabilidad de ocurrencia	Variable reducida	Evento Calculado XT	Error Absoluto
2010	26.69		34.25	1	12.000	0.08	2.442	34.8	0.5
2011	12.88		33.23	2	6.000	0.17	1.702	30.9	2.3
2012	28.12		29.24	3	4.000	0.25	1.246	28.2	1.0
2013	15.13		28.12	4	3.000	0.33	0.903	26.1	2.0
2014	12.47		26.69	5	2.400	0.42	0.618	24.3	2.4
2015	16.77		26.07	6	2.000	0.50	0.367	22.6	3.5
2016	20.86		20.86	7	1.714	0.58	0.133	20.9	0.0
2017	33.23		16.77	8	1.500	0.67	-0.094	19.3	2.5
2018	26.07		15.13	9	1.333	0.75	-0.327	17.5	2.4
2019	34.25		12.88	10	1.200	0.83	-0.583	15.5	2.6
2020	29.24		12.47	11	1.091	0.92	-0.910	12.9	0.4
									19.8



Saint Rafael

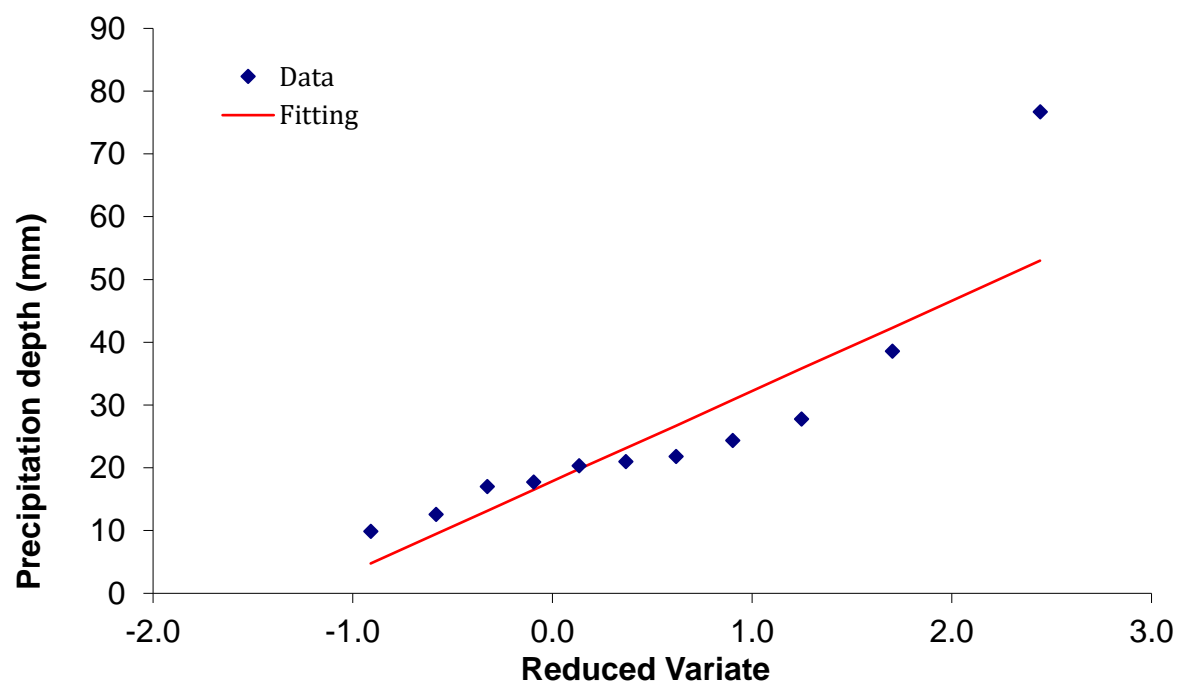
Exponencial

Año	Evento		Evento ordenado	Orden (m)	Periodo de retorno (años)	Probabilidad de ocurrencia	Variable reducida	Evento Calculado XT	Error Absoluto
2010	21.8		76.72	1	12.000	0.08	2.442	52.8	23.9
2011	17.71		38.57	2	6.000	0.17	1.702	40.3	1.7
2012	20.96		27.77	3	4.000	0.25	1.246	33.1	5.3
2013	9.85		24.32	4	3.000	0.33	0.903	27.9	3.6
2014	12.58		21.8	5	2.400	0.42	0.618	23.9	2.1
2015	16.98		20.96	6	2.000	0.50	0.367	20.6	0.4
2016	27.77		20.33	7	1.714	0.58	0.133	17.9	2.4
2017	20.33		17.71	8	1.500	0.67	-0.094	15.5	2.2
2018	24.32		16.98	9	1.333	0.75	-0.327	13.4	3.6
2019	76.72		12.58	10	1.200	0.83	-0.583	11.5	1.1
2020	38.57		9.85	11	1.091	0.92	-0.910	9.78	0.1
									46.4



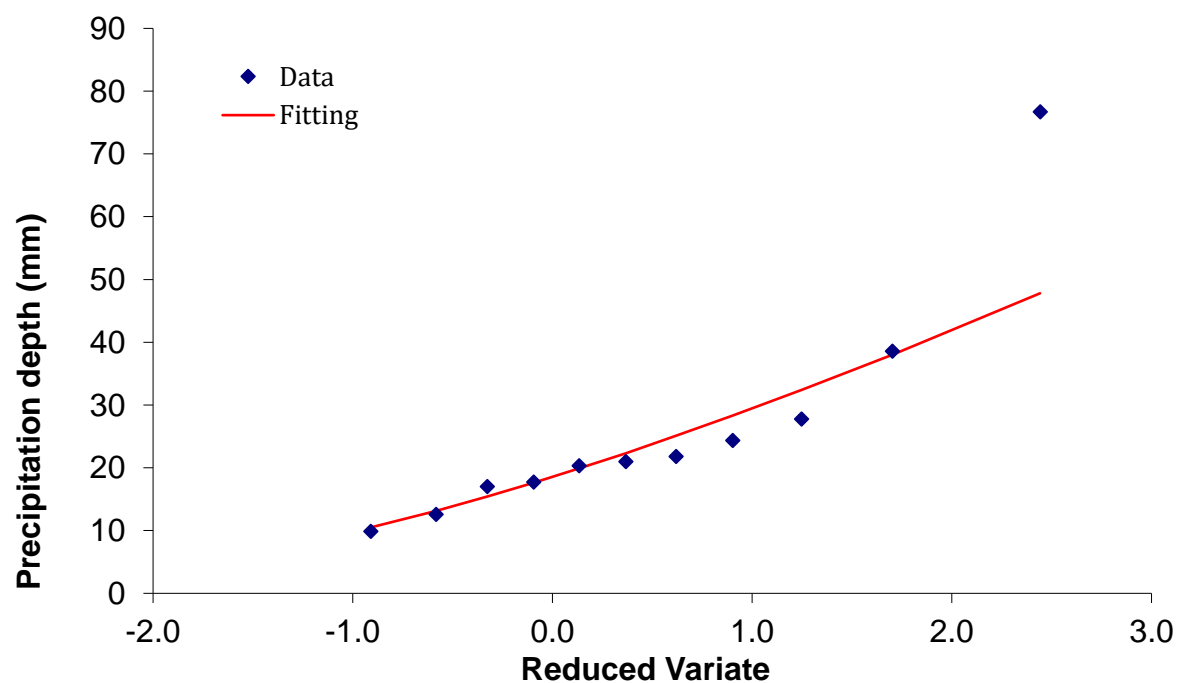
Gumbel

Año	Evento		Evento ordenado	Orden (m)	Periodo de retorno (años)	Probabilidad de ocurrencia	Variable reducida	Evento Calculado XT	Error Absoluto
2010	21.8		76.72	1	12.000	0.08	2.442	53	23.7
2011	17.71		38.57	2	6.000	0.17	1.702	42.3	3.7
2012	20.96		27.77	3	4.000	0.25	1.246	35.8	8.0
2013	9.85		24.32	4	3.000	0.33	0.903	30.8	6.5
2014	12.58		21.8	5	2.400	0.42	0.618	26.7	4.9
2015	16.98		20.96	6	2.000	0.50	0.367	23.1	2.1
2016	27.77		20.33	7	1.714	0.58	0.133	19.8	0.5
2017	20.33		17.71	8	1.500	0.67	-0.094	16.5	1.2
2018	24.32		16.98	9	1.333	0.75	-0.327	13.1	3.9
2019	76.72		12.58	10	1.200	0.83	-0.583	9.46	3.1
2020	38.57		9.85	11	1.091	0.92	-0.910	4.76	5.1
									62.8



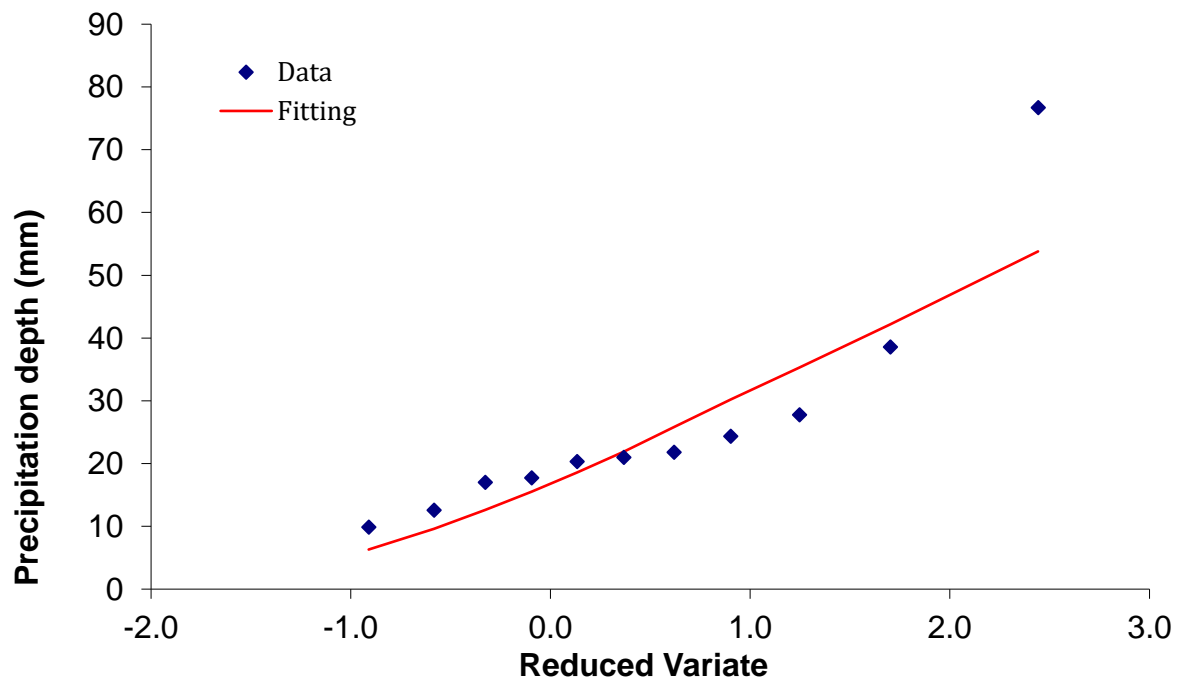
LogNormal

Año	Evento		Evento ordenado	Orden (m)	Periodo de retorno (años)	Probabilidad de ocurrencia	Variabla reducida	Evento Calculado XT	Error Absoluto
2010	21.8		76.72	1	12.000	0.08	2.442	47.8	28.9
2011	17.71		38.57	2	6.000	0.17	1.702	38	0.6
2012	20.96		27.77	3	4.000	0.25	1.246	32.4	4.6
2013	9.85		24.32	4	3.000	0.33	0.903	28.3	4.0
2014	12.58		21.8	5	2.400	0.42	0.618	25.1	3.3
2015	16.98		20.96	6	2.000	0.50	0.367	22.3	1.3
2016	27.77		20.33	7	1.714	0.58	0.133	19.9	0.4
2017	20.33		17.71	8	1.500	0.67	-0.094	17.6	0.1
2018	24.32		16.98	9	1.333	0.75	-0.327	15.4	1.6
2019	76.72		12.58	10	1.200	0.83	-0.583	13.1	0.5
2020	38.57		9.85	11	1.091	0.92	-0.910	10.5	0.7
									46.0



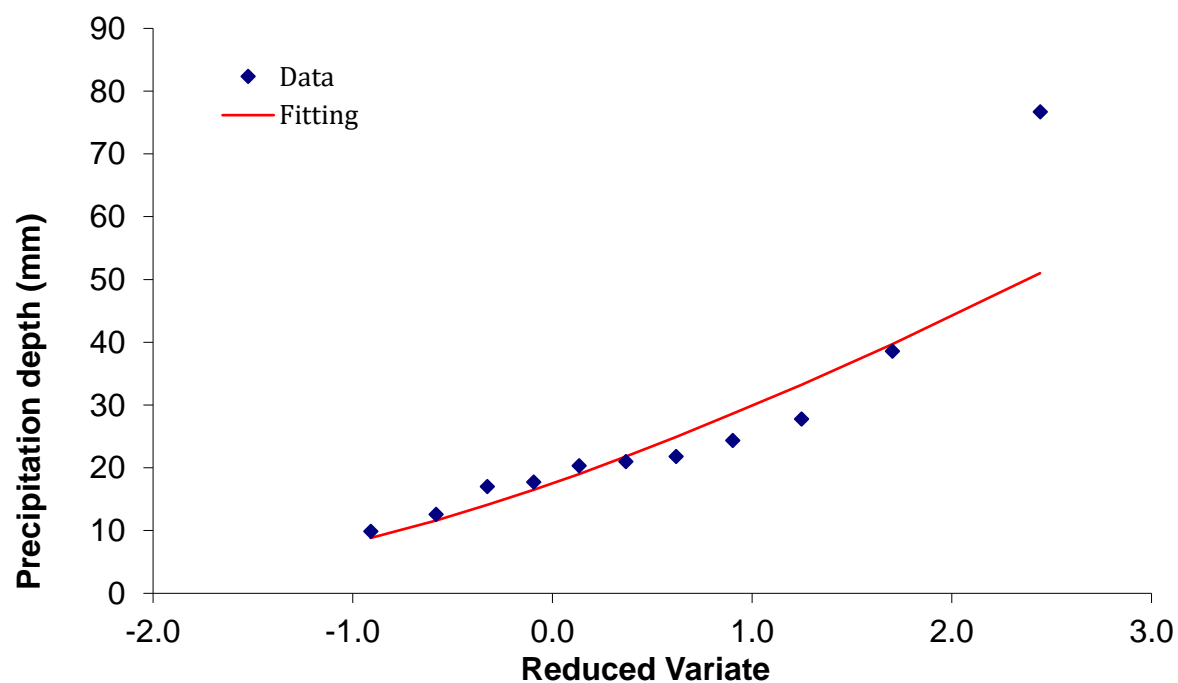
Gamma

Año	Evento		Evento ordenado	Orden (m)	Periodo de retorno (años)	Probabilidad de ocurrencia	Variable reducida	Evento Calculado XT	Error Absoluto
2010	21.8		76.72	1	12.000	0.08	2.442	53.8	22.9
2011	17.71		38.57	2	6.000	0.17	1.702	42.2	3.6
2012	20.96		27.77	3	4.000	0.25	1.246	35.3	7.5
2013	9.85		24.32	4	3.000	0.33	0.903	30.2	5.9
2014	12.58		21.8	5	2.400	0.42	0.618	25.8	4.0
2015	16.98		20.96	6	2.000	0.50	0.367	21.9	0.9
2016	27.77		20.33	7	1.714	0.58	0.133	18.6	1.7
2017	20.33		17.71	8	1.500	0.67	-0.094	15.5	2.2
2018	24.32		16.98	9	1.333	0.75	-0.327	12.6	4.4
2019	76.72		12.58	10	1.200	0.83	-0.583	9.6	3.0
2020	38.57		9.85	11	1.091	0.92	-0.910	6.31	3.5
									59.7



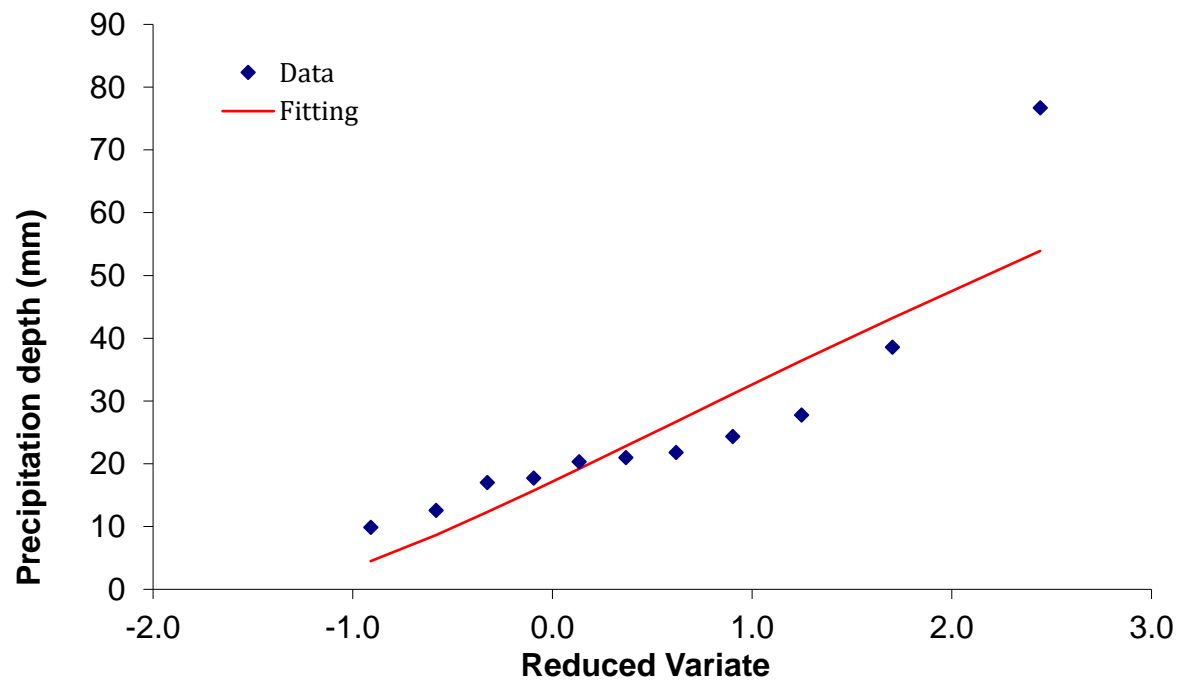
Log Pearson

Año	Evento		Evento ordenado	Orden (m)	Periodo de retorno (años)	Probabilidad de ocurrencia	Variable reducida	Evento Calculado XT	Error Absoluto
2010	21.8		76.72	1	12.000	0.08	2.442	51	25.7
2011	17.71		38.57	2	6.000	0.17	1.702	39.7	1.1
2012	20.96		27.77	3	4.000	0.25	1.246	33.2	5.4
2013	9.85		24.32	4	3.000	0.33	0.903	28.6	4.3
2014	12.58		21.8	5	2.400	0.42	0.618	24.9	3.1
2015	16.98		20.96	6	2.000	0.50	0.367	21.8	0.8
2016	27.77		20.33	7	1.714	0.58	0.133	19	1.3
2017	20.33		17.71	8	1.500	0.67	-0.094	16.5	1.2
2018	24.32		16.98	9	1.333	0.75	-0.327	14.1	2.9
2019	76.72		12.58	10	1.200	0.83	-0.583	11.6	1.0
2020	38.57		9.85	11	1.091	0.92	-0.910	8.82	1.0
									47.9

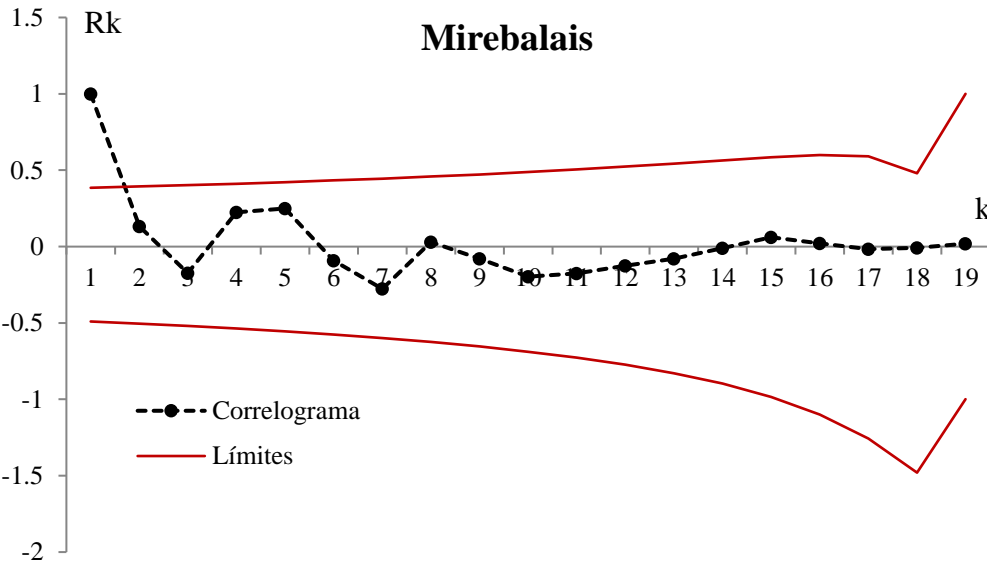


Fuities

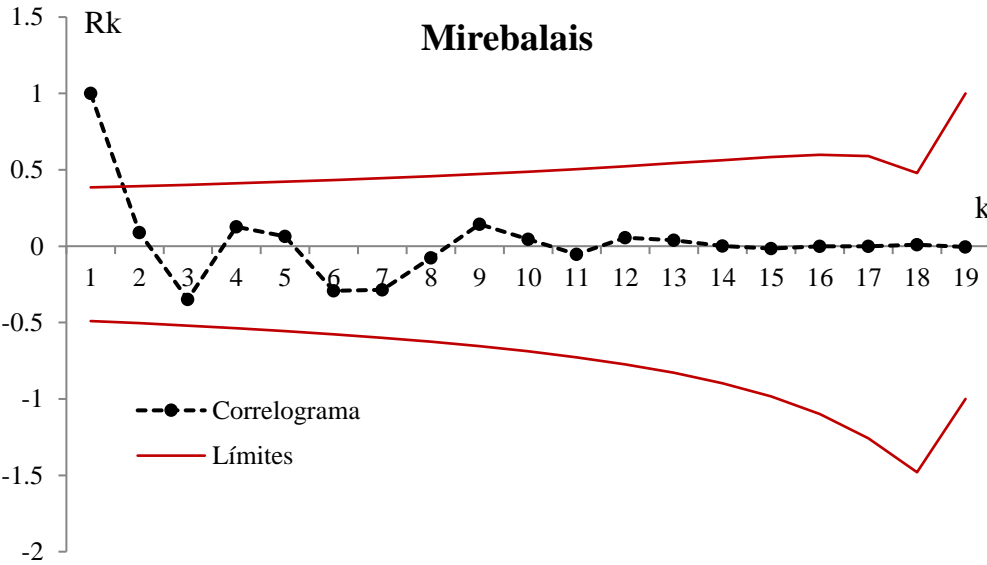
Año	Evento		Evento ordenado	Orden (m)	Periodo de retorno (años)	Probabilidad de ocurrencia	Variable reducida	Evento Calculado XT	Error Absoluto
2010	21.8		76.72	1	12.000	0.08	2.442	53.9	22.8
2011	17.71		38.57	2	6.000	0.17	1.702	43.2	4.6
2012	20.96		27.77	3	4.000	0.25	1.246	36.4	8.6
2013	9.85		24.32	4	3.000	0.33	0.903	31.1	6.8
2014	12.58		21.8	5	2.400	0.42	0.618	26.7	4.9
2015	16.98		20.96	6	2.000	0.50	0.367	22.8	1.8
2016	27.77		20.33	7	1.714	0.58	0.133	19.2	1.1
2017	20.33		17.71	8	1.500	0.67	-0.094	15.7	2.0
2018	24.32		16.98	9	1.333	0.75	-0.327	12.3	4.7
2019	76.72		12.58	10	1.200	0.83	-0.583	8.63	4.0
2020	38.57		9.85	11	1.091	0.92	-0.910	4.49	5.4
									66.7



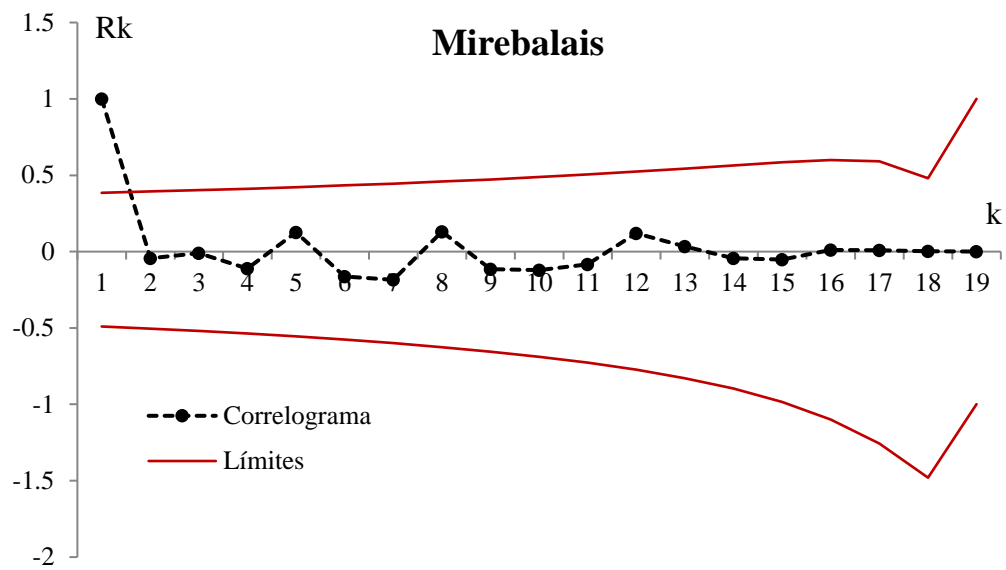
ANEXO B
RESULTADOS DE CORRELOGRAMAS PARA TODAS LA ESTACIONES ANALIZADAS



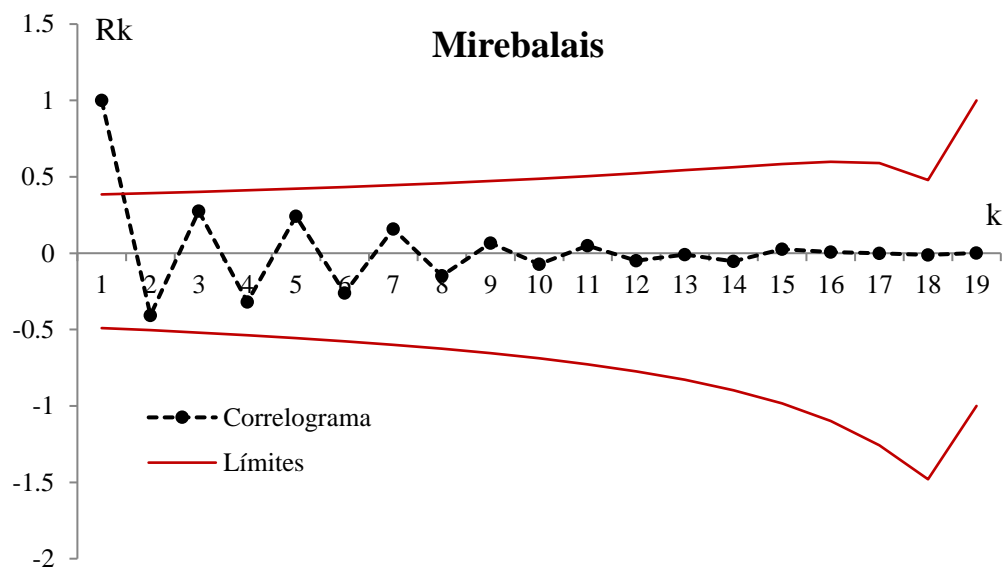
Correlograma de la serie de tiempo para la estación Mirebalais AR(0)



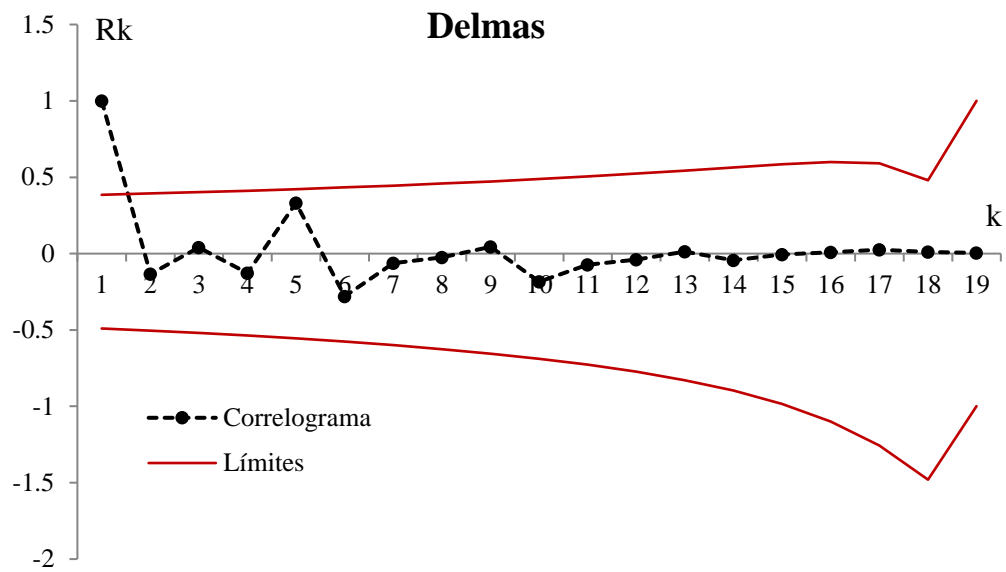
Correlograma de la serie de tiempo para la estación Mirebalais AR(1)



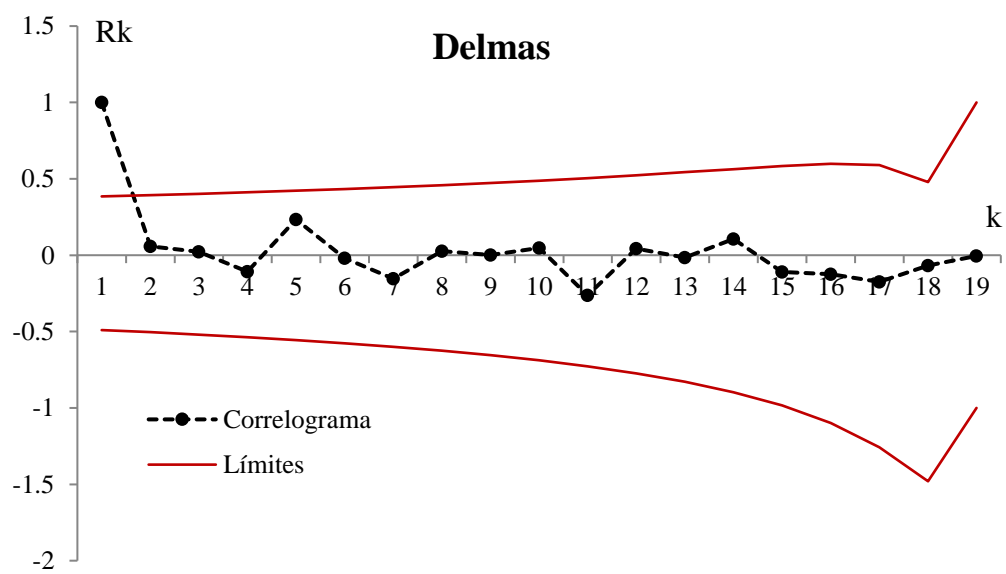
Correlograma de la serie de tiempo para la estación Mirebalais AR(2)



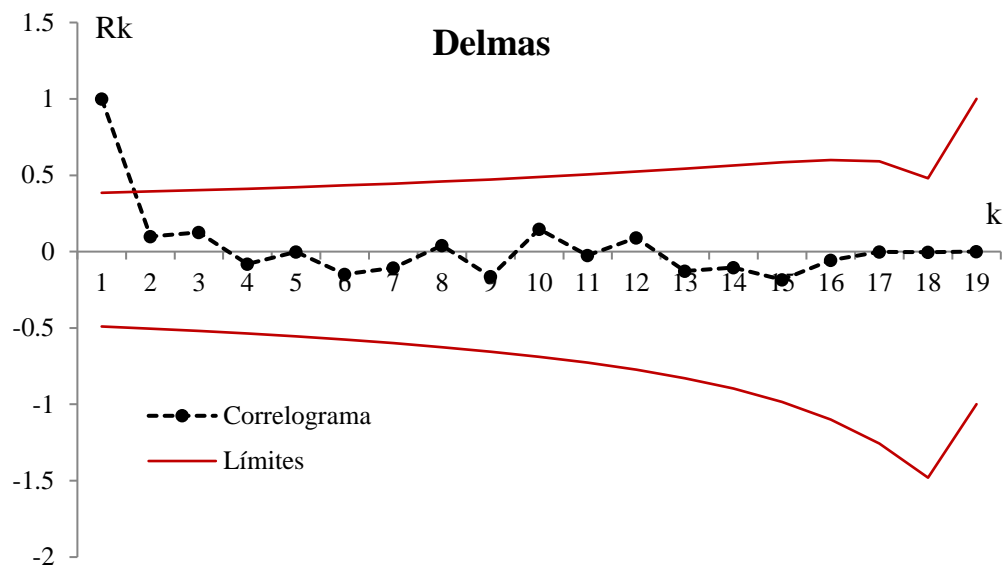
Correlograma de la serie de tiempo para la estación Mirebalais AR(3)



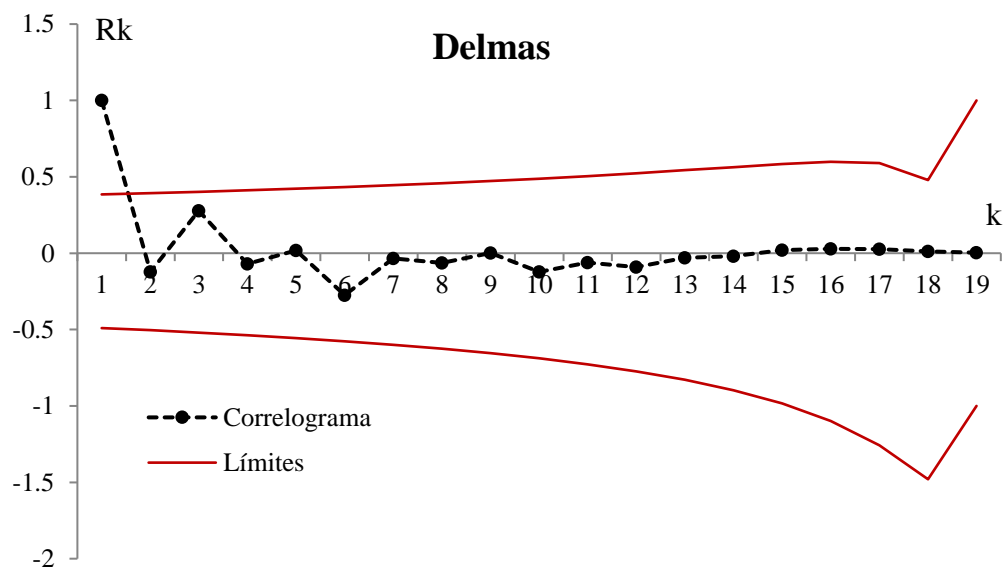
Correlograma de la serie de tiempo para la estación Delmas AR(0)



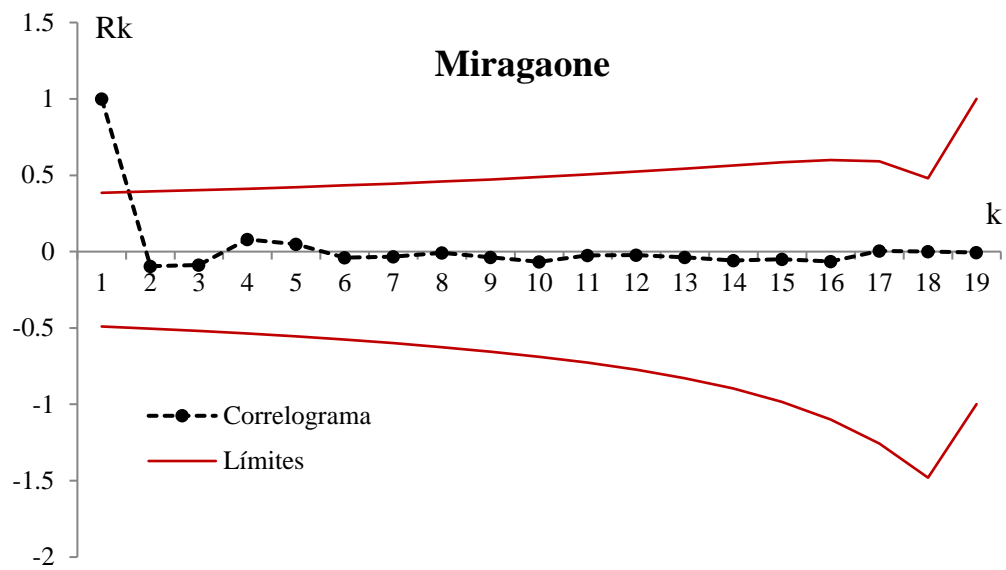
Correlograma de la serie de tiempo para la estación Delmas AR(1)



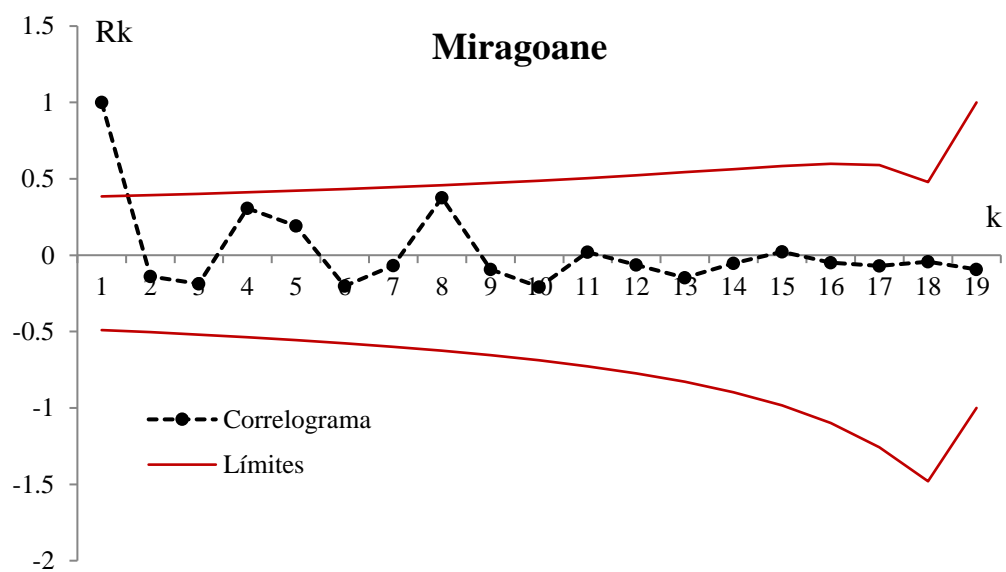
Correlograma de la serie de tiempo para la estación Delmas AR(2)



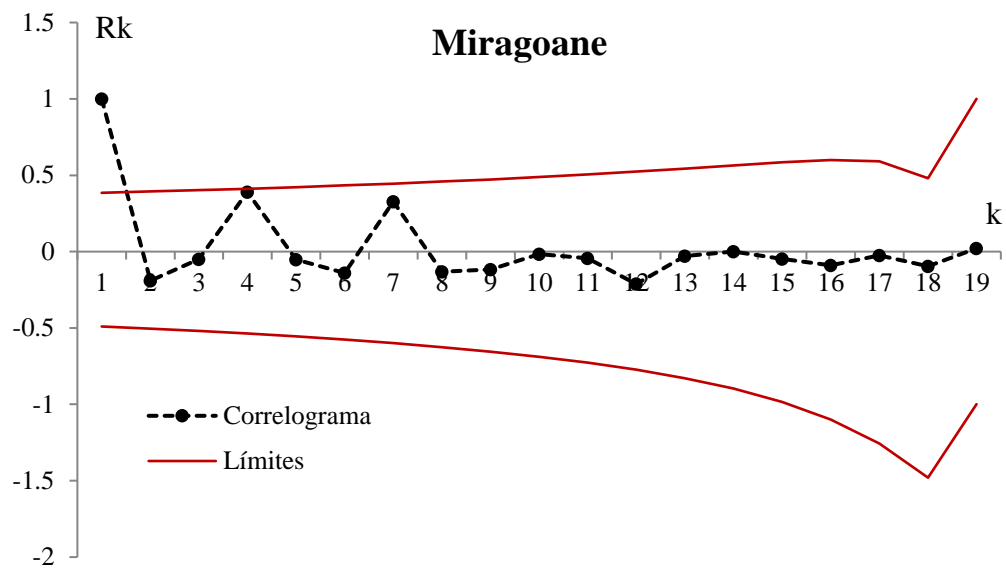
Correlograma de la serie de tiempo para la estación Delmas AR(3)



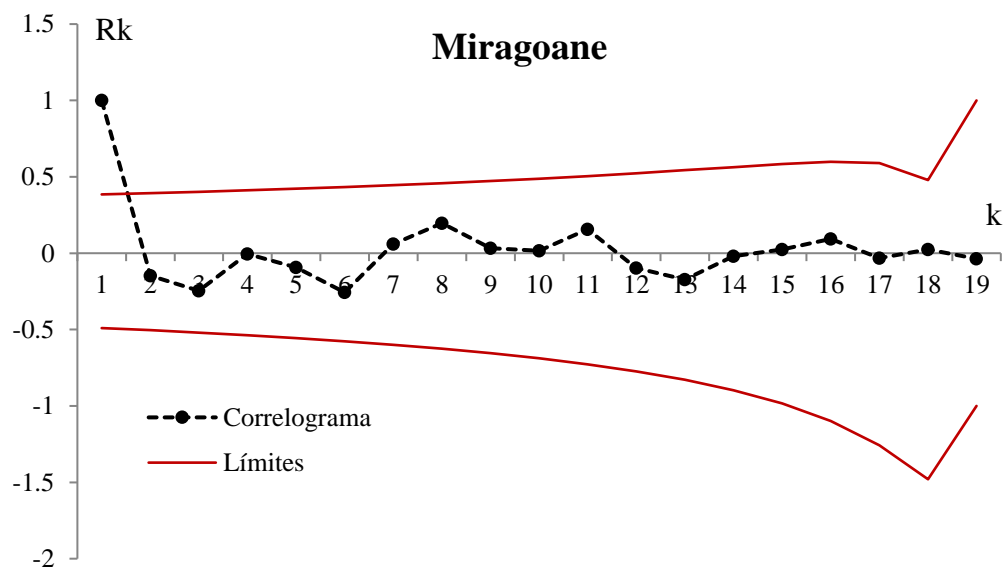
Correlograma de la serie de tiempo para la estación Miragoane AR(0)



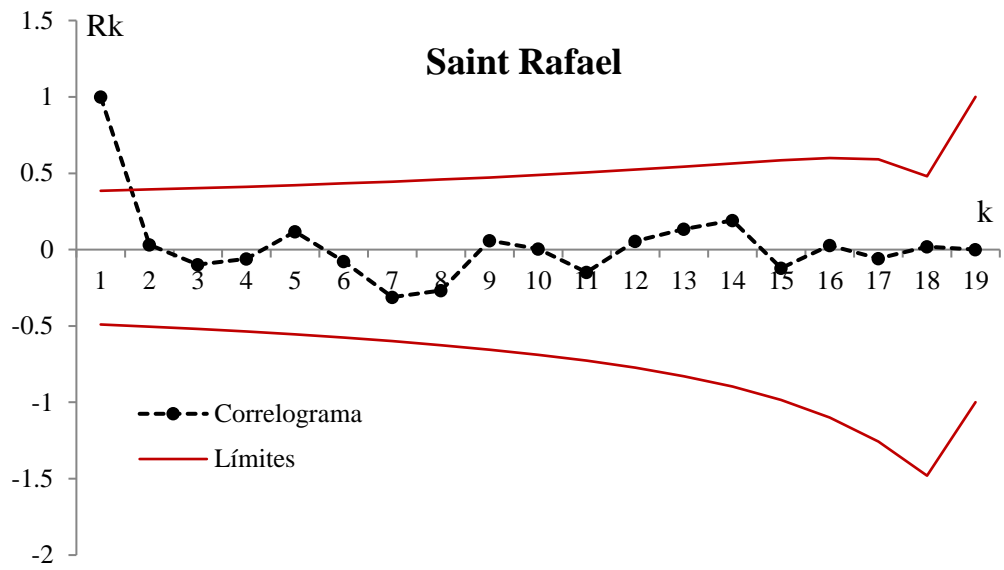
Correlograma de la serie de tiempo para la estación Miragoane AR(1)



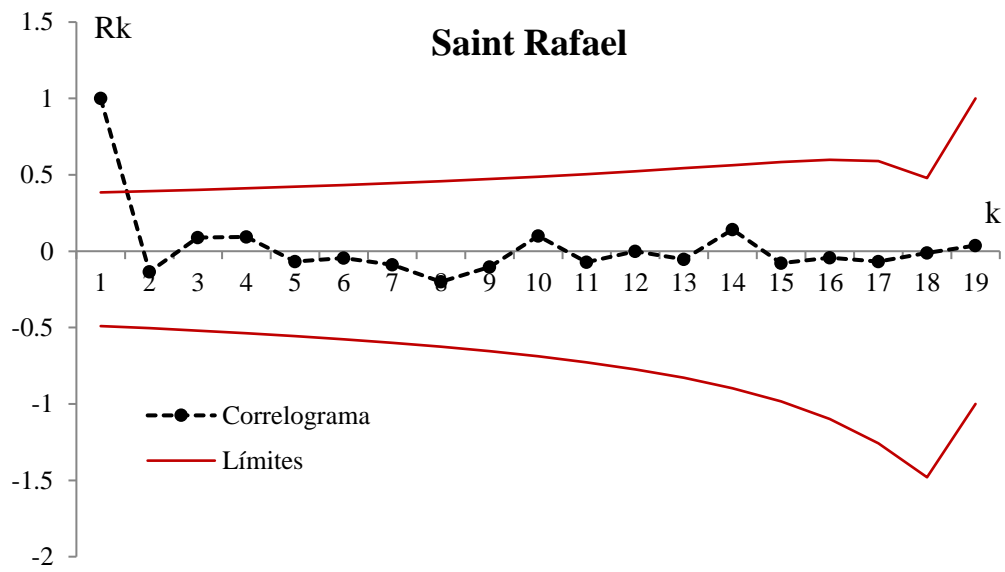
Correlograma de la serie de tiempo para la estación Miragoane AR(2)



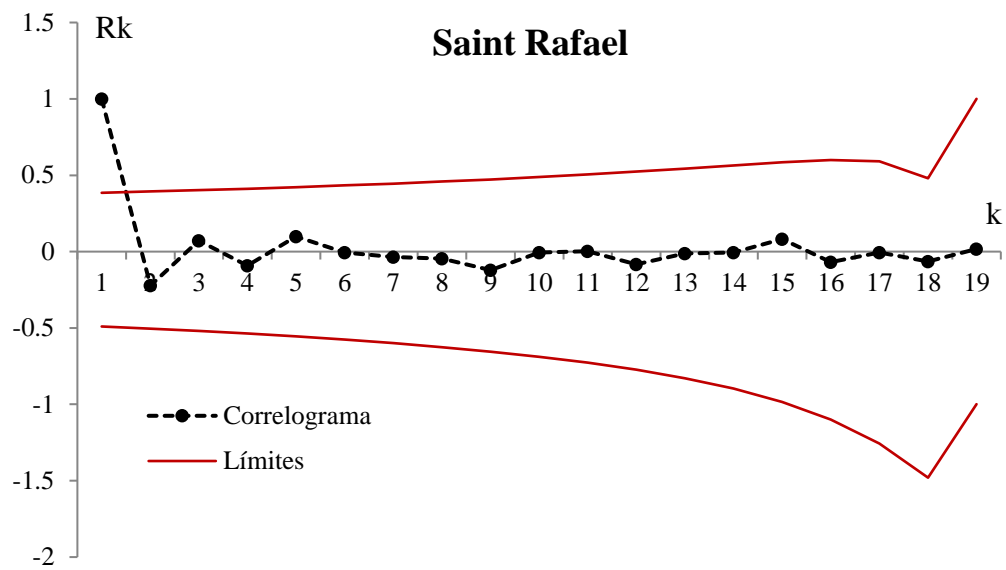
Correlograma de la serie de tiempo para la estación Miragoane AR(3)



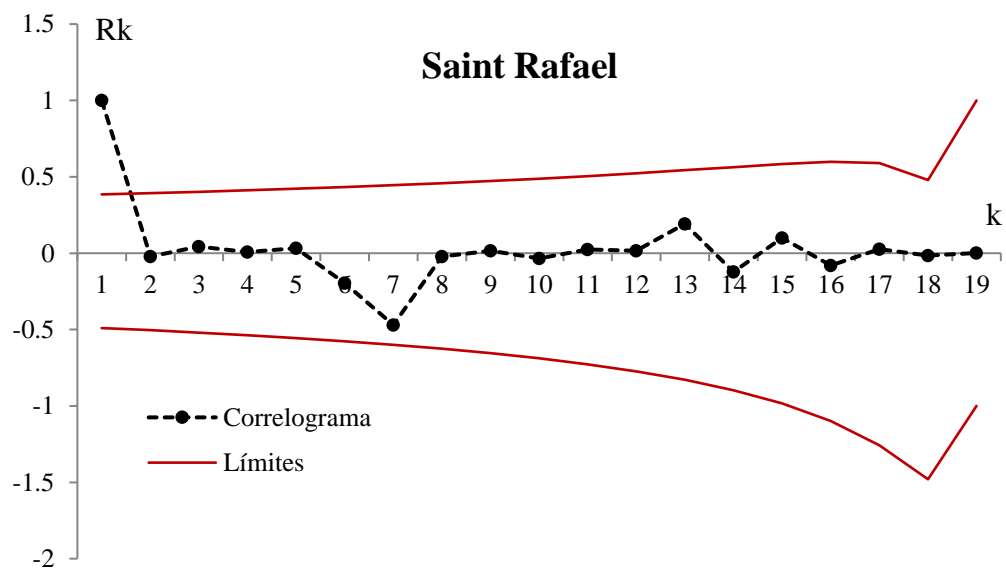
Correlograma de la serie de tiempo para la estación Saint Rafael AR(0)



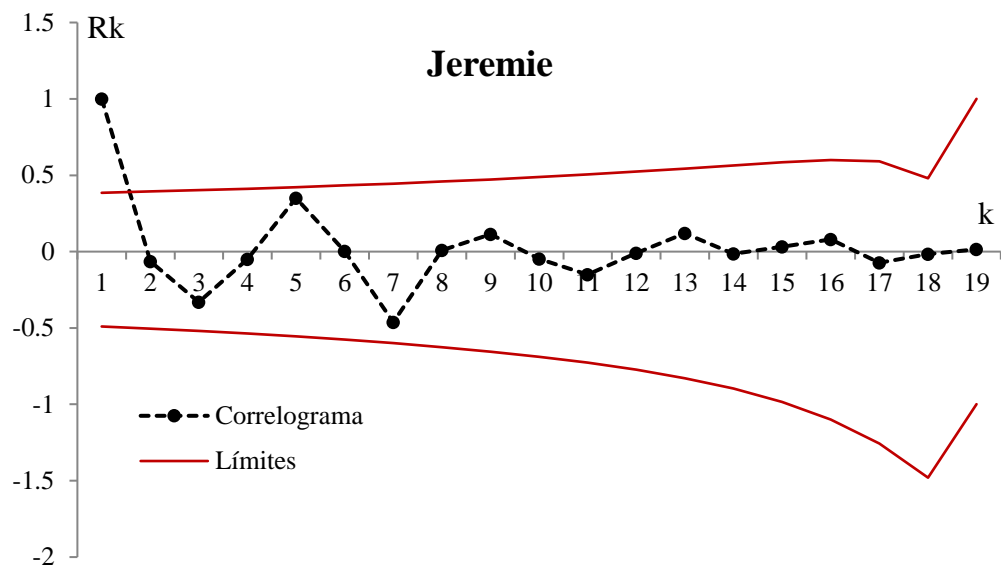
Correlograma de la serie de tiempo para la estación Saint Rafael AR(1)



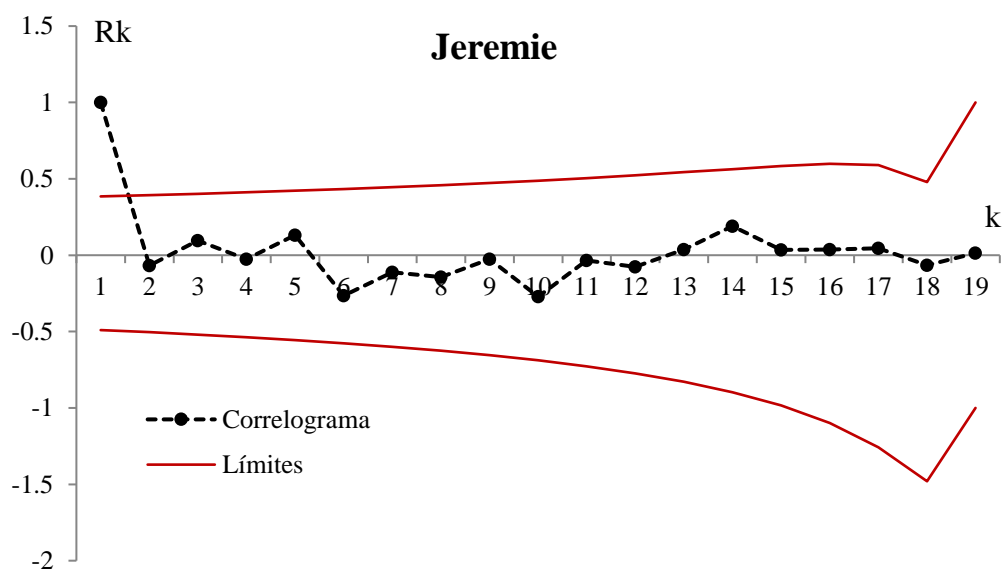
Correlograma de la serie de tiempo para la estación Saint Rafael AR(2)



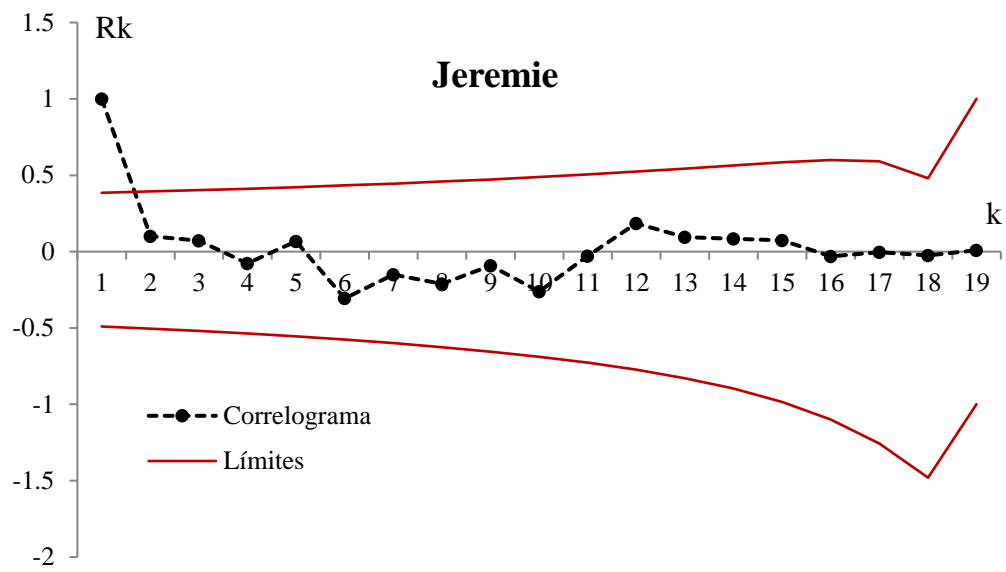
Correlograma de la serie de tiempo para la estación Saint Rafael AR(3)



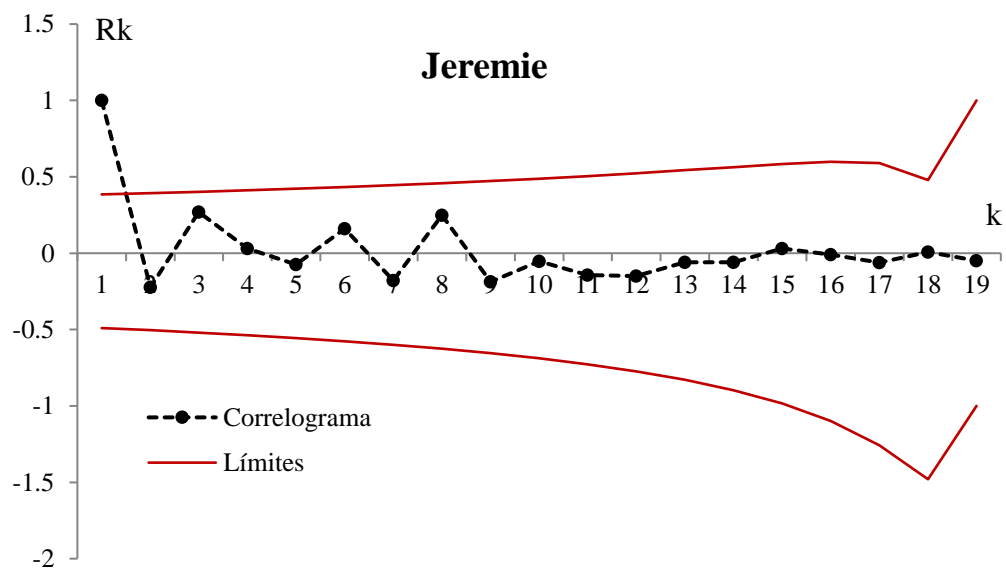
Correlograma de la serie de tiempo para la estación Jeremie AR(0)



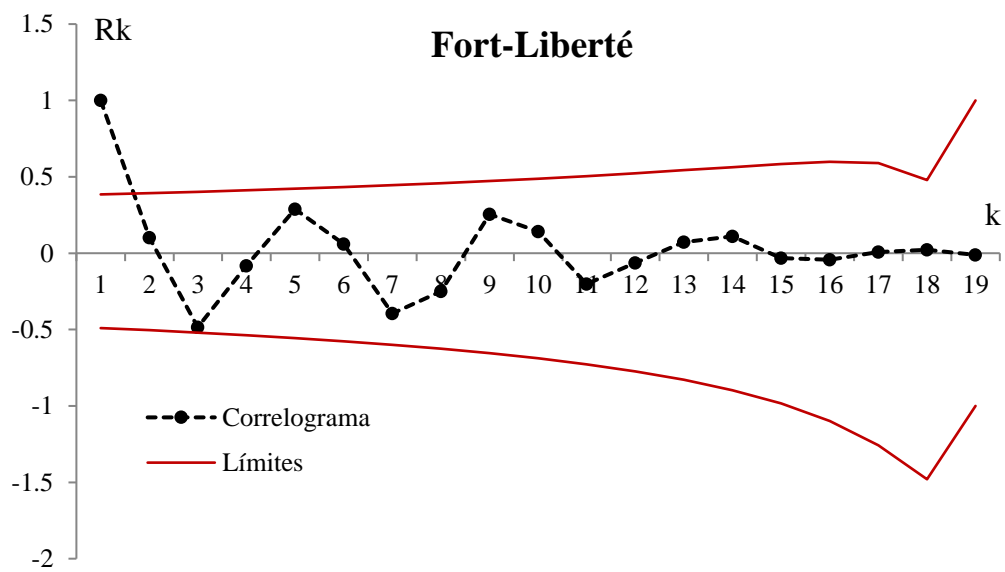
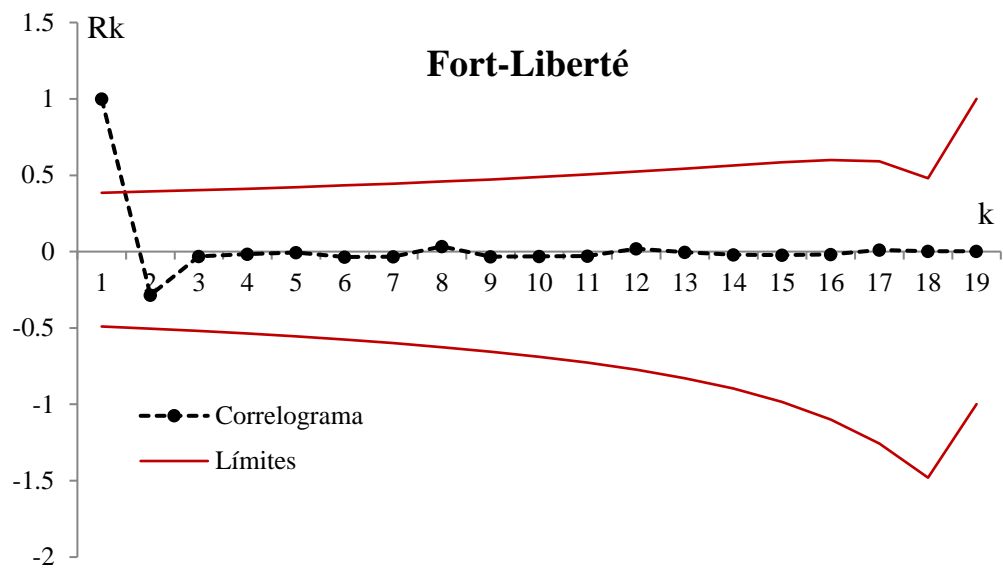
Correlograma de la serie de tiempo para la estación Jeremie AR(1)

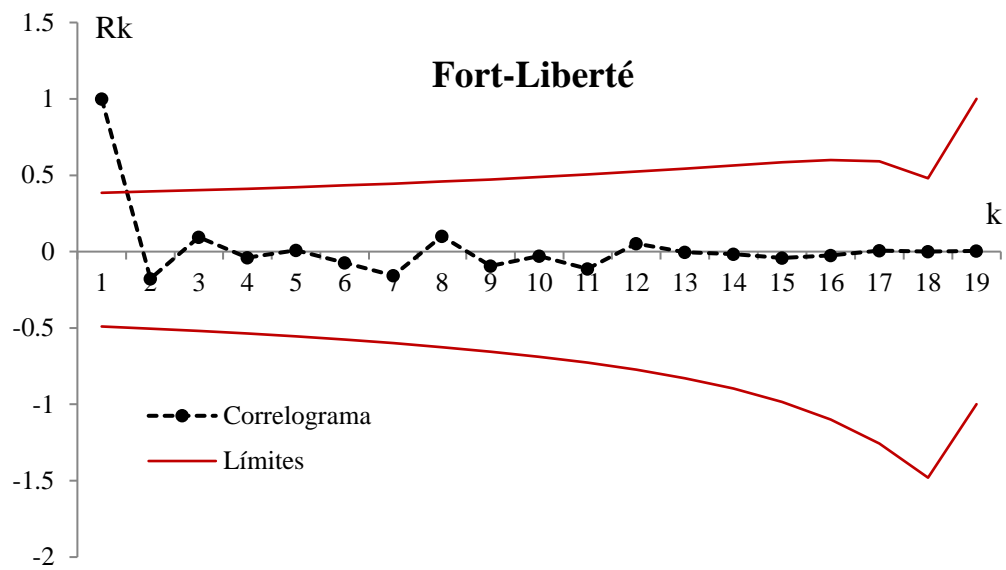


Correlograma de la serie de tiempo para la estación Jeremie AR(2)

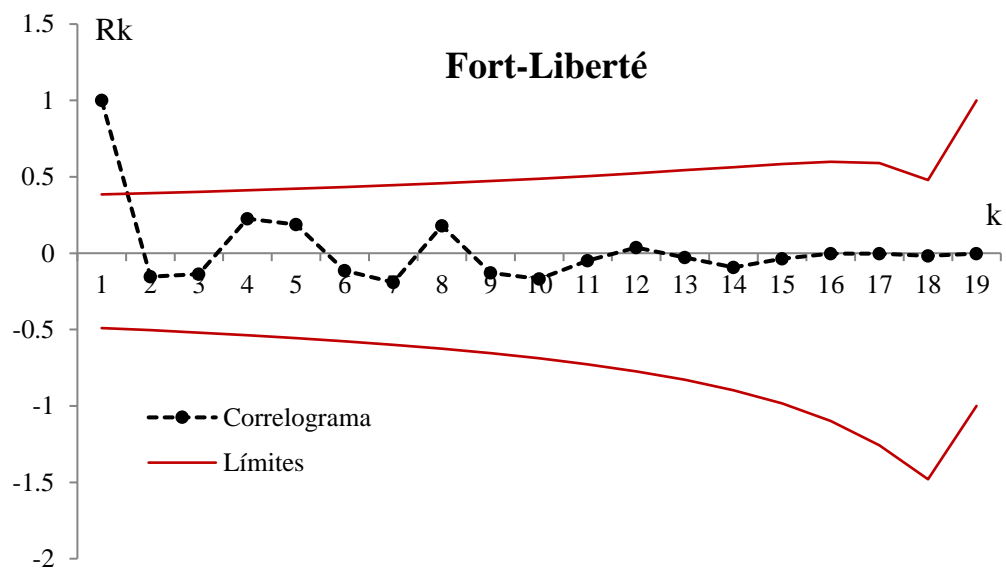


Correlograma de la serie de tiempo para la estación Jeremie AR(3)

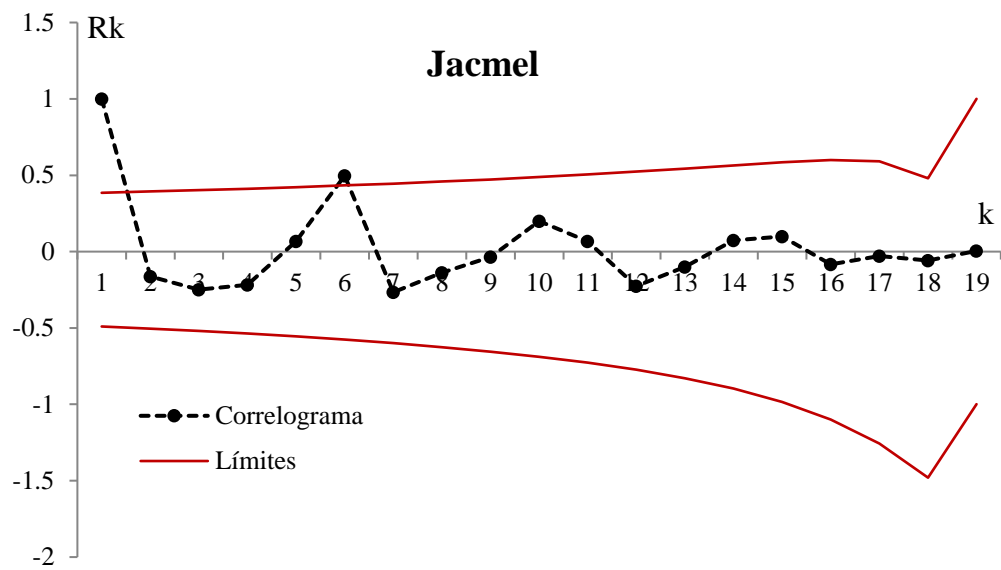




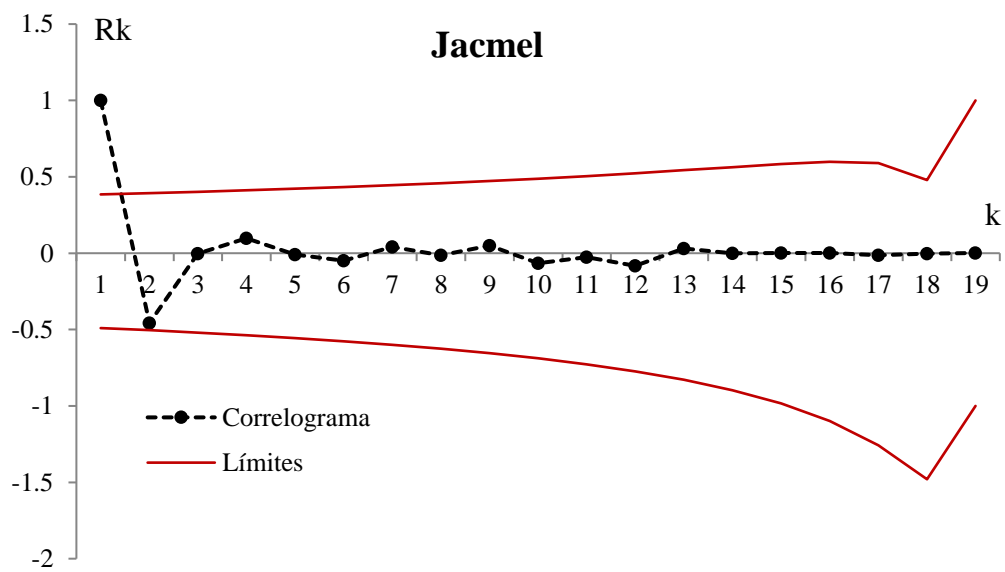
Correlograma de la serie de tiempo para la estación Fort-Liberté AR(2)



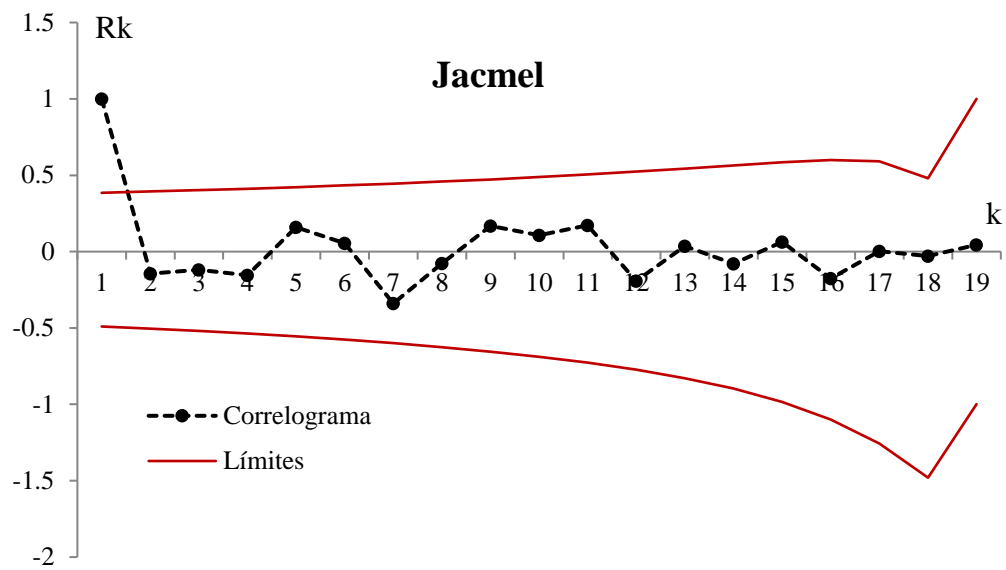
Correlograma de la serie de tiempo para la estación Fort-Liberté AR(3)



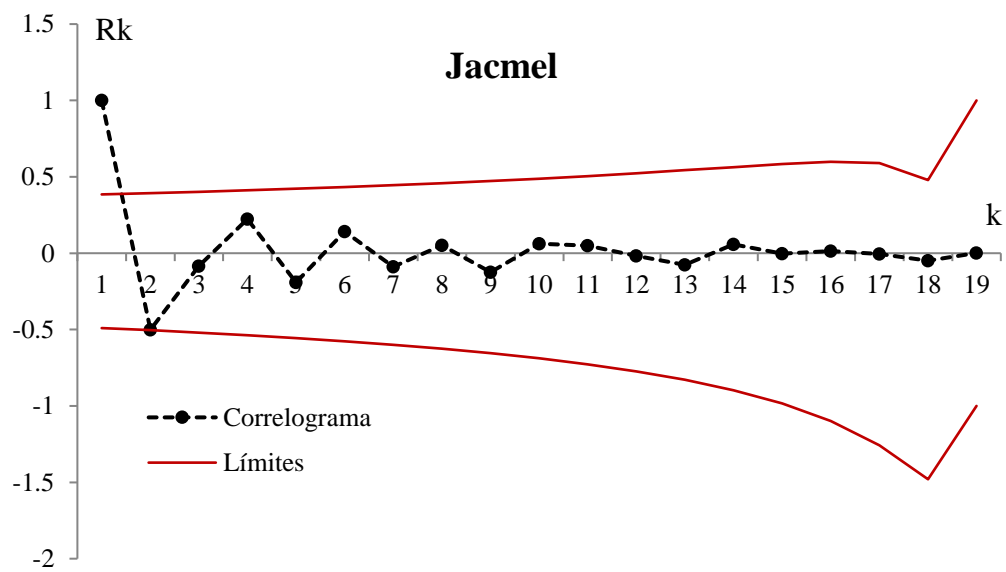
Correlograma de la serie de tiempo para la estación Jacmel AR(0)



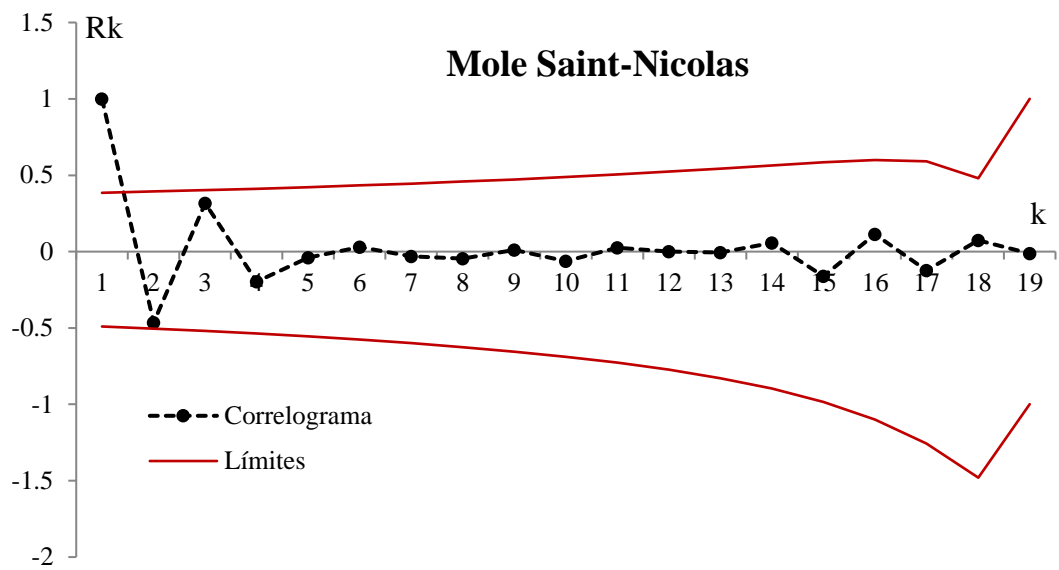
Correlograma de la serie de tiempo para la estación Jacmel AR(1)



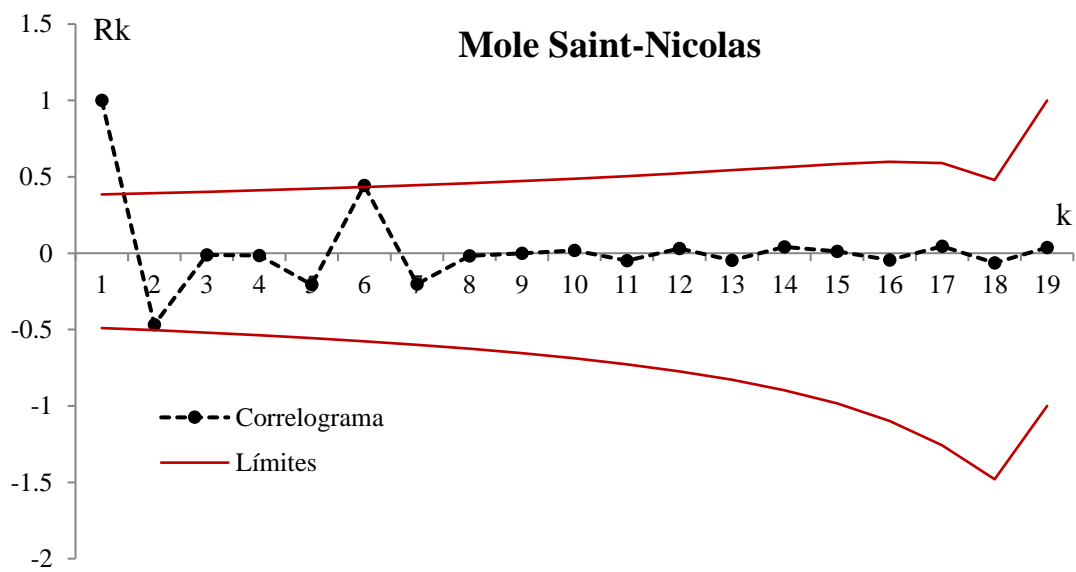
Correlograma de la serie de tiempo para la estación Jacmel AR(2)



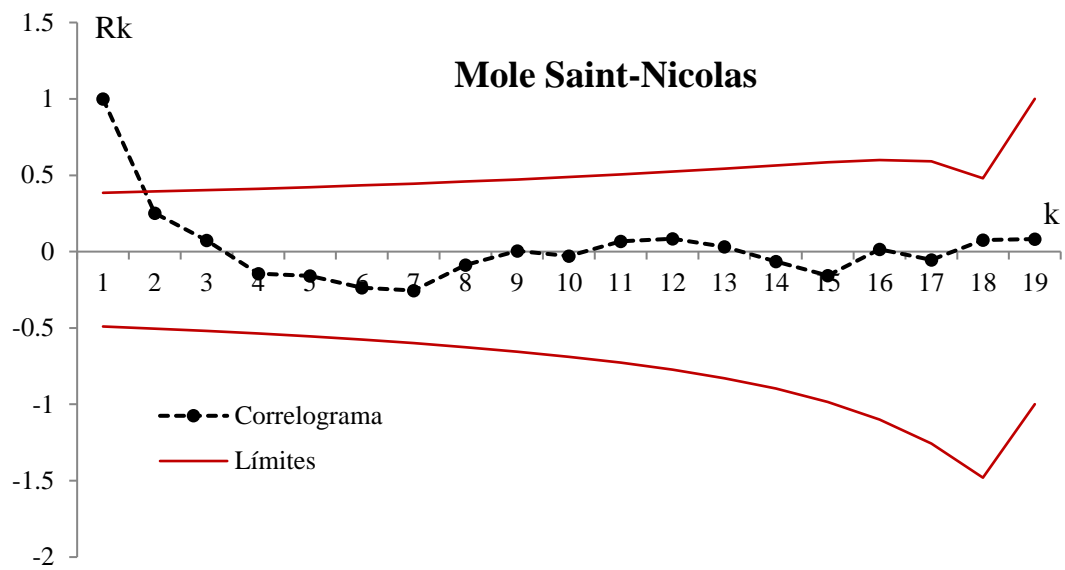
Correlograma de la serie de tiempo para la estación Jacmel AR(3)



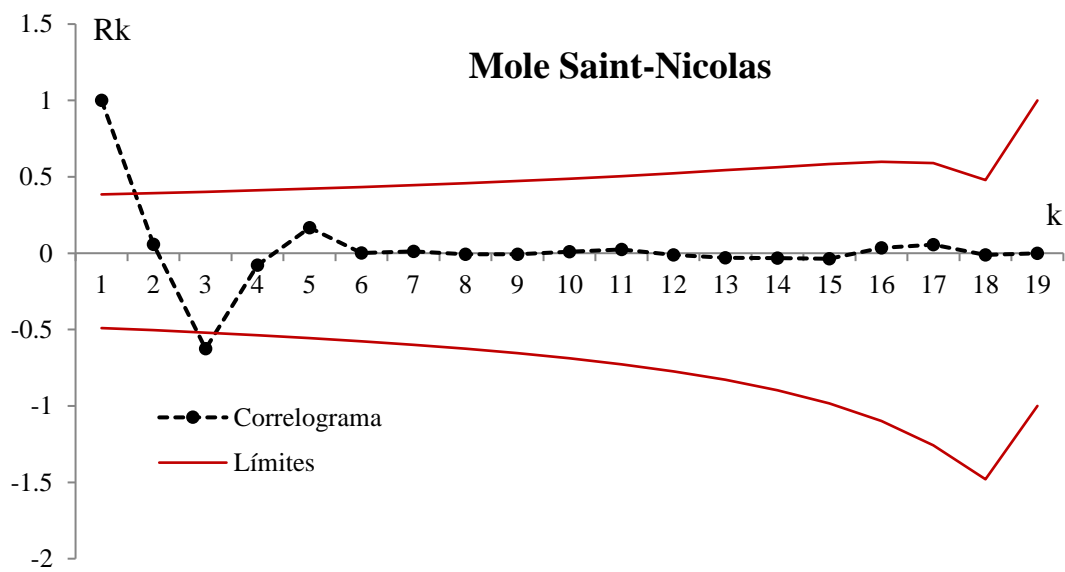
Correlograma de la serie de tiempo para la estación Mole Saint-Nicolas AR(0)



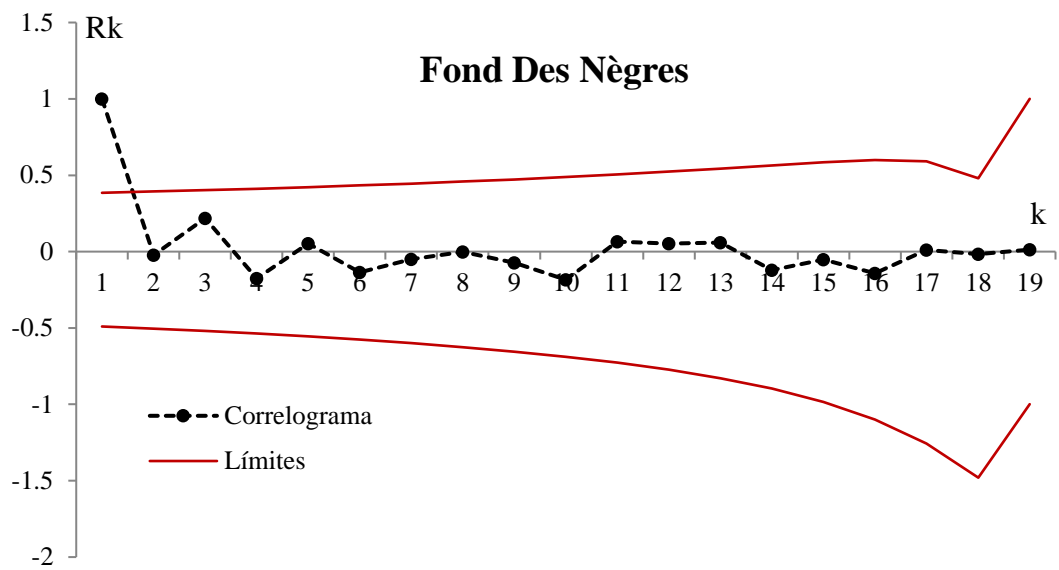
Correlograma de la serie de tiempo para la estación Mole Saint-Nicolas AR(1)



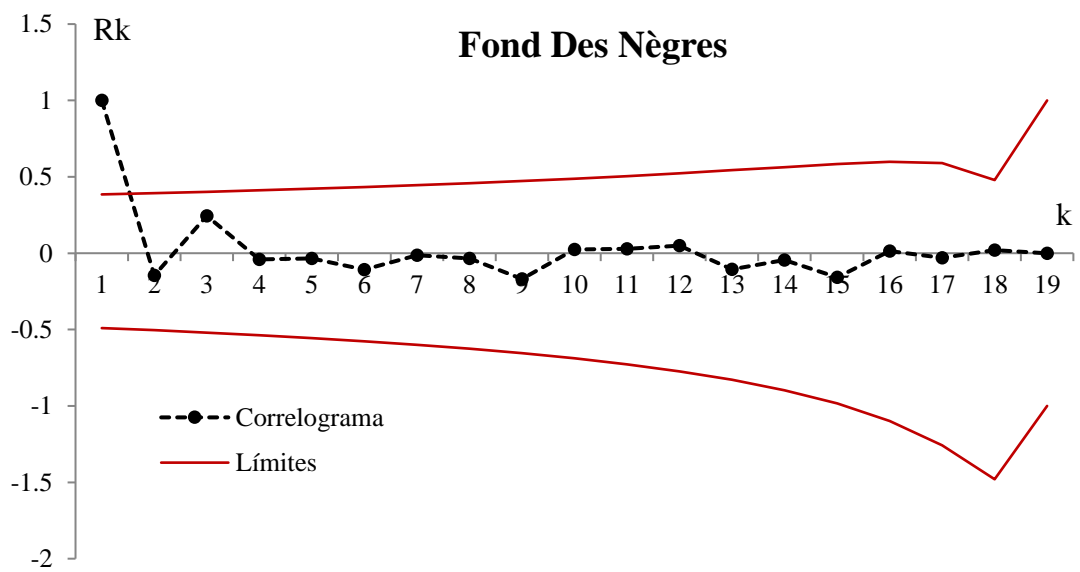
Correlograma de la serie de tiempo para la estación Mole Saint-Nicolas AR(2)



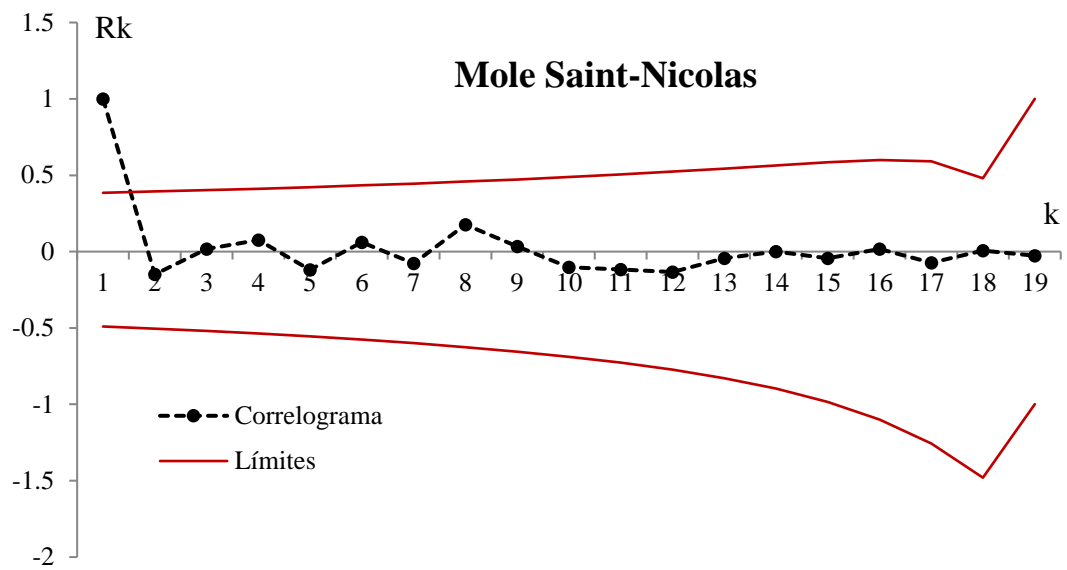
Correlograma de la serie de tiempo para la estación Mole Saint-Nicolas AR(3)



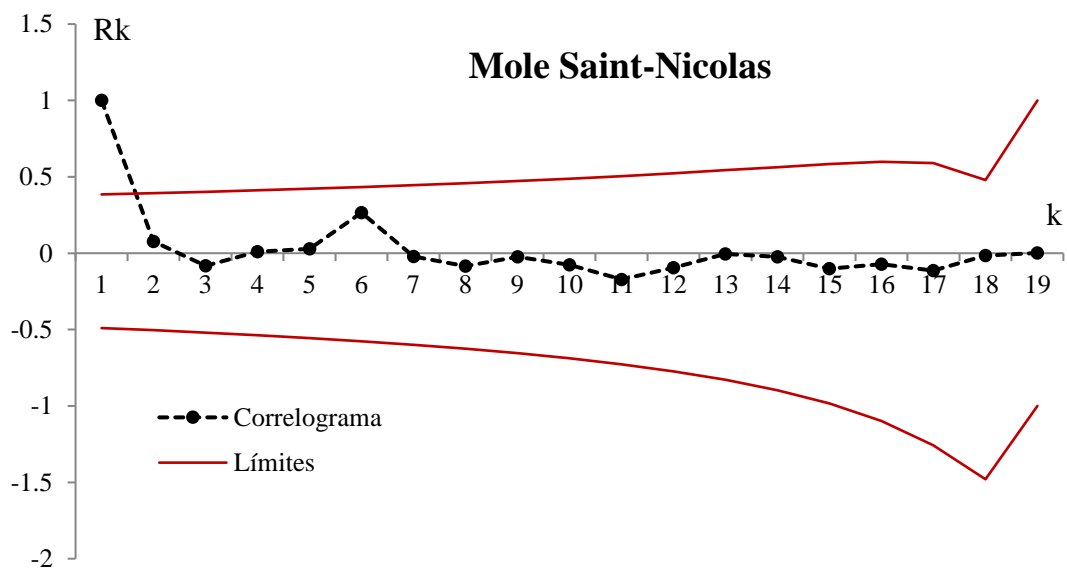
Correlograma de la serie de tiempo para la estación Fond Des Nègres AR(0)



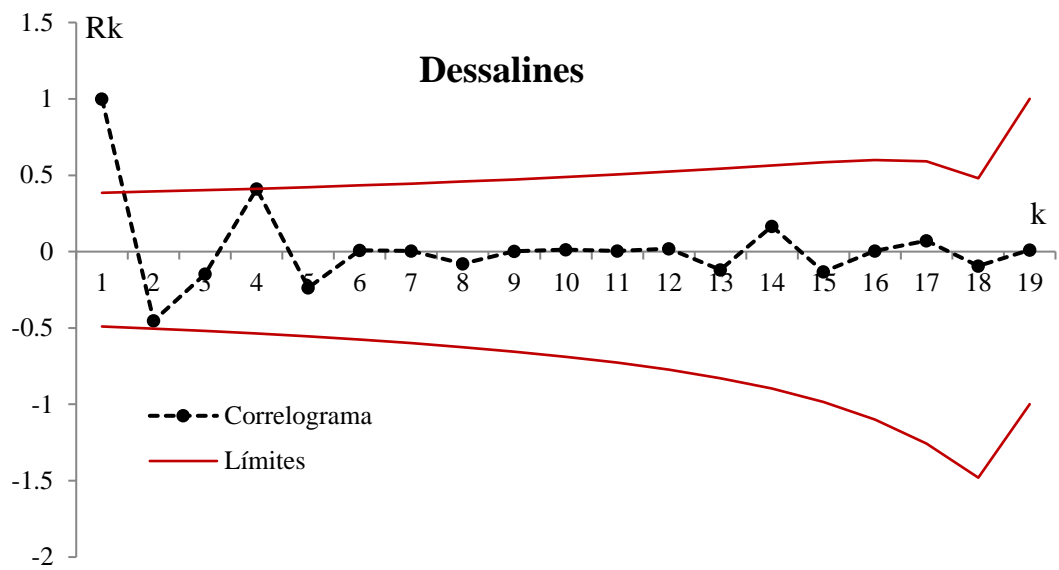
Correlograma de la serie de tiempo para la estación Fond Des Nègres AR(1)



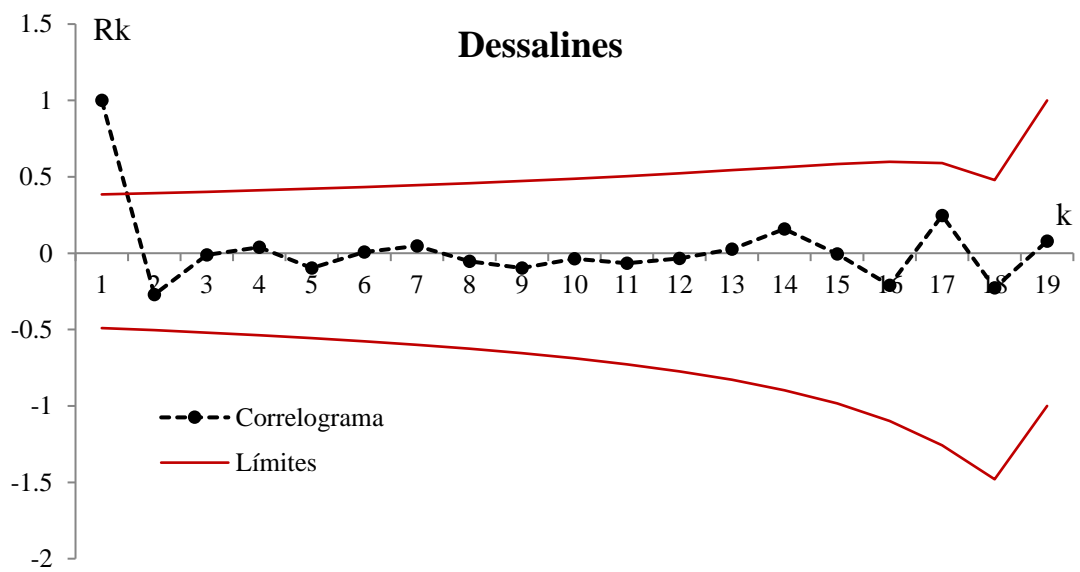
Correlograma de la serie de tiempo para la estación Fond Des Nègres AR(2)



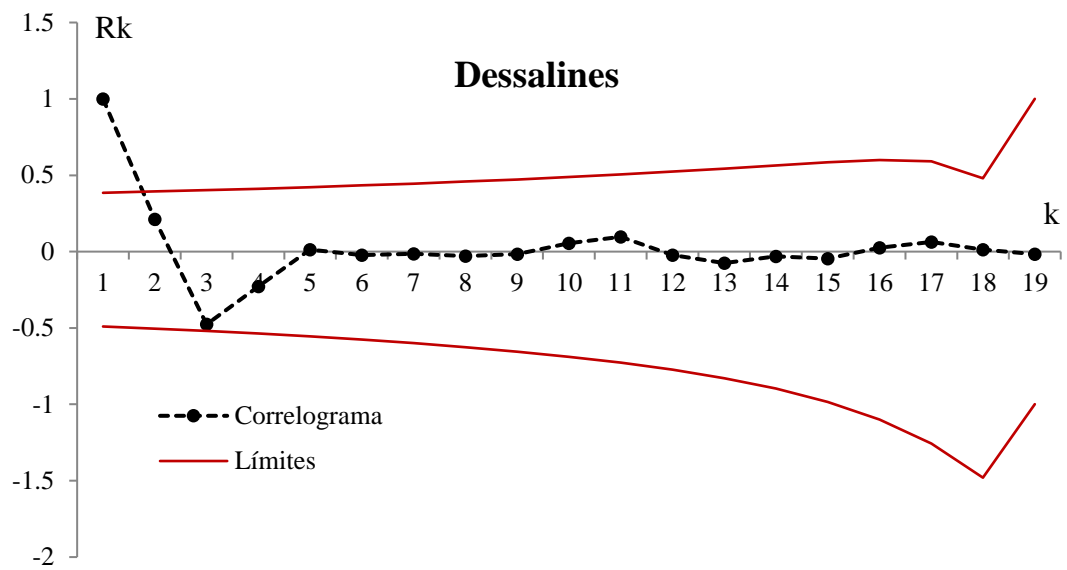
Correlograma de la serie de tiempo para la estación Fond Des Nègres AR(3)



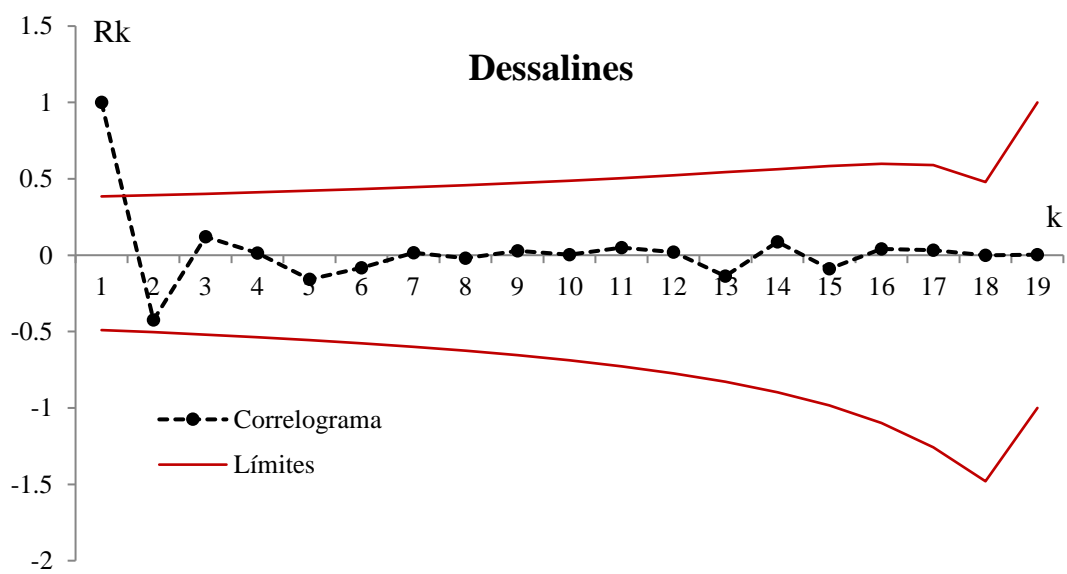
Correlograma de la serie de tiempo para la estación Dessalines AR(0)



Correlograma de la serie de tiempo para la estación Dessalines AR(1)



Correlograma de la serie de tiempo para la estación Dessalines AR(2)



Correlograma de la serie de tiempo para la estación Dessalines AR(2)