

Universidad Pública de Navarra

ESCUELA TÉCNICA SUPERIOR
DE INGENIEROS AGRÓNOMOS

Nafarroako Unibertsitate Publikoa

NEKAZARITZAKO INGENIERIEN
GOI MAILAKO ESKOLA TEKNIKOA



ANÁLISIS Y MODELACIÓN ESTOCÁSTICA DE LA SERIE DE PRECIPITACIONES DE IGUELDO (SAN SEBASTIAN).

Presentado por

OIHANE DELGADO ZABALA

- *k aurkeztua*

MÁSTER EN INGENIERÍA AGRONÓMICA
NEKAZARITZA INGENIARITZAN MASTERRA

Directores

Miguel Ángel Campo Bescós

José Javier López Rodríguez

Junio, 2016 / 2016ko ekaina

RESUMEN

Con frecuencia, para solucionar determinados problemas de ingeniería hidrológica, es necesario conocer valores de intensidad de lluvia que tengan una determinada probabilidad o período de retorno. Del estudio y análisis de las precipitaciones extremas para diversas duraciones pueden deducirse las relaciones intensidad-duración-frecuencia (IDF) que se utilizan en el diseño de infraestructuras hidráulicas. La falta de series largas de intensidades de precipitación con intervalos de tiempo reducido hace que haya que acudir a expresiones matemáticas para caracterizar dichas curvas. Una forma de generarlas puede ser mediante la elaboración de series sintéticas de precipitación a partir de modelos estocásticos.

Partiendo de la serie de precipitación registrada en el pluviógrafo de Igueldo-San Sebastián, se comprueba su homogeneidad y se identifican posibles tendencias a lo largo del periodo de estudio. Posteriormente, se generan las series sintéticas de precipitación diezminutales a partir de los modelos de Barlett-Lewis y Cadenas de Markov, permitiendo elaborar las curvas IDF.

ABSTRACT

When trying to solve certain hydrological engineering problems, it is often necessary to know rain intensity values with a specified probability or return period, T. Based on extreme precipitation different durations studies and analysis, Intensity-Duration-Frequency (IDF) relationships can be deduced; these are widely used in hydraulic infrastructure design. The lack of long series of rainfall intensities for reduced time intervals, resorted to using mathematical expressions to characterize these curves. One way of generating them, is through the development of synthetic series of precipitation generated from stochastic models.

From the series of precipitation recorded in the pluviograph of Igueldo (San Sebastian), firstly homogeneity is checked and possible statistically significant increasing or decreasing trends are identified over the study period. Subsequently, Bartlett-Lewis and Markov chains models have been used and synthetic ten-minute rainfall series are generated. That allows to elaborate the IDF curves.

PALABRAS CLAVE

Precipitación de Igeldo, intensidad de precipitación, modelos estocásticos de lluvia, modelo de Barlett-Lewis, curvas IDF.

KEY WORDS

Precipitation of Igeldo, precipitation intensity, stochastic models of rainfall, Barlett-Lewis model, IDF curves.

DIRECTORES



Miguel Ángel Campo Bescós



José Javier López Rodríguez

Índice

1. Introducción y objetivos.....	5
1.2. Antecedentes	13
1.3. Objetivos	13
2. Material y métodos	14
2.1. Localización de Iguelo y descripción del régimen de precipitaciones.	14
2.2. Descripción y tratamiento de las series de datos	16
2.3. Modelos estocásticos de lluvia. Calibración y estimación de parámetros.....	21
2.3.1. Modelo modificado de Barlett-Lewis (MBL)	22
2.3.2. Cadenas de Markov. Procesos de Renovación Alternativa (ARP)	27
2.4. Análisis de precipitaciones extremas. Ajuste a funciones y curvas IDF.	31
2.4.1. Ajuste a funciones de probabilidad.....	32
2.4.2. Curvas IDF generadas mediante el ajuste de funciones	33
2.4.3. Curvas IDF a partir del método propuesto por Témez.....	34
3. Resultados y discusión	35
3.1. Análisis de las series de datos	35
3.1.1. Porcentaje de huecos en cada serie.....	35
3.1.2. Comparación de la toma de valores en las distintas estaciones.....	35
3.1.3. Homogeneidad de las series	38
3.1.4. Tendencias	45
3.1.5. Discusión de los resultados del análisis de las series de datos.	48
3.2. Validación y aplicación de los modelos sintéticos de lluvia	49
3.3. Análisis de extremos	50
3.3.1. Serie real.....	50
3.3.2. Serie simulada por Procesos de Renovación Alternativa (ARP).....	67
3.3.3. Serie simulada por el modelo modificado de Barlett-Lewis (MBL).....	72
3.3.4. Comparación entre series	76
4. Conclusiones.....	88
5. Bibliografía	90
ANEXO I Gráficos del test de Mann-Kendall.....	92
ANEXO II Análisis de extremos. Ajuste de funciones de probabilidad.	103
ANEXO III Análisis de extremos. Curvas IDF.	129

LISTA DE TABLAS

Tabla 1: Características de las series de datos	16
Tabla 2: Probabilidades de tendencia del test de Mann-Kendall para $n < 10$ (Gilbert, 1987).....	21
Tabla 3: Valores de acotación de búsqueda para los parámetros del modelo MBL en la optimización SCEUA.	26
Tabla 4: Colecciones de estadísticos utilizados en el método de los Momentos para la optimización de la serie B-L a distintos niveles de agregación.	26
Tabla 5: Parámetros del modelo B-L a partir del grupo 1-24 horas. Cirauqui Díaz <i>et al</i> (2008). 27	
Tabla 6: Parámetros del ajuste del modelo ARP para los datos diezminutales	30
Tabla 7: Porcentaje de datos faltantes en cada serie	35
Tabla 8: Test de Mann-Kendall para precipitaciones anuales.....	46
Tabla 9: Test de Mann-Kendall para precipitaciones mensuales.....	46
Tabla 10: Test de Mann-Kendall para precipitaciones mensuales agregadas cada 5 años	47
Tabla 11: Test de Mann-Kendall para precipitaciones mensuales agregadas cada 10 años	47
Tabla 12: Test de Mann-Kendall en las décadas 1930-1939 y 1972-1981	47
Tabla 13: Valores de diferentes parámetros en las series real y simuladas. (Campo, López, Rebolé y García, 2012)	49
Tabla 14: Funciones con mejor ajuste a las precipitaciones extremas de la serie real para cada nivel agregación.	52
Tabla 15: Intensidad (mm/h) de las curvas IDF de la serie real.	59
Tabla 16: Intensidad (mm/h) de las curvas IDF de la serie real. Método de Témez.....	61
Tabla 17: Diferencia de intensidades absolutas de precipitación entre las IDF obtenidas mediante el método de Témez (1978) en comparación de las obtenidas a partir de la serie observada.....	62
Tabla 18: Diferencia de intensidades relativas de precipitación entre las IDF obtenidas mediante el método de Témez (1978) en comparación de las obtenidas a partir de la serie observada.....	63
Tabla 19: Funciones con mejor ajuste a las precipitaciones extremas de la serie simulada por ARP para cada nivel agregación.	68
Tabla 20: Intensidad (mm/h) de las curvas IDF de la serie simulada por Procesos de Renovación Alternativa (ARP).....	71
Tabla 21: Funciones con mejor ajuste a las precipitaciones extremas de la serie simulada por MBL para cada nivel agregación.....	72
Tabla 22: Intensidad (mm/h) de las curvas IDF de la serie simulada por MBL.	76
Tabla 23: Diferencia de intensidades absolutas de precipitación entre las IDF obtenidas mediante la serie simulada por ARP en comparación con las observadas.	79
Tabla 24: Diferencia de intensidades relativas de precipitación entre las IDF obtenidas mediante la serie simulada por ARP en comparación con las observadas.	79
Tabla 25: Diferencia de intensidades absolutas de precipitación entre las IDF obtenidas mediante la serie simulada por MBL en comparación con las observadas.	80
Tabla 26: Diferencia de intensidades relativas de precipitación entre las IDF obtenidas mediante la serie simulada por MBL en comparación con las observadas.	81
Tabla 27: Diferencias de precipitación acumulada en el yetograma horario para T=10 años calculado a partir de las curvas IDF de todas las series.	87

LISTA DE FIGURAS

Figura 1: Pluviómetro manual.....	6
Figura 2: Pluviómetro totalizador	7
Figura 3: Pluviógrafo de pesada	8
Figura 4: Pluviógrafo de bandas (Müller, 2016).....	8
Figura 5: Pluviómetro de cazoletas de la ETSIA de Madrid.....	9
Figura 6: Periodo de retorno en función del tipo de obra (Ponce, 2015).....	10
Figura 7: Esquema de cantidad de lluvia recogida en un suceso lluvioso en función del solape de uno o varios clústers (Onof <i>et al.</i> , 2000).....	11
Figura 8: Esquema de distribución de celdas de lluvia dentro de las tormentas en los modelos de Bartlett-Lewis y de Neyman-Scott (Onof <i>et al.</i> 2000).....	12
Figura 9: Localización de Igueldo	14
Figura 10: Vista aérea del observatorio Meteorológico Marítimo de Igueldo en el paseo P. Orcolaga.....	15
Figura 11: Longitud de las series y solape entre distintas estaciones.....	17
Figura 12: Esquema de pulsos rectangulares de precipitación en Barlett-Lewis.....	23
Figura 13: troceado de las tormentas generadas con el modelo modificado de Barlett-Lewis	27
Figura 14: índice de torrencialidad en función de la zona geográfica	34
Figura 15: Comparación de los datos observados entre la estación manual y el pluviógrafo de bandas	36
Figura 16: Comparación de los datos observados entre la estación manual y el pluviómetro de cazoletas.....	37
Figura 17: Comparación de los datos observados entre el pluviómetro de cazoletas y el pluviógrafo de bandas.....	38
Figura 18: Comparación por la técnica de dobles masas de la estación manual y de cazoletas	39
Figura 19: Residuales de la línea de regresión de la estación manual y la de cazoletas.....	40
Figura 20: Residuales acumulados de la línea de regresión de la estación manual y la de cazoletas.....	40
Figura 21: Comparación por la técnica de dobles masas de la estación manual y la de bandas	41
Figura 22: Residuales de la línea de regresión de la estación manual y el pluviógrafo de bandas	42
Figura 23: Residuales acumulados de la línea de regresión de la estación manual y el pluviógrafo de bandas.....	42
Figura 24: Comparación por la técnica de dobles masas del pluviógrafo de bandas y el pluviómetro de cazoletas.....	43
Figura 25: Residuales de la línea de regresión del pluviógrafo de bandas y el pluviómetro de cazoletas.....	44
Figura 26: Residuales acumulados de la línea de regresión del pluviógrafo de bandas y el pluviómetro de cazoletas.....	44
Figura 27: Precipitación anual en Igueldo (1928-2004).....	45
Figura 28: Precipitación anual agregada cada 5 años en Igueldo.....	45
Figura 29: Precipitación anual agregada cada 10 años en Igueldo.....	46
Figura 30: Décadas de precipitación total anual con tendencia significativas en el test de Mann-Kendall.....	48

Figura 31: Ajuste de la distribución GEV-Max (L-Moments) a los máximos anuales de la serie real.	54
Figura 32: Periodo de retorno para los valores máximos de precipitación de la serie sin outlier.	55
Figura 33: Ajuste de las funciones EV1 y EV2 a la serie de Igueldo	56
Figura 34: Ajustes de las funciones extremas de la serie observada a la GEV-Max (L-Moments) para distintas duraciones de lluvia.....	57
Figura 35: Ajustes de las funciones extremas de la serie observada sin outliers a la GEV-Max (L-Moments) para distintas duraciones de lluvia.....	57
Figura 36: Curvas IDF de la serie real.	58
Figura 37: Curvas IDF de la serie real. Escala logarítmica.	59
Figura 38: Curvas IDF obtenidas de la serie real. Método de Témez.....	60
Figura 39: Curvas IDF obtenidas de la serie real. Método de Témez. Escala logarítmica.....	61
Figura 40: Comparación de curvas IDF para la serie real.....	62
Figura 41: Análisis IDF de la serie real para T=2, T=5 y T=10	64
Figura 42: Análisis IDF de la serie real para T=20, T=50 y T=100	65
Figura 43: Análisis IDF de la serie real para T=200, T=500 y T=1000	66
Figura 44: Ajuste de la distribución GEV-Max (L-Moments) a los máximos anuales de la serie simulada por ARP.	69
Figura 45: Ajustes de las funciones extremas de la serie simulada por ARP a la GEV-Max (L-Moments) para distintas duraciones de lluvia.....	70
Figura 46: Curvas IDF obtenidas de la serie simulada por ARP.....	70
Figura 47: Curvas IDF obtenidas de la serie simulada por ARP. Escala logarítmica.	71
Figura 48: Ajuste de la distribución GEV-Max (L-Moments) a los máximos diarios anuales de la serie simulada por MBL.....	73
Figura 49: Periodo de retorno para los valores de intensidad de la serie del modelo MBL a los distintos intervalos.....	74
Figura 50: Curvas IDF obtenidas de la serie simulada por MBL	75
Figura 51: Curvas IDF obtenidas de la serie simulada por MBL. Escala logarítmica.	75
Figura 52: Periodos de retorno para los valores máximos de precipitación diaria de la serie real	77
Figura 53: Periodos de retorno para los valores máximos de precipitación diaria de la serie de ARP.....	77
Figura 54: Periodos de retorno para los valores máximos de precipitación diaria de la serie de MBL.	77
Figura 55: Comparación curvas IDF obtenidas por ARP y por la serie observada	78
Figura 56: Comparación curvas IDF obtenidas por MBL y por la serie observada.....	80
Figura 57: Análisis IDF de la series para T=2, T=5 y T=10.....	82
Figura 58: Análisis IDF de la series para T=20, T=50 y T=100.....	83
Figura 59: Análisis IDF de la series para T=200, T=500 y T=1000.....	84
Figura 60: Yetograma sintético de lluvia para T=10 años	86

1. Introducción y objetivos

La lluvia es una precipitación de agua líquida en forma de gotas que caen con velocidad apreciable y de modo continuo. Según el tamaño de las gotas se califican de llovizna, lluvia o chubasco. Estas dos últimas modalidades se clasifican por su intensidad en fuertes (entre 15 y 30 mm/hora), muy fuertes (entre 30 y 60 mm/hora) o torrenciales (por encima de 60 mm/hora) (Dirección General de Protección Civil y Emergencias [DGPCyE], 2016).

Según esta misma fuente, en función de su origen, las precipitaciones se pueden clasificar en tres tipos fundamentales:

- Convectivas

Asociadas al verano por el fuerte calentamiento que experimenta la superficie de la tierra o, en general, cuando sobre una superficie caliente pasa aire húmedo e inestable.

- De tipo frontal o ciclónico

El mecanismo esencial es el ascenso de aire frío por convergencia horizontal de corrientes en una zona de bajas presiones.

- De tipo orográfico

Causadas porque los sistemas montañosos pueden impulsar las corrientes ascendentes, frenar la velocidad de los sistemas frontales o producir en los valles un efecto "embudo" (efecto Föhn) que origina una convergencia y elevación de corrientes ascendentes.

a. Medida de la precipitación

Para conocer la cantidad de precipitación caída en un lugar durante un tiempo determinado, se utilizan unos instrumentos denominados pluviómetros. La unidad de recogida habitual de datos precipitación es el l/m² (litros por metro cuadrado) o su equivalente mm (milímetros).

Según el Portal de Meteorología y Climatología del Gobierno de Navarra (2016) se denomina así al *"Instrumento para medir la cantidad de agua procedente de la precipitación, es decir, la altura que alcanzaría en el supuesto de que estuviera uniformemente distribuida sobre un suelo horizontal e impermeable en el que no se registrara evaporación"*. Además, se determina la metodología de recogida de la precipitación:

En su forma ordinaria, para recoger la lluvia se recurre a un embudo que, a través de un tubo estrecho, a fin de reducir a un mínimo la evaporación, pasa a una vasija recipiente. El perímetro exterior del embudo debe ser de borde cortante, inclinando hacia fuera por el exterior, con cara interior vertical; sus paredes laterales deben tener

suficiente altura y la forma del embudo bastante pendiente para evitar que la lluvia tras chocar contra ellas salpique hacia fuera.

En función del tipo de obtención de los datos, estos aparatos se distinguen entre no registradores (o manuales) y registradores (o automáticos).

Los no registradores comprenden los pluviómetros manuales y los totalizadores, en los cuales un operario recoge los datos.

- Pluviómetros manuales:

Consisten casi siempre en receptáculos abiertos con lados verticales, por lo general en forma de cilindros rectos. La altura de la precipitación captada en un pluviómetro se calcula por medio de un tubo medidor o de una regla graduados. En la figura 1 se puede observar un pluviómetro de este tipo:



Figura 1: Pluviómetro manual

En las estaciones manuales los datos se recogen manualmente y normalmente con una frecuencia diaria. Este tipo de estaciones suelen tener las series de registros más antiguos, sin embargo, el nivel de precisión de los datos no es muy elevado. La recogida de los mismos se realiza todos los días a la misma hora, por lo que el registro de un día comprende la cantidad de precipitación caída desde ese momento hasta la misma hora al día siguiente (estas 24 horas no suelen coincidir con las 24h del día desde las 0:00h, siendo habitual la toma de datos a las 7 de la mañana).

- Pluviómetros totalizadores:

Los pluviómetros totalizadores se utilizan para medir la precipitación total de una estación en zonas aisladas o escasamente habitadas. Estos pluviómetros se componen de un colector

unido a un embudo que desemboca en un recipiente que tiene la capacidad necesaria para contener las lluvias estacionales (ver figura 2).



Figura 2: Pluviómetro totalizador

La evolución tecnológica en las últimas décadas ha permitido desarrollar estaciones automáticas o registradoras, donde los datos se procesan con una mayor frecuencia (del orden de varios minutos) por lo que la precisión de los datos es mucho mayor y proporcionan más información en cuanto a la distribución de la precipitación en el tiempo.

Los aparatos registradores pueden ser de pesada, de cangilones o de bandas (o de sifón o de flotador). *“El único instrumento que sirve para medir todos los tipos de precipitación se basa en el principio del peso. Los otros dos se utilizan sobre todo para medir las precipitaciones líquidas”* (Organización Meteorológica Mundial [OMM], 1995).

- Pluviógrafos de pesada

En estos instrumentos se registra en forma continua. La precipitación cae en un recipiente dispuesto encima de una balanza y así se va registrando el peso en una balanza dispuesta en un tambor giratorio (figura 3).

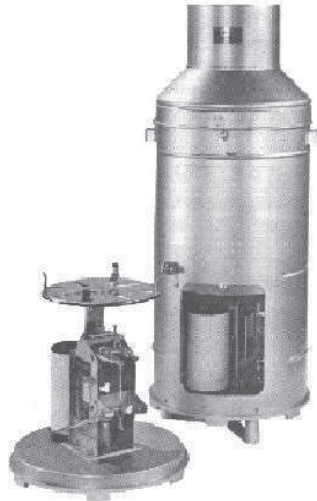


Figura 3: Pluviógrafo de pesada

- Pluviógrafos de bandas y rodillo (o de sifón):

En este tipo de pluviógrafo la lluvia caída fluye hacia el recipiente y levanta el flotador.

Este movimiento se transmite por una varilla unida al flotador y una palanca a la plumilla inscriptor. Combinando el movimiento de la plumilla con el movimiento uniforme del desarrollo de la banda de papel resulta una curva cuya inclinación depende de la intensidad instantánea de la lluvia. Después de una determinada cantidad de precipitación recibida la plumilla llega al borde superior del diagrama. El recipiente se vacía entonces rápidamente a través de un sifón, convenientemente dispuesto y la plumilla retrocede hasta el cero. (Müller, 2016).

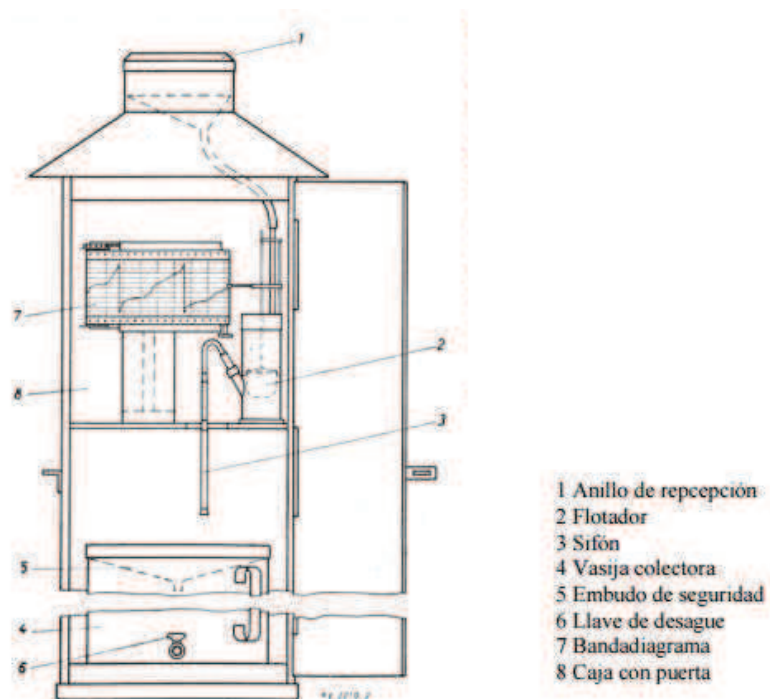


Figura 4: Pluviógrafo de bandas (Müller, 2016).

- Pluviómetros de cazoletas (también de cangilones o de doble cubeta basculante):

Un recipiente de metal liviano, dividido en dos compartimientos, se coloca en equilibrio inestable sobre un eje horizontal; en su posición normal, el recipiente reposa sobre uno de sus dos topes, lo que impide que se vuelque completamente. El agua de lluvia es transferida desde un embudo colector ordinario al compartimiento superior; una vez recogido un determinado volumen de lluvia, la cubeta pierde estabilidad y se inclina hacia su segunda posición de reposo. Los compartimientos del recipiente son de forma tal que el agua puede salir entonces del compartimiento inferior y dejarlo vacío, entretanto, el agua de lluvia cae dentro del compartimiento superior que ha vuelto a su posición. El movimiento de la cubeta al volcarse puede utilizarse para accionar un relé de contacto y originar un registro en forma de trazos discontinuos. En la figura siguiente se puede ver un pluviógrafo de este tipo propiedad de la Escuela Técnica Superior de Ingenieros Agrónomos (ETSIA) de Madrid.



Figura 5: Pluviómetro de cazoletas de la ETSIA de Madrid.

b. Modelos de simulación de lluvias

En hidrología, el estudio de la precipitación es esencial.

Para muchas obras hidráulicas se requieren series de datos largas para determinar periodos de retorno mayores que los propios registros históricos. En la figura siguiente aparece una tabla donde vienen algunos ejemplos de obras hidráulicas y el periodo de retorno al que están asociadas:

Tipo de proyecto o obra	Periodo de retorno (años)
Drenaje urbano [bajo riesgo] (hasta 100 ha)	5 a 10
Drenaje urbano [mediano riesgo] (más de 100 ha)	25 a 50
Drenaje vial	25 a 50
Aliviadero principal (presas)	25 a 100
Drenaje vial	50 a 100
Diques longitudinales [mediano riesgo]	50 a 100
Drenaje urbano [alto riesgo] (más de 1,000 ha)	50 a 100
Desarrollo de zona de inundación	100
Diseño de puentes (pilares)	100 a 500
Diques longitudinales [alto riesgo]	200 a 1000
Aliviadero de emergencia (presas)	100 a 10,000 (PMP)
Hidrograma de borde libre [para una presa de clase (c)]	10,000 (PMP)

Figura 6: Periodo de retorno en función del tipo de obra (Ponce, 2015).

Como se puede observar, es necesario el cálculo desde periodos de retorno bajos (5, 10, 25 años) hasta de 100 o incluso 10000 PMP (Probable Maximum Precipitation).

Ante la dificultad de obtener registros históricos tan largos, se utilizan los llamados modelos sintéticos de simulación de lluvias. Se debe tener en cuenta que en el proceso de lluvia intervienen numerosos factores. Además, se presenta con una gran variabilidad espacial y temporal, por lo que su caracterización es difícil. Existen distintos tipos de modelos de simulación según su naturaleza. Los principales son los determinísticos y estocásticos, pero también se han realizado modelos con representaciones fractales e incluso modelos caóticos. A continuación, se describe brevemente la metodología de cada uno de ellos.

Modelos determinísticos

Estos modelos se basan en la relación causa-efecto, por ello se tienen en cuenta todos los factores que influyen en la formación de la precipitación (temperatura del aire, humedad atmosférica, presión, viento, etc.) por lo que conlleva una gran complejidad.

Modelos estocásticos

Este tipo de modelo considera procesos que evolucionan en el tiempo de manera aleatoria, basados en características observadas. Por ejemplo, la observación de la sucesión de borrascas puede determinar la ocurrencia de lluvia diaria, o, la persistencia en el tiempo del estado seco o lluvioso, puede determinar la probabilidad de lluvia después de n días lluviosos. Así pues, estos modelos permiten simular los valores medios de las variables que caracterizan las series de lluvia.

Dentro de este tipo de modelos, se distinguen los modelos **jerárquicos o de tipo clúster** en los que la alternancia de periodos secos y lluviosos se da en base a la separación entre los orígenes del clúster o sucesos principales y sus elementos o sucesos secundarios. El suceso principal es la sucesión de llegadas de frentes de lluvia, cuyos orígenes se distribuyen en el tiempo siguiendo una función de distribución de tipo Poisson, de parámetro ω . Por otro lado, se denomina suceso secundario al número aleatorio de celdas de lluvia dentro de cada frente. La cantidad de lluvia recogida en un suceso lluvioso viene determinada por el solape de elementos o del mismo o de distintos clúster (ver figura 7). Según se defina este suceso secundario se distinguen dos modelos: el modelo de Barlett-Lewis y el de Neymann-Scott.

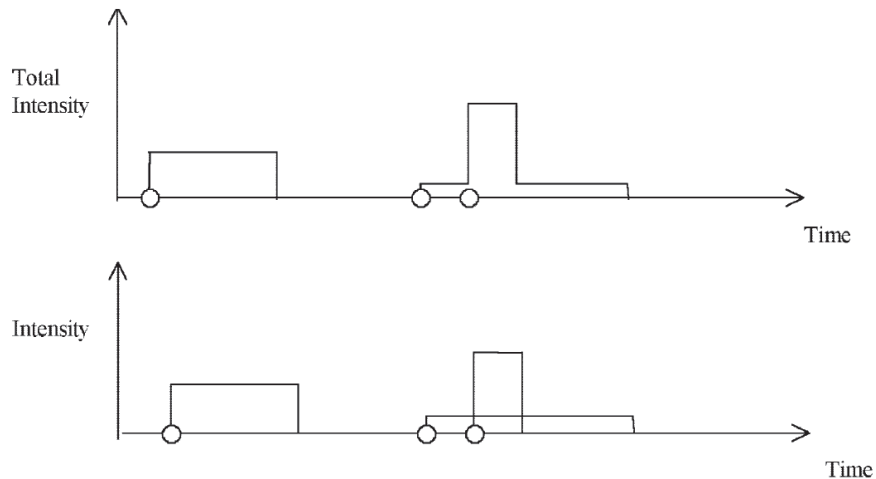


Figura 7: Esquema de cantidad de lluvia recogida en un suceso lluvioso en función del solape de uno o varios clústers (Onof *et al.*, 2000).

En el modelo de **Barlett-Lewis** el origen de las celdas sigue una función de probabilidad de Poisson, de parámetro ϕ , coincidiendo el origen del frente con el origen de la primera celda y terminando las celdas después de un tiempo aleatorio determinado por una función de tipo exponencial, con parámetro Υ . Así pues se conforman pulsos o celdas de lluvia con duración (longitud) e intensidad de lluvia (altura) determinados por funciones exponenciales. Esta duración de cada pulso de lluvia puede solaparse con otros pulsos, por lo que la intensidad total en un punto será la suma de intensidades individuales.

El modelo de **Neyman-Scott** es similar. Se define una variable que describe el origen de los eventos, en función de una función de probabilidad de Poisson de parámetro λ ; el número de celdas de lluvia por frente en función de una distribución geométrica o Poisson y otra variable que describe la distancia desde el origen del frente al origen de cada celda (función exponencial de parámetro β), por lo que en este modelo la generación de celdas dentro de una tormenta se tiene en cuenta desde el origen de la misma y no depende de otras celdas de lluvia dentro de la misma tormenta (ver figura 8).

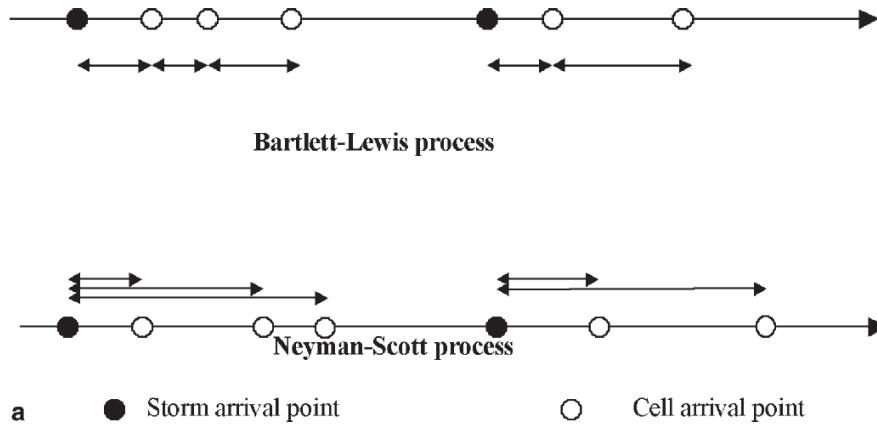


Figura 8: Esquema de distribución de celdas de lluvia dentro de las tormentas en los modelos de Bartlett-Lewis y de Neyman-Scott (Onof *et al.* 2000).

Dentro de los modelos estocásticos también se encuentran los de **cadena o procesos de Markov**, en los que la evolución del proceso es independiente de procesos pasados (Hutchinson, 1990), por lo que la evolución del proceso en el futuro solo depende del estado actual del mismo.

Por último, también existen modelos **mixtos**. En los que se simulan lluvias horarias mediante una cadena de Markov simple de dos estados (seco y lluvioso), pero con algunos parámetros que varían cíclicamente a lo largo del día.

Modelos de representación fractal – multifractal

Se puede considerar un híbrido entre un proceso determinístico y un estocástico. Proyección de funciones de interpolación fractal, lo que hace una herramienta para discriminar la mejor forma de obtener las series sintéticas de lluvia y determinar las IDF para un determinado lugar. Por lo tanto la lluvia se considera un proceso caótico de baja dimensión.

Modelos caóticos

En ellos se caracteriza el proceso temporal de lluvia en series de larga duración aplicando la teoría de las Redes Artificiales Neuronales (RNA).

1.2. Antecedentes

Existen trabajos anteriores a partir de los datos de la estación meteorológica de Igueldo donde se ha estudiado la serie histórica de datos de precipitación del pluviógrafo de bandas. En estos estudios, se han calibrado y validado distintos modelos de simulación estocástica, tales como Poisson, Neyman-Scott, el modelo de Barlett-Lewis modificado, Cadenas de Markov y su caso particular de Procesos de Renovación Alternativa.

De estos trabajos para los anteriores modelos se concluyó que el de Poisson tiene limitada su aplicación ya que no sirve para trabajar con niveles de agregación bajos al infravalorar las intensidades debido a su estructura mono pulso y el de Neymann Scott presenta un gran inconveniente al no permitir conocer de forma teórica la probabilidad de no lluvia, muy importante en la calibración (Cirauqui Díaz, Campo Bescós y López Rodríguez, 2008).

Dejando los modelos de pulsos a un lado, la simulación diezminutal de series sintéticas de lluvia por el modelo de Cadenas de Markov generaba un exceso de lluvias menores de 1 horas y consecuentemente también de los sucesos entre lluvias, comparando con las series reales. Por lo que finalmente se optó por un Proceso de Renovación Alternativa, consiguiéndose una mejora apreciable en la simulación (Rebolé Ruiz, García- Guzmán Aranda y López Rodríguez, 2009).

1.3. Objetivos

Con el presente trabajo se pretende, a partir de las conclusiones de estos estudios, volver a generar series sintéticas de precipitación a partir de los modelos que mejor se ajustaron a esta serie. Los modelos que se plantea utilizar en este trabajo son el modelo de pulsos modificado de Barlett-Lewis y el caso particular de Cadenas de Markov basado en Procesos de Renovación Alternativa. Para ello se actualizarán los datos que se disponen de este mismo pluviógrafo y se valorará la posibilidad de incorporar también a la serie los datos de un segundo, aumentando la longitud de la misma.

Así pues, los objetivos que se proponen en este Trabajo Fin de Máster son:

- Volver a generar nuevas series sintéticas de lluvia de longitud igual a la longitud actual de la serie.
- Comparar distintos métodos de obtención de curvas IDF.
- Observar el comportamiento de los modelos estocásticos de simulación de lluvia en la generación de curvas IDF.

2. Material y métodos

En primer lugar se realizará un análisis estadístico de la serie de datos. Para ello, se disponen de datos de precipitación de tres estaciones meteorológicas situadas en este municipio.

Con el objetivo de ver posibles discrepancias entre estas tres series u observar si alguna de ellas presenta comportamientos no homogéneos a lo largo del tiempo, se comparan los años en los que hay coincidencia de registros mediante test de dobles masas.

Posteriormente se determinará una única serie que es la que se utilizará para este trabajo y se analizará completamente para ver posibles tendencias en el comportamiento de la precipitación entre distintos periodos.

Finalmente se analizarán distintos modelos sintéticos, desde los de tipo jerárquico o clúster (como el de Bartlett-Lewis) hasta los que se rigen por procesos o cadenas de Markov, por lo que se procederá a la calibración y validación de los mismos y también se generarán las curvas Intensidad-Duración-Frecuencia (IDF) y se hará una comparación con la serie original, para determinar si los modelos se ajustan bien a la realidad.

2.1. Localización de Igueldo y descripción del régimen de precipitaciones.

Igueldo es uno de los barrios de Donostia-San Sebastián, capital de la provincia de Guipúzcoa dentro del País Vasco (figura 9).



Figura 9: Localización de Igueldo

Igueldo se localiza al oeste de dicha ciudad y su observatorio se encuentra situado en la costa a una altitud de 259m. Este observatorio tiene gran importancia en la meteorología del País Vasco desde antaño:

En el verano de 1905 (1 de julio) entraba en funcionamiento la que había de ser sede definitiva del Observatorio Meteorológico Marítimo de San Sebastián, mejor conocido

como observatorio de Igeldo puesto que así es como denominan los naturales al lugar donde se erige; Igeldo, o mejor, el monte Igeldo, o el barrio del mismo nombre; en la actualidad una zona residencial de baja densidad, de gran valor ambiental y paisajístico e íntimamente asociado a la imagen que proyecta la ciudad (Mikeleiz, 2008).



Figura 10: Vista aérea del observatorio Meteorológico Marítimo de Igeldo en el paseo P. Orcolaga.

Debido a su localización, el régimen de precipitaciones se considera muy húmedo, con una precipitación media anual en torno a 1500mm. La distribución de estas precipitaciones a lo largo del año es importante tanto en cantidad como en las características de la misma.

El golfo de Vizcaya influye de manera determinante en el carácter pluviométrico de la zona:

En las estaciones frías las irrupciones del frente polar contrastan con el calor almacenado en este medio marino, por lo que se inestabilidad y dan lugar a abundantes lluvias en la zona. En la estación cálida estas situaciones no provocan tantas precipitaciones, debido a que las masas polares no llegan con tanta frecuencia, pero sin embargo hacen su aparición las masas de aire caliente de procedencia meridional, que contrastan con las más templadas del mar originando un nuevo factor de inestabilidad que añadir al anterior (Rebolé Ruiz *et al.*, 2009).

2.2. Descripción y tratamiento de las series de datos

Para trabajar con los datos de las distintas series de precipitaciones es preciso, en primer lugar, hacer un tratamiento de los datos. Tal como aparece en la tabla 1, se dispone de las siguientes series:

Tabla 1: Características de las series de datos

Tipo de aparato	Propiedad	Longitud de la serie	Resolución temporal de la serie
Pluviómetro de cazoletas	Diputación de Guipúzcoa	1995-2015 (20 años)	10 minutos
Pluviómetro manual	Agencia Estatal de Meteorología	1939-2014 (75 años)	24 horas
Pluviógrafo de bandas y plumilla	Agencia Estatal de Meteorología	1927-2005 (78 años)	10 minutos

Así se tienen las siguientes series:

- Pluviómetro de cazoletas de la Diputación de Guipúzcoa:

Serie diezminutal desde el año 1995 hasta el 2015. Resolución de 0,2mm.

- Pluviómetro manual de la Agencia Estatal de Meteorología (AEMET):

Serie diaria desde 1939 hasta 2014 (datos de 24 horas recogidos diariamente a las 7:00 AM).

- Pluviógrafo de bandas y plumilla, propiedad de AEMET:

Datos diezminutales desde 1927 hasta 2005. Resolución de 0,1mm.

Antes de comenzar a trabajar con las series, se requiere hacer un análisis de cada una de ellas. Posteriormente se va a hacer un test de homogeneidad y comprobar que todas las series son homogéneas en todo su periodo de registro. Por otro lado se hará un test para ver tendencias en la cantidad de precipitación a lo largo del tiempo.

a. Análisis de las series de datos.

Como existen tres series de datos distintas, y se solapan entre sí en determinados periodos de tiempo, se puede hacer una comparación y un análisis de los datos registrados en las tres estaciones durante todos estos años. Ver figura siguiente.

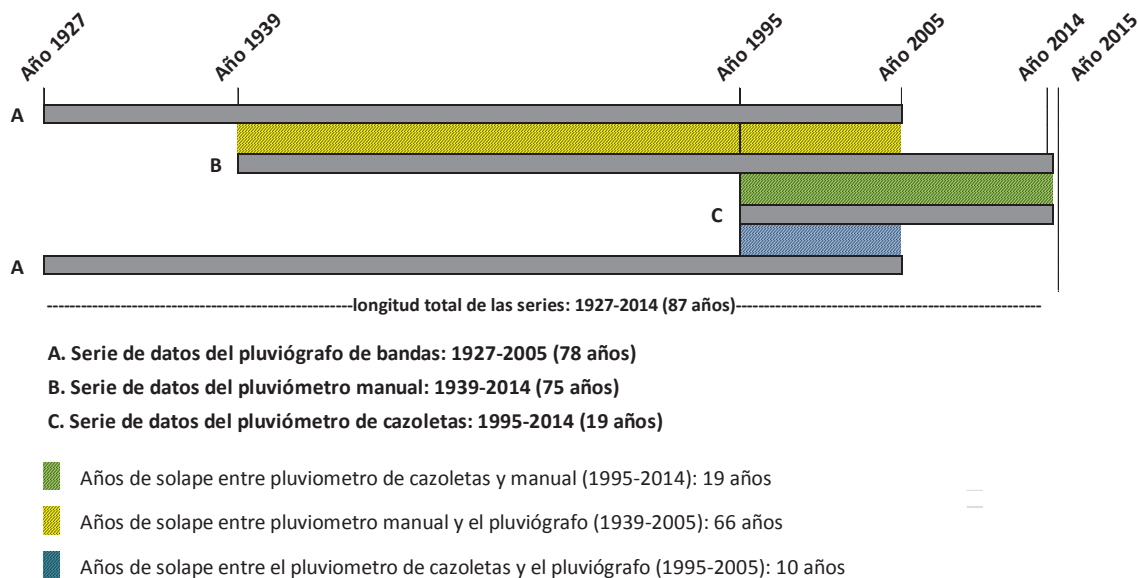


Figura 11: Longitud de las series y solape entre distintas estaciones

b. Comparación de la toma de valores en las distintas estaciones.

En primer lugar se hace una comparación simple visual entre los datos obtenidos para una misma agregación temporal entre todas las estaciones. Los puntos resultantes deberían de estar alrededor de la bisectriz (en rojo), siendo los puntos que están sobre esta los que presentan un valor exactamente igual (el valor recogido en la estación X es el mismo que se ha recogido en la estación Y). La mayoría de datos se agrupará alrededor del (0,0), por el contrario, los datos con valores más elevados se alejarán de esta zona.

c. Análisis de dobles masas

Dos series son homogéneas cuando no hay alteraciones o tendencias en la toma de datos en alguna de ellas. Estas tendencias pueden aparecer a partir de un determinado momento en el tiempo y pueden deberse a diversos factores, como *“cambios en el manejo y observación de los instrumentos, y otras que se relacionan con la modificación de las condiciones ambientales del sitio de recolección de datos, tales como urbanización o quizás, por el contrario, el rápido desarrollo del riego en el área”* (FAO, 1977).

La prueba de homogeneidad entre datos de distintas estaciones se puede hacer mediante la técnica de dobles masas, enfrentando en un gráfico los datos de precipitación acumulada en una estación frente a los de la otra. En este trabajo se ha seguido el procedimiento descrito por el Estudio de riego y drenaje de la FAO (1977).

Para poder compararlas, es necesario considerar el mismo intervalo de tiempo. Como los registros de la estación manual son diarios a las 7 de la mañana, se agregan los datos de las estaciones diezminutales coincidiendo con este periodo de tiempo. Si en las series

diezminutales existen datos vacíos, el día o días que se ven afectados se tratan enteros como “sin dato”.

Si existen ausencias de datos en una estación o hay valores incoherentes (como valores menores que cero), no se tiene en cuenta ese día en la otra estación. También se eliminan de la comparación aquellos días en los que hay más de 15 mm de discordancia entre las dos estaciones (valores aislados).

Esta técnica requiere de datos de dos estaciones meteorológicas distintas, X e Y, que contienen los registros cronológicos de la variable a analizar medidos en el mismo periodo de tiempo. Así pues, X_1, X_2, \dots, X_n serán los registros de la estación 1 e Y_1, Y_2, \dots, Y_n serán los de la estación 2.

A continuación, se presentan los pasos seguidos para su cálculo:

1. Se calcula la precipitación diaria acumulada de la variable lluvia en ambas estaciones (x_i e y_i):

$$x_i = X_i + \sum_{j=1}^{i-1} X_j$$

$$y_i = Y_i + \sum_{j=1}^{i-1} Y_j$$

Con $i = 1, \dots, n$ y $j = 1, \dots, i - 1$

2. Se relacionan las variables x_i y y_i mediante el enfrentamiento de todas las variables de lluvia acumulada para las dos estaciones (diagrama y_i versus x_i), que es un método más gráfico y el que se utilizará en este trabajo.

Así, la representación debería resultar en una línea recta con pendiente constante para todo el periodo. Si en la representación se vieran dos zonas con pendiente claramente distinta querría decir que la serie no es homogénea y que a partir de ese punto de cambio de tendencia una de las estaciones cambia su tendencia en acumular los puntos por cualquiera de los motivos indicados anteriormente. La pendiente solo nos indicará si una estación sobrestima en la recogida de datos a la otra, pero esto no quiere decir que la serie no sea homogénea.

3. Después se calculan los residuales y los residuales acumulados respecto a la línea de regresión o tendencia. Respectivamente:

$$\varepsilon_i = Y - bX$$

$$\varepsilon_i \text{ acumulados} = y_i - bx_i$$

La representación de los residuales respecto a la línea de tendencia debería resultar una nube de puntos desordenada, sin orden lógico, lo quiere decir que se comportan como variables independientes y aleatorias, por lo que el sistema se puede considerar homogéneo. La representación de los residuales acumulados, en cambio, resultará en una línea de puntos con distintas pendientes crecientes y decrecientes.

d. Test de Mann-Kendall para análisis de tendencias

Este test no paramétrico es comúnmente usado para detectar tendencias monotónicas en series de datos medioambientales, climáticos o hidrológicos (Pohlert, 2016).

La hipótesis nula, H_0 , los datos observados a lo largo del tiempo son independientes e idénticamente distribuidos. La hipótesis Alternativa H_1 , indica que los datos siguen una tendencia.

Así, cuando no hay tendencias, los datos observados a lo largo del tiempo son independientes e idénticamente distribuidos. Por lo tanto, las observaciones no están correlacionadas a lo largo del tiempo.

El objetivo de realizar el test de Mann-Kendall es identificar si hay tendencias crecientes o decrecientes estadísticamente significativas en la cantidad de precipitación a lo largo del tiempo. La serie elegida para esto ha sido la serie del pluviógrafo de bandas.

En primer lugar, se halla el valor del estadístico Mann-Kendall (S):

$$S = \sum_{k=1}^{n-1} \sum_{j=k+1}^n \text{sign}(x_j - x_k)$$

Donde,

$$\begin{aligned} \text{sign}(x_j - x_k) &= 1 \text{ si } x_j - x_k > 0 \\ &= 0 \text{ si } x_j - x_k = 0 \\ &= -1 \text{ si } x_j - x_k < 0 \end{aligned}$$

Los valores de S positivos indicarán una tendencia creciente. Si son negativos, en cambio, indicarán tendencia decreciente. Sin embargo, es necesario computar la probabilidad asociada con S y el tamaño muestral, n , para cuantificar estadísticamente la significancia de la tendencia (HydroGeologic, Inc., 2004).

La media de S es $E[S]=0$ y la varianza, σ^2 :

$$\sigma^2 = \frac{1}{18} \left[n(n-1)(2n+5) - \sum_{p=1}^g t_p(t_p-1)(2t_p+5) \right]$$

Donde,

p es el número de grupos de datos con el mismo valor y t_j es el número de datos que forman el grupo j . entonces, el estadístico S sigue una distribución normal para la que se computa el estadístico Z normalizado:

$$Z = \begin{cases} \frac{S - 1}{\sigma} & \text{si } S > 0 \\ 0 & \text{si } S = 0 \\ \frac{S + 1}{\sigma} & \text{si } S < 0 \end{cases}$$

Para el cálculo de la probabilidad asociada a Z (Z_{crit}) para un nivel de confianza de terminado (normalmente el 95%), se procede de la siguiente manera:

Si $n \geq 10$,

Para un intervalo de confianza del 95%, $\alpha=0,05$ y por lo tanto:

$$Z_{crit} = Z_{\alpha/2} = Z_{0.025} = 1,96$$

Así pues:

Si $Z > Z_{crit}$, existe una tendencia positiva en la serie de datos.

Si $Z < -Z_{crit}$, existe una tendencia negativa en la serie de datos.

En estos casos la hipótesis H_0 (no hay tendencias) es rechazada.

Si $-Z_{crit} < Z < Z_{crit}$, no hay tendencias significativas a ese nivel de confianza.

La hipótesis H_0 no es rechazada, por lo que no hay tendencias a este nivel de significancia y por lo tanto, puede tratarse la serie como estacionaria (Ayuso-Muñoz *et al.*, 2015).

Si $n < 10$,

Según Gilbert (1987), si el tamaño muestral es menor que 10, la determinación de si existen o no tendencias no sigue el procedimiento anterior. En este caso, cada par de valores de tamaño de muestra (n) y su estadístico (S), tiene una probabilidad " p " de tendencia asociada. En la tabla 2 se puede observar este valor de p :

Tabla 2: Probabilidades de tendencia del test de Mann-Kendall para $n < 10$ (Gilbert, 1987).

S	Values of n				S	Values of n		
	4	5	8	9		6	7	10
0	0.625	0.592	0.548	0.540	1	0.500	0.500	0.500
2	0.375	0.408	0.452	0.460	3	0.360	0.386	0.431
4	0.167	0.242	0.360	0.381	5	0.235	0.281	0.364
6	0.042	0.117	0.274	0.306	7	0.136	0.191	0.300
8		0.042	0.199	0.238	9	0.068	0.119	0.242
10		0.0 ² 83	0.138	0.179	11	0.028	0.068	0.190
12			0.089	0.130	13	0.0 ² 83	0.035	0.146
14			0.054	0.090	15	0.0 ² 14	0.015	0.108
16			0.031	0.060	17		0.0 ² 54	0.078
18			0.016	0.038	19		0.0 ² 14	0.054
20			0.0 ² 71	0.022	21		0.0 ³ 20	0.036
22			0.0 ² 28	0.012	23			0.023
24			0.0 ³ 87	0.0 ² 63	25			0.014
26			0.0 ³ 19	0.0 ² 29	27			0.0 ² 83
28			0.0 ⁴ 25	0.0 ² 12	29			0.0 ² 46
30				0.0 ³ 43	31			0.0 ² 23
32				0.0 ³ 12	33			0.0 ² 11
34				0.0 ⁴ 25	35			0.0 ³ 47
36				0.0 ⁵ 28	37			0.0 ³ 18
					39			0.0 ⁴ 58
					41			0.0 ⁴ 15
					43			0.0 ⁵ 28
					45			0.0 ⁶ 28

Entonces, para distribuciones de doble cola, si el doble de este valor p es mayor que la probabilidad al nivel de confianza requerido, en este caso 0,05, (o $2p$ es menor que $-0,05$), automáticamente se acepta la hipótesis H_0 : no hay tendencias. Si por el contrario se encuentra entre los valores 0,05 y 0,05, la hipótesis H_0 es rechazada y se concluye con que sí que existen tendencias.

2.3. Modelos estocásticos de lluvia. Calibración y estimación de parámetros.

Los modelos que se plantea utilizar en este trabajo son el modelo modificado de Barlett-Lewis (MBL) y el caso particular de Cadenas de Markov de Procesos de Renovación Alternativa (Alternative Renewal Process, ARP). Para ello se actualizarán los datos que se disponen de este mismo pluviógrafo y se valorará la posibilidad de incorporar también a la serie los datos de un segundo, aumentando la longitud de la misma.

La caracterización del proceso de lluvia se realiza ajustando distintas variables del proceso de lluvia a funciones de distribución contrastadas en la bibliografía, obteniendo los valores de los parámetros de estas funciones de ajuste a partir de las series históricas con dos métodos de estimación: máxima verosimilitud y momentos.

En el primero, los parámetros se obtienen maximizando la función de verosimilitud, que se obtiene igualando la probabilidad conjunta de ocurrencia de los valores de la variable de la muestra (serie histórica observada) con el producto de la función de densidad de probabilidad para un intervalo por dicho tiempo. Así se estiman los parámetros de la población a partir de una muestra con el menor error estándar (Chow, R. Maidment y W. Mays, 1994).

Valdes y Rodriguez-Iturbe (1985) consideran que para el segundo método, el de los momentos, son buenos estimadores aquellos cuyos momentos de la función de densidad de probabilidad respecto a un origen común para todas las observaciones (es decir, toda la población), son equivalentes a los momentos de la muestra. En este caso, se considerarán buenos estimadores cuando los momentos de la serie histórica (muestra) sean iguales que los estimados mediante el modelo (función de densidad de probabilidad de la distribución).

2.3.1. Modelo modificado de Barlett-Lewis (MBL)

Como se ha descrito anteriormente en el apartado de introducción, en este modelo, los orígenes de los eventos de lluvia se distribuyen en el tiempo según un proceso de Poisson de parámetro λ . Cada suceso o evento genera un número aleatorio de celdas de lluvia, C (siendo $C \geq 1$), siguiendo un proceso de Poisson de parámetro β , que es la tasa de generación de orígenes de celdas, cuya generación termina según una distribución exponencial de parámetro γ .

Cada una de estas celdas es un pulso rectangular de altura (intensidad) y anchura (duración) determinadas. Así pues, la duración de cada celda tiene una distribución exponencial con parámetro η y las intensidades de las mismas se distribuyen exponencialmente, siendo μ_x la precipitación media de cada celda. La intensidad de lluvia en un instante concreto resulta de la suma de intensidades de lluvia de las celdas activas en ese instante.

En la figura 12 se puede observar un esquema de las fases de la construcción conceptual del modelo a partir del proceso básico de Poisson (Salsón Casado y García Bartual, 1998):

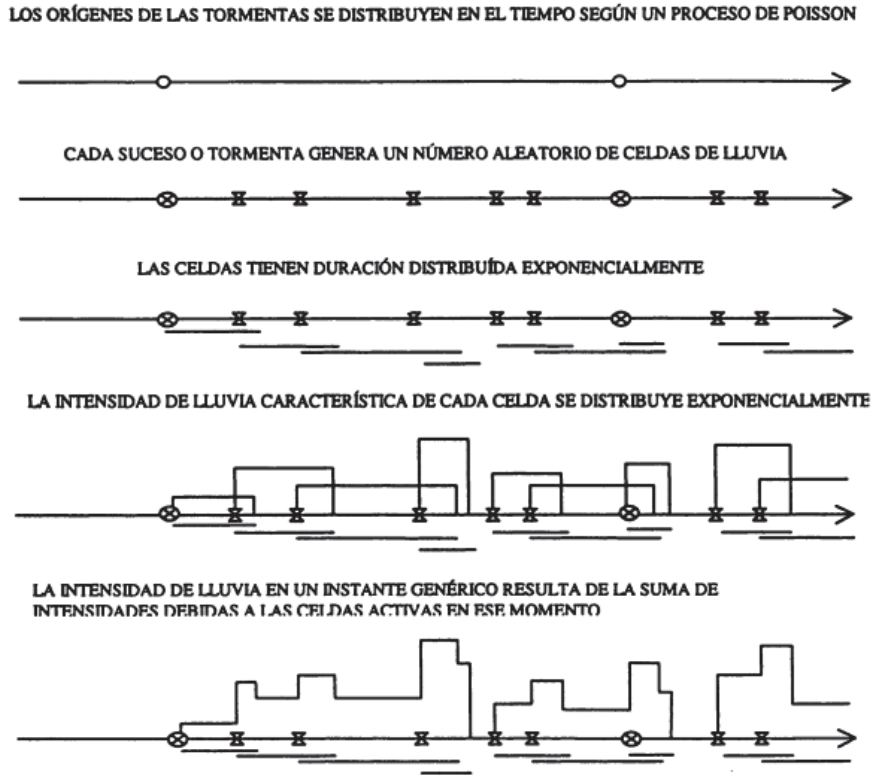


Figura 12: Esquema de pulsos rectangulares de precipitación en Barlett-Lewis

Se introducen 2 parámetros adimensionales por conveniencia matemática: κ y ϕ (Bo y Shafiqul, 1994), siendo:

$$\kappa = \beta/\eta$$

$$\phi = \gamma/\eta$$

El número de celdas por tormenta, C sigue entonces una distribución geométrica de media:

$$E[c] = \mu_c = 1 + \kappa/\phi$$

Así pues, el número de parámetros a estimar es de 5: $\lambda, \eta, \kappa, \phi, E[x]$.

Esto hace que sea un modelo capaz de reproducir los principales estadísticos descriptivos de las series de precipitación en distintos niveles de agregación con un mismo conjunto de parámetros. Sin embargo, se da una sobrestimación de la probabilidad de los periodos secos y además es incapaz de capturar el elevado grado de correlación entre las celdas de una misma tormenta (Rodríguez-Iturbe, Cox y Isham, 1988).

Por todo esto, el modelo original de Barlett-Lewis es extendido por (Rodríguez-Iturbe *et al.*, 1988) Este es el llamado **Modelo de Barlett-Lewis modificado de pulsos rectangulares** y es el que se utiliza en este trabajo.

Con esta extensión, la duración sigue igualmente una distribución exponencial con parámetro η , que ahora cambia de tormenta a tormenta ya que toma forma de variable aleatoria que sigue una distribución gamma de 2 parámetros (α de forma y ν de escala). Esto permite la diferenciación entre eventos de distintos tipos de frente o épocas del año. Además, cada intensidad de celda de lluvia es una variable constante distribuida exponencialmente con media $E[x]$. Todas las variables aleatorias que definen el proceso se asumen mutuamente independientes.

Así pues, el número de parámetros a estimar en el modelo modificado es de 6 (uno más que en el caso anterior): $\lambda, \kappa, \phi, E[x]$ o μ_c, α y ν .

Así, según Salsón y García (1998):

El modelo tiene el suficiente detalle y complejidad como para ser representativo de las propiedades estructurales típicas observadas en las series de lluvia, pero la suficiente simplicidad como para permitir la obtención de expresiones analíticas para los momentos de primer y segundo orden, así como la probabilidad de ocurrencia de intervalos secos o se ausencia de precipitaciones (1998).

Las propiedades del proceso acumulado a lo largo de un intervalo de tiempo, T ($Y_t^{(T)}$ para el modelo modificado de Barlett-Lewis), se definen así:

Media:

$$E[Y_i^{(h)}] = \lambda E[X] \mu_c \frac{\nu}{\alpha - 1} h$$

Varianza:

$$\begin{aligned} \text{Var}[Y_i^{(h)}] &= \frac{2\nu^{2-\alpha} h}{\alpha - 2} \left(k_1 - \frac{k_2}{\phi} \right) - \frac{2\nu^{3-\alpha}}{(\alpha - 2)(\alpha - 3)} \left(k_1 - \frac{k_2}{\phi^2} \right) + \\ &+ \frac{2}{(\alpha - 2)(\alpha - 3)} \left(k_1 (h + \nu)^{3-\alpha} - \frac{k_2}{\phi^2} (\phi h + \nu)^{3-\alpha} \right) \end{aligned}$$

Covarianza:

$$\begin{aligned} \text{cov}[Y_i^{(h)}, Y_{i+s}^{(h)}] &= \frac{k_1}{(\alpha - 2)(\alpha - 3)} \left\{ [h(s - 1) + \nu]^{3-\alpha} + [h(s + 1) + \nu]^{3-\alpha} - 2(hs + \nu)^{3-\alpha} \right\} + \\ &+ \frac{k_2}{\phi^2 (\alpha - 2)(\alpha - 3)} \left\{ 2(\phi hs + \nu)^{3-\alpha} - [\phi h(s - 1) + \nu]^{3-\alpha} - [\phi h(s + 1) + \nu]^{3-\alpha} \right\} \\ &\quad (s \geq 1) \end{aligned}$$

Probabilidad de no lluvia:

$$\exp \left\{ \begin{aligned} & -\lambda h - \left(\frac{\lambda v}{\phi(\alpha-1)} \right) \left[1 + \phi(\kappa + \phi) - \frac{1}{4} \phi(\kappa + \phi)(\kappa + 4\phi) + \frac{\phi(\kappa + \phi)(4\kappa^2 + 27\kappa\phi + 72\phi^2)}{72} \right] \\ & + \frac{\lambda v}{(\alpha-1)(\kappa + \phi)} \left(1 - \kappa - \phi + \frac{3}{2} \kappa\phi + \phi^2 + \frac{\kappa^2}{2} \right) + \frac{\lambda v}{(\alpha-1)(\kappa + \phi)} \left(\frac{v}{v + (\kappa + \phi)\Gamma} \right)^{\alpha-1} \cdot \\ & \frac{\kappa}{\phi} \left(1 - \kappa - \phi + \frac{3}{2} \kappa\phi + \phi^2 + \frac{\kappa^2}{2} \right) \end{aligned} \right\}$$

Por lo tanto, para la estimación de los parámetros, se dispone de cuatro expresiones teóricas de diferentes estadísticos descriptivos según el modelo: media, varianza, autocorrelación y probabilidad de no lluvia, que a su vez son combinaciones de los 6 parámetros del modelo, por lo que se tienen cuatro ecuaciones y seis incógnitas.

Excepto la media, el resto de momentos son funciones no lineales con respecto al nivel de agregación, por lo que combinando estos 4 estadísticos históricos a distintos niveles de agregación (10 min, 30 min, 1h, 2h, 6h, 12h, 24h y 48h), supondría un total de 32 ecuaciones. Sin embargo, la media, no aporta más información considerando distintos niveles de agregación, por lo que solo podríamos utilizarla una vez, teniendo así 25 ecuaciones y 6 incógnitas.

De las 25 ecuaciones, tan solo se utilizarán 6 para estimar las 6 incógnitas mediante el método de los Momentos. Se iguala una combinación de los estadísticos de primer y segundo orden de las series de precipitación históricas a sus expresiones teóricas recogidas en la descripción del modelo, lo que supone un conjunto de 6 ecuaciones altamente no lineales con 6 incógnitas donde la diferencia entre la estimación del estadístico y el histórico debe ser lo más próxima a cero:

$$F(X) - \theta = 0$$

Siendo $F(X)$ el mejor estimador del estadístico genérico θ .

Al haber componentes de distinto orden de magnitud, se normalizan las ecuaciones, eliminando el sesgo. Posteriormente, la solución se puede obtener mediante una minimización no lineal sin restricciones de la siguiente función objetivo:

$$Z_{min} = \min \left[\left(\frac{F'_1(\nabla)}{F_1} - 1 \right)^2 + \left(\frac{F'_2(\nabla)}{F_2} - 1 \right)^2 + \dots + \left(\frac{F'_n(\nabla)}{F_n} - 1 \right)^2 \right]$$

Siendo,

F : vector para los valores históricos correspondientes a los mismos niveles de agregación.

F' : vector de los estadísticos estimados a diferentes niveles de agregación, función del vector de parámetros $\nabla = (\lambda, \kappa, \phi, \mu, \alpha \text{ y } \nu)$.

Esta función objetivo es optimizada para encontrar el conjunto de parámetros que la minimicen. Cirauqui *et al.*, (2008) optimizan esta función mediante la técnica de optimización global SCEUA (Duan *et al.*, 1994), ya que da mejores resultados y permite controlar los intervalos de búsqueda en la optimización para que los parámetros tomen valores físicos coherentes (Cirauqui Díaz *et al.*, 2008).

Con todo esto, se obtienen los parámetros obtenidos después de minimizar la función objetivo según distintos métodos de optimización y después de haber analizado distintos grupos de estadísticos en el cálculo de parámetros, viendo las habilidades o deshabilidades del modelo para agregar y desagregar series de precipitación en otras resoluciones. Por otro lado:

se ha acotado la tasa con la que llega una nueva tormenta (λ) dando valores entre 10 y 2500 horas. $E[x]$, o la intensidad de lluvia por tormenta, se ha limitado también a 40mm/h, ya que no son valores instantáneos sino valores medios de pulsos de intensidad (Cirauqui *et al.*, 2008).

En la tabla siguiente se encuentran estos valores de acotación:

Tabla 3: Valores de acotación de búsqueda para los parámetros del modelo MBL en la optimización SCEUA.

Valores de acotación	Lambda (1/h)	Kappa	Fi	E[x] (mm/h)	Alfa	Ni
mínimo	0,0004	0,01	0,004	0	1	0
máximo	0,1	7	2	40	40	20

Por otro lado, después se analiza el comportamiento y las propiedades del modelo para agregar y desagregar tomando distintos grupos de estadísticos a distintos niveles de agregación (1 y 2 horas, 1 y 24 horas, 24 y 48 horas):

Tabla 4: Colecciones de estadísticos utilizados en el método de los Momentos para la optimización de la serie B-L a distintos niveles de agregación.

Grupo	Media	Varianza	Autocorrelación (lag 1)	Probabilidad de no lluvia
1	1 hora	1 y 2 horas	1 hora	1 y 2 horas
2	1 hora	1 y 24 horas	1 hora	1 y 24 horas
3	24 horas	24 y 48 horas	24 horas	24 y 48 horas

Después del análisis, se concluye que “*el conjunto de estadísticos que mejores resultados proporciona para la optimización, de forma global, [...] es el formado por las agregaciones de 1-24 horas [...] ya que abarca un rango más amplio que los otros dos grupos de valores*”. Cirauqui Díaz *et al.*, (2008).

Con todo esto, los parámetros que finalmente se utilizan para este modelo son los siguientes (tabla 5):

Tabla 5: Parámetros del modelo B-L a partir del grupo 1-24 horas. Cirauqui Díaz *et al* (2008).

landa (1/hr)	kappa	Fi	E[x] (mm/hr)	Alfa	Ni hr	E[c] N° celdas	E[eta]	60/Beta min	1/Gamma hr	E[U] hr	Fval
0,023	0,71	0,05	1,45	6,61	2,07	13,92	3,20	26,61	5,73	5,92	1,3E-15
0,022	0,74	0,05	1,36	4,44	0,98	16,84	4,51	18,09	4,77	4,92	1,8E-15
0,020	0,62	0,04	1,61	2,71	0,44	14,81	6,11	15,86	3,65	3,74	4,1E-17
0,025	0,57	0,05	1,77	2,85	0,57	12,31	5,04	20,75	3,91	4,01	2,0E-14
0,024	0,18	0,05	2,99	2,91	0,79	5,02	3,68	89,26	5,98	6,03	3,0E-18
0,009	0,02	0,00	5,81	2,20	0,42	6,37	5,19	538,27	48,16	48,16	5,8E-04
0,021	0,13	0,03	5,84	2,60	0,25	5,77	10,41	45,74	3,64	3,65	6,7E-15
0,021	0,14	0,03	5,50	2,31	0,26	5,89	9,01	49,17	4,01	4,03	2,5E-16
0,017	0,10	0,02	5,61	2,63	0,45	6,22	5,90	103,23	8,99	9,01	3,9E-15
0,019	0,29	0,03	3,52	2,61	0,46	10,66	5,70	36,54	5,89	5,94	2,6E-15
0,022	0,50	0,03	2,22	3,39	0,65	15,55	5,20	23,08	5,60	5,68	1,4E-15

Posteriormente se ha generado una serie sintética a la resolución diezminutal para poder compararse con las series históricas.

El troceado de las tormentas generadas se ha realizado como se muestra en la figura:

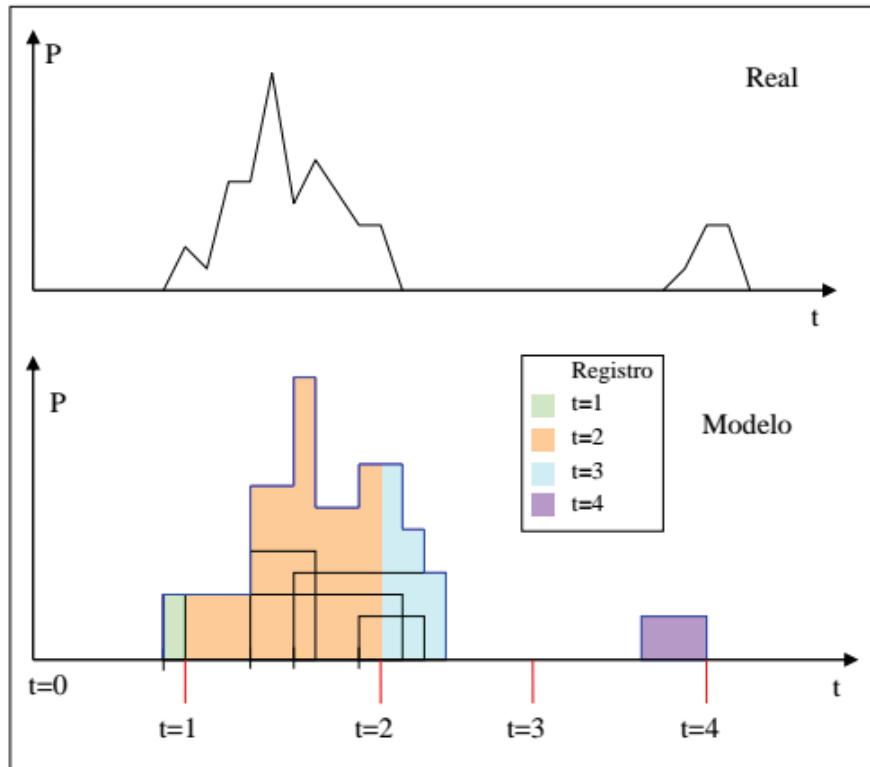


Figura 13: troceado de las tormentas generadas con el modelo modificado de Barlett-Lewis

2.3.2. Cadenas de Markov. Procesos de Renovación Alternativa (ARP)

El proceso de lluvia es discreto tanto en tiempo como en espacio. Observando en cambio, la lluvia en un punto concreto a lo largo del tiempo, la lluvia se compone de una secuencia

temporal de sucesos de lluvia separados por otros sucesos en los que no se da la precipitación (sucesos secos).

Según esto, las variables asociadas a un acontecimiento o suceso de lluvia, i , son:

- Su duración, v_{hi} .
- La distribución de lluvia dentro del suceso, H_i (como se reparte la lluvia en los intervalos de duración del mismo).
- Su intensidad, i_m . Esta variable viene determinada por la precipitación total producida en un suceso de lluvia, q_i , entre su duración, v_{hi} .

La variable asociada a un acontecimiento seco, j , es:

- La duración del tiempo entre lluvias, v_{sj} . Según esta duración se distingue entre dos tipos de sucesos secos. El primero determina el periodo de tiempo entre que finaliza la última lluvia de un frente y la primera lluvia de otro. El segundo se refiere a los intervalos cortos de tiempo que separan dos lluvias consecutivas dentro de un mismo frente.

La determinación de estas variables en una serie de precipitaciones depende de su resolución temporal, ya que

la duración mínima de un suceso será la que marque el intervalo de tiempo en la medida. Así pues, con una resolución temporal mayor (intervalos de tiempo más cortos), hay un número mayor de sucesos, de menor duración y menos cantidad de precipitación cada uno. Conforme disminuye la resolución temporal disminuye el número de sucesos y por tanto se incrementa la duración y la cantidad precipitada (Rebolé Ruiz *et al.*,2009).

De forma general un proceso estocástico se define como colección indexada de variables aleatorias $\{X_t\}$, donde el índice t toma valores de un conjunto T . El proceso es discreto si T comprende el conjunto de enteros no negativos y representan una característica medible en el tiempo t .

Determinación de los sucesos de lluvia

Un proceso constituye una cadena de Markov de primer orden si está constituido por un conjunto de valores $\{X_t, t: 0, 1, 2, \dots\}$, en el que la probabilidad de alcanzar cualquier estado j de la variable depende exclusivamente del estado alcanzado en el instante de tiempo anterior, i , y no de los $i-1$ anteriores.

El modelo más simplificado de cadenas de Markov en tiempo continuo considera dos estados: seco y lluvioso. Este modelo se define con solo dos parámetros asociados a las duraciones de los episodios secos y lluviosos, que son variables aleatorias independientes y con distribución exponencial. Pero no siempre describe bien la sucesión temporal de los intervalos secos (Rebolé Ruiz *et al.*,2009). Para mejorar la caracterización del tiempo sin lluvia se puede aumentar el número de estados de la Cadena de Markov:

- Estado 0: seco estable, siempre precedido y seguido de un estado 2 (intervalo de tiempo sin lluvia entre el final de un frente hasta que se inicia una lluvia de otro frente).
- Estado 1: seco inestable, siempre precedido y seguido de un estado 2 (intervalo de tiempo que separa lluvias dentro de un mismo frente).
- Estado 2: lluvioso, precedido o seguido de los estados 0 o 1 (cuando se produce precipitación).

Sin embargo, observando las series históricas no se puede distinguir entre el estado 0 y el 1, por lo que no pueden contarse el número de cambios observados entre modelos. Así pues, la duración de los periodos secos, v_s , tiene una función de densidad que es una combinación o mixtura de dos distribuciones exponenciales, en la que existe una proporción p , de tiempos secos estables. La duración de las lluvias, V_h , viene determinada por una distribución exponencial de parámetro λ_2 .

Dejando los modelos de pulsos a un lado, la simulación diezminutal de series sintéticas de lluvia por el modelo de Cadenas de Markov el ajuste de la variable de duración de los periodos secos entre lluvias (función Gamma mixta truncada) provocaba una mayor fragmentación de lluvias, por lo que se daba un exceso de lluvias menores de 1 horas y consecuentemente también de los sucesos entre lluvias, comparando con las series reales. Este hecho tenía mayor incidencia en las duraciones de sucesos de no-lluvia ya que estas son más largas que las de lluvia. Así se pasa de utilizar la función mixta exponencial a utilizar la gamma mixta, optando por un Proceso de Renovación Alternativa (Heyman y Sobel, 1982), consiguiéndose una mejora apreciable en la simulación.

Un Proceso de Renovación Alternativa es un caso particular de cadenas de Markov que se define por dos secuencias de variables aleatorias independientes alternadas (U_1, W_1, U_2, W_2) , siendo sus respectivas funciones de distribución $F_u(u)$ y $F_w(w)$. Este es un proceso que alterna entre dos estados, 0 y 1, siendo U y W sus respectivos tiempos de permanencia en estos estados.

La representación de la series temporal de lluvia - no lluvia mediante una cadena de Markov de 2 estados es un caso particular del proceso de Renovación Alternativa en el que las dos distribuciones son exponenciales con parámetros λ_s y λ_h .

Este trabajo se basa en el de Rebolé Ruiz *et al.* (2009), donde se propone una modelación siguiendo un proceso de renovación alternativa para las duraciones medidas en unidades de 10 minutos, *“manteniendo para el tiempo húmedo una distribución simple y para el seco una mixtura de dos distribuciones, porque permite caracterizar los tres estados atmosféricos definidos anteriormente en la Cadena de Markov”* que *“[...] no logran reproducir adecuadamente la secuencia temporal de sucesos secos y lluviosos”*. Para la distribución se utiliza una Gamma de parámetros α y λ .

Si $\alpha = 1$, la distribución es exponencial, Si $\alpha < 1$ se puede describir una series de observaciones en la que aparezcan valores pequeños de v_h , con mayor frecuencia que lo esperado en la exponencial. En cambio, si $\alpha > 1$ los datos próximos a cero tendrían menor frecuencia.

Para la duración de los tiempos entre lluvias se utiliza una mixtura de Gamma con parámetros: $\rho, \alpha_0, \lambda_0, \alpha_1$ y λ_1 .

La estimación de parámetros tanto para la duración de la lluvia como para la del tiempo seco se realiza maximizando el logaritmo de la función de verosimilitud.

La distribución de la precipitación en cada lluvia (H_i) se realiza adimensionalizando las cantidades de precipitación en cada intervalo, así se pueden caracterizar lluvias de distintas duraciones e intensidades. Si la lluvia recogida en un intervalo se expresa como una proporción de lluvia total y el tiempo también se adimensionaliza, se puede obtener una representación gráfica de la precipitación mediante un yetograma adimensional acumulado, $H(t)$, que representa la fracción de lluvia recogida en el intervalo de tiempo $(0, t)$ (Huff, 1967).

Para obtener las precipitaciones q_j a partir de las variables que describen la distribución de la lluvia $H(t_j)$, es preciso conocer la precipitación total Q , que se caracteriza como el producto de la intensidad media en cada lluvia por su duración (v_h). La intensidad media en cada lluvia (i_m) se calcula utilizando una distribución gamma de parámetros α y λ , como la propuesta en las duraciones o la distribución Weibull (α, λ).

Por lo tanto, la distribución de la cantidad de precipitación dentro de cada acontecimiento de lluvia mediante el yetograma adimensional acumulado se ajusta a la función de distribución Beta, la intensidad media horaria de la lluvia a la función de distribución Weibull, la duración de las lluvias a la función Gamma y las duraciones de los periodos secos entre lluvias a la función γ -gamma mixta truncada. El método de estimación de parámetros para caracterizar las lluvias es el máxima verosimilitud y que se comporta mejor que el de momentos (Rebolé Ruiz *et al.*, 2009).

Los parámetros de las funciones del modelo se han calculado diferenciando entre periodos secos (junio a septiembre) y húmedos (octubre a mayo). Los resultados se encuentran en la tabla 6:

Tabla 6: Parámetros del ajuste del modelo ARP para los datos diezminutales

Variable	Distribución		Periodo octubre-mayo	Periodo junio-septiembre
Yetograma adimensional acumulado (H_i)	Beta		$\alpha=0,95637$ $\beta=0,91762$	$\alpha=0,93632$ $\beta=0,86452$
Intensidad media de la lluvia (i_m)	Weibull	$d \leq 1h$	$\alpha=0,57544$ $\lambda=1,25258$	$\alpha=0,51000$ $\lambda=1,13187$
		$d > 1h$	$\alpha=1,06000$ $\lambda=0,55935$	$\alpha=1,24355$ $\lambda=0,45007$
Duración de los sucesos de lluvia (v_h)	Gamma truncada (Renovación Alternativa, ARP)		$\alpha=1,07962$ $\lambda=1,23251$	$\alpha=0,92000$ $\lambda=1,64618$
Duración de los sucesos secos (v_s), estables e inestables	Gamma mixta truncada (Renovación Alternativa, ARP)		$\rho=0,48853$ $\alpha_0=0,21596$ $\lambda_0=0,01344$ $\alpha_1=1,37065$ $\lambda_1=1,10199$	$\rho=0,63042$ $\alpha_0=0,27316$ $\lambda_0=0,01210$ $\alpha_1=1,42700$ $\lambda_1=0,94567$

2.4. Análisis de precipitaciones extremas. Ajuste a funciones y curvas IDF.

Uno de los primeros pasos que debe seguirse en muchos proyectos de diseño hidrológico, como el diseño de un drenaje urbano, es la determinación del evento o los eventos de lluvia que deben usarse. La forma más común de hacerlo es utilizar una tormenta de diseño o un evento que involucre una relación entre la intensidad de lluvia (o profundidad), la duración y las frecuencias o periodos de retorno apropiados para la obra y el sitio (Chow, R. Maidment y W. Mays, 1994).

Las precipitaciones máximas en una determinada zona son un fenómeno sujeto a incertidumbre, por eso se trata de ajustar los valores observados a funciones de distribución de probabilidad, las cuales permitan determinar eventos extremos a diferentes periodos de retorno, T.

Para ello se obtendrán las máximas precipitaciones que, a distintos niveles de agregación, se han dado cada año. Así se obtendrán para todos los años las máximas precipitaciones registradas en 10 minutos, 30 minutos, 1 hora, 2 horas, 6 horas, 12 horas, 24 y 48 horas.

Posteriormente, con la función de distribución más representativa de la serie, se realizarán las curvas IDF (Intensidad-Duración-Frecuencia), que darán una idea de la intensidad media máxima que se puede esperar para una duración de lluvia determinada y un periodo de retorno establecido.

Usualmente, en estas curvas, se presenta la intensidad en el eje vertical y la duración en el horizontal, para distintos periodos de retorno.

La intensidad es la profundidad o tasa de precipitación por unidad de tiempo (mm/h), y puede representarse considerando la intensidad instantánea o la intensidad promedio sobre la duración de lluvia, definida como:

$$i = \frac{P}{T_d}$$

Siendo,

P = profundidad de lluvia (mm)

T_d = duración, normalmente expresada en horas.

Por otro lado, la frecuencia se expresa con el periodo de retorno, T, que es el intervalo de tiempo promedio entre eventos de precipitación que igualan o exceden la magnitud de diseño.

Una forma de obtener estas curvas es mediante el análisis de frecuencia obtenido de una serie de precipitaciones locales. Así pues, de estos registros se obtienen las intensidades de precipitación máximas anuales para distintas duraciones y posteriormente se hace el análisis de frecuencia.

Estas curvas también pueden expresarse en forma de ecuación:

$$i = \frac{c}{T_d^e + f}$$

Donde,

i = intensidad de la lluvia de diseño.

T_d = duración.

c, e, f = coeficientes que varían en función del lugar y del periodo de retorno.

2.4.1. Ajuste a funciones de probabilidad

Todo este análisis de precipitaciones extremas se realizará con la ayuda del software libre Hydrognomon, utilizado para análisis y procesado de datos hidrológicos. El programa realiza automáticamente el ajuste de la serie a distintas funciones, que son las siguientes:

Normal, LogNormal, Galton, Exponential, Gamma, Pearson III, Log Pearson III, EV1-Max (Gumbel), EV2-Max, EV1-Min (Gumbel), EV3-Min (Weibull), GEV-Max, GEV-Min y Pareto.

En este trabajo, el ajuste a las funciones de probabilidad se realiza mediante 2 criterios. El primero viene dado por dos pruebas de bondad de ajuste que realiza el programa Hydrognomon (test Chi Cuadrado y el test Kolmogorov-Smirnov) y el segundo es un criterio meramente visual. Por lo tanto, para la evaluación de estos ajustes y la selección de la función que mejor represente a la distribución original, se realizan estas 3 pruebas. A continuación se expone el fundamento teórico de estos dos test.

a. Test Chi Cuadrado

Esta es una medida de la discrepancia entre las frecuencias observadas (f_o) y las calculadas (f_c) mediante una distribución teórica dada por el estadístico X^2 , siendo:

$$x^2 = \sum_{i=1}^k \frac{(f_o - f_c)^2}{f_c}$$

Donde $\sum f_o = \sum f_c$.

Si es estadístico $X^2=0$ quiere decir que las distribuciones teórica y real se ajustan a la perfección. En cambio, si $X^2>0$, difieren.

La distribución de este estadístico se puede asimilar a una distribución Chi Cuadrado con $(k-n-1)$ grados de libertad; siendo k el número de intervalos y n el número de parámetros de la distribución teórica. Esta función se encuentra tabulada.

Suponiendo la hipótesis H_0 de que se acepta que la distribución real se ajusta a la distribución teórica, si el valor calculado de X^2 es mayor que el valor crítico de X^2 para un determinado nivel de significancia, α , quiere decir que las frecuencias observadas difieren significativamente de las calculadas, por lo tanto, en ese caso, H_0 se rechazaría. Si el valor calculado de X^2 fuera menor que el valor crítico, la hipótesis sería aceptada.

b. Test de Kolmogorov – Smirnov

El estadístico de esta prueba, D , considera la máxima desviación de la función de distribución de probabilidades de la muestra $P(x)$ de la función de probabilidades teórica escogida $P_0(x)$, de forma que:

$$Dn = \max(P(x) - P_0(x))$$

La prueba requiere que el valor Dn calculado sea menor que el valor Dn tabulado para un nivel de probabilidad requerido. En ese caso la hipótesis H_0 de que se acepta que la distribución real se ajusta a la distribución teórica sería aceptada.

c. Criterio visual

A la vista de los resultados de los dos test anteriores, se observan visualmente las funciones que mejor han respondido a los mismos.

Se hace una representación gráfica de la distribución de la intensidad de lluvia en función del periodo de retorno de las mismas y se comprueba visualmente el ajuste a los puntos de cada una de estas funciones.

2.4.2. Curvas IDF generadas mediante el ajuste de funciones

El propio programa Hydrognomon también genera automáticamente las curvas IDF a partir de los datos de precipitación máxima a las distintas resoluciones temporales. Por lo tanto, después de haber analizado las distintas funciones y haber seleccionado la más representativa de la serie, se generan estas curvas. Se pueden calcular también, para los periodos de retorno especificados, los intervalos de confianza a distintos niveles de confianza.

2.4.3. Curvas IDF a partir del método propuesto por Témez

Témez (1978) propone la determinación de las curvas a partir de la siguiente expresión y este es el método utilizado en la Instrucción 5.2. de drenaje superficial, modificada este año 2016 por la Orden FOM/298/2016, de 15 de febrero, por la que se aprueba la norma 5.2 -IC drenaje superficial de la Instrucción de Carreteras.

$$\left(\frac{I_t}{I_d}\right) = \left(\frac{I_1}{I_d}\right)^{3,5287-2,5287t^{0,1}}$$

Siendo,

I_t = intensidad máxima diaria (mm/h) asociada a un intervalo de referencia t (las distintas agregaciones), y a un periodo de retorno, T .

I_d = intensidad media diaria de precipitación (en mm/h) correspondiente al T considerado.

$$I_d = P_d/24$$

P_d = Precipitación diaria correspondiente a un T .

I_1 = intensidad horaria de precipitación correspondiente a ese T (mm/h).

t = duración de las distintas agregaciones o intervalos de intensidad de precipitación (h). Ej: 0,16h, 0,5h, 1h, 6h, etc.

I_1/I_d (índice de torrencialidad) = parámetro que expresa la relación entre la intensidad de precipitación horaria y la media diaria corregida. Su valor se determina en función de la zona geográfica (Orden FOM/298/2016, 2016):

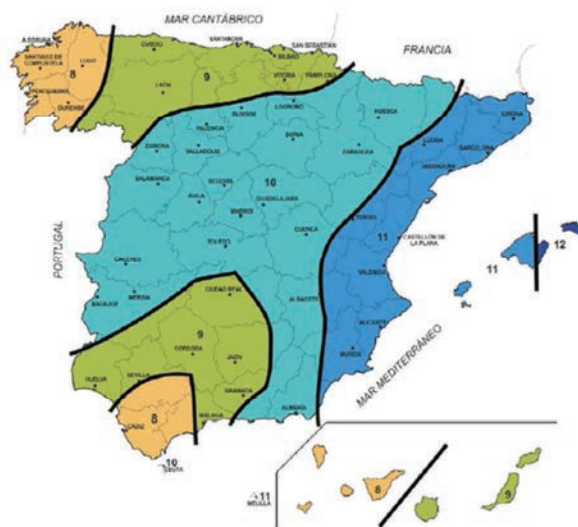


Figura 14: índice de torrencialidad en función de la zona geográfica

3. Resultados y discusión

3.1. Análisis de las series de datos

3.1.1. Porcentaje de huecos en cada serie.

Antes de realizar estos test, se calcula el % de huecos que tiene cada serie. En la tabla siguiente se muestran los resultados:

Tabla 7: Porcentaje de datos faltantes en cada serie

	Pluviómetro manual	Pluviómetro cazoletas	Pluviógrafo bandas
nº datos existentes	27394	1073921	3695171
nº datos reales	27394	1074672	3734352
% huecos en la serie	0,00%	0,07%	1,05%

El % de huecos en todas las series es insignificante en el total de datos, por lo que se continúa trabajando con todas ellas y no se descarta ninguna para el análisis.

3.1.2. Comparación de la toma de valores en las distintas estaciones.

Como la resolución temporal en la toma de datos es distinta en las series (de la estación manual se dispone de datos diarios recogidos a las 7 de la mañana), se agregan las otras, con resolución de 10 minutos, para considerar los mismos intervalos de tiempo. Por lo tanto, en estas series se agregan los datos de intensidad obtenidos desde las 7 a.m. de un día hasta las 6:50 a.m. del siguiente día.

Así pues, las series ya pueden compararse entre sí. Se observa la relación de intensidades registradas para un mismo día entre dos pluviómetros distintos. Se divide el área del gráfico con la bisectriz, que sería la línea "ideal" en la que se dispondrían los puntos en los que se ha registrado la misma intensidad diaria de precipitación en ambas estaciones.

Si todos los puntos quedan por debajo o por encima de la bisectriz, quiere decir que siempre una de ellas sobrestimaría/subestimaría los registros respecto de la otra. Lo normal o habitual sería que la misma cantidad de puntos estaría repartida de igual forma tanto por encima como por debajo de la bisectriz, subestimando y sobrestimando en ocasiones una estación respecto de la otra.

En primer lugar se realiza la comparación de los datos obtenidos por el pluviógrafo de bandas con los datos recogidos en la estación manual. Ver la siguiente figura:

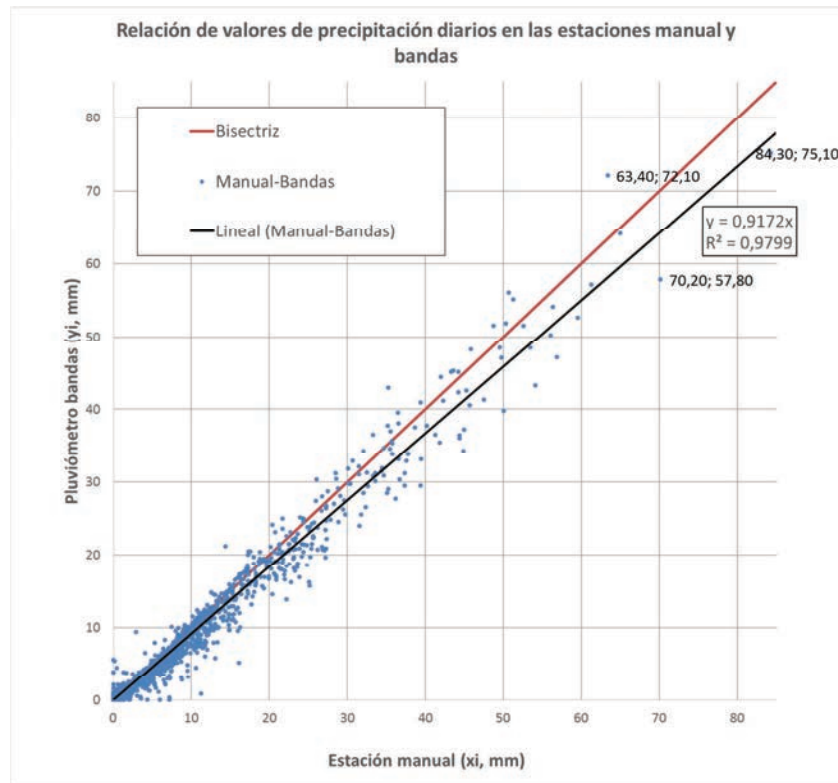


Figura 15: Comparación de los datos observados entre la estación manual y el pluviógrafo de bandas

Como se puede observar, la gran mayoría de puntos se encuentran en la zona más próxima a las coordenadas (0,0) ya que lo más habitual son lluvias de este orden de magnitud. Conforme se van haciendo mayores los valores, puede verse como en muchas ocasiones la nube de puntos se encuentra por debajo de la bisectriz. Esto quiere decir que en ocasiones, cuando se dan valores elevados, los valores X de la estación manual, son mayores que los valores registrados en el pluviógrafo de bandas Y. Esto puede ser debido a que se da la circunstancia de que cuando se desencadenan las tormentas más fuertes, también hay más fallos eléctricos, por lo que el registro del pluviógrafo podría verse afectado. Los puntos que más se alejaban de esta línea "ideal" que sería la bisectriz, aparecen etiquetados en el gráfico de tal modo: valordelaestaciónX; valordelaestaciónY.

También aparece en el gráfico una línea de tendencia con su respectiva ecuación: $y = 0,9172x$ y el valor de R^2 de 0,98, lo que indica un buen ajuste. La pendiente de esta ecuación y su posición bajo la bisectriz indican que de forma general los valores de la estación manual son mayores que los dados por el pluviógrafo de bandas, esto podría deberse a los fallos eléctricos antes comentados o a que existe una pequeña tendencia general a sobrestimar los datos recogidos en el pluviómetro manual.

Con todo esto, se puede concluir que existe una buena relación entre los datos obtenidos en ambas estaciones.

A continuación, se sigue el mismo procedimiento con la estación manual y el pluviómetro de cazoletas, como se muestra en la siguiente figura.

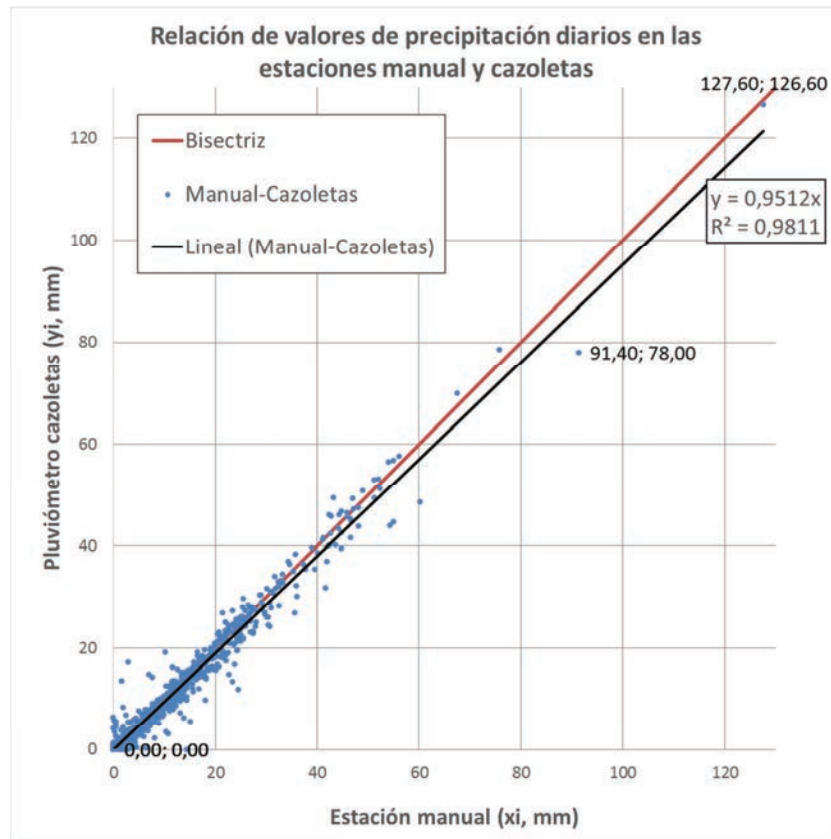


Figura 16: Comparación de los datos observados entre la estación manual y el pluviómetro de cazoletas

En este caso, la línea de tendencia se acerca más a la bisectriz, con una pendiente de 0,9512. Su valor de R^2 también indica un buen ajuste. En cambio, sí que se puede observar en la zona de puntos más cercana al origen de coordenadas que existen valores más discordantes para las dos estaciones (hay valores cercanos a 20 mm en una estación y en cambio en la otra el valor es próximo al 0).

También se puede concluir con que hay un buen ajuste a pesar de la pequeña tendencia de la estación manual a tener valores más altos.

Por último, se hace la comparación entre el pluviómetro de cazoletas (eje Y) y el pluviógrafo de bandas (eje X) en la figura 17:

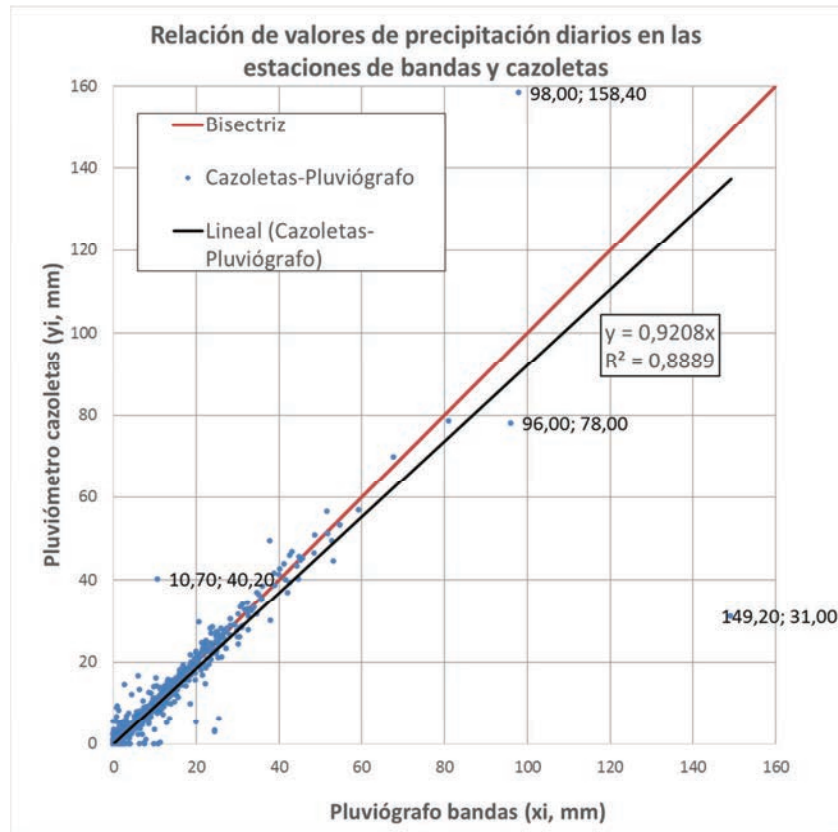


Figura 17: Comparación de los datos observados entre el pluviómetro de cazoletas y el pluviógrafo de bandas

Como puede observarse, también existen pequeñas diferencias en algunos registros en la zona de valores más bajos. Los valores más altos presentan mucha diferencia, como son últimos tres los valores destacados (98mm registrados en el pluviógrafo de bandas frente a los 158,4mm registrados en el de cazoletas; 96mm frente a 78mm y 149,20 frente a 31mm). Esto podría deberse a errores puntuales de medida en alguno de los dos aparatos.

Pese a todo, se puede concluir que los valores obtenidos por el pluviógrafo de bandas son de forma generalizada mayores que los obtenidos en el pluviómetro de cazoletas pese a que el ajuste no es tan bueno como en las anteriores comparaciones.

3.1.3. Homogeneidad de las series

Para el análisis de homogeneidad de las series, se utiliza la técnica de dobles masas. En primer lugar, para el pluviómetro manual y el de cazoletas (coinciden en el periodo 1995-2014), en segundo lugar, el pluviómetro manual con el pluviógrafo (años 1939-2005) y por último, el pluviógrafo de bandas con el pluviómetro de cazoletas (años 1995-2005).

Así pues, se enfrentan los valores de mm de lluvia acumulada registrados en el pluviómetro de cazoletas (eje de ordenadas) con los valores de lluvia acumulada en la estación manual (eje de abscisas). Ver la figura siguiente:

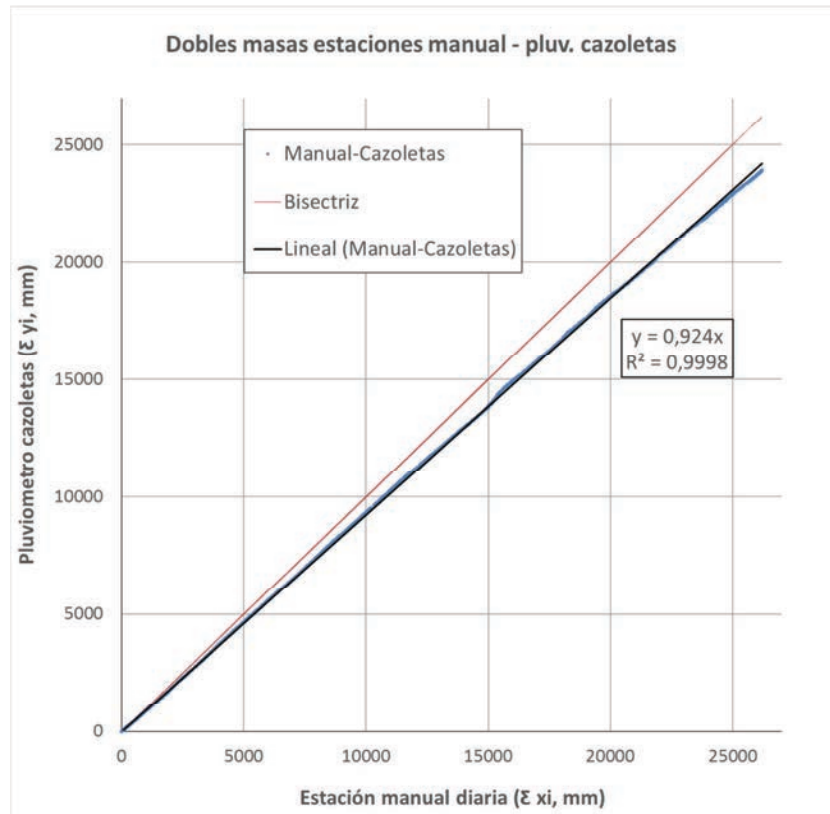


Figura 18: Comparación por la técnica de dobles masas de la estación manual y de cazoletas

Como se puede observar, la suma acumulada de precipitación resulta una línea recta continua (en el gráfico representada en azul). Se calcula su línea de tendencia (en negro) con ecuación: $y=0,9041x$. Tiene un valor de R^2 de 0,9998, lo que demuestra su buen ajuste.

A pesar de que con estos datos se puede concluir que las series son homogéneas y que no hay tendencias en ninguna estación a lo largo del periodo estudiado, el valor de la pendiente de la recta de regresión (0,924), nos indica que hay una ligera sobrestimación en los registros de la estación manual respecto a los que se registran en el pluviómetro de cazoletas (esto se puede ver a simple vista comparando con la bisectriz que se encuentra representada en rojo).

Se calculan además, los residuales y los residuales acumulados respecto la línea de regresión o tendencia con los datos anteriores (tomando $b=0,924$). Ver figuras 19 y 20.

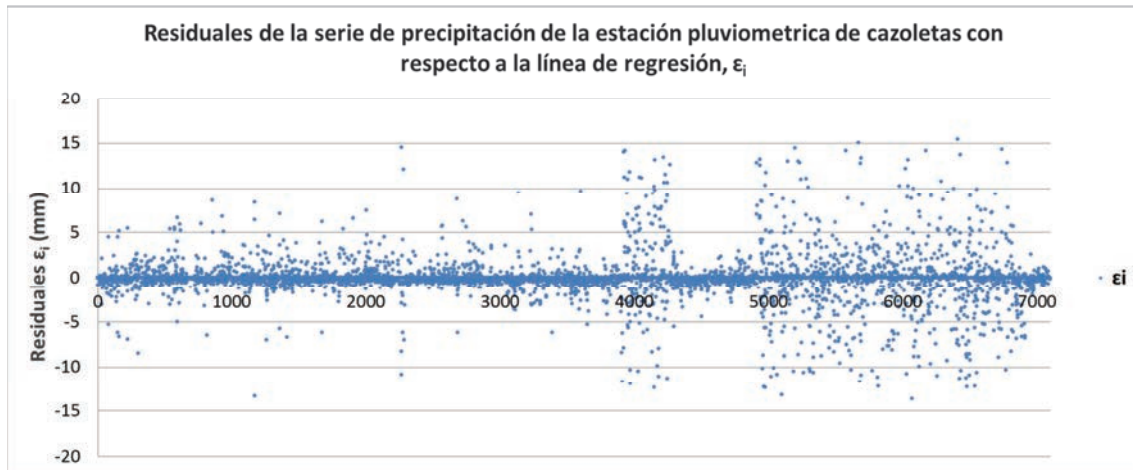


Figura 19: Residuales de la línea de regresión de la estación manual y la de cazoletas

Como puede observarse, la nube de puntos no tiene orden lógico. Si, por ejemplo, los residuales de lluvia estuvieran siempre por encima del cero indicarían que los valores dados por el pluviómetro de cazoletas serían siempre superiores a los de la manual (que es la estación que se ha tomado en este caso como referencia). Si fueran siempre, o a partir de un momento determinado, negativos, indicaría que a partir de ese punto los valores obtenidos en la estación de cazoletas serían siempre menores. Como en este caso hay tanto puntos positivos como negativos a lo largo de todo el eje, quiere decir que a veces los valores obtenidos por la estación X son mayores que los obtenidos en la estación Y, y viceversa.

A continuación están representados los residuales acumulados:

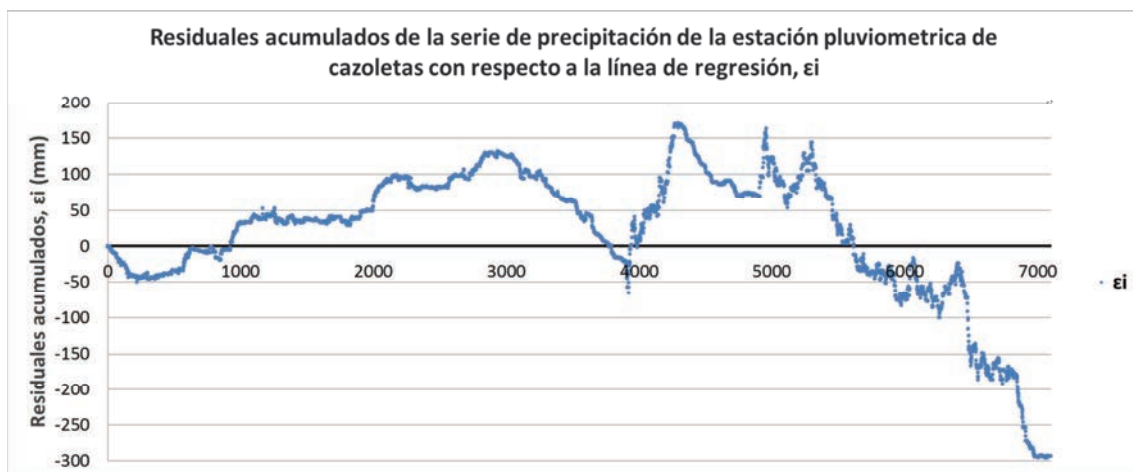


Figura 20: Residuales acumulados de la línea de regresión de la estación manual y la de cazoletas

Los residuales acumulados indican en qué posición se encuentran los puntos respecto a la línea de regresión o tendencia. Así, las zonas con valores positivos son aquellas en las que los pares de valores de precipitación acumulada se encuentran por encima de la línea de tendencia en la

figura 18 y las zonas con valores negativos, aquellas en las que los puntos se encuentran por debajo de la misma. Por ejemplo, la última zona de esta figura, que tiene un comportamiento marcadamente descendente, se puede observar en la figura 18, donde los puntos se encuentran por debajo de la línea de tendencia.

Por otro lado, los tramos con pendiente ascendente indican que los valores acumulados de precipitación respecto a la línea de tendencia en la estación manual son menores que los de cazoletas. Los tramos descendientes en cambio indican una suma acumulada respecto a la línea de tendencia mayor en la estación manual.

Pese a ser un gráfico llamativo, solamente nos indica visualmente el comportamiento de las estaciones y no quiere decir que el comportamiento de estas no sea homogéneo.

La comparación entre la estación manual y el pluviógrafo de bandas resulta (ver figura 21):

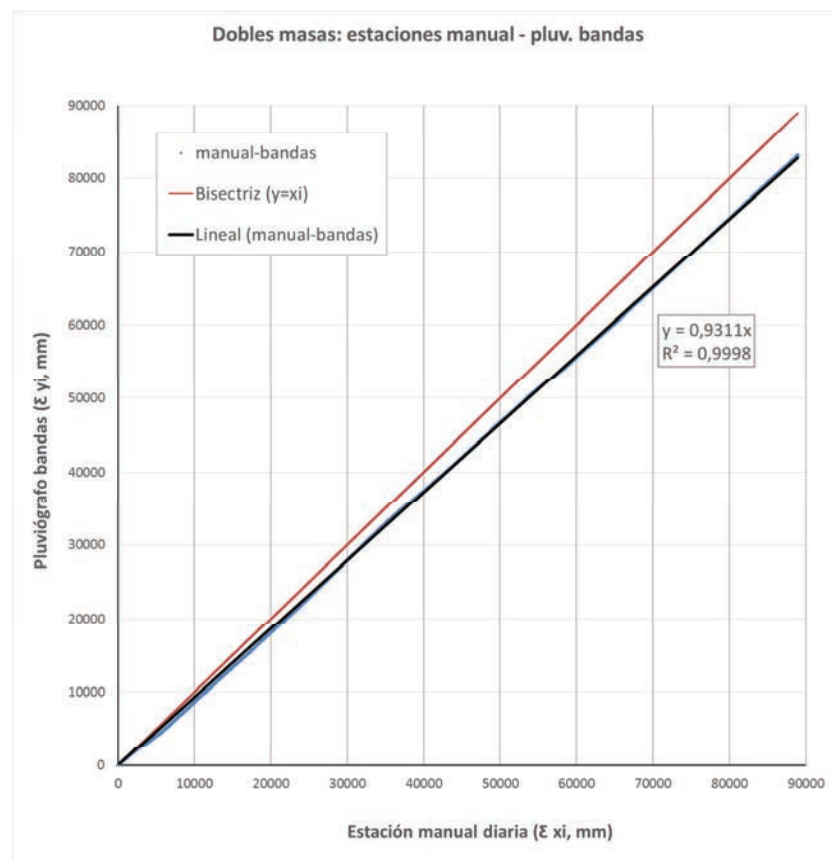


Figura 21: Comparación por la técnica de dobles masas de la estación manual y la de bandas

Mediante la representación gráfica de los datos puede ver una línea totalmente recta y continua, lo que denota de nuevo un comportamiento homogéneo y sin tendencias.

Esta comparación nos da una línea de regresión de ecuación $y=0,9311x$ y con un ajuste ligeramente mejor que la anterior ($R^2=0,99$). La pendiente de la recta indica de nuevo una pequeña sobrestimación de los registros de la estación manual respecto al pluviógrafo.

También se hallan los residuales respecto a la línea de regresión, tal como se muestra en la siguiente figura:

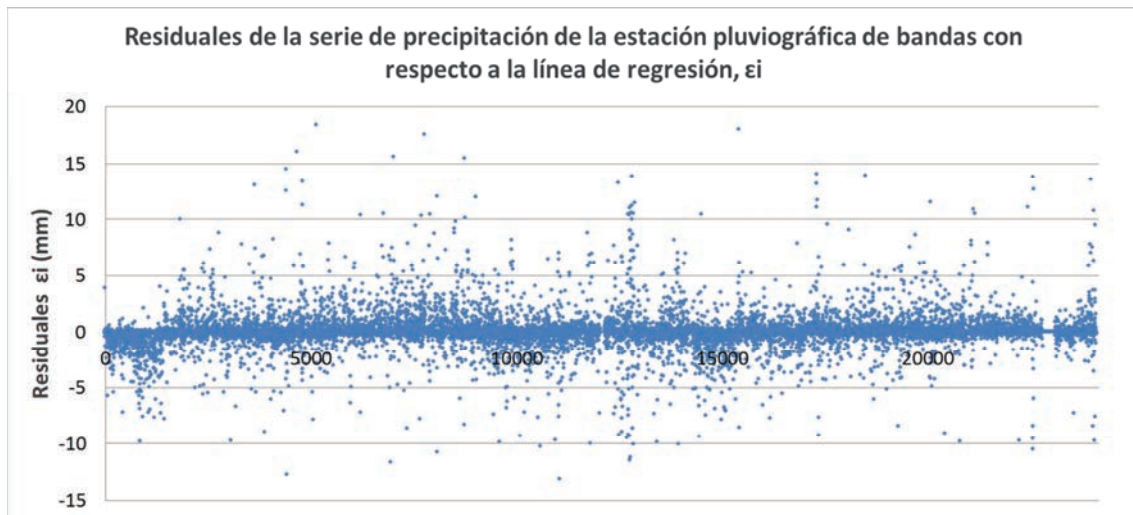


Figura 22: Residuales de la línea de regresión de la estación manual y el pluviógrafo de bandas

También resulta una nube de puntos sin orden lógico.

La representación de los residuales acumulados se puede ver en la figura 23:

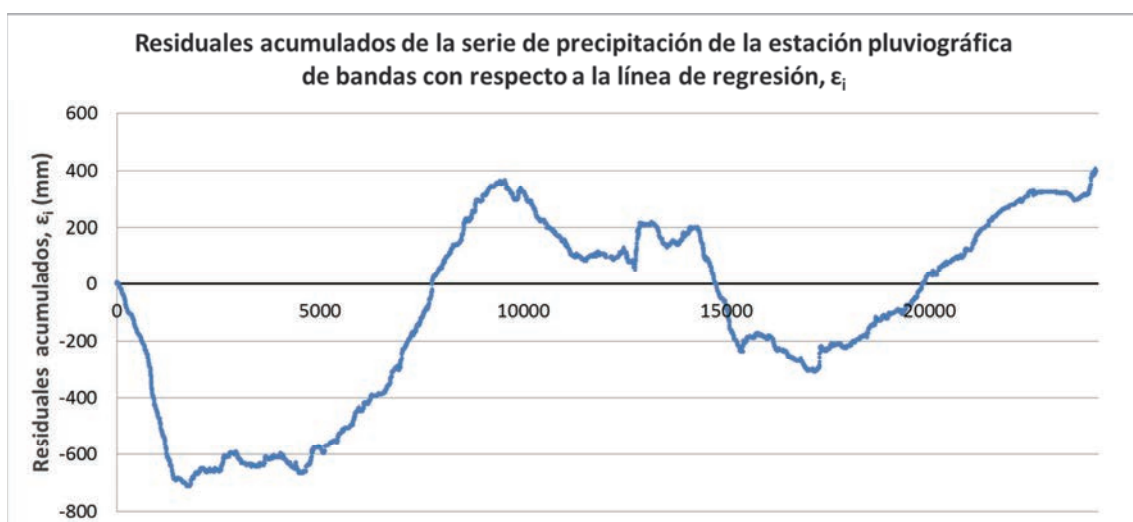


Figura 23: Residuales acumulados de la línea de regresión de la estación manual y el pluviógrafo de bandas

Tal como sucedía en la anterior comparación, las zonas de valores positivas indican que estos valores se encuentran por encima de la línea de tendencia y las de valores negativos en cambio, por debajo. Los tramos descendentes dejan ver que la suma acumulada de la estación de referencia, e este caso la manual (eje X) es mayor que la acumulada en el pluviógrafo de bandas. Los tramos descendentes en cambio, muestran que la suma acumulada es mayor en el pluviógrafo de bandas.

Po último, se comparan los datos del pluviógrafo de bandas y el de cazoletas. En la figura 24 se encuentra la representación de doubles masas:

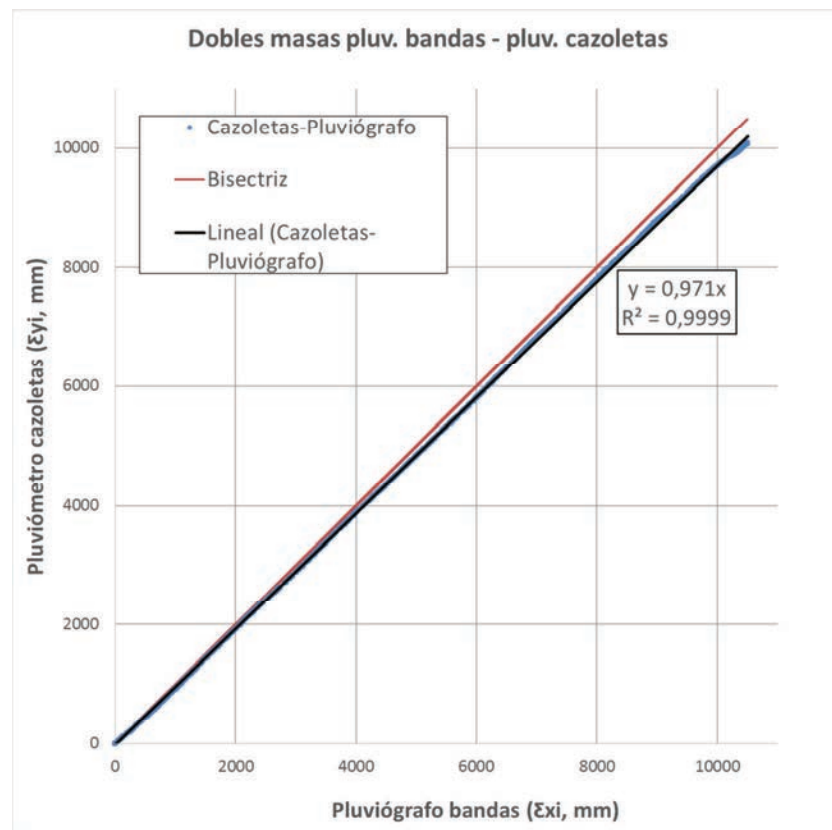


Figura 24: Comparación por la técnica de doubles masas del pluviógrafo de bandas y el pluviómetro de cazoletas.

La representación resulta en un ajuste casi perfecto de la línea de tendencia a la serie de datos ($R^2=0,99$) lo que da prueba de su homogeneidad. Además, es muy cercana a la bisectriz (pendiente de la recta, $b=0,971$) lo que indica que aunque de forma general el pluviógrafo de bandas sobrestima respecto al de cazoletas, esta diferencia es menor que en las anteriores representaciones en las que se ha tomado la estación manual como estación de referencia.

Aún y todo, en los últimos puntos de la serie sí que se ve un comportamiento con una tendencia distinta, por lo que posteriormente se identificará el momento en el que se da este cambio.

A continuación, se representan los residuales y los residuales acumulados (figuras 25 y 26, respectivamente) del pluviómetro de cazoletas respecto a la línea de regresión, tomando como referencia el pluviógrafo de bandas.

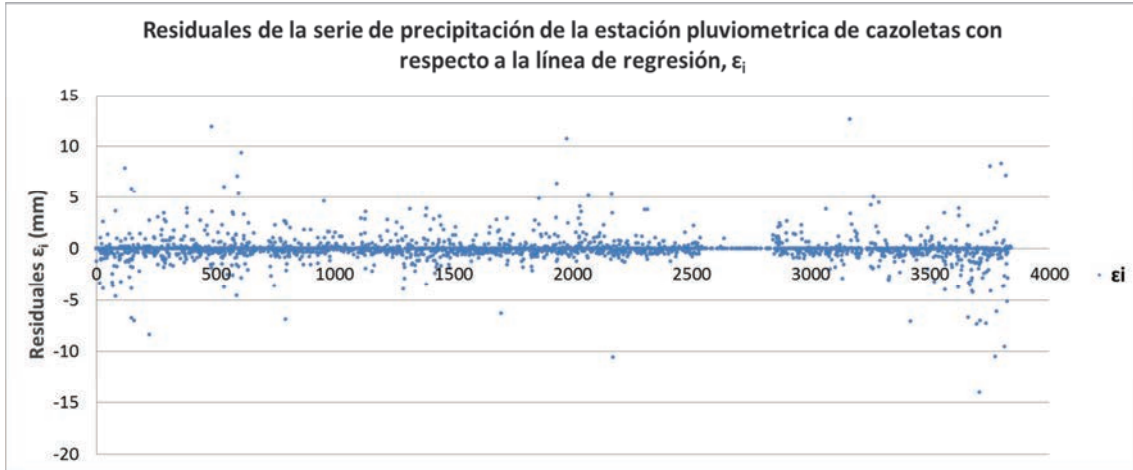


Figura 25: Residuales de la línea de regresión del pluviógrafo de bandas y el pluviómetro de cazoletas.

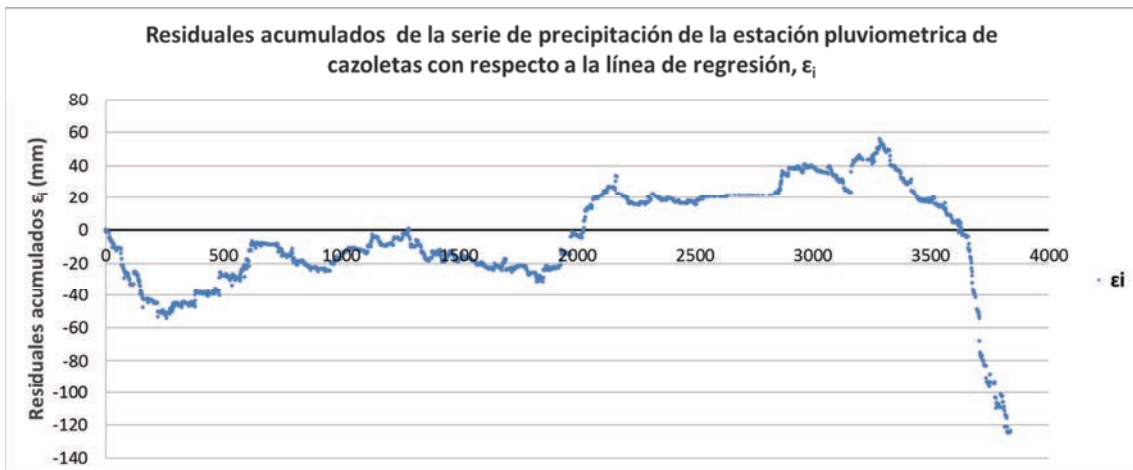


Figura 26: Residuales acumulados de la línea de regresión del pluviógrafo de bandas y el pluviómetro de cazoletas.

Ambas representaciones se interpretan de la misma manera que las anteriores. En este caso la estación de referencia es la del pluviógrafo de bandas, por lo que los tramos descendentes indicaran mayor suma acumulada en la estación de referencia y los ascendentes en la de cazoletas.

3.1.4. Tendencias

En este trabajo, se va a realizar el test de Mann-Kendall descrito con anterioridad para ver si hay tendencias significativas en las precipitaciones totales anuales y mensuales. Para ello se utilizará la serie del pluviógrafo de bandas por ser la que cubre un mayor número de años (78 frente a los 75 años de la estación manual o a los 20 de la de cazoletas), tiene una resolución temporal de 10 minutos (frente a las 24 horas de la manual) y una resolución de 0,1 mm de intensidad de precipitación.

En primer lugar, a partir de los datos diezminutales de la serie de bandas, se halla la precipitación total anual para todos los años.

De toda la serie de datos disponible, se ha eliminado el año 1927 porque no estaba completo, el año 2002 porque tenía un alto porcentaje de huecos desde el mes de marzo al mes de diciembre afectando así al cómputo global de lluvia acumulada y por último, el año 2005 ya que no se disponían datos desde octubre.

A continuación, se representan gráficamente la evolución de la precipitación anual a lo largo de la serie sin agregar (figura 27), también agrupando la serie de años de 5 en 5 años (figura 28) y agrupando cada 10 años (figura 29). Esto se ha hecho para comprobar, si aumentando la ventana de años y por tanto, considerando periodos más largos de tiempo, se ven tendencias:

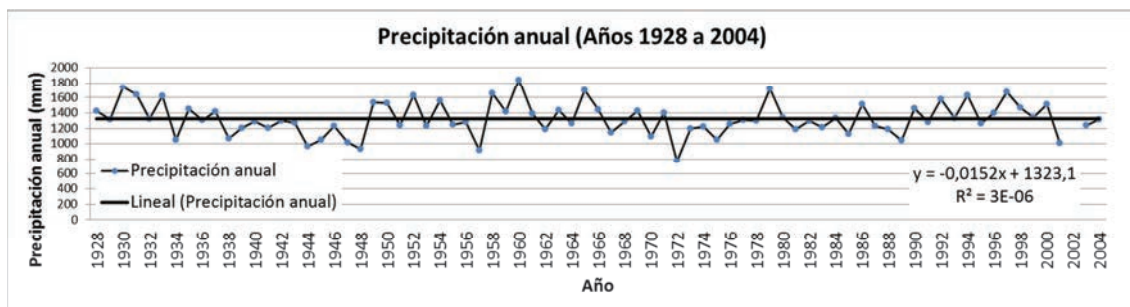


Figura 27: Precipitación anual en Igueldo (1928-2004).

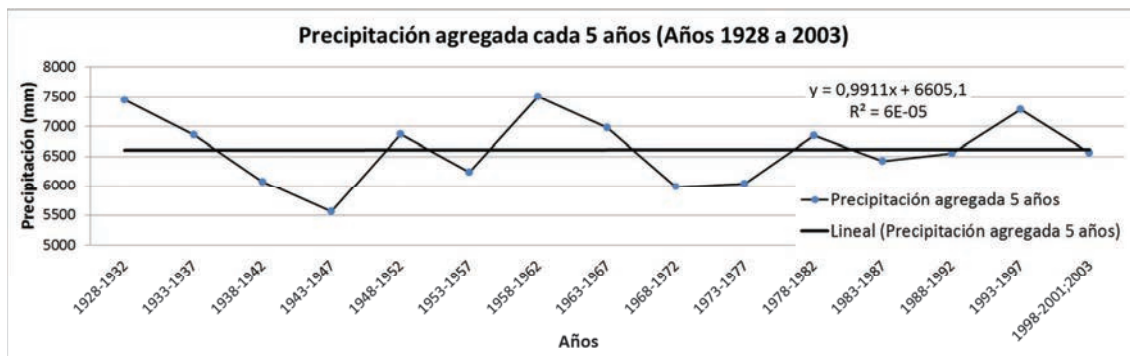


Figura 28: Precipitación anual agregada cada 5 años en Igueldo.

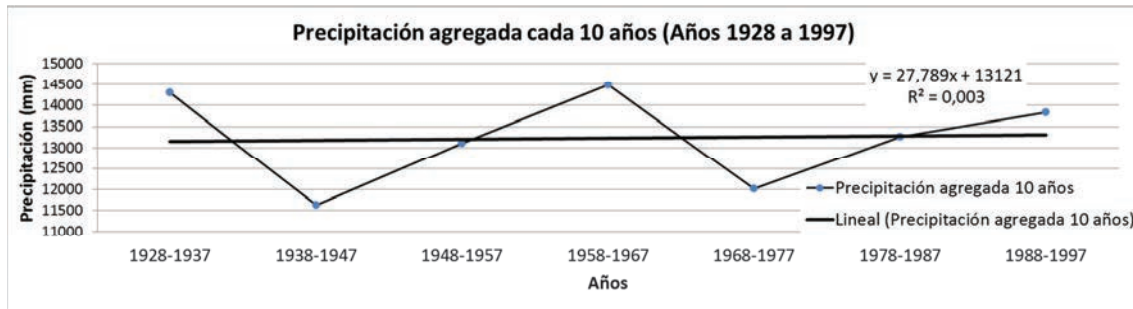


Figura 29: Precipitación anual agregada cada 10 años en Iguelo.

Posteriormente se ha realizado el test para estos 3 casos. Se han calculado los estadísticos S para la serie, sus coeficientes de variación, y en función del tamaño muestral, se han calculado los valores de Z_s o en su caso de p .

Para no rechazar la hipótesis H_0 de no tendencia, el valor de Z_s , para un intervalo de confianza del 95% debe de estar dentro del rango $-/+1,96$. Para la agregación de 10 años, $2p$ tendrá que ser menor que 0,05.

En la siguiente tabla se puede observar los resultados:

Tabla 8: Test de Mann-Kendall para precipitaciones anuales

	Serie anual	agregación 5 años	agregación 10 años
S	-6	1	3
n	79	15	7
Var	55800,33	408,33	-
Z_s	-0,02	0,00	p 0,19
Z_{crit}	1,96	1,96	$2p$ 0,38
Tendencia	no	no	no

La hipótesis H_0 no ha sido rechazada en ningún caso, por lo que se deduce que no hay tendencias (al nivel de significación del 5%) y por lo tanto, puede tratarse la serie como estacionaria.

Por otro lado, se ha aplicado el test también para series de datos mensuales. Para ver si en un mes determinado del año ha habido tendencias a lo largo de los años. Se ha realizado nuevamente para la serie sin agregar, agregando cada 5 años y agregando cada 10 años. En las tablas siguientes (tablas 9,10 y 11) respectivamente, aparecen los resultados:

Tabla 9: Test de Mann-Kendall para precipitaciones mensuales

	Ene	Feb	Mar	Abr	May	Jun	Jul	Ago	Sep	Oct	Nov	Dic
S	-84	89	379	376	-192	-8	-119	258	9	-360	-104	-217
n	77	77	77	77	77	77	77	77	77	76	76	76
Var	51693	51693	51693	51692,7	51693	51693	51693	51693	51693	49717	49717	49717
Z_s	-0,365	0,387	1,663	1,64937	-0,84	-0,031	-0,519	1,13	0,035	-1,61	-0,462	-0,969
Z_{crit}	1,96	2,96	3,96	4,96	5,96	6,96	7,96	8,96	9,96	10,96	11,96	12,96
Tendencia	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no

Tabla 10: Test de Mann-Kendall para precipitaciones mensuales agregadas cada 5 años

	Ene	Feb	Mar	Abr	May	Jun	Jul	Ago	Sep	Oct	Nov	Dic
S	-1	-7	21	35	-21	9	-8	21	-3	-21	-4	-18
n	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14
Var	333,67	333,67	333,67	333,7	333,67	333,67	333,7	333,67	333,67	333,67	333,67	333,7
Zs	0	-0,328	1,0949	1,861	-1,095	0,438	-0,383	1,0949	-0,109	-1,095	-0,164	-0,931
Z crit	1,96	1,96	1,96	1,96	1,96	1,96	1,96	1,96	1,96	1,96	1,96	1,96
Tendencia	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no

Tabla 11: Test de Mann-Kendall para precipitaciones mensuales agregadas cada 10 años

	Ene	Feb	Mar	Abr	May	Jun	Jul	Ago	Sep	Oct	Nov	Dic
S	7	-1	7	11	-7	3	-7	7	-1	-7	-3	-5
n	7	7	7	7	7	7	7	7	7	7	7	7
p	0,191	0,5	0,191	0,068	0,191	0,386	0,191	0,191	0,5	0,191	0,386	0,281
2p	0,382	1	0,382	0,136	0,382	0,772	0,382	0,382	1	0,382	0,772	0,562
Tendencia	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no

Analizando la serie por meses y a distintos niveles de agregación, tampoco hay tendencias y por lo tanto, se puede concluir que la serie estacionaria a lo largo del tiempo.

El hecho de que la serie sea estacionaria es muy importante porque a la hora de calcular los parámetros de los modelos estocásticos de precipitación serán fijos y por lo tanto, no se requerirá recalcularlos con el paso el tiempo.

Otra opción de realizar este test es hacerlo por décadas de la serie, no sumando la precipitación total en las mismas como se ha hecho en el caso anterior. Así se puede visualizar la serie en ventanas de 10 años y comprobar si existen tendencias sin tener en cuenta el resto de la serie.

Aplicando el test de esta forma se han obtenido dos décadas con tendencias significativas. En la tabla 12 se muestran los resultados:

Tabla 12: Test de Mann-Kendall en las décadas 1930-1939 y 1972-1981

	1930 a 1939	1972 a 1981
S total	-25	34
n	10	10
Variance(S)	125	125
ZS	-2,15	2,95
Zcrit,.05	1,96	1,96
Tendencia	Sig. Decreasing	Sig. Increasing

En la siguiente figura se puede observar el gráfico que hemos visto anteriormente de distribución de la precipitación total anual a lo largo de la serie. En rojo aparece representada la década 1930 a 1939, con tendencia decreciente, y en verde la década 1972 a 1981, con tendencia incremental.

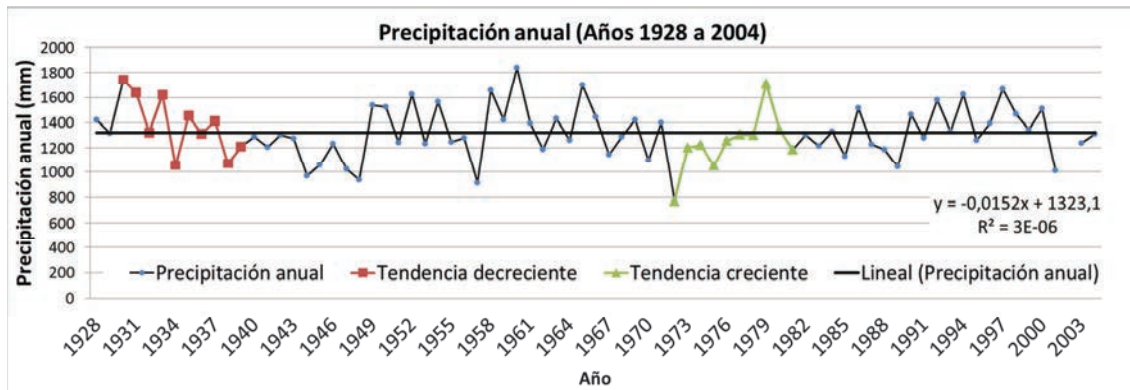


Figura 30: Décadas de precipitación total anual con tendencia significativas en el test de Mann-Kendall.

Esto no cambia las conclusiones anteriores, es solo un indicador de las décadas que fueron tendentes en cuanto a cambio en el comportamiento de la precipitación en los años que la componen y, como se ha comprobado con anterioridad, en el cómputo global de la serie no hay tendencias.

Puede servir para insistir en la importancia de tener series largas para no llegar a conclusiones erróneas en cuanto cambio de cantidad de precipitación en el tiempo.

3.1.5. Discusión de los resultados del análisis de las series de datos.

A la vista de todas estas interpretaciones y resultados, se debe elegir una serie para seguir con los objetivos de este trabajo.

Se decide seguir adelante con la serie del pluviógrafo de bandas por varias razones:

- Es la serie más larga, con registros desde 1927 hasta 2005. La serie del pluviógrafo manual también tiene numerosos años de registro, pero presenta la limitación de que los datos son diarios.
- La frecuencia de datos es diezminutal. La serie del pluviógrafo de cazoletas, también tiene la misma resolución temporal de adquisición de datos, pero los registros empiezan en el año 1995, por lo que la serie es demasiado corta. Con esta característica además, se permite visualizar las precipitaciones a distintos niveles de agregación dentro del día.
- Precisión en la medida (0,1 mm). Pese a que al parecer todas las series son homogéneas entre sí a lo largo del tiempo, puede decirse que la precisión a la hora de tomar los datos en los otros instrumentos de medida es más baja. En primer lugar, el pluviómetro manual, presenta el inconveniente del error de medida del observador, que puede no ser tan preciso. Además, según se ha visto en los gráficos anteriores, tiende a sobrestimar los valores registrados en comparación con los otros dos

aparatos automáticos. Por otro lado, el pluviómetro de cazoletas tiene una resolución de intensidad de 0,2mm.

Considerando los buenos resultados en cuanto a la homogeneidad entre las series, se decide también añadir los datos faltantes hasta el año 2014 del pluviógrafo de cazoletas (años 1998 a 2014 inclusive), unificando así las mismas y formando una única serie de 88 años de longitud.

3.2. Validación y aplicación de los modelos sintéticos de lluvia

En este trabajo, para la generación del modelo de precipitación estocástica del modelo modificado de Barlett-Lewis, se han utilizado los parámetros estimados por el método de Momentos y ya calculados para la serie del pluviógrafo de bandas de Igueldo desde el año 1927 hasta el año 1997 (Cirauqui Díaz *et al.*, 2008). Los parámetros del modelo de cadenas de Markov han sido estimados por el método de Máxima Verosimilitud y calculados previamente también en otros estudios de esta serie desde el año 1927 hasta el año 2005 (Rebolé Ruiz, *et al.*, 2009).

Por lo tanto, aunque en este trabajo se ha alargado la serie del pluviógrafo de bandas hasta el año 2014 a partir de los datos del pluviógrafo de cazoletas, como se ha realizado previamente el análisis de la serie histórica de precipitación y ha concluido que no hay tendencias a lo largo de los 88 años estudiados, no se considera necesario volver a calcular los parámetros de los modelos, ya que estos parámetros se suponen constantes a lo largo de toda la serie en los dos.

La validación del modelo con estos parámetros se realizó por anteriores autores, donde se analizó el comportamiento de estas series en comparación con 70 años de registro la serie original (Campo, López, Rebolé y García, 2012).

En la tabla siguiente se muestran los valores medios anuales de precipitación, número de eventos húmedos y número de eventos secos. También valores medios y varianzas de intensidad, duración del evento húmedo y del evento seco. Todo ello considerando todo el año y diferenciando entre periodos secos (junio a septiembre) y húmedos (octubre a mayo), tanto para la serie original como para las simuladas.

Tabla 13: Valores de diferentes parámetros en las series real y simuladas. (Campo, López, Rebolé y García, 2012)

	Observed series			Simulated Series ARP			Dif. ARP (%)	Simulated series MBL			Dif. MBL (%)	
	Annual	Wet P.	Dry P.	Annual	Wet P.	Dry P.		Annual	Wet P.	Dry P.		
Mean annual precipitation (mm)	1472.95	1072.83	403.73	1524.57	1154.31	372.29	-3.50	1408.28	1018.63	390.27	4.59	
Number. of wet events (annual mean)	715.54	526.20	189.34	804.19	616.51	187.67	-12.39	759.84	570.01	189.83	-6.2	
Number. of dry events (annual mean)	709.00	521.35	187.65	804.11	616.54	187.57	-13.42	759.81	570.06	189.76	-7.2	
Intensity (mm/h)	mean	1.92	1.81	2.24	1.84	1.78	2.03	4.21	2.32	1.99	3.29	17.12
	variance	2.00	1.62	2.76	1.84	1.62	2.42	7.90	2.34	1.74	3.40	-14.47
Duration of wet event (h)	mean	0.86	0.90	0.76	0.77	0.80	0.69	10.74	0.65	0.71	0.48	32.73
	variance	1.27	1.35	0.99	0.76	0.80	0.64	39.95	0.81	0.87	0.56	57.02
Duration of dry event (h)	mean	11.26	9.93	14.96	9.19	7.83	13.64	18.38	10.87	9.54	14.89	3.53
	variance	33.19	31.75	36.64	27.12	24.53	33.90	18.28	29.84	27.50	35.68	11.22

Los modelos han sido generados a partir de dos programas. En primer lugar, el de Procesos de Renovación Alternativa, se ha generado mediante lenguaje de programación en FORTRAN. El programa genera las variables del proceso de lluvia en forma continua pero agrega los datos resultantes en intervalos de tiempo discreto (diez minutos), para poderlos comparar con la serie histórica.

El modelo modificado de Barlett-Lewis se ha generado con el programa Matlab.

3.3. Análisis de extremos

Como se ha explicado en el apartado anterior de material y métodos, se procede al análisis de precipitaciones extremas de la serie de datos.

En primer lugar se obtienen, para cada serie, los máximos de precipitación anuales registrados a diferentes niveles de agregación: 10 minutos, 30 minutos, 1 hora, 2 horas, 6 horas, 12 horas, 24 y 48 horas. Después se realiza el ajuste de la serie de máximos anuales a distintas agregaciones de las (a 10 minutos y a 1, 6 y 24 horas) a distintas funciones de distribución según las intensidades de precipitación y sus periodos de retorno asociados y se elige la función más representativa para la serie.

Posteriormente, se obtienen las curvas Intensidad-Duración-Frecuencia (IDF) de los datos observados, utilizando todos los datos de máximos anuales para todas las agregaciones disponibles, ajustados a esta función. Más tarde, se generan otras curvas IDF mediante el método de Témez (1978), que es el método asumido en la Instrucción Técnica de Carreteras (Orden FOM/298/2016, 2016), pudiendo comparar así las obtenidas mediante el primer método y éstas.

Por último, se hace una nueva comparación de los resultados entre las IDF obtenidas para la serie real y las simuladas, para cada periodo de retorno.

El análisis del ajuste de funciones y las curvas IDF se realizan con el programa Hydrognomon.

3.3.1. Serie real

En primer lugar se realiza el análisis del ajuste de funciones a la serie de máximos anuales presentes en las distintas resoluciones o intervalos de duración. Con ello se determinará cual es la función que mejor se ajusta a esta serie en todos los puntos y se obtendrán las curvas IDF. Por otro lado, se obtendrán estas curvas a partir del método de Témez (1978) y se compararán las mismas.

a. Ajuste de funciones

En este apartado se recogen los resultados del ajuste de la serie observada a distintas funciones de distribución de extremos, para determinar cuál de ellas puede representarla con más precisión o se acerca más a la realidad, para ello se realizan los test Chi Cuadrado y Kolmogorov – Smirnov y se comparan visualmente las funciones que mejor resultado han dado.

En el apartado a del anexo II se recogen las tablas con los resultados de ambos test para todas las funciones dadas por el programa Hydrognomon, para las duraciones antes citadas. Estas funciones pertenecen tanto a la familia normal, como a la gamma o son funciones de EV (Extrem Value) y sus parámetros se ajustan según el método de Momentos o de L-Moments.

La determinación del parámetro k de la función GEV (Generalized Extreme Value distribution) es muy difícil de estimar para una serie individual, incluso en series de más de 100 años de registro, por su sesgo de estimación y la larga variabilidad muestral de los estimadores de k (Koutsoyiannis, Statistics of extremes and estimation of extreme rainfall: II. Empirical investigation of long rainfall records, 2004b). Por otro lado, el autor, en este mismo trabajo y después de analizar este parámetro en 169 series con entre 100 y 154 años de registros precipitación, indica que la variabilidad observada en este valor está casi enteramente justificada por razones estadísticas ya que su valor es casi idéntico con la variabilidad muestral y considera la hipótesis de que el parámetro “shape” o k de la distribución EV” es constante para todas las zonas geográficas, con valor de 0,15. En el programa este valor ya aparece por defecto, por lo tanto en este trabajo se asume también un valor de k de 0,15.

En la siguiente tabla se hace un recopilatorio de las funciones que han tenido un mejor ajuste en ambos test, y que posteriormente serán examinadas de forma visual. Para cada agregación se señala con una “X” las funciones que mejores resultados han tenido:

Tabla 14: Funciones con mejor ajuste a las precipitaciones extremas de la serie real para cada nivel agregación.

	0,16 h	1 h	6 h	24 h
Normal				
Normal (L-Moments)				
LogNormal	X			
Galton	X	X		
Exponential				
Exponential (L-Moments)		X	X	
Gamma				
Pearson III	X			
Log Pearson III	X	X	X	
EV1-Max (Gumbel)	X			
EV2-Max			X	X
EV1-Min (Gumbel)				
EV3-Min (Weibull)				
GEV-Max	X		X	X
GEV-Min				
Pareto		X		
GEV-Max (L-Moments)	X	X	X	X
GEV-Min (L-Moments)				
EV1-Max (Gumbel, L-Moments)	X			
EV2-Max (L-Moments)		X	X	X
EV1-Min (Gumbel, L-Moments)				
EV3-Min (Weibull, L-Moments)				
Pareto (L-Moments)				
GEV-Max (kappa specified)	X			
GEV-Min (kappa specified)				
GEV-Max (kappa specified, L-Moments)	X	X	X	X
GEV-Min (kappa specified, L-Moments)				

Se escogen así, en primer lugar, para cada duración, las funciones que dan mejores resultados en los test. Es decir, aquellas que tienen un % de ajuste mayor y cuyos respectivos parámetros (Pearson y Dmax) sean menores. Como puede observarse, hay funciones que se ajustan bien únicamente para una duración, o para dos. Otras en cambio, tienen un buen ajuste para 3 distintos niveles o incluso para todos (como es el caso GEV-Max L-Moments con k especificado y sin especificar).

Aunque el programa valora automáticamente también funciones de ajuste de valores extremos mínimos, como EV1-min o GEV-min, no son objetivo de este trabajo y por lo tanto se omiten.

Los resultados de los test para duraciones más cortas indican un mejor ajuste para funciones de tipo Log-Normal, Log-Pearson III o Galton. En cambio, conforme aumenta la duración, estas funciones ya no tienen buenos ajustes y la serie se ajusta más a funciones de tipo GEV-Max o EV2.

Antes de tomar una decisión, se determinan los mejores ajustes de forma visual. En el anexo II, se observan los gráficos con las distribuciones que han tenido un mejor ajuste en los test, para cada intervalo o duración (figuras II.1 a II.6 y figuras II.9 y II.10).

Así pues, después de comparar todas ellas, las funciones que mejor ajuste visual presentan a la serie real son:

- Con agregación de 0,16h:
Galton, Log Pearson III, GEV max (L-moments), GEV max (k esp, L-moments).
- Con agregación de 1h:
GEV max (L-moments), EV2 max (L-moments), GEV max (k esp, L-moments).
- Con agregación de 6h:
EV2 max, GEV max (L-moments), EV2 max (L-moments).
- Con agregación de 24h:
EV2 max, GEV max (L-moments), EV2 max (L-moments).

Esto se ha determinado teniendo en cuenta, tanto el ajuste para los periodos de retorno, T, más bajos y la zona central de la distribución, como para los T más elevados.

Las funciones que mejores resultados han obtenido por los criterios han sido la GEV-Max (L-Moments) y la EV2-Max. En la figura II. 9 del anexo se representan estas funciones. Según el criterio visual, para periodos de retorno bajos, la GEV-Max se ajusta ligeramente mejor, por lo que finalmente se decide continuar con la función GEV-Max (L-Moments). Además, esta es la única función que tiene un buen ajuste a todos los intervalos de duración, tanto en los % de ajuste en los test como de forma visual.

En la figura 31 se representa el ajuste de los valores máximos diarios anuales para la serie observada, con el ajuste a la función GEV-Max (L-Moments), que ha sido la función que se ha considerado que proporcionaba un mejor ajuste:

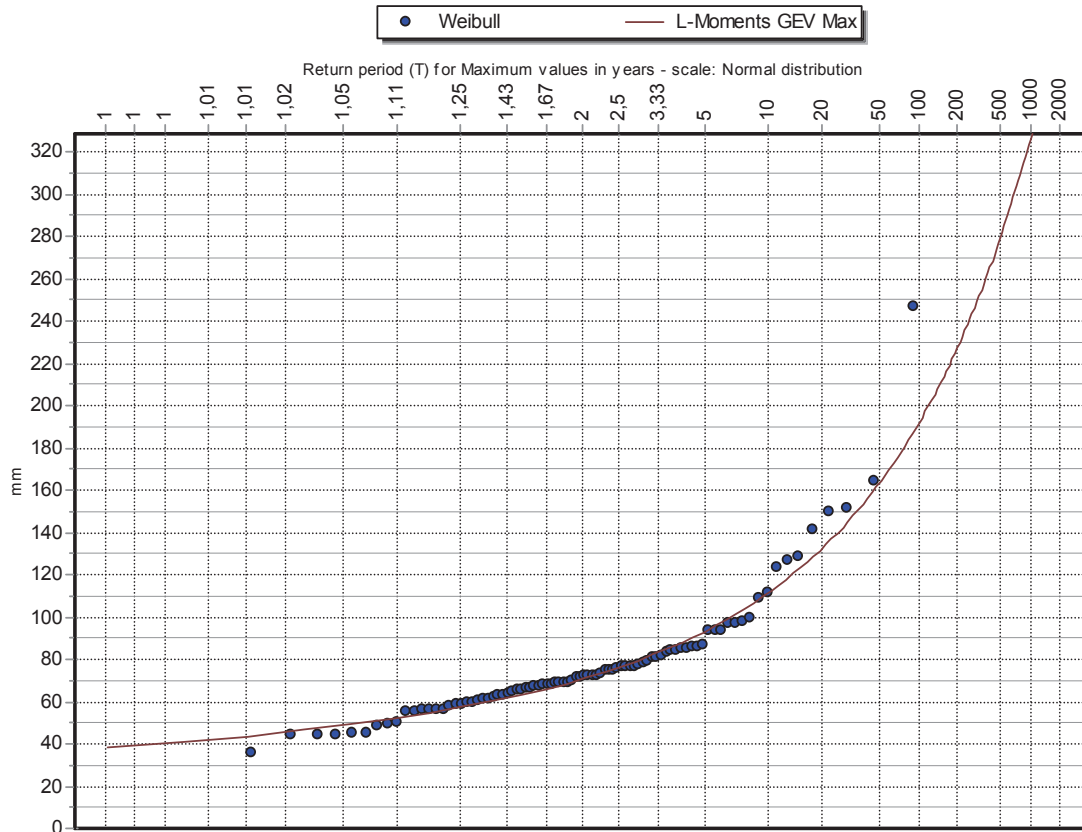


Figura 31: Ajuste de la distribución GEV-Max (L-Moments) a los máximos anuales de la serie real.

A la vista de este gráfico, cabe destacar que existe un valor más alto, al que le corresponde el periodo de retorno más elevado, y que se desmarca del comportamiento del resto. Este “outlier” corresponde a la lluvia caída entre las 16:40h del 31 de mayo y las 11:30h del 1 de junio de 1997, en la que se recogieron un total de 247,2 mm, con lluvias torrenciales entre las 6:00h y las 7:00h a.m. y una intensidad máxima de 23,9 mm en 10 minutos registrados a las 06:50h del 1 de junio.

Este es un punto que en realidad, si se dispusiera de una serie de registros históricos más larga, en un ajuste de este tipo, correspondería a un periodo de retorno más elevado. Por lo tanto, se plantea la eliminación del mismo para ver cómo cambia el comportamiento de la serie.

En la figura siguiente, se observa cómo cambia el ajuste de las funciones para los valores de precipitación diaria máxima anual.

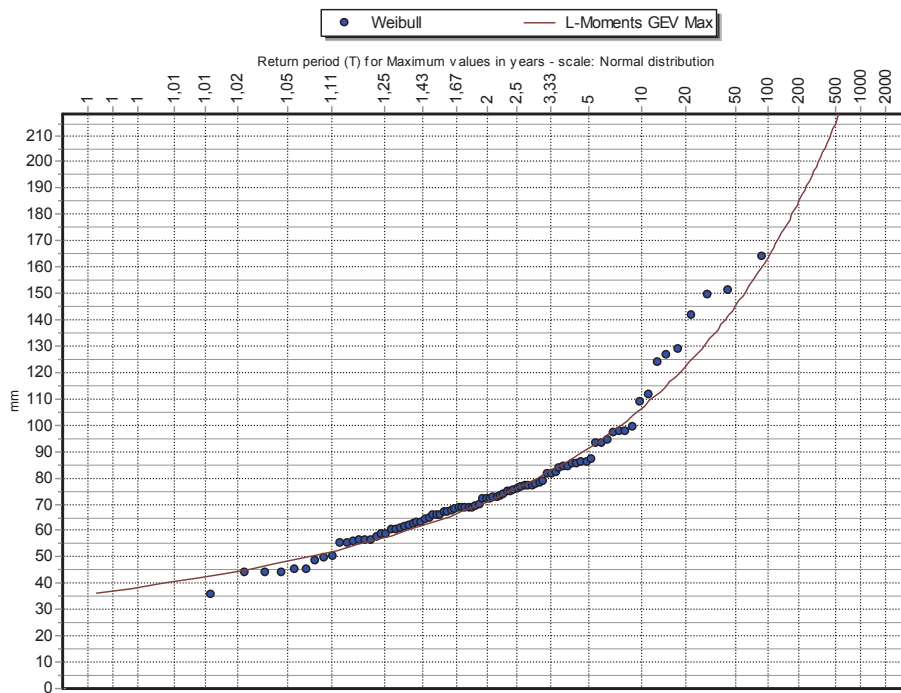


Figura 32: Periodo de retorno para los valores máximos de precipitación de la serie sin outlier.

El ajuste parece no mejorar significativamente en la distribución de la precipitación máxima diaria, por lo que valorará la opción de su eliminación más adelante al ajustar la función a las series de intensidad de precipitación máxima a los distintos intervalos de duración.

Pese a que en este caso la distribución que ha tenido un mejor ajuste es la GEV-Max, la distribución EV1 o Gumbel ha sido el modelo prevaleciente para lluvias extremas. (Koutsoyiannis, 2004a) expone que esta distribución conlleva a un mayor riesgo en estructuras de ingeniería ya que depara valores menores de lluvia de diseño en comparación con aquellos generados mediante la distribución EV2, para cualquier valor del parámetro shape o k .

Por lo general, las diferencias entre EV1 y EV2 parecen no ser muy significativas para periodos de retorno de menos de 50 años en distribuciones de precipitación máxima diaria anual (Koutsoyiannis, 2004b). Sin embargo, el autor demuestra en su trabajo cómo esta diferencia para periodos de retorno de más de 200 años es extremadamente importante y la distribución EV1 subestima seriamente la máxima precipitación para elevados periodos de retorno.

En este trabajo se comprueba el ajuste de estas dos funciones en la serie de 88 años de Igueldo. En la figura siguiente se muestra el ajuste a ambas funciones:

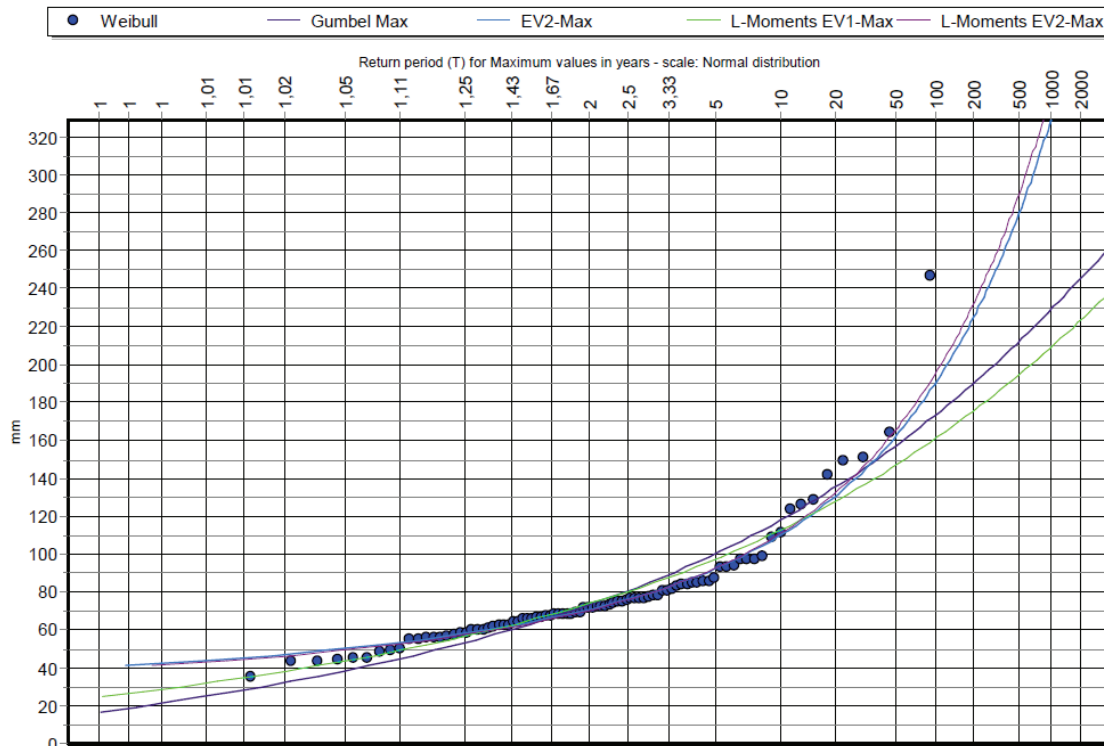


Figura 33: Ajuste de las funciones EV1 y EV2 a la serie de Igueldo

A la vista del resultado, se puede corroborar que la distribución EV1 o Gumbel sí que subestima la precipitación máxima diaria anual para periodos de retorno altos (a partir de los 50 años las diferencias son cada vez mayores). En este caso además, para periodos de retorno más bajos, el ajuste es también mejor con la EV2.

b. Curvas IDF generadas a partir del ajuste de funciones

Se quiere confirmar si la decisión de eliminar el outlier de la serie sería buena observando los valores de intensidad que se van a tomar para el cálculo de IDF en las distintas agregaciones, por lo que vemos como se ajustan los valores de intensidad para cada periodo de retorno a la GEV-Max, en función de las distintas duraciones.

La figura siguiente muestra el gráfico para la serie real:

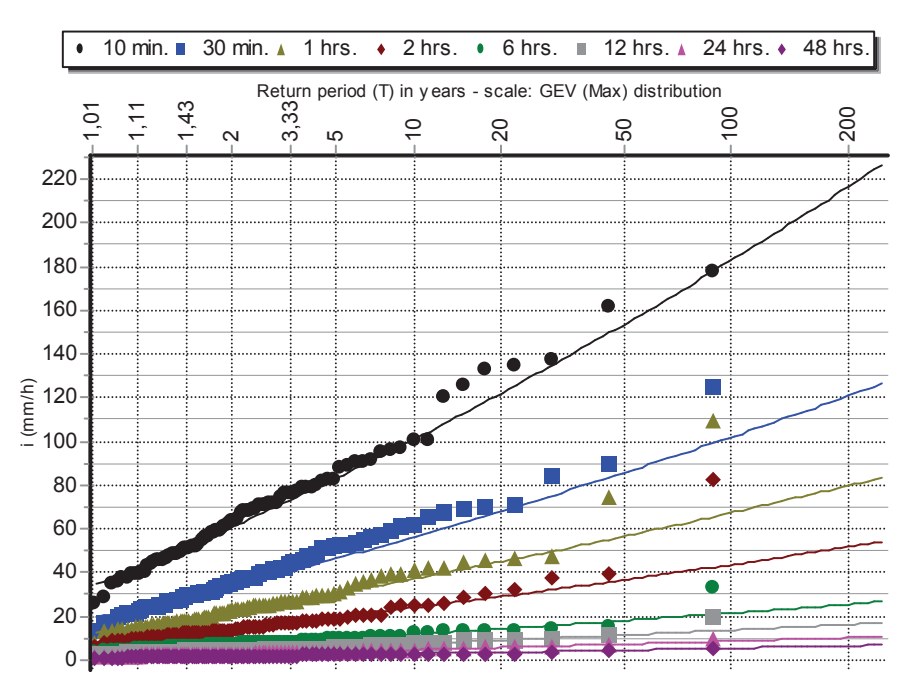


Figura 34: Ajustes de las funciones extremas de la serie observada a la GEV-Max (L-Moments) para distintas duraciones de lluvia.

En general el ajuste es muy bueno para periodos de retorno menores de 10 años, pero a partir de este momento, los valores de intensidad se desmarcan de la función, sobre todo para cortas duraciones (de 10 minutos a 6 horas), quedándose la función por debajo de los valores reales.

A continuación, en la figura 35, aparecen los valores de intensidad para la serie sin outlier:

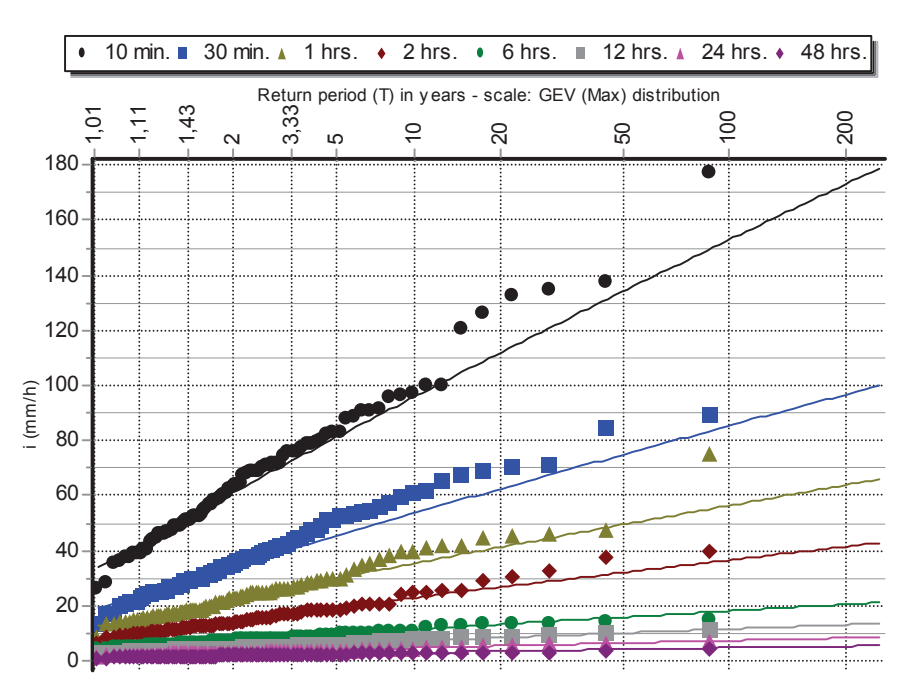


Figura 35: Ajustes de las funciones extremas de la serie observada sin outliers a la GEV-Max (L-Moments) para distintas duraciones de lluvia.

Para un T de 18 años, el valor real de la serie diezminutal sería de unos 133 mm/h, resultando del ajuste 118 mm/h. sin outlier estos valores serían de 127 y 118 mm/h respectivamente. Para la serie de 30 minutos, para este mismo T, el valor real sería de 70 mm/h, resultando del ajuste un valor de 67 mm/h y para la serie sin outlier cambiaría a 69 y 60 mm/h, respectivamente.

A simple vista llama la atención que pese haber eliminado el outlier de la serie, el ajuste parece no mejorar la situación ya que para la serie diezminutal, por ejemplo, la función subestima los valores de intensidad desde un periodo de retorno de 2 años. Para la serie de 30 minutos ocurriría lo mismo desde un T de alrededor de 4. Por lo tanto, se continúa con la serie original y se descarta la opción de eliminarlo.

Como se ha explicado anteriormente, este análisis IDF se ha realizado con el programa Hidrognomon, por lo que se han obtenido los datos de intensidad de precipitación a las distintas duraciones para cada periodo de retorno.

En la figura 36 se presentan las curvas IDF hasta un intervalo de tiempo de 2 horas. Para duraciones superiores (hasta 48 h) se debe observar el gráfico siguiente. Los valores de todos los puntos se encuentran en la tabla 15.

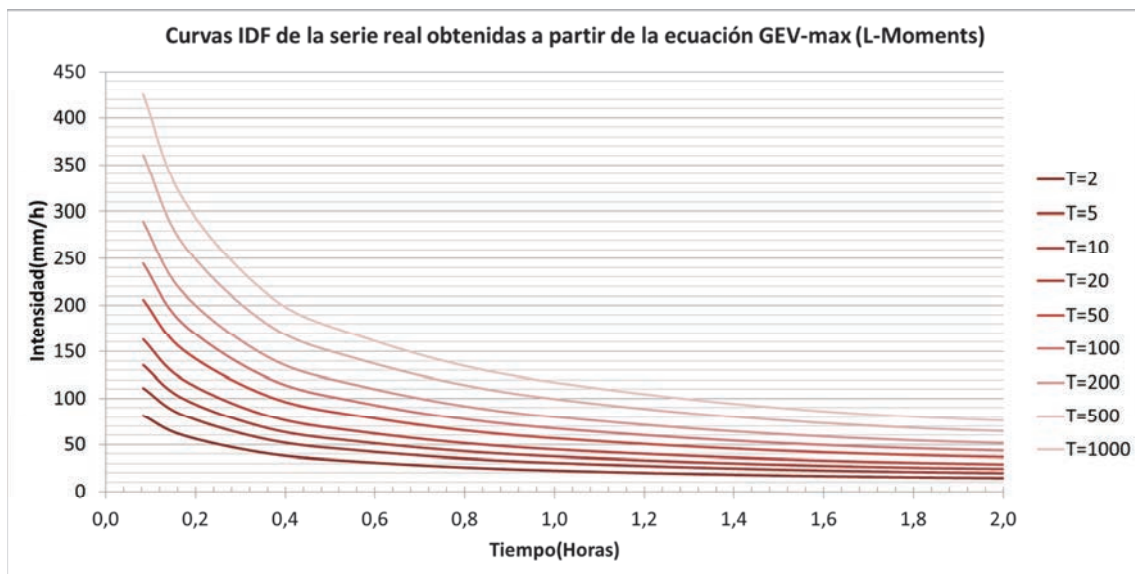


Figura 36: Curvas IDF de la serie real.

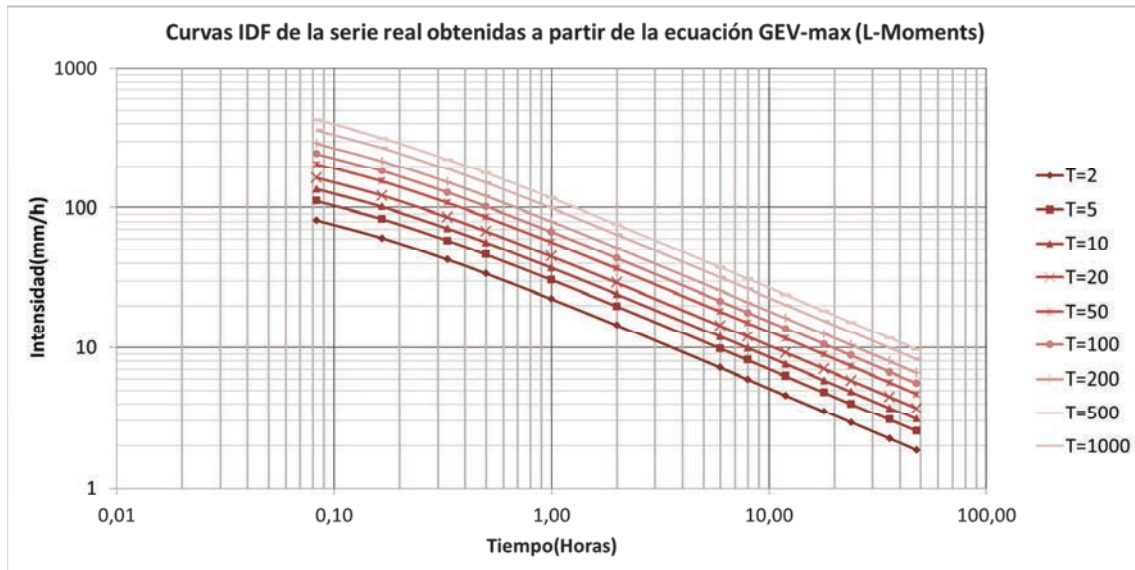


Figura 37: Curvas IDF de la serie real. Escala logarítmica.

En la tabla 15 se detallan para cada puntos sus valores de intensidad en función del periodo de retorno y la duración.

Tabla 15: Intensidad (mm/h) de las curvas IDF de la serie real.

AT (h)	GEV-Max								
	T=2	T=5	T=10	T=20	T=50	T=100	T=200	T=500	T=1000
0,083	81,31	111,1	135,44	162,97	205,89	244,49	289,46	360,63	425,04
0,167	60,75	83,01	101,19	121,76	153,83	182,67	216,26	269,44	317,56
0,333	42,62	58,24	70,99	85,42	107,92	128,15	151,73	189,03	222,79
0,5	33,91	46,34	56,49	67,97	85,87	101,97	120,72	150,41	177,27
1	22,4	30,61	37,32	44,9	56,73	67,36	79,75	99,36	117,11
2	14,53	19,85	24,2	29,12	36,79	43,69	51,72	64,44	75,95
6	7,18	9,81	11,96	14,39	18,19	21,59	25,57	31,85	37,54
8	5,96	8,14	9,93	11,95	15,09	17,92	21,22	26,44	31,16
12	4,58	6,26	7,63	9,18	11,6	13,77	16,31	20,31	23,94
18	3,52	4,81	5,86	7,05	8,91	10,58	12,52	15,6	18,39
24	2,92	3,98	4,86	5,84	7,38	8,77	10,38	12,93	15,24
36	2,24	3,06	3,73	4,49	5,67	6,73	7,97	9,93	11,7
48	1,85	2,53	3,09	3,72	4,7	5,58	6,6	8,23	9,7

Para un periodo de retorno de 2 años, la máxima intensidad esperada de lluvia en 5 minutos es de 81,31mm; para 2h es de 14,53mm y para 48h de 1,85mm. Para un periodo de retorno “medio” como el de 50 años estas intensidades para las mismas duraciones son 205,89mm, 36,79mm y 4,7mm, respectivamente. Para T=1000 estas intensidades serían de 425,04; 75,95 y 9,7 mm, respectivamente.

A continuación, una vez determinadas las curvas IDF de la serie observada, se obtienen las mismas mediante el método de Témez (1978).

c. Curvas IDF generadas a partir de la ecuación de Témez

En primer lugar, se obtienen los valores de precipitación horaria para los distintos periodos de retorno a partir de la serie observada. Después, se hallan las curvas a partir de las ecuaciones utilizadas en este método y presentadas en el apartado 2.4. de este trabajo.

En la figura 38 se observan estas curvas para duraciones menores de 2 horas:

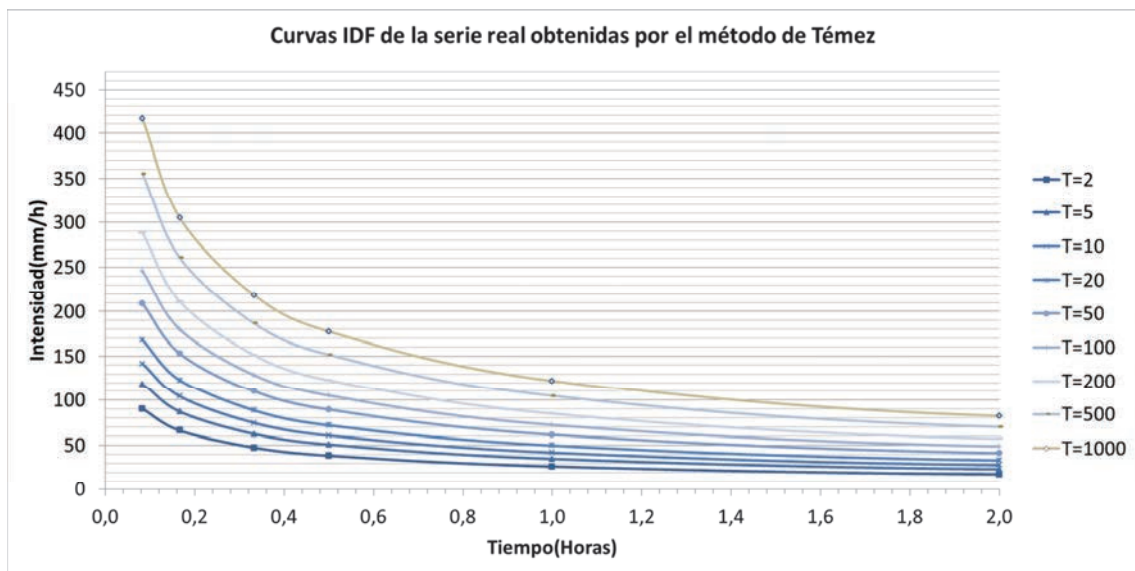


Figura 38: Curvas IDF obtenidas de la serie real. Método de Témez.

Las curvas completas se pueden observar en la siguiente figura y los valores de intensidad para cada punto se encuentran en la tabla 16:

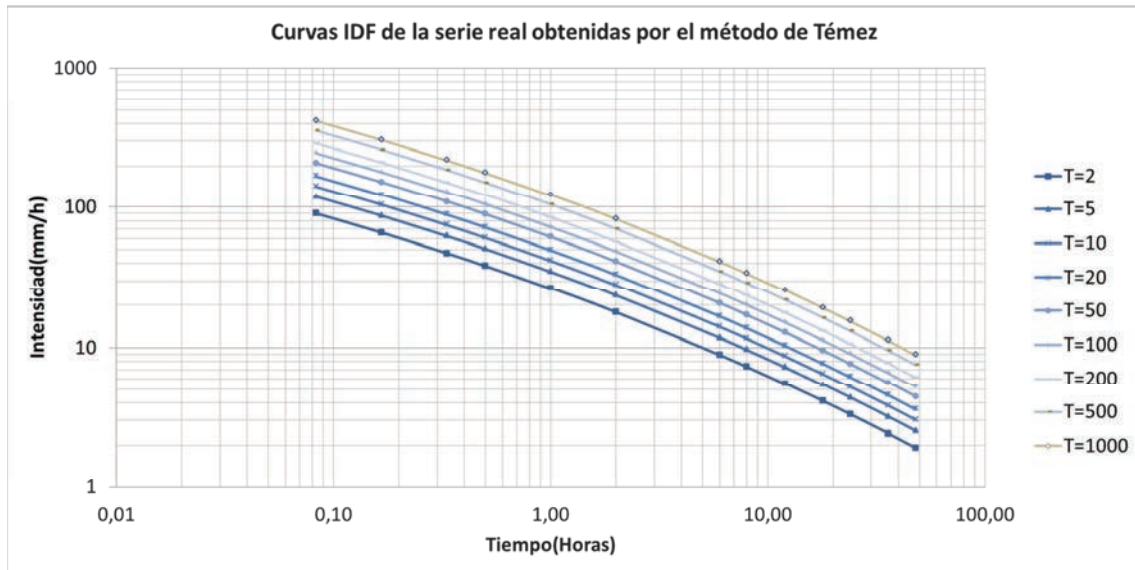


Figura 39: Curvas IDF obtenidas de la serie real. Método de Témez. Escala logarítmica.

Tabla 16: Intensidad (mm/h) de las curvas IDF de la serie real. Método de Témez.

AT (h)	Témez								
	T=2, Témez	T=5, Témez	T=10, Témez	T=20, Témez	T=50, Témez	T=100, Témez	T=200, Témez	T=500, Témez	T=1000, Témez
0,083	90,02	118,60	141,86	168,12	208,94	245,54	288,08	355,20	415,78
0,167	65,95	86,89	103,94	123,18	153,09	179,90	211,07	260,25	304,64
0,333	47,26	62,26	74,47	88,26	109,69	128,90	151,23	186,47	218,27
0,5	38,46	50,67	60,61	71,83	89,27	104,90	123,08	151,76	177,64
1	26,51	34,93	41,78	49,51	61,53	72,31	84,84	104,61	122,45
2	17,79	23,44	28,04	33,23	41,30	48,53	56,94	70,20	82,18
6	8,91	11,74	14,04	16,64	20,68	24,30	28,52	35,16	41,16
8	7,34	9,67	11,57	13,71	17,03	20,02	23,49	28,96	33,90
12	5,53	7,29	8,71	10,33	12,84	15,08	17,70	21,82	25,54
18	4,12	5,43	6,49	7,69	9,56	11,23	13,18	16,25	19,02
24	3,32	4,37	5,23	6,19	7,70	9,05	10,61	13,09	15,32
36	2,42	3,19	3,81	4,52	5,61	6,60	7,74	9,54	11,17
48	1,92	2,53	3,02	3,58	4,45	5,23	6,14	7,57	8,86

d. Comparación entre las IDF obtenidas por ambos métodos

A continuación, se hace una valoración de los resultados obtenidos con la serie real comparando ambos métodos (ver figura 40).

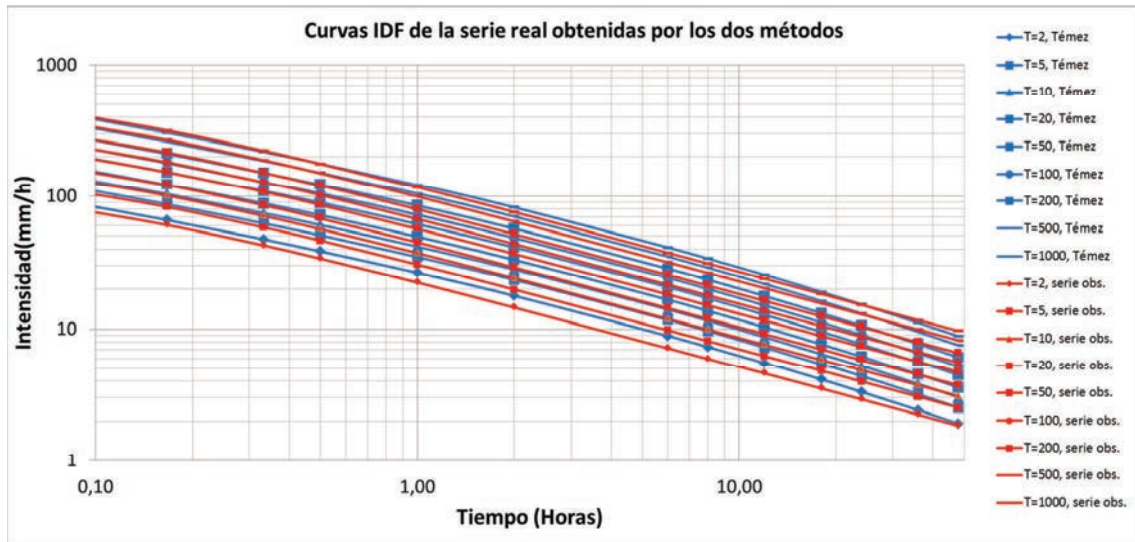


Figura 40: Comparación de curvas IDF para la serie real

Como puede observarse a simple vista, de forma general, el método de Témez tiene un buen ajuste en los valores más extremos de duración. En duraciones intermedias, sobrestima para todos los T respecto de la serie observada.

En la tabla siguiente se puede observar las diferencias de valores de intensidad entre ambas curvas para todos los periodos de retorno y duraciones:

Tabla 17: Diferencia de intensidades absolutas de precipitación entre las IDF obtenidas mediante el método de Témez (1978) en comparación de las obtenidas a partir de la serie observada.

I (mm/h)	AT (h)													
	0,083	0,167	0,333	0,5	1	2	6	8	12	18	24	36	48	
T=1000	-9,26	-12,92	-4,52	0,37	5,34	6,23	3,62	2,74	1,60	0,63	0,08	-0,53	-0,84	
T=500	-5,43	-9,19	-2,56	1,35	5,25	5,76	3,31	2,52	1,51	0,65	0,16	-0,39	-0,66	
T=200	-1,38	-5,19	-0,50	2,36	5,09	5,22	2,95	2,27	1,39	0,66	0,23	-0,23	-0,46	
T=100	1,05	-2,77	0,75	2,93	4,95	4,84	2,71	2,10	1,31	0,65	0,28	-0,13	-0,35	
T=50	3,05	-0,74	1,77	3,40	4,80	4,51	2,49	1,94	1,24	0,65	0,32	-0,06	-0,25	
T=20	5,15	1,42	2,84	3,86	4,61	4,11	2,25	1,76	1,15	0,64	0,35	0,03	-0,14	
T=10	6,42	2,75	3,48	4,12	4,46	3,84	2,08	1,64	1,08	0,63	0,37	0,08	-0,07	
T=5	7,50	3,88	4,02	4,33	4,32	3,59	1,93	1,53	1,03	0,62	0,39	0,13	0,00	
T=2	8,71	5,20	4,64	4,55	4,11	3,26	1,73	1,38	0,95	0,60	0,40	0,18	0,07	

Los valores de esta tabla son los valores de intensidad de las curvas de Témez respecto a la serie observada. Es decir, al ser estos valores positivos, en todos los puntos el valor de intensidad proporcionado por el método de Témez es mayor que en la serie observada. Por otro lado, aparecen en verde los valores que más diferencia negativa de intensidad, tornándose este color amarillo-naranja y llegando a un color rojizo para las diferencias positivas más extremas.

Por lo tanto, se puede decir que el método de Témez subestima los valores de intensidad respecto a la serie observada en las duraciones más cortas y sobre todo en periodos de

retorno elevados. Desde duraciones de 5 minutos hasta 2 horas inclusive, conforme disminuye periodo de retorno y aumenta la duración, estas diferencias se hacen mayores. A partir de duraciones de 6 horas esta tendencia se torna de nuevo menor, llegando a subestimar a partir de las 36 horas.

Ahora se plantea el estudio de estas diferencias en valores de intensidad relativos respecto a la serie observada (tabla 18):

Tabla 18: Diferencia de intensidades relativas de precipitación entre las IDF obtenidas mediante el método de Témez (1978) en comparación de las obtenidas a partir de la serie observada.

I (mm/h)	AT (h)													
	0,083	0,167	0,333	0,5	1	2	6	8	12	18	24	36	48	
T=1000	-2,18%	-4,07%	-2,03%	0,21%	4,56%	8,20%	9,63%	8,79%	6,69%	3,43%	0,51%	-4,54%	-8,70%	
T=500	-1,50%	-3,41%	-1,35%	0,90%	5,28%	8,95%	10,39%	9,53%	7,44%	4,17%	1,21%	-3,91%	-8,07%	
T=200	-0,48%	-2,40%	-0,33%	1,95%	6,38%	10,09%	11,52%	10,68%	8,50%	5,26%	2,25%	-2,91%	-7,03%	
T=100	0,43%	-1,52%	0,58%	2,88%	7,35%	11,08%	12,57%	11,71%	9,54%	6,17%	3,15%	-2,00%	-6,28%	
T=50	1,48%	-0,48%	1,64%	3,96%	8,46%	12,25%	13,70%	12,89%	10,65%	7,28%	4,31%	-1,01%	-5,31%	
T=20	3,16%	1,16%	3,32%	5,67%	10,27%	14,11%	15,64%	14,70%	12,50%	9,09%	6,06%	0,58%	-3,74%	
T=10	4,74%	2,72%	4,91%	7,29%	11,95%	15,86%	17,41%	16,48%	14,22%	10,75%	7,54%	2,16%	-2,22%	
T=5	6,75%	4,68%	6,90%	9,34%	14,10%	18,09%	19,67%	18,79%	16,38%	12,80%	9,78%	4,11%	-0,16%	
T=2	10,71%	8,57%	10,88%	13,41%	18,35%	22,45%	24,10%	23,14%	20,74%	16,99%	13,58%	7,95%	3,64%	

En valor de intensidad relativa, las curvas IDF generadas a partir del método de Témez presentan tendencias marcadas en 3 núcleos o zonas diferenciadas. Las diferencias mayores en sobrestimación se dan en las duraciones intermedias (entre 1 y 18 horas, siendo las máximas diferencias en el intervalo de 6 horas, aumentando estas conforme disminuye el periodo de retorno, llegando en el punto T=2 para 6 horas con un 24,10 % de sobrestimación respecto a la serie observada). Los otros dos núcleos presentan la tendencia contraria, subestiman los datos de intensidad de la serie observada. Los puntos con mayor diferencia negativa en porcentaje se dan en los extremos de duración (5 minutos y 48 horas) para periodos de retorno de 1000 años, y estas diferencias van disminuyendo gradualmente hasta T=2. Las diferencia no son tan acusadas como para las sobrestimaciones, dándose el mínimo de -2,18% para 5 minutos en T=1000 y en el otro núcleo un mínimo de - 8,70% en 48 horas para el mismo T.

En las figuras siguientes (41 a 43) se muestran en detalle, para cada T, las curvas obtenidas en los dos métodos y se presentan además los límites superior e inferior de la serie observada y ajustada a la GEV-Max con un 95% de intervalo de confianza, para ver si los resultados de a partir de Témez están dentro de este intervalo.

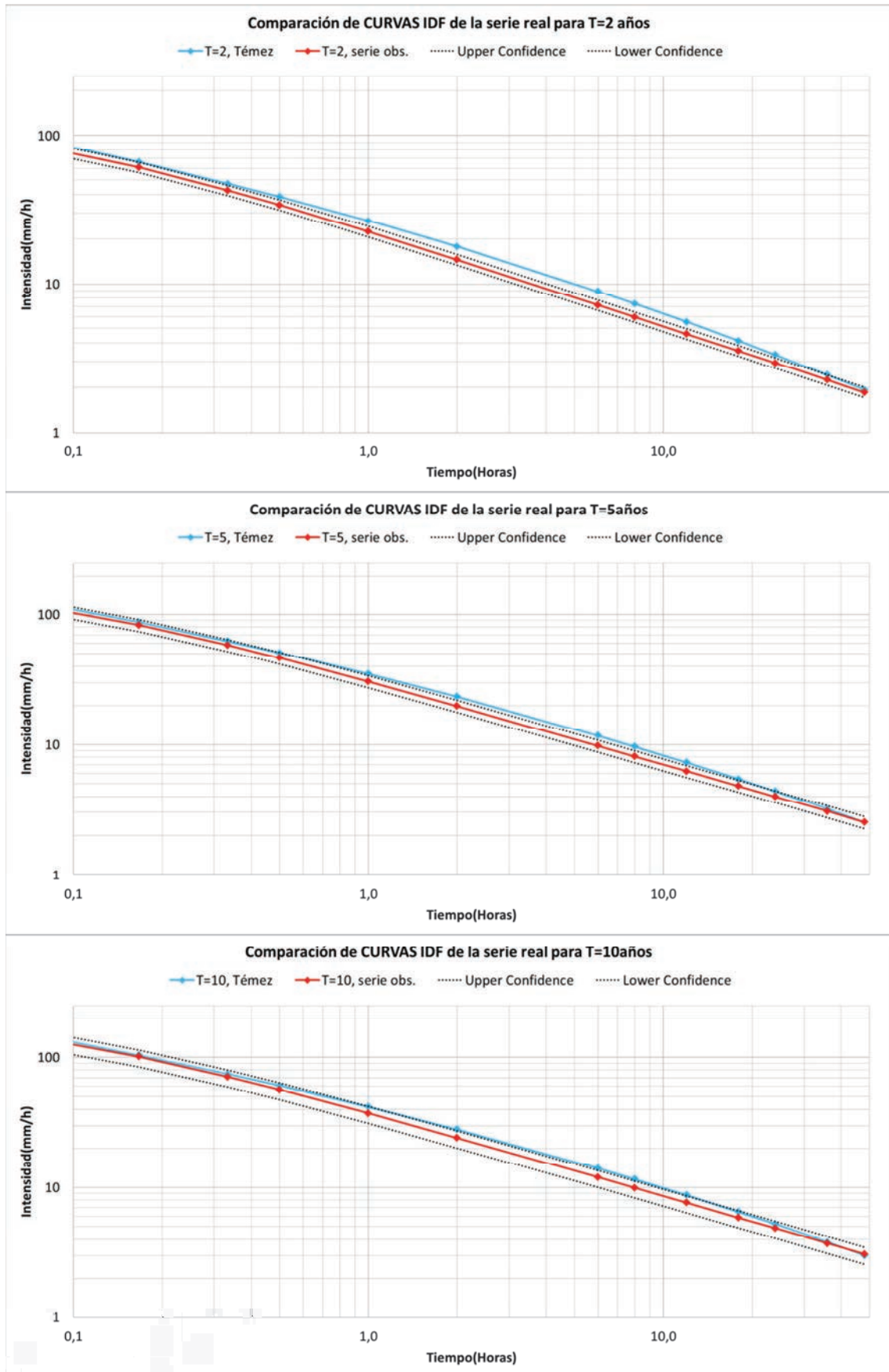


Figura 41: Análisis IDF de la serie real para T=2, T=5 y T=10

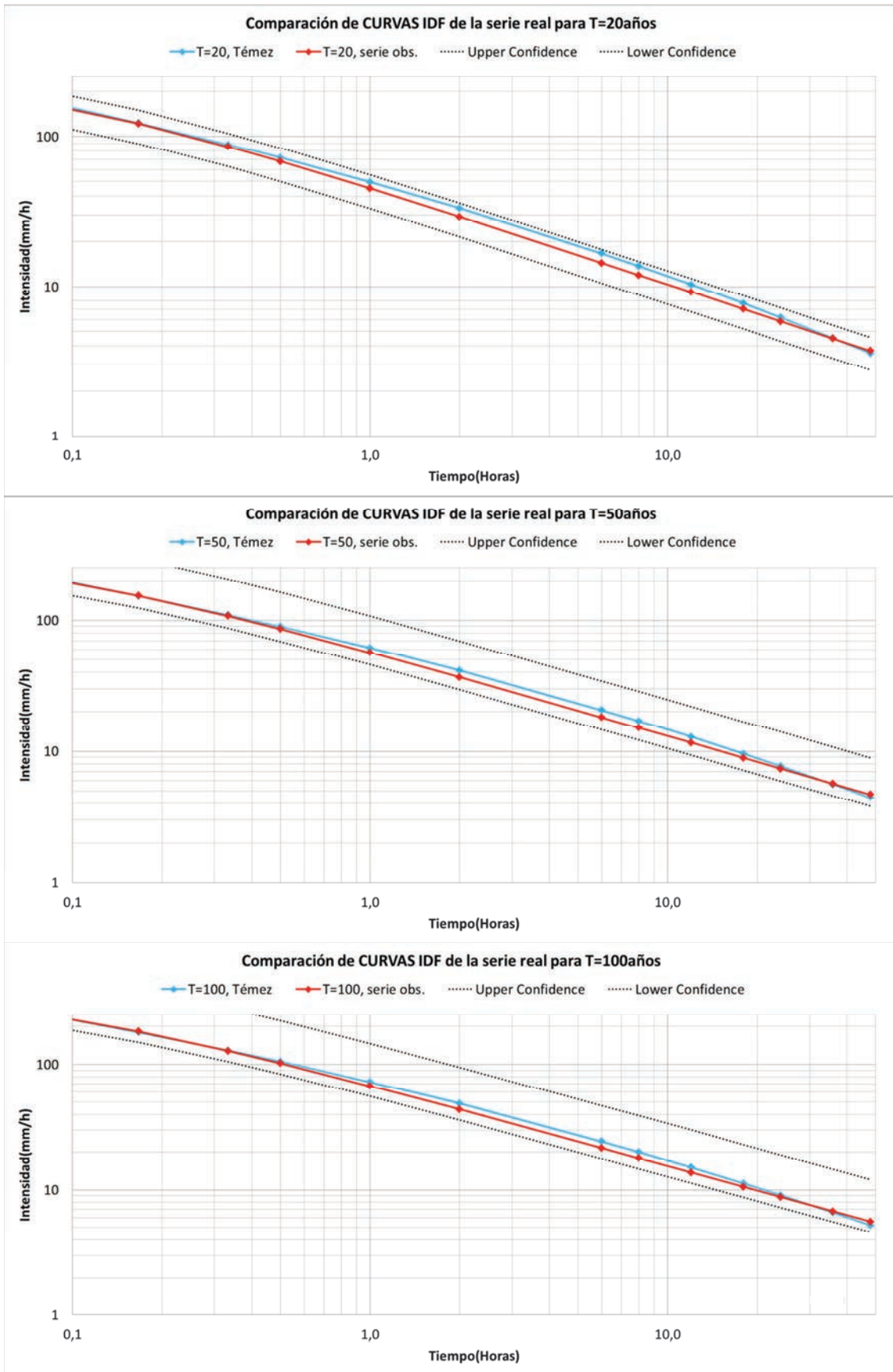


Figura 42: Análisis IDF de la serie real para T=20, T=50 y T=100

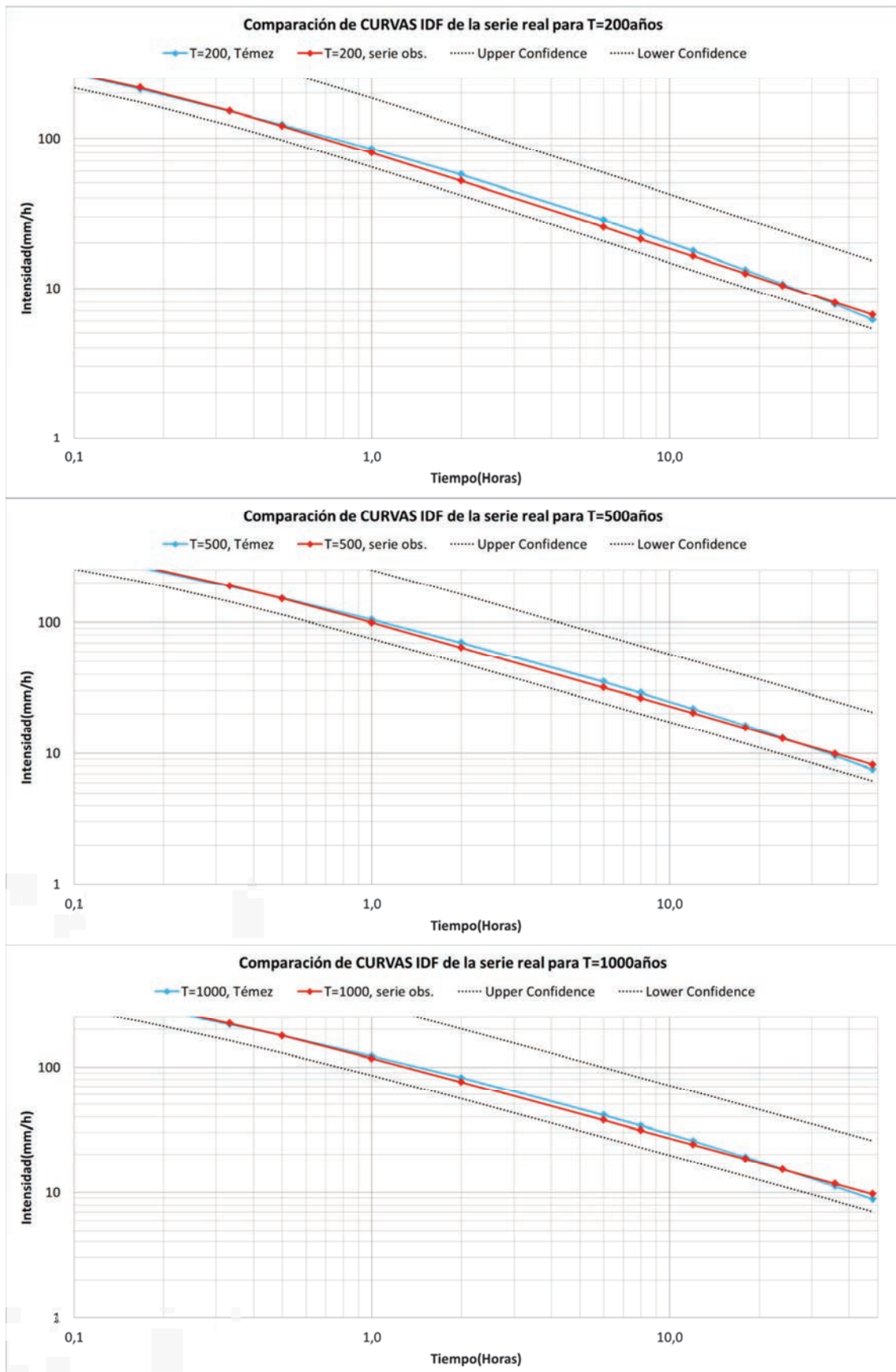


Figura 43: Análisis IDF de la serie real para T=200, T=500 y T=1000

A la vista de los resultados, para periodos de retorno bajos ($T=2$, $T=5$ y $T=10$) las IDF obtenidas por el método de Témez (1978) no entran dentro del 95% del nivel de confianza de las IDF de la serie observada (exceptuando duraciones menores a 0,33h y mayores que 36 horas en $T=2$; menores de 0,5h y superiores a 24h en los T de 5 y con duraciones menores a 1 y 18 h en $T=10$ años).

Para periodos de retorno iguales o superiores a 20 años, estas curvas IDF sí que entran dentro de los límites de confianza superior e inferior de la serie observada.

Por lo tanto, se podría concluir que con una probabilidad del 95%, los valores de intensidad proporcionados por el método de Témez (1978), entran dentro de los límites de confianza de la serie observada para periodos de retorno superiores a 10 años, quedándose fuera así los periodos de retorno de 2, 5 y 10 años para los intervalos de duración indicados anteriormente.

3.3.2. Serie simulada por Procesos de Renovación Alternativa (ARP).

El proceso seguido para el ajuste y cálculo de IDF's ha sido el mismo que el realizado para la serie original y detallado en el apartado anterior.

a. Ajuste de funciones

En el anexo II apartado b se recogen las tablas resultantes de la realización de los test de ajuste de los máximos de precipitación anuales obtenidos mediante la serie simulada por el modelo ARP a las funciones. En la tabla 19 aparecen marcadas las que mejor han resultado.

Tabla 19: Funciones con mejor ajuste a las precipitaciones extremas de la serie simulada por ARP para cada nivel agregación.

	0,16h	1h	6h	24h
Normal				
Normal (L-Moments)				
LogNormal		X		X
Galton				X
Exponential		X		
Exponential (L-Moments)	X	X		
Gamma				X
Pearson III			X	X
Log Pearson III	X		X	X
EV1-Max (Gumbel)			X	X
EV2-Max		X		
EV1-Min (Gumbel)				
EV3-Min (Weibull)				
GEV-Max		X	X	X
GEV-Min				
Pareto	X			
GEV-Max (L-Moments)	X	X	X	X
GEV-Min (L-Moments)				
EV1-Max (Gumbel, L-Moments)			X	X
EV2-Max (L-Moments)	X	X	X	
EV1-Min (Gumbel, L-Moments)				
EV3-Min (Weibull, L-Moments)				
Pareto (L-Moments)	X			
GEV-Max (kappa specified)		X		
GEV-Min (kappa specified)				
GEV-Max (kappa specified, L-Moments)	X	X	X	
GEV-Min (kappa specified, L-Moments)				

Igual que en el caso anterior, la única función que se ajusta bien en todas las agregaciones es la GEV-Max (L-Moments). Los resultados de los test Chi Cuadrado y Kolmogorov – Smirnov han sido muy discordantes para las series en función del tipo de intervalo considerado, por lo que pese a que el resultado del Chi Cuadrado no ha sido muy bueno para duraciones menores de 1 hora en la función GEV-Max (L-Moments), en el test de Kolmogorov-Smirnov sí que ha tenido buenos resultados y además visualmente se ajustaba mejor que otras funciones, por lo que esta función es la que se escoge para el análisis IDF.

En la figura 44 puede verse el ajuste de esta función a los puntos de la serie de precipitación máxima diaria anual:

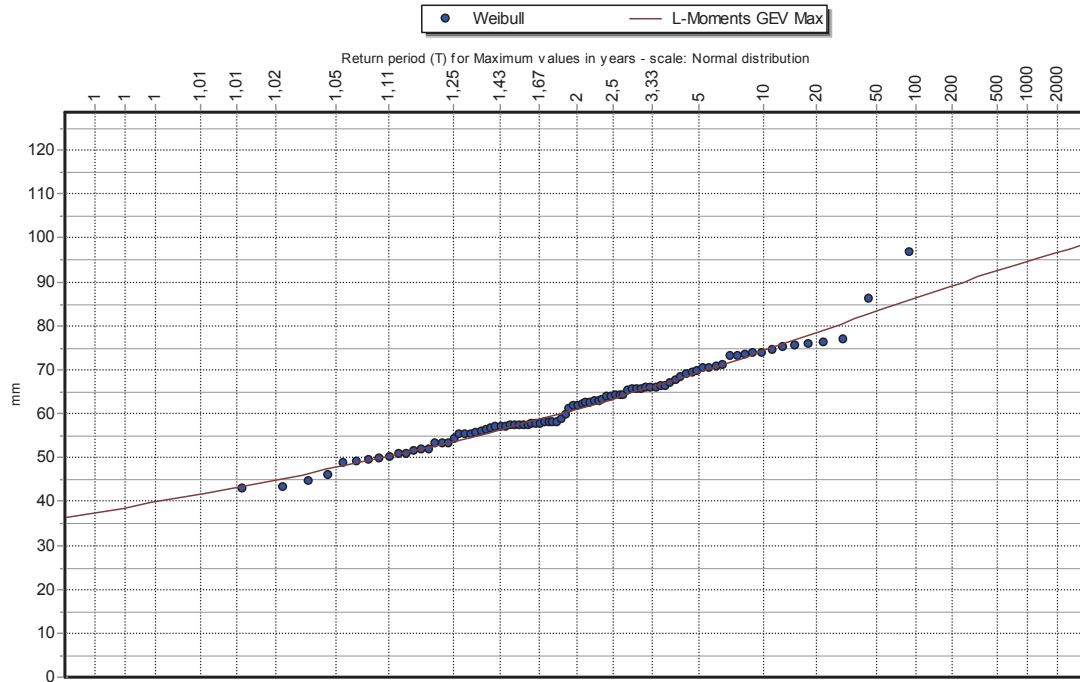


Figura 44: Ajuste de la distribución GEV-Max (L-Moments) a los máximos anuales de la serie simulada por ARP.

La distribución se ajusta bien a la serie, siendo de nuevo los puntos de intensidad superior los que más se desmarcan de la misma.

b. Curvas IDF generadas a partir del ajuste de funciones

En primer lugar, se muestra el ajuste de los valores de intensidad de la serie de Cadenas de Markov (ARP) a la función más representativa con la que se va a realizar el análisis IDF (GEV-Max, L-Moments), para todos los intervalos de duración (figura 45):

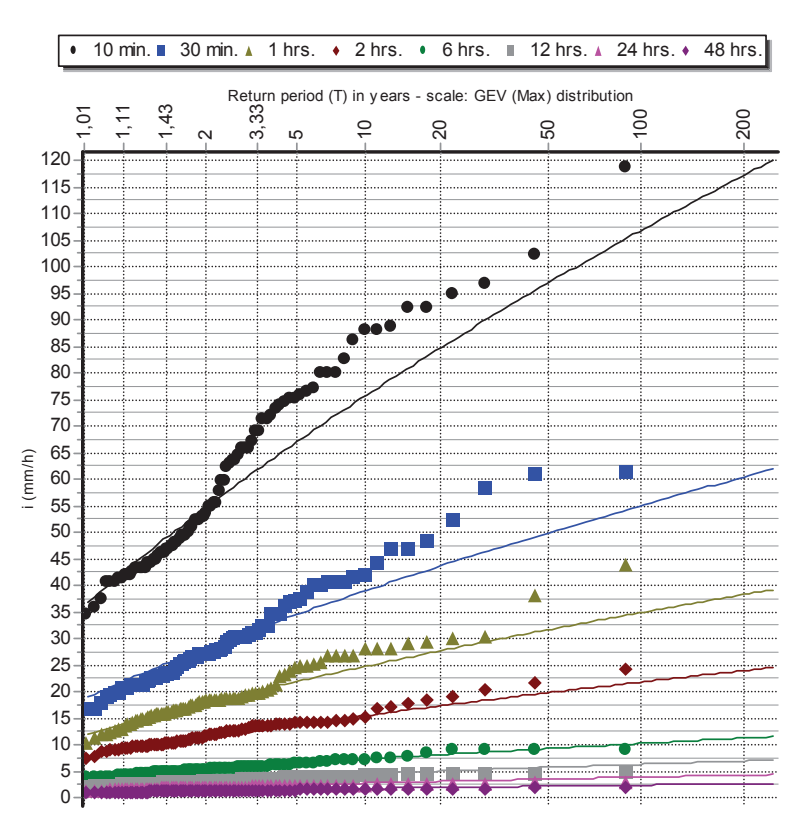


Figura 45: Ajustes de las funciones extremas de la serie simulada por ARP a la GEV-Max (L-Moments) para distintas duraciones de lluvia.

El ajuste es bueno para duraciones mayores que una hora. Para 10 minutos, 30 minutos y 1 horas, en cambio, el ajuste es bueno hasta periodos de retorno menores de 3,33 años, después la función subestima los valores obtenidos en la serie.

Así pues, en la figuras 46 y 47 se pueden ver las curvas IDF resultantes del ajuste a la función de distribución GEV-Max para la serie de Procesos de Renovación Alternativa:

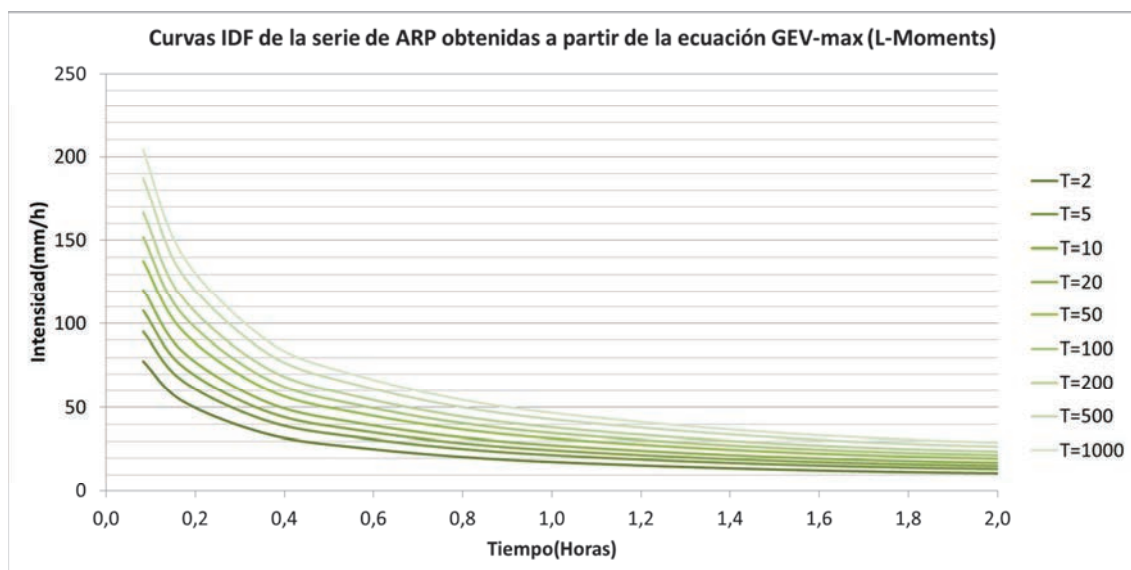


Figura 46: Curvas IDF obtenidas de la serie simulada por ARP.

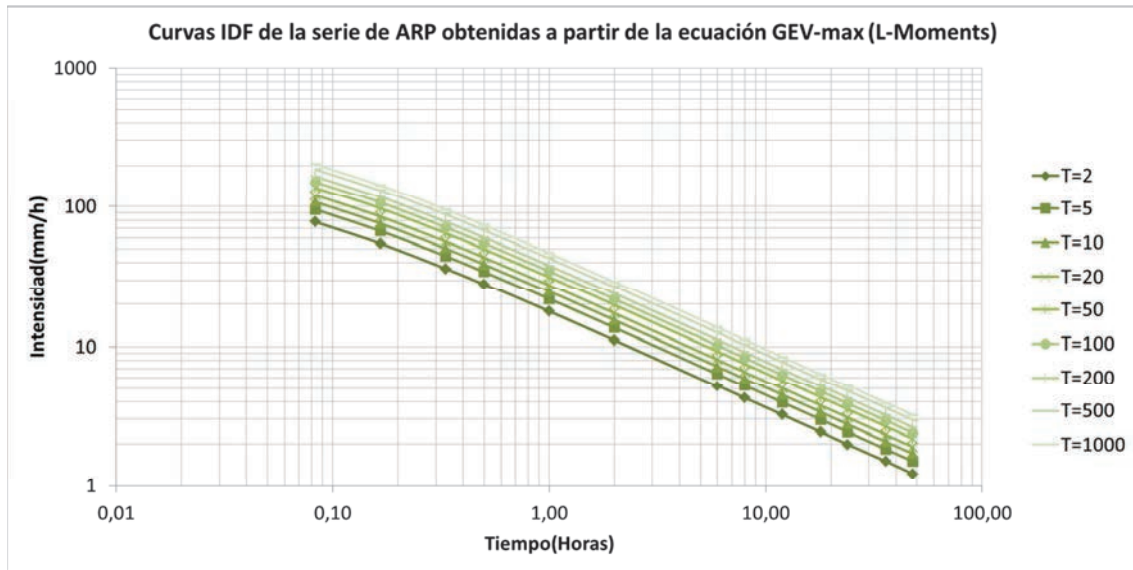


Figura 47: Curvas IDF obtenidas de la serie simulada por ARP. Escala logarítmica.

Para ayudar en la interpretación de las figuras, en la tabla 20 se recogen los valores de intensidad de todos los puntos de las curvas anteriores:

Tabla 20: Intensidad (mm/h) de las curvas IDF de la serie simulada por Procesos de Renovación Alternativa (ARP).

AT (h)	ARP (GEV-Max)								
	T=2	T=5	T=10	T=20	T=50	T=100	T=200	T=500	T=1000
0,083	77,62	95,19	107,7	120,4	137,92	151,9	166,6	187,25	203,85
0,167	54,6	66,96	75,75	84,69	97,01	106,85	117,19	131,71	143,39
0,333	36,32	44,54	50,4	56,34	64,54	71,08	77,96	87,62	95,39
0,5	28,12	34,49	39,02	43,62	49,97	55,04	60,36	67,84	73,86
1	17,82	21,86	24,73	27,65	31,67	34,88	38,26	43	46,81
2	11,14	13,66	15,46	17,28	19,79	21,8	23,91	26,87	29,25
6	5,22	6,4	7,24	8,09	9,27	10,21	11,2	12,58	13,7
8	4,27	5,24	5,93	6,62	7,59	8,36	9,17	10,3	11,22
12	3,22	3,95	4,47	4,99	5,72	6,3	6,91	7,77	8,46
18	2,43	2,98	3,37	3,76	4,31	4,75	5,21	5,85	6,37
24	1,98	2,43	2,75	3,08	3,53	3,88	4,26	4,79	5,21
36	1,5	1,83	2,07	2,32	2,66	2,93	3,21	3,61	3,93
48	1,22	1,5	1,7	1,9	2,17	2,39	2,62	2,95	3,21

Para un T de 2 años, con una duración de 5 minutos, se tiene una intensidad de 77,62 mm/h; a 48 horas esta intensidad baja a 1,22 mm/h. En el otro extremo, para un T de 1000 años y una duración de 5 minutos se tiene una intensidad de 203,85 mm/h, siendo a las 48 horas de 3,21 mm/h.

En el apartado 3.4.1. se estudiará con detalle esta serie en comparación con las serie observada.

3.3.3. Serie simulada por el modelo modificado de Barlett-Lewis (MBL).

a. Ajuste de funciones

En la tabla 21 aparece el resumen del resultado de los test Chi Cuadrado y Kolmogorov – Smirnov, señalándose las funciones que han tenido un mejor ajuste:

Tabla 21: Funciones con mejor ajuste a las precipitaciones extremas de la serie simulada por MBL para cada nivel agregación.

Mejor ajuste según los test para la serie modelada por Barlett-Lewis				
	0,16h	1h	6h	24h
Normal				
Normal (L-Moments)				
LogNormal	X	X		
Galton	X	X	X	X
Exponential				
Exponential (L-Moments)				X
Gamma				
Pearson III		X		
Log Pearson III	X	X	X	X
EV1-Max (Gumbel)	X	X		
EV2-Max			X	X
EV1-Min (Gumbel)				
EV3-Min (Weibull)				
GEV-Max	X	X	X	
GEV-Min				
Pareto				
GEV-Max (L-Moments)	X	X	X	X
GEV-Min (L-Moments)				
EV1-Max (Gumbel, L-Moments)	X	X		
EV2-Max (L-Moments)			X	X
EV1-Min (Gumbel, L-Moments)				
EV3-Min (Weibull, L-Moments)				
Pareto (L-Moments)				
GEV-Max (kappa specified)			X	
GEV-Min (kappa specified)				
GEV-Max (kappa specified, L-Moments)	X		X	
GEV-Min (kappa specified, L-Moments)				

En el anexo II apartado c se encuentran detallados los resultados de los test y la representación de estas funciones.

Las funciones que se han ajustado bien para todas las agregaciones han sido la función Galton, GEV-Max (L-Moments) y Log Pearson III. Entre estas tres funciones, la que mejores resultados

globales ha obtenido ha sido la GEV-Max (L-Moments), a 0,16h y 6 horas con buenos resultados en los test y para 1 y 24 horas siendo la función con mejores resultados en ambos. Después de analizarlas según el criterio visual, se escoge la función GEV-Max (L-Moments), que es además la misma función que se ha elegido para la serie real y la de Procesos de Renovación Alternativa.

En la figura siguiente aparece representada junto a los valores de máximos de precipitación diaria de la serie simulada por el modelo modificado de Barlett-Lewis.

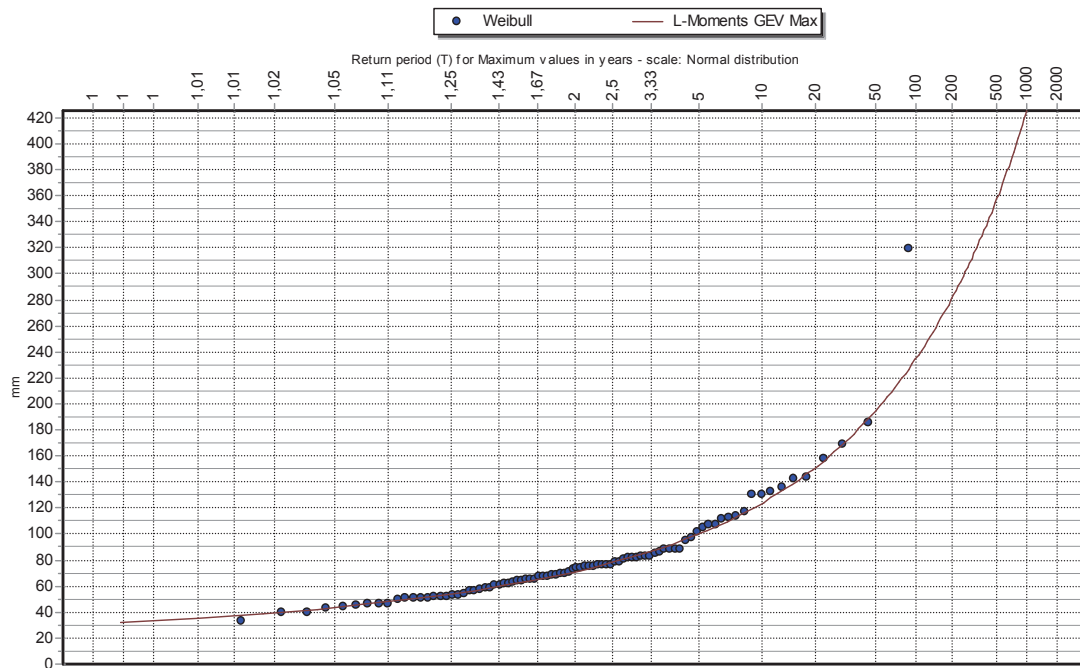


Figura 48: Ajuste de la distribución GEV-Max (L-Moments) a los máximos diarios anuales de la serie simulada por MBL.

El ajuste es muy bueno para todos los puntos, tanto en la zona de periodos de retorno bajos como los más altos, únicamente existe un outlier que es el que corresponde a T=88, tal como ocurría en la serie real.

b. Curvas IDF generadas a partir del ajuste de funciones

En la figura siguiente se muestra la evolución de los valores de intensidad de las distintas duraciones para cada periodo de retorno y su ajuste a la función GEV-Max (L-Moments).

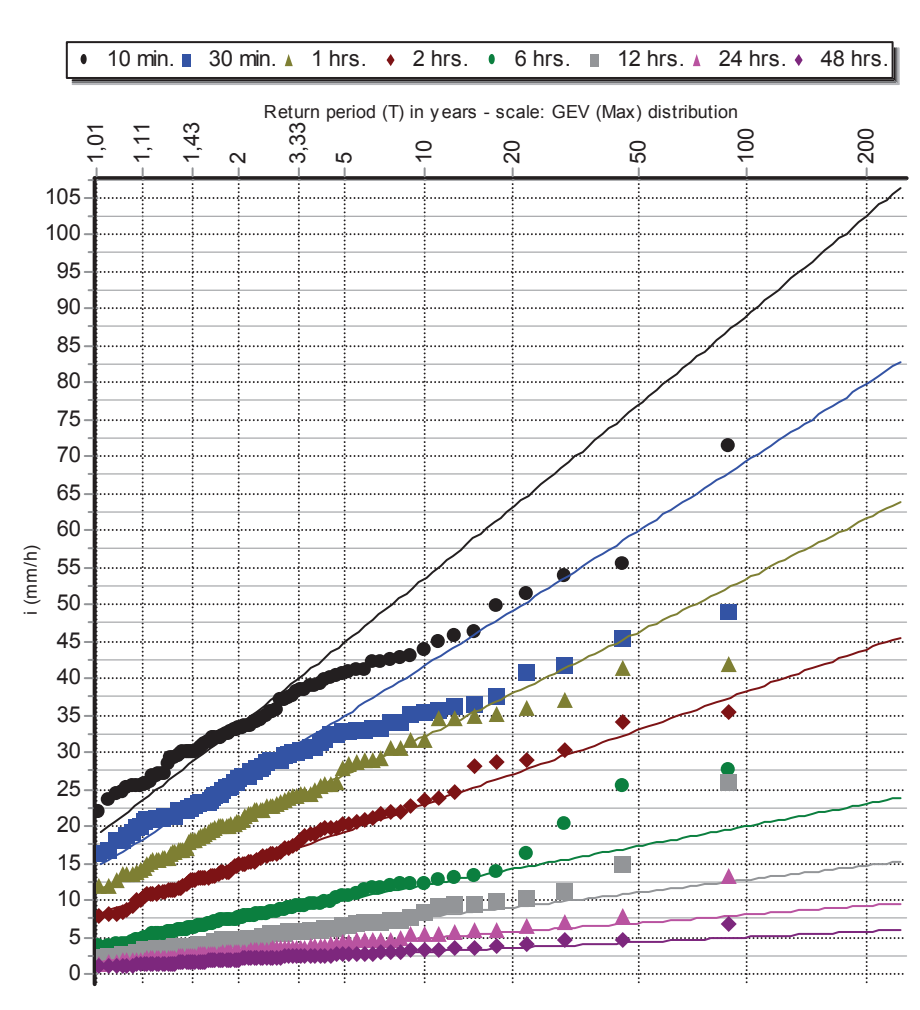


Figura 49: Periodo de retorno para los valores de intensidad de la serie del modelo MBL a los distintos intervalos.

A partir de un determinado T, el ajuste es peor conforme las duraciones del intervalo son menores. El ajuste de la función a intervalos menores de 1 hora no es bueno, a partir de los 2 y 3,33 años, respectivamente, la función sobrestima los valores reales de intensidad de precipitación, sobrestimándolos previamente. Sin embargo, para las series de 2, 24 y 48 horas el ajuste es bueno, pero para 6 y 12 horas, a partir de un T de 20 años la función subestima los valores de la serie.

En la figura 50 se encuentran las curvas IDF de la serie de Barlett-Lewis generadas mediante el ajuste a la función GEV-Max (L-Moments). En la figura 51 se puede observar lo mismo en escala logarítmica.

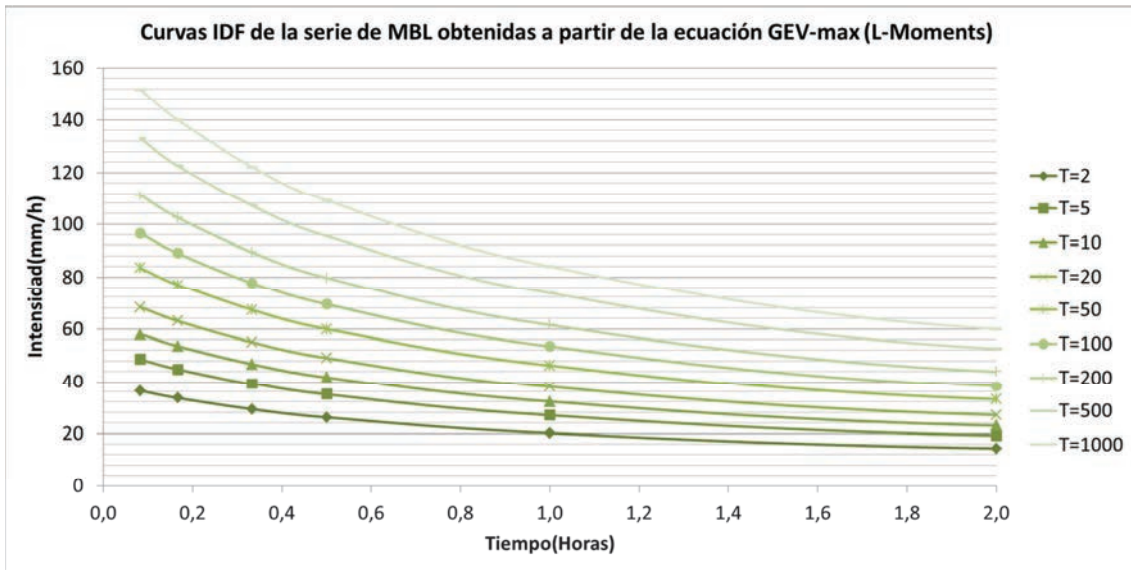


Figura 50: Curvas IDF obtenidas de la serie simulada por MBL

Las curvas están más suavizadas que en los anteriores casos en duraciones menores a 2 horas, con pendientes menos acusadas.

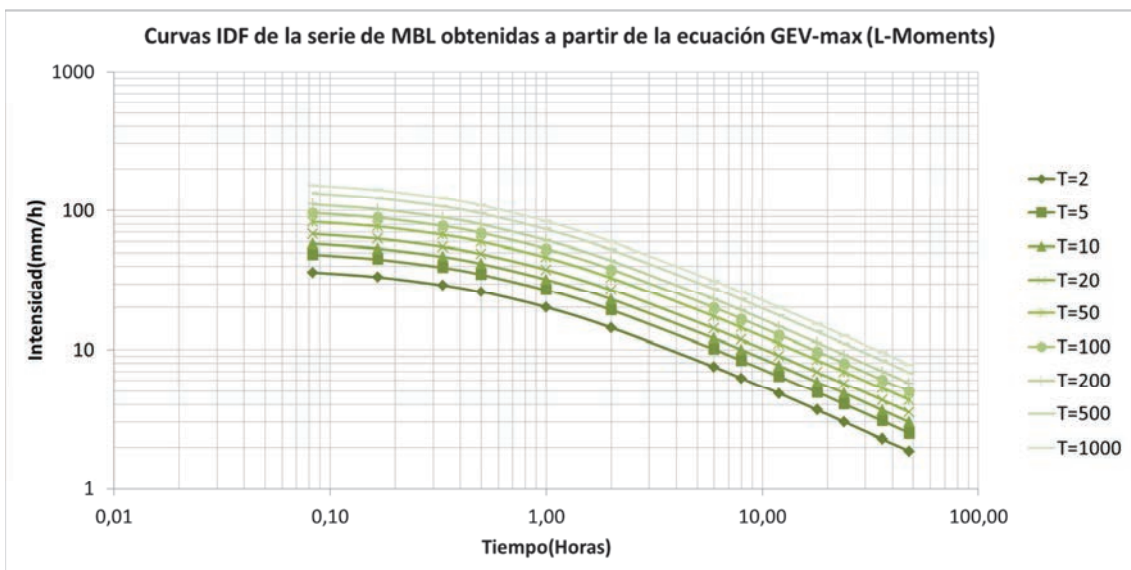


Figura 51: Curvas IDF obtenidas de la serie simulada por MBL. Escala logarítmica.

Las curvas en la zona de duraciones menores a una hora tienen una pendiente menor, en cambio, a partir de ese punto, estas cambian de comportamiento adquiriendo una pendiente más acentuada. En la tabla 22 se pueden consultar los valores de estos puntos:

Tabla 22: Intensidad (mm/h) de las curvas IDF de la serie simulada por MBL.

AT (h)	MBL (GEV-Max)								
	T=2	T=5	T=10	T=20	T=50	T=100	T=200	T=500	T=1000
0,083	36,27	48,56	58,03	68,28	83,46	96,45	110,95	132,77	151,58
0,167	33,5	44,84	53,59	63,05	77,07	89,07	102,46	122,61	139,98
0,333	29,23	39,13	46,77	55,03	67,26	77,73	89,41	107	122,16
0,5	26,09	34,92	41,74	49,1	60,02	69,36	79,79	95,49	109,02
1	20,12	26,93	32,19	37,87	46,29	53,49	61,53	73,64	84,07
2	14,36	19,22	22,98	27,03	33,04	38,19	43,93	52,57	60,01
6	7,52	10,06	12,03	14,15	17,3	19,99	22,99	27,52	31,41
8	6,25	8,37	10	11,77	14,39	16,63	19,13	22,89	26,13
12	4,8	6,42	7,67	9,03	11,03	12,75	14,67	17,55	20,04
18	3,66	4,9	5,85	6,88	8,41	9,72	11,19	13,39	15,28
24	3,01	4,03	4,82	5,67	6,93	8,01	9,21	11,02	12,58
36	2,28	3,06	3,65	4,3	5,26	6,07	6,99	8,36	9,54
48	1,88	2,51	3	3,53	4,31	4,99	5,74	6,86	7,84

En el apartado siguiente se verá con más detenimiento la comparación con la serie original.

3.3.4. Comparación entre series

Después de todo el análisis individual por series (serie real, serie simulada por Procesos de Renovación Alternativa y serie simulada por el modelo modificado de Barlett-Lewis), en la que se han comparado más implícitamente los distintos métodos de obtención de IDF's (El propuesto por (Témez, 1978) y mediante el ajuste a una función, en este caso ha resultado la GEV-Max para todas las series), en este apartado se van a comparar todas las series y métodos a la vez para los distintos T, para ver la evolución de cada uno en función del periodo de retorno y de la duración de las tormentas.

En primer lugar, se va a comparar el ajuste a la función más característica de cada serie, que en este caso ha resultado la GEV-Max para todas. Ver figuras 52 a 54.

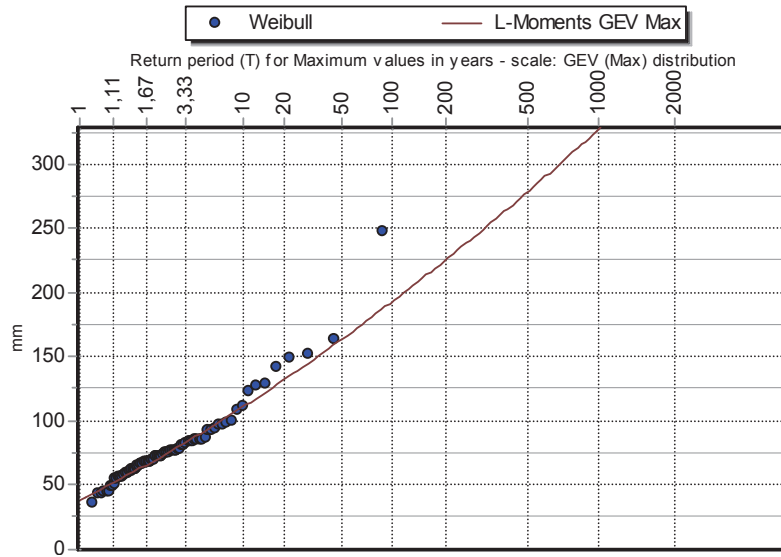


Figura 52: Períodos de retorno para los valores máximos de precipitación diaria de la serie real

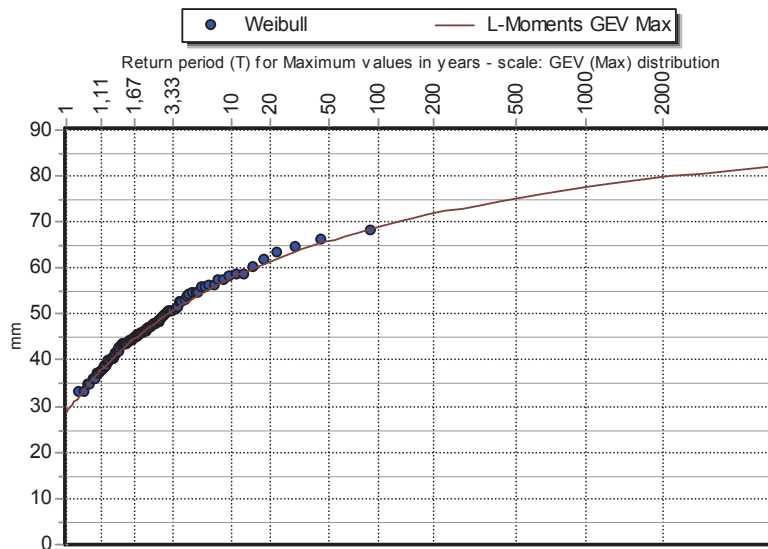


Figura 53: Períodos de retorno para los valores máximos de precipitación diaria de la serie de ARP.

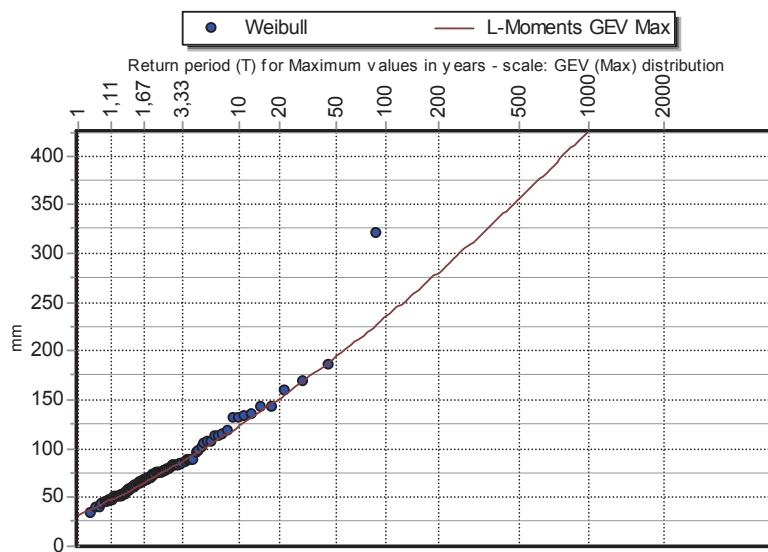


Figura 54: Períodos de retorno para los valores máximos de precipitación diaria de la serie de MBL.

A la vista de los resultados, la serie simulada por el modelo modificado Barlett-Lewis (MBL) tienen valores de precipitación más altos que la simulada por Procesos de Renovación Alternativa (ARP), y se acerca más a los valores de la serie real. Por ejemplo, para un periodo de retorno de 88 años, la serie real tiene un valor de 247,2 mm de precipitación, mientras que para las simuladas por ARP y MBL son de 66 y de 319,9 mm, respectivamente.

El hecho de que la serie de ARP sea tan suavizada puede ser porque todas las variables están ajustadas a funciones de distribución, algunas de ellas con limitación de valores en los parámetros y por lo tanto, no salgan pulsos muy discordantes.

En la figura siguiente se representan gráficamente las curvas IDF de la serie real en comparación con las obtenidas con la simulación de Procesos de Renovación Alternativa:

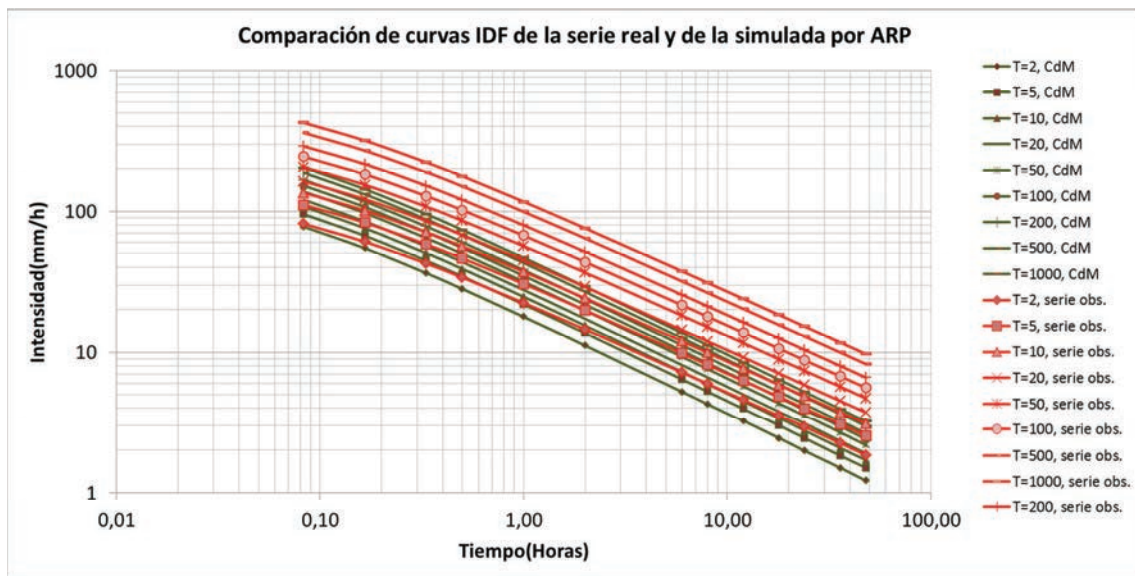


Figura 55: Comparación curvas IDF obtenidas por ARP y por la serie observada

Se observa como las IDF generadas por ARP (en rojo) proporcionan valores de intensidad menores que la serie real (en verde). La serie simulada por ARP presenta una tendencia a suavizar los valores extremos. Tal como expresan Rebolé Ruíz *et al.*, (2009) en su trabajo “se muestra la dificultad en la estación de simular valores extremos de intensidades, debido a la existencia de valores fuera de rango”.

En la tabla 23 se muestra la magnitud de estas diferencias:

3. Resultados y discusión

Tabla 23: Diferencia de intensidades absolutas de precipitación entre las IDF obtenidas mediante la serie simulada por ARP en comparación con las observadas.

I (mm/h)	AT (h)												
	0,083	0,167	0,333	0,5	1	2	6	8	12	18	24	36	48
T=1000	-221,19	-174,17	-127,40	-103,41	-70,30	-46,70	-23,84	-19,94	-15,48	-12,02	-10,03	-7,77	-6,49
T=500	-173,38	-137,73	-101,41	-82,57	-56,36	-37,57	-19,27	-16,14	-12,54	-9,75	-8,14	-6,32	-5,28
T=200	-122,86	-99,07	-73,77	-60,36	-41,49	-27,81	-14,37	-12,05	-9,40	-7,31	-6,12	-4,76	-3,98
T=100	-92,59	-75,82	-57,07	-46,93	-32,48	-21,89	-11,38	-9,56	-7,47	-5,83	-4,89	-3,80	-3,19
T=50	-67,97	-56,82	-43,38	-35,90	-25,06	-17,00	-8,92	-7,50	-5,88	-4,60	-3,85	-3,01	-2,53
T=20	-42,57	-37,07	-29,08	-24,35	-17,25	-11,84	-6,30	-5,33	-4,19	-3,29	-2,76	-2,17	-1,82
T=10	-27,74	-25,44	-20,59	-17,47	-12,59	-8,74	-4,72	-4,00	-3,16	-2,49	-2,11	-1,66	-1,39
T=5	-15,91	-16,05	-13,70	-11,85	-8,75	-6,19	-3,41	-2,90	-2,31	-1,83	-1,55	-1,23	-1,03
T=2	-3,69	-6,15	-6,30	-5,79	-4,58	-3,39	-1,96	-1,69	-1,36	-1,09	-0,94	-0,74	-0,63

Todos los valores son negativos, esto quiere decir que los valores de intensidad de las curvas obtenidas por la serie simulada, para cada duración y periodo de retorno, son inferiores a los obtenidos a partir de la serie real. En verde están coloreados aquellos puntos en los que la diferencia es menor y en rojo, aquellas diferencias mayores. Conforme aumenta la duración, las intensidades son menores y más parecidas entre los periodos de retorno. Con duraciones más bajas el cambio es más acusado, con diferencias más altas conforme aumenta el periodo de retorno.

En la tabla 24 se presentan estas diferencias en valor relativo a la serie observada:

Tabla 24: Diferencia de intensidades relativas de precipitación entre las IDF obtenidas mediante la serie simulada por ARP en comparación con las observadas.

I (mm/h)	AT (h)												
	0,083	0,167	0,333	0,5	1	2	6	8	12	18	24	36	48
T=1000	-52,04%	-54,85%	-57,18%	-58,33%	-60,03%	-61,49%	-63,51%	-63,99%	-64,66%	-65,36%	-65,81%	-66,41%	-66,91%
T=500	-48,08%	-51,12%	-53,65%	-54,90%	-56,72%	-58,30%	-60,50%	-61,04%	-61,74%	-62,50%	-62,95%	-63,65%	-64,16%
T=200	-42,44%	-45,81%	-48,62%	-50,00%	-52,03%	-53,77%	-56,20%	-56,79%	-57,63%	-58,39%	-58,96%	-59,72%	-60,30%
T=100	-37,87%	-41,51%	-44,53%	-46,02%	-48,22%	-50,10%	-52,71%	-53,35%	-54,25%	-55,10%	-55,76%	-56,46%	-57,17%
T=50	-33,01%	-36,94%	-40,20%	-41,81%	-44,17%	-46,21%	-49,04%	-49,70%	-50,69%	-51,63%	-52,17%	-53,09%	-53,83%
T=20	-26,12%	-30,45%	-34,04%	-35,82%	-38,42%	-40,66%	-43,78%	-44,60%	-45,64%	-46,67%	-47,26%	-48,33%	-48,92%
T=10	-20,48%	-25,14%	-29,00%	-30,93%	-33,74%	-36,12%	-39,46%	-40,28%	-41,42%	-42,49%	-43,42%	-44,50%	-44,98%
T=5	-14,32%	-19,34%	-23,52%	-25,57%	-28,59%	-31,18%	-34,76%	-35,63%	-36,90%	-38,05%	-38,94%	-40,20%	-40,71%
T=2	-4,54%	-10,12%	-14,78%	-17,07%	-20,45%	-23,33%	-27,30%	-28,36%	-29,69%	-30,97%	-32,19%	-33,04%	-34,05%

Estas diferencias relativas son muy elevadas. Conforme aumenta el periodo de retorno y los intervalos de duración, se incrementa esta diferencia. Para un periodo de retorno de 1000 años la diferencia de intensidades llega a ser desde un 52,04% menor en la serie simulada en duraciones de 10 minutos y de casi el 67% para 48 horas. En el otro extremo, T=2, la diferencia es de entre -4,54% a -34,05% desde intervalos de 10 minutos a 48 horas.

Esto se puede deber a que el modelo genera precipitaciones diezminutales en las que la caracterización de la variable intensidad de lluvia está ajustada a una función gamma y en los extremos se suaviza mucho, por lo que los valores de lluvia máximos han podido verse afectados.

En la figura 56 se representan las curvas IDF obtenidas por la serie observada y por la simulada por el modelo modificado de Barlett-Lewis (MBL):

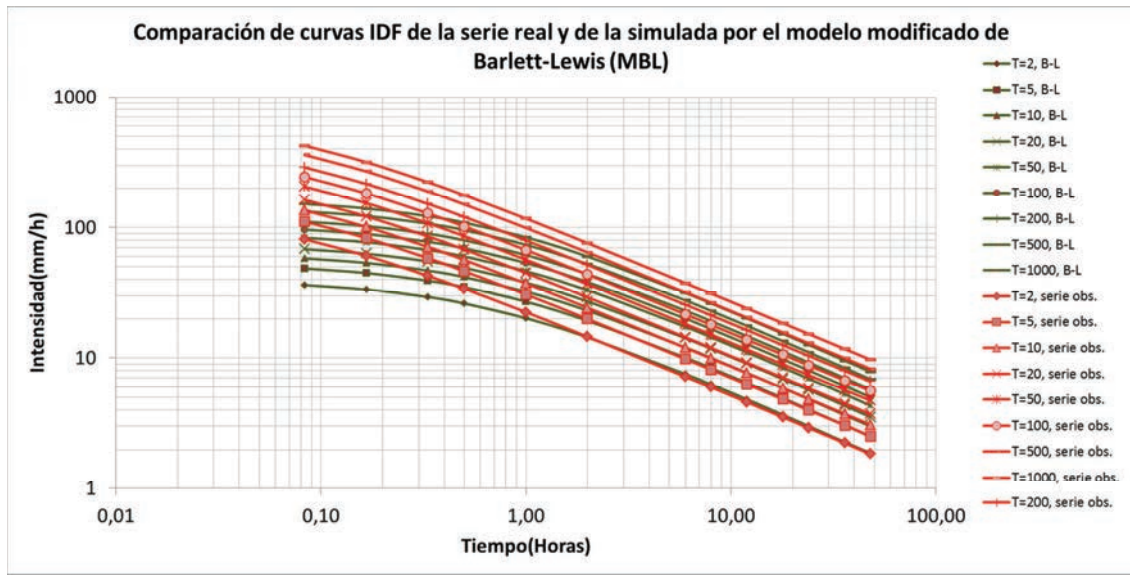


Figura 56: Comparación curvas IDF obtenidas por MBL y por la serie observada

El ajuste es bueno para duraciones mayores a una hora y para los periodos de retorno más bajos. En la tabla siguiente se detallan las diferencias de los valores de intensidad de la serie simulada por MBL respecto a la real:

Tabla 25: Diferencia de intensidades absolutas de precipitación entre las IDF obtenidas mediante la serie simulada por MBL en comparación con las observadas.

I (mm/h)	AT (h)												
	0,083	0,167	0,333	0,5	1	2	6	8	12	18	24	36	48
T=1000	-273,46	-177,58	-100,63	-68,25	-33,04	-15,94	-6,13	-5,03	-3,90	-3,11	-2,66	-2,16	-1,86
T=500	-227,86	-146,83	-82,03	-54,92	-25,72	-11,87	-4,33	-3,55	-2,76	-2,21	-1,91	-1,57	-1,37
T=200	-178,51	-113,80	-62,32	-40,93	-18,22	-7,79	-2,58	-2,09	-1,64	-1,33	-1,17	-0,98	-0,86
T=100	-148,04	-93,60	-50,42	-32,61	-13,87	-5,50	-1,60	-1,29	-1,02	-0,86	-0,76	-0,66	-0,59
T=50	-122,43	-76,76	-40,66	-25,85	-10,44	-3,75	-0,89	-0,70	-0,57	-0,50	-0,45	-0,41	-0,39
T=20	-94,69	-58,71	-30,39	-18,87	-7,03	-2,09	-0,24	-0,18	-0,15	-0,17	-0,17	-0,19	-0,19
T=10	-77,41	-47,60	-24,22	-14,75	-5,13	-1,22	0,07	0,07	0,04	-0,01	-0,04	-0,08	-0,09
T=5	-62,54	-38,17	-19,11	-11,42	-3,68	-0,63	0,25	0,23	0,16	0,09	0,05	0,00	-0,02
T=2	-45,04	-27,25	-13,39	-7,82	-2,28	-0,17	0,34	0,29	0,22	0,14	0,09	0,04	0,03

Los valores positivos indican que los puntos de intensidad de la serie simulada son mayores que los de la serie observada. En negativo aparecen los puntos en los que Barlett-Lewis subestima respecto a la serie observada.

Como se puede ver, el ajuste no es correcto para duraciones menores a 1 hora. Los valores de intensidad a partir de esta duración se corresponden muy bien en los distintos periodos de retorno, tanto para periodos bajos como altos, siendo el ajuste muy bueno para duraciones mayores de 12 horas, con una diferencia máxima de -3,90 mm/h para un periodo de retorno, T, de 1000 años.

En la tabla 26 se pueden ver estas diferencias en forma relativa a la serie observada:

Tabla 26: Diferencia de intensidades relativas de precipitación entre las IDF obtenidas mediante la serie simulada por MBL en comparación con las observadas.

I (mm/h)	AT (h)												
	0,083	0,167	0,333	0,5	1	2	6	8	12	18	24	36	48
T=1000	-64,34%	-55,92%	-45,17%	-38,50%	-28,21%	-20,99%	-16,33%	-16,14%	-16,29%	-16,91%	-17,45%	-18,46%	-19,18%
T=500	-63,18%	-54,49%	-43,40%	-36,51%	-25,89%	-18,42%	-13,59%	-13,43%	-13,59%	-14,17%	-14,77%	-15,81%	-16,65%
T=200	-61,67%	-52,62%	-41,07%	-33,90%	-22,85%	-15,06%	-10,09%	-9,85%	-10,06%	-10,62%	-11,27%	-12,30%	-13,03%
T=100	-60,55%	-51,24%	-39,34%	-31,98%	-20,59%	-12,59%	-7,41%	-7,20%	-7,41%	-8,13%	-8,67%	-9,81%	-10,57%
T=50	-59,46%	-49,90%	-37,68%	-30,10%	-18,40%	-10,19%	-4,89%	-4,64%	-4,91%	-5,61%	-6,10%	-7,23%	-8,30%
T=20	-58,10%	-48,22%	-35,58%	-27,76%	-15,66%	-7,18%	-1,67%	-1,51%	-1,63%	-2,41%	-2,91%	-4,23%	-5,11%
T=10	-57,15%	-47,04%	-34,12%	-26,11%	-13,75%	-5,04%	0,59%	0,70%	0,52%	-0,17%	-0,82%	-2,14%	-2,91%
T=5	-56,29%	-45,98%	-32,81%	-24,64%	-12,02%	-3,17%	2,55%	2,83%	2,56%	1,87%	1,26%	0,00%	-0,79%
T=2	-55,39%	-44,86%	-31,42%	-23,06%	-10,18%	-1,17%	4,74%	4,87%	4,80%	3,98%	3,08%	1,79%	1,62%

Las curvas IDF del modelo MBL subestiman más de un 10% los valores de intensidad de aquellos puntos de duración menor o igual a 1 hora y para periodos de retorno superiores a 200 años. Para duraciones superiores a 1 hora y periodos de retorno de hasta 100 años (zona verde de la tabla), la serie se ajusta casi de manera idéntica a la serie observada.

Esto se debe a que en la simulación por Barlett-Lewis, el conjunto de estadísticos que mejores resultados proporcionaba para la optimización era el formado por las agregaciones de 1-24 horas. Por lo tanto, la serie se ajusta muy bien entre estas duraciones, y el ajuste no es tan bueno para menos de una hora.

Tal como expresan (Cirauqui Díaz *et al.*, 2008), “cuando el modelo se aplica para desagregar datos de precipitación hay que tener cuidado en el nivel de agregación al que se quiere llegar, ya que por debajo de la hora, los resultados muestrean que no es capaz de captar la varianza perfectamente, subestimandola”.

A continuación se presentan todas las curvas IDF analizadas anteriormente en función de los distintos periodos de retorno, T (figuras 57 a 59):

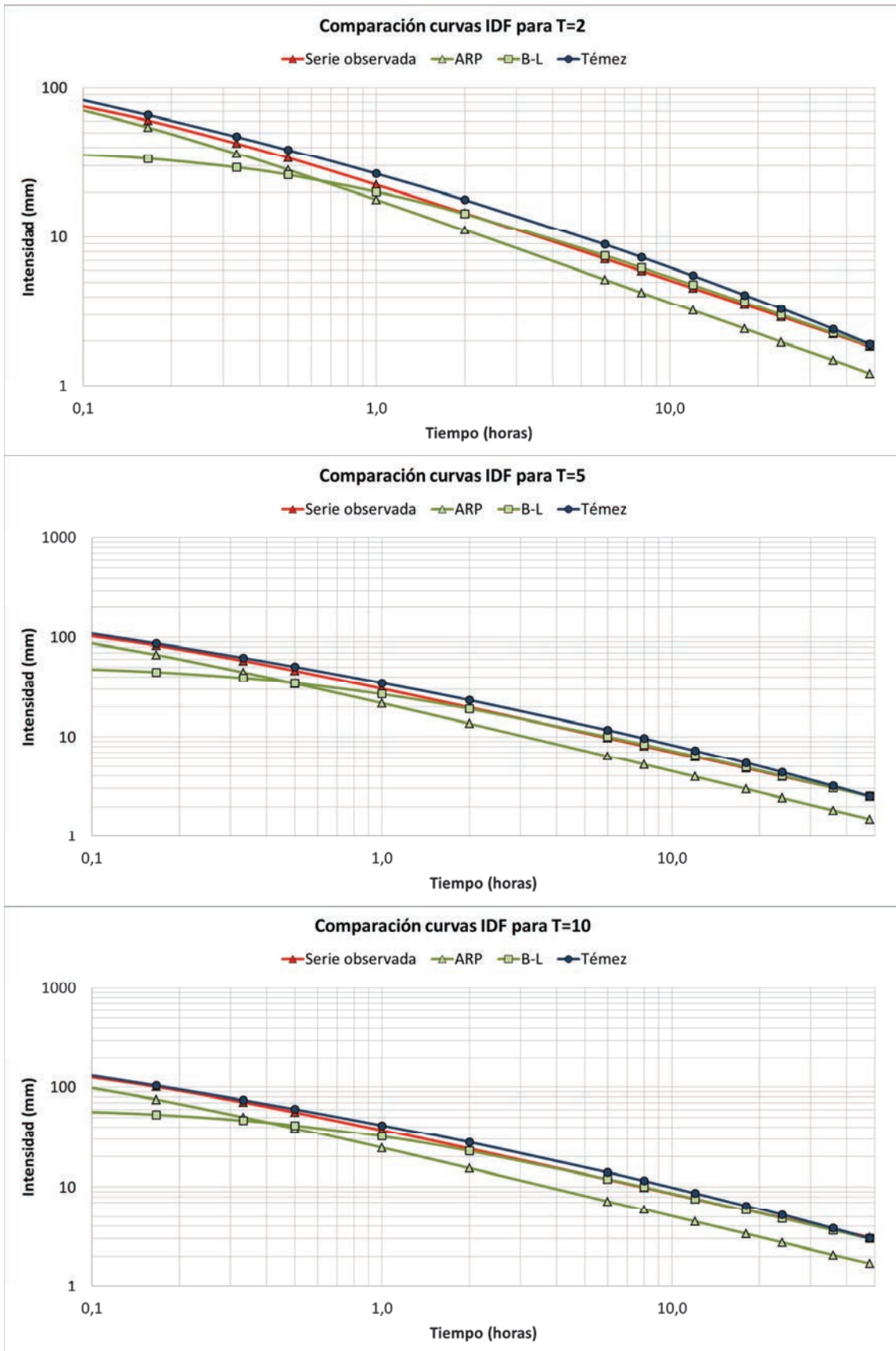


Figura 57: Análisis IDF de la series para T=2, T=5 y T=10

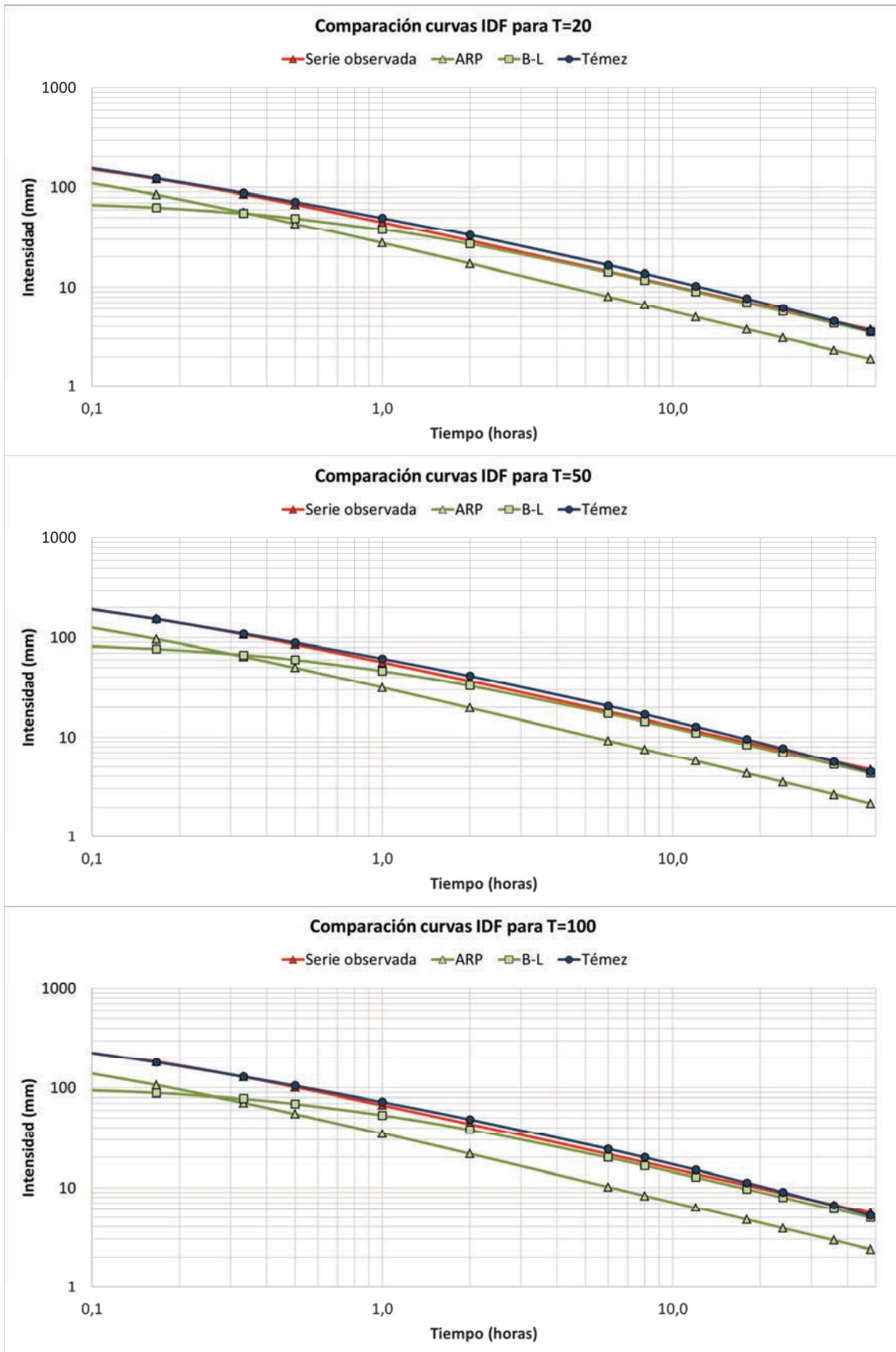


Figura 58: Análisis IDF de la series para T=20, T=50 y T=100

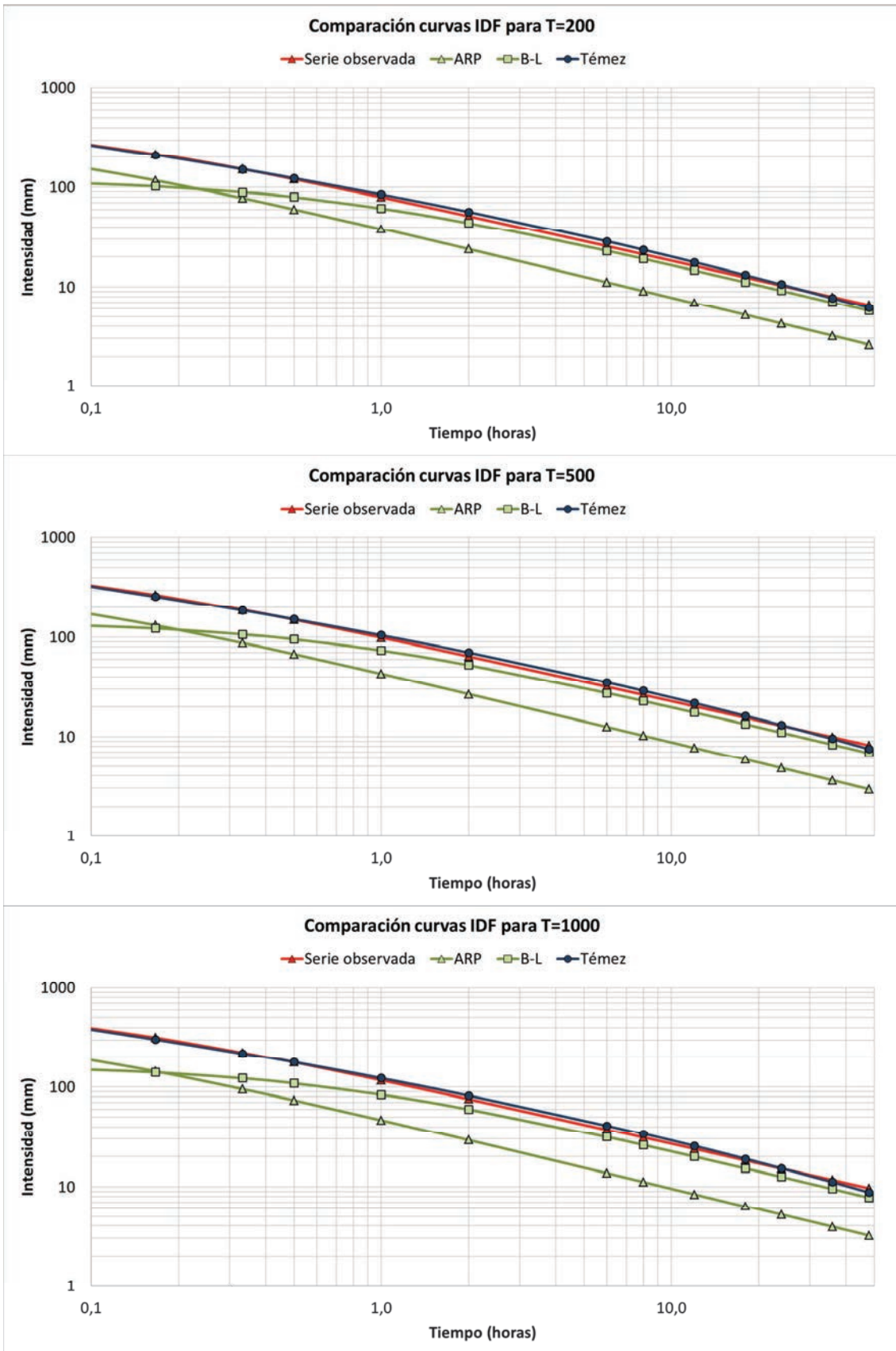


Figura 59: Análisis IDF de la series para T=200, T=500 y T=1000

En la figura 57 se observa que desde $T=2$ hasta $T=10$, las IDF de Témez de la serie real son las que proporcionan valores más altos de intensidad pero se ajustan bien a la serie observada en los extremos de duración. La serie simulada por ARP genera valores de intensidad muy bajos, con diferencias muy altas que se van acentuando conforme aumenta el periodo de retorno y la duración. La serie del modelo modificado de Barlett-Lewis se ajusta bien para duraciones de más de una hora, sobrestima mínimamente los valores de intensidad de la serie observada pero va mejorando el ajuste conforme aumenta el T .

La figura 58 muestra la evolución de estas curvas desde $T=20$ a $T=200$. Las curvas generadas por el método de Témez siguen la misma línea, acercándose más a la serie observada en duraciones intermedias y mejorando el ajuste al aumentarse el periodo de retorno. Las curvas de ARP continúan con el mismo comportamiento, acentuándose más esta diferencia de intensidades. Por otro lado, las curvas de Barlett-Lewis aun presentan un buen ajuste en duraciones mayores a 1 hora, pero dentro de estas, en las duraciones mayores, los valores de intensidad empiezan a subestimarse mínimamente respecto a las IDF observadas. Para duraciones menores a 1 hora cada vez la diferencia es mayor.

En la figura 59, periodos de retorno de 200 a 1000 años, las curvas de Témez continúan con la misma tendencia, en cambio, para duraciones menores de 0,5 horas y mayores de 24 horas, los valores de intensidad comienzan a disminuir respecto a la serie observada. Por otro lado, en las de Barlett-Lewis, para menos de 1 hora las diferencias intensidades son muy acusadas y para duraciones mayores, también comienzan las subestimaciones a ser más elevadas. Finalmente, las curvas de ARP siguen dando valores muy distintos sin apariencia de mejora.

En ocasiones no es suficiente con conocer el dato de precipitación máxima en una duración y tiempo de retorno determinados. A veces se requiere conocer la distribución de estas precipitaciones a lo largo de este periodo de tiempo.

Se puede ver la diferencia entre las series en este aspecto mediante la elaboración de un yetograma sintético de lluvia por el método de bloques alternados.

En primer lugar, se establece la duración total de lluvia y su valor de intervalo, para un periodo de retorno determinado. Así pues se hace un yetograma sintético de lluvia de duración total de una hora dividida en 6 intervalos de 10 minutos, para un periodo de retorno de 10 años, al ser este un yetograma muy común en hidrología urbana y en pequeñas cuencas.

En la figura siguiente se muestra el yetograma resultante de todas las curvas IDF calculadas en este trabajo:

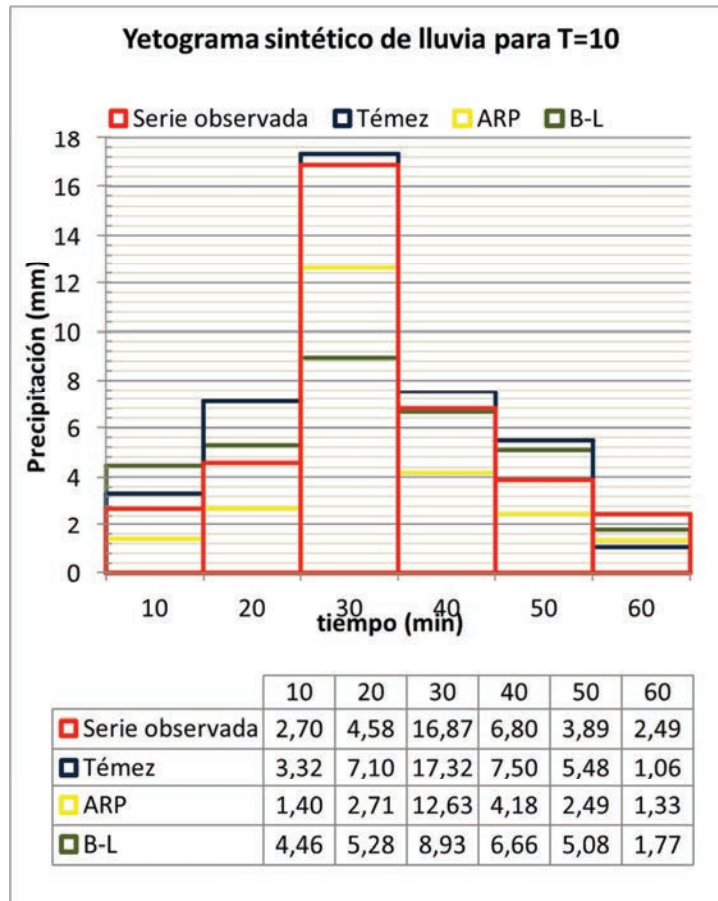


Figura 60: Yetograma sintético de lluvia para T=10 años

El pulso de mayor intensidad es distinto en función de si se obtiene de las IDF de la serie observada o, en cambio, se obtienen por otros métodos o series. Para este pulso máximo correspondiente a 30 minutos, la serie observada proporciona un valor de 16,87 mm, mientras que el método de Témez (1978) proporciona una intensidad superior de 17,32 mm. Para la serie simulada por Cadenas de Markov (ARP) este valor es de 12,63 mm, mientras que el obtenido por MBL es de 8,93 mm.

En la tabla siguiente se muestran para cada serie los valores de precipitación acumulada para cada intervalo y la total, en comparación con la serie observada en diferencia absoluta de intensidad (en mm) y en % respecto esta.

Tabla 27: Diferencias de precipitación acumulada en el yetograma horario para T=10 años calculado a partir de las curvas IDF de todas las series.

Total precipitación acumulada (mm)		Tiempo (min)					
		10	20	30	40	50	Total
Serie observada		2,70	7,28	24,15	30,95	34,83	37,32
Témez	P. acum (mm)	3,32	10,41	27,74	35,24	40,72	41,78
	Dif (mm)	-0,62	-3,13	-3,59	-4,29	-5,89	-4,46
	(%)	22,95%	43,03%	14,87%	13,88%	16,90%	11,95%
ARP	P. acum (mm)	1,40	4,11	16,73	20,91	23,40	24,73
	Dif (mm)	1,30	3,18	7,42	10,04	11,44	12,59
	(%)	-48,27%	-43,60%	-30,71%	-32,44%	-32,83%	-33,74%
B-L	P. acum (mm)	4,46	9,74	18,68	25,33	30,42	32,19
	Dif (mm)	-1,76	-2,46	5,47	5,61	4,42	5,13
	(%)	65,31%	33,81%	-22,66%	-18,13%	-12,68%	-13,75%

Respecto a la serie observada, la diferencia relativa de precipitación es únicamente superior en Témez con un 14,87% de sobrestimación en el pulso mayor y con un 11,95% de sobrestimación en la precipitación total acumulada. Las series simuladas de Cadenas de Markov (ARP) y Barlett-Lewis (MBL) siempre proporcionan valores inferiores, con un 30,71% y un 22,66% de subestimación del pulso mayor y con el 33,74% y el 13,75% de subestimación de la precipitación total acumulada en una hora, respectivamente.

4. Conclusiones

A continuación se exponen las conclusiones extraídas en este trabajo a partir del análisis de la serie de precipitaciones de Igueldo – San Sebastián, con registros de 88 años de duración, y para la que se han simulado dos series sintéticas de precipitación mediante los modelos estocásticos de Cadenas de Markov (Procesos de renovación alternativa) y el modificado de Barlett-Lewis, y de las que se han generado sus respectivas curvas IDF a partir del ajuste de la serie de máximos diarios anuales a la función GEV-Max y a partir del método propuesto por Témez, que es el utilizado por la Instrucción Técnica de Carreteras:

- Debido a la longitud de la serie se ha podido confirmar que la EV1 o Gumbel (modelo muy utilizada para lluvias extremas y con comportamiento muy similar a la GEV-Max en esta serie) menosprecia los valores de intensidad frente a los proporcionados por la EV2, distribución propuesta por otros autores, sobre todo a partir de periodos de retorno superiores a los 50 años; tal como se ha demostrado en otros trabajos.
- En valor de intensidad relativa, las curvas IDF generadas a partir del método de Témez (1978) presentan tendencias marcadas en 3 núcleos o zonas diferenciadas. Las mayores diferencias en sobrestimación se dan en las duraciones intermedias (entre 1 y 18 horas, aumentando estas conforme disminuye el periodo de retorno, llegando en el punto $T=2$ para 6 horas a un 24,10 % de sobrestimación respecto a la serie observada). Los puntos con mayor subestimación se dan en los extremos de duración (5 minutos y 48 horas) para periodos de retorno de 1000 años, y estas diferencias van disminuyendo gradualmente hasta $T=2$. Las diferencias no son tan acusadas como para las sobrestimaciones, con un mínimo de -2,18% para 5 minutos en $T=1000$ y otro mínimo de -8,70% en 48 horas para el mismo T . Sin embargo, a pesar de esto, con una probabilidad del 95%, los valores de intensidad proporcionados por el método de Témez (1978), entran dentro de los límites de confianza de la serie observada para periodos de retorno superiores a 10 años, quedándose fuera así los periodos de retorno de 2, 5 y 10 años (excepto para duraciones menores de 0,33h, 0,5h y 1h; y para duraciones mayores de 36h, 24h y 18h, respectivamente, que sí que estarían dentro del nivel de confianza).
- Los valores de intensidad de las curvas obtenidas por la serie simulada por Cadenas e Markov (Procesos de Renovación Alternativa), para cada duración y periodo de retorno, son inferiores a los obtenidos a partir de la serie simulada. Conforme aumenta el periodo de retorno y los intervalos de duración, se incrementa esta diferencia. Esto se puede deber a que la caracterización de las variables del modelo se realiza para un intervalo diezminutal en las que la variable duración de lluvia está ajustada a una función gamma y en los extremos se suaviza mucho, por lo que de la caracterización han podido resultar valores medios de intensidad muy similares a la serie real pero los valores máximos de lluvia han podido verse afectados.

- En las curvas obtenidas a partir de la serie modificada de Barlett-Lewis el ajuste no es correcto para duraciones menores a 1 hora debido a que el modelo subestima la varianza, lo que provoca que para duraciones menores o iguales a una hora la diferencia relativa respecto a la serie real sea siempre subestimada más de un 10%.
- Las curvas obtenidas por la serie de la modificación de Barlett-Lewis, para duraciones superiores a 1 hora y periodos de retorno de hasta 100 años, los valores de intensidad la serie se ajusta casi de manera idéntica a la serie observada, sin embargo, para aquellos periodos de retorno más elevados (500 y 1000), aun teniendo un buen ajuste, se va mermándose ligeramente.
- La utilización de estas curvas para la realización de un yetograma sintético de lluvia horaria para un periodo de retorno de 10 años comúnmente utilizado en hidrología urbana, originaría sobrestimaciones con el método de Témez, tanto como para el pulso mayor como para la precipitación total acumulada en ese tiempo. Las simulaciones, en cambio, proporcionarían valores de precipitación menores que los observados.

Como síntesis general, a partir del análisis IDF realizado, se concluye que las curvas originadas por el método de Témez presentan un buen ajuste para periodos de retorno mayores o iguales a 20 años, siendo el ajuste peor para periodos menores o iguales a 10 años debido a que se sobrestiman las intensidades para duraciones comprendidas entre una y 18 horas.

Por otro lado, las curvas obtenidas a partir de la serie del modelo modificado de Barlett-Lewis tienen un buen ajuste para duraciones mayores a 1 hora en todos los periodos de retorno considerados. Para duraciones menores en cambio, se subestiman los valores de intensidad.

Por último, las IDF obtenidas por Procesos de Renovación Alternativa han proporcionado valores de intensidad marcadamente inferiores para todos los intervalos de duración y periodos de retorno.

5. Bibliografía

- Ayuso-Muñoz, J., García-Marín, A., Ayuso-Ruiz, P., Estévez, J., Pizarro-Tapia, R. y Taguas, E. (2015). A more efficient rainfall intensity-duration-frequency relationship by using an "at site" regional frequency analysis: Application at Mediterranean climate locations. *Water Resour Manage*, 3243-3263.
- Bo, Z. y Shafiqul, I. (1994). Aggregation-disaggregation properties of a stochastic rainfall model. *Water Resources Research*, 3423-3435.
- Campo, M., López, J., Rebolé, J. y García, A. (2012). RAINFALL STOCHASTIC MODELS. *European Geophysical Union. General Assembly 2012*. Vienna, Austria.
- Chow, V. T., Maidment, D. R. y Mays, L. W. (1994). *Hidrología Aplicada*. Santafé de Bogotá: Nomos S.A.
- Cirauqui Díaz, J. C., Campo Bescós, M. Á. y López Rodríguez, J. J. (julio de 2008). Evaluación de modelos estocásticos para la agregación-desagregación de precipitaciones y su aplicación en la Comunidad Foral de Navarra. Pamplona.
- Dirección General de Protección Civil y Emergencias [DGPCyE]. (2016). Obtenido de Dirección General de Protección Civil y Emergencias. Ministerio de Interior. Gobierno de España.: <http://www.proteccioncivil.es/web/dgpcye/lluvias-intensas>
- Duan, Q., Sorooshian, S. y Vijai, K. (1994). Optimal use of the SCE-UA global optimization method for calibrating watershed models. *Journal of Hydrology*, 265-284.
- FAO. (1977). Evapotranspiración del cultivo. Guías para la determinación de los requerimientos de agua de los cultivos. En *Estudio FAO Riego y drenaje*.
- Gilbert, R. (1987). *Statistical methods for environmental pollution monitoring*. United States: Van Nostrand Reinhold Company, New York, NY.
- Gobierno de Navarra. (2016). *Meteorología y climatología*. Obtenido de <http://meteo.navarra.es/definiciones/pluviometro.cfm>
- Heyman, D. y Sobel, M. (1982). *Stochastic Models in Operations Research: Stochastic Processes and Operating Characteristics, Volumen 1*. McGraw-Hill.
- Huff, F. (1967). Time distribution of rainfall in heavy storms. *Water Resources Research*, 1007-1019.
- Hutchinson, M. (1990). A point rainfall model based on a 3-state continuous Markov occurrence process. *Journal of Hydrology*, 1095-1114.
- HydroGeologic, Inc. (2004). Mann-Kendall analysis for the Fort Ord Site. En *Annual Groundwater Monitoring Report*. California.

- Koutsoyiannis, D. (2004a). Statistics of extremes and estimation of extreme rainfall: I. Theoretical investigation. *Hydrological Sciences-Journal-des Sciences Hydrologiques.*, 575-589.
- Koutsoyiannis, D. (2004b). Statistics of extremes and estimation of extreme rainfall: II. Empirical investigation of long rainfall records. *Hydrological Sciences-Journal-des Sciences Hydrologiques*, 591-609.
- Mikeleiz, A. U. (2008). IGELDO, UN OBSERVATORIO METEOROLÓGICO PARA EL GOLFO DE BIZKAIA. Deusto.
- Müller, A. (2016). *METEOROLOGISCHE INSTRUMENTE KG*. Obtenido de <http://www.rfuessmueller.de/>
- Onof, C., Chandler, R., Kakou, A., Northrop, P., Wheeler, H. S. y V.Islam. (2000). Rainfall modelling using Poisson-cluster processes: a review of developments. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 384-411.
- Orden FOM/298/2016, B. (15 de febrero de 2016). Orden FOM/298/2016, de 15 de febrero, por la que se aprueba la norma 5.2 -IC drenaje superficial de la Instrucción de Carreteras. *BOE*. Madrid.
- Organización Meteorológica Mundial [OMM]. (1995). *Guía de Prácticas Hidrológicas. Adquisición y proceso de datos, análisis, predicción y otras aplicaciones*. ISBN 92-63-30168-9.
- Pohlert, T. (6 de January de 2016). Non-Parametric Trend Tests and Change-Point Detection.
- Ponce, V. M. (2015). *Preguntas y respuestas sobre el periodo de retorno a ser usado para diseño*. Obtenido de San Diego State University: http://ponce.sdsu.edu/periodos_de_retorno_articulo.html
- Rebolé Ruiz, J. P., García- Guzmán Aranda, A. y López Rodriguez, J. J. (febrero de 2009). Simulación estocástica de la lluvia en tiempo continuo para un clima húmedo de la Cornisa Cantábrica. Pamplona.
- Rodriguez-Iturbe, I., Cox, D. y Isham, V. (1988). A Point Process Model for Rainfall: Further Developments. *Proceedings of the Royal Society of London A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 283-298.
- Salsón Casado, S. y García Bartual, R. (1998). Desagregación de lluvias para aplicaciones en simulaciones de sistemas de recursos hidráulicos. *Ciencia y técnica de la ingeniería civil*, 25-35.
- Témez, J. (1978). *Cálculo Hidrometeorológico de caudales máximos en pequeñas cuencas naturales*.
- Valdes, J. y Rodriguez-Iturbe, I. (1985). Approximations of temporal rainfall from a multidimensional model. *Water Resources Research*, 1259-1270.

ANEXO I

Gráficos del test de Mann-Kendall

Como se ha explicado en el subapartado d del apartado 2.2.2. Tratamiento de la serie de datos, se ha realizado el test de Mann-Kendall, en primer lugar, para la precipitación total anual de la serie total de años. Ante los resultados que indican que no hay tendencia o cambio en la cantidad de precipitación a lo largo del paso de los años, se han agrupado estos datos cada 5 y cada 10 años, dando el mismo resultado.

Posteriormente, se ha realizado de nuevo el test para analizar las posibles tendencias de cada mes del año a lo largo de la serie, primero sin agregar y después agregando también cada 5 y 10 años. El resultado de nuevo ha indicado que no ha habido tendencias o cambios significativos a lo largo de la serie.

El primer año de registro (1927) presentaba varios meses con vacíos en la serie de datos, por lo que este año ha sido descartado para realizar este test. Lo mismo ocurre con el año 2002. En año 2005 para las precipitaciones mensuales no se ha descartado, solamente no se ha tenido en cuenta en los últimos 3 meses del año porque no había registros.

En este anexo, se recogen los gráficos de distribución de precipitación total mensual de los meses del año sin agregar (Figuras I.1 a I.12), y con los niveles de agregación de 5 y 10 años (Figuras I.13 a I.24 y figuras I.25 a I.36, respectivamente).

En cada uno de ellos se representa en el eje de ordenadas la precipitación y en abscisas el año o conjunto de años. Además aparece la línea de tendencia con su ecuación y su valor de R^2 (que en todos los casos es muy cercano al cero), la cual indica también a simple vista de que no hay tendencias significantes.

A continuación, se muestran estos estos gráficos:

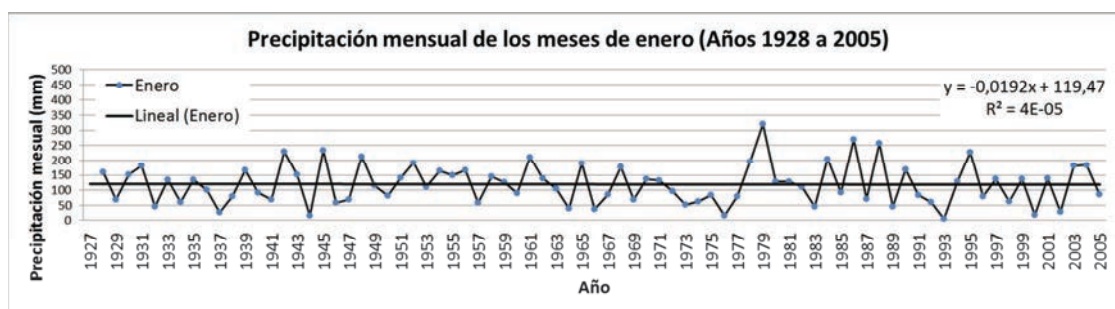


Figura I. 1: Precipitación mensual de los meses de enero en Igueldo (1928-2005).

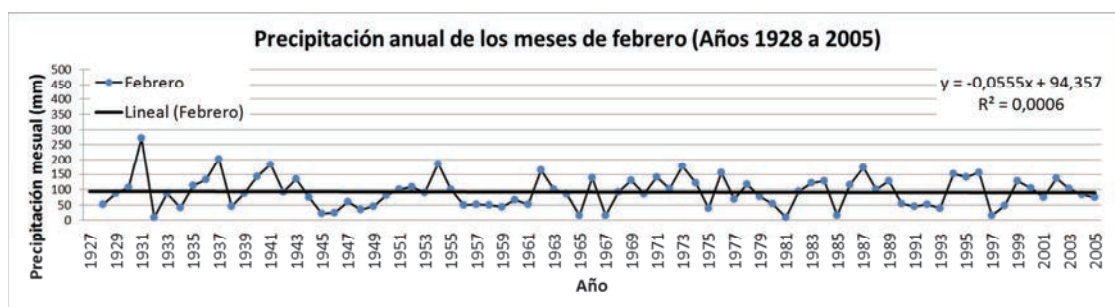


Figura I. 2: Precipitación mensual de los meses de febrero en Igueldo (1928-2005).

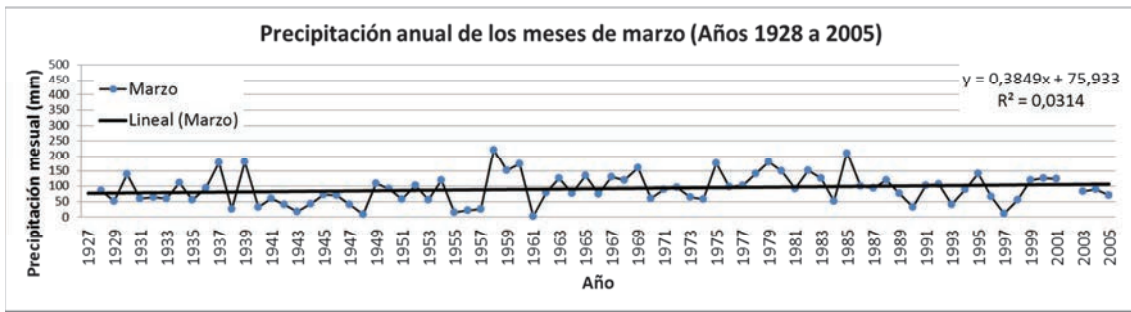


Figura I. 3: Precipitación mensual de los meses de marzo en Igueldo (1928-2005).

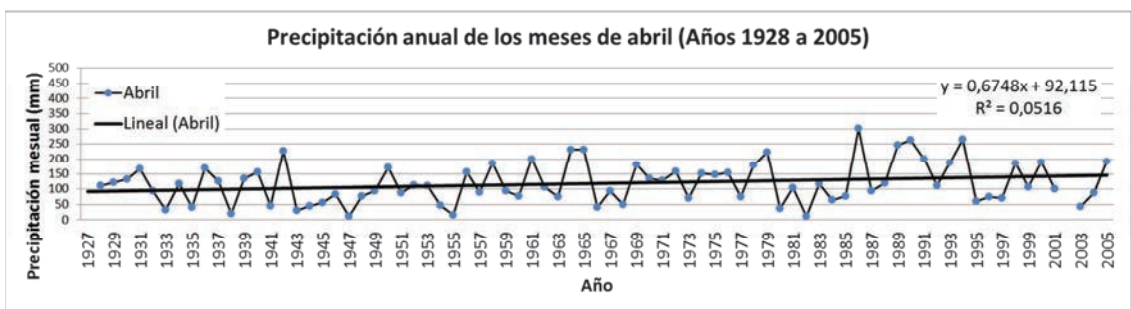


Figura I. 4: Precipitación mensual de los meses de abril en Igueldo (1928-2005).

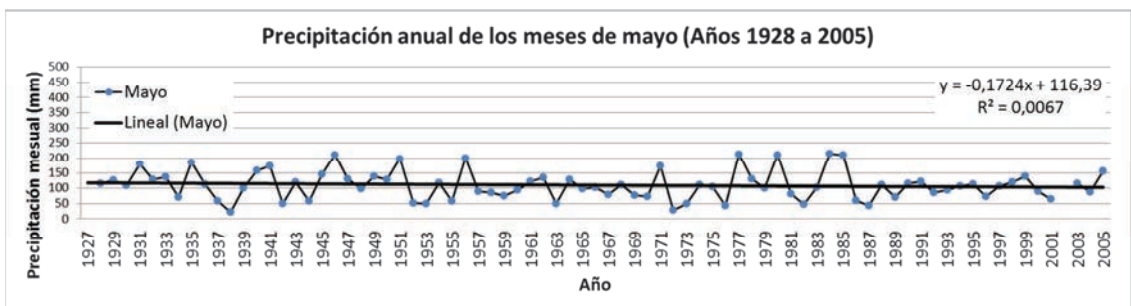


Figura I. 5: Precipitación mensual de los meses de mayo en Igueldo (1928-2005).

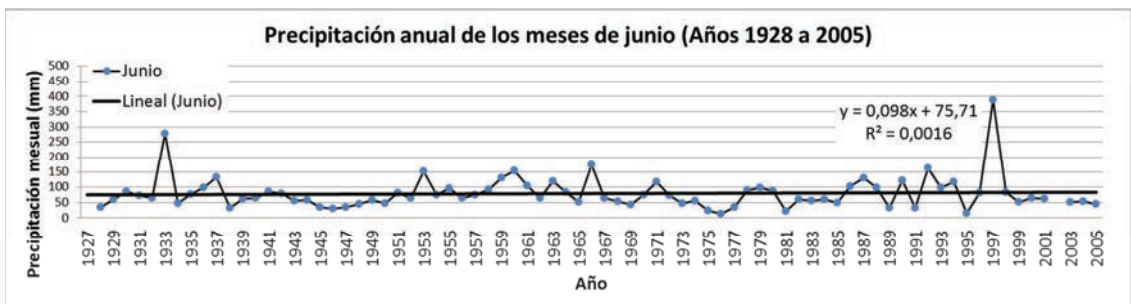


Figura I. 6: Precipitación mensual de los meses de junio en Igueldo (1928-2005).

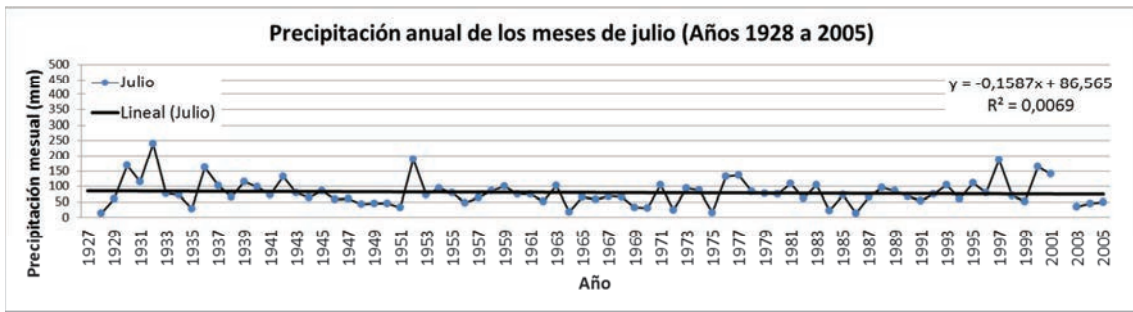


Figura I. 7: Precipitación mensual de los meses de julio en Igueldo (1928-2005).

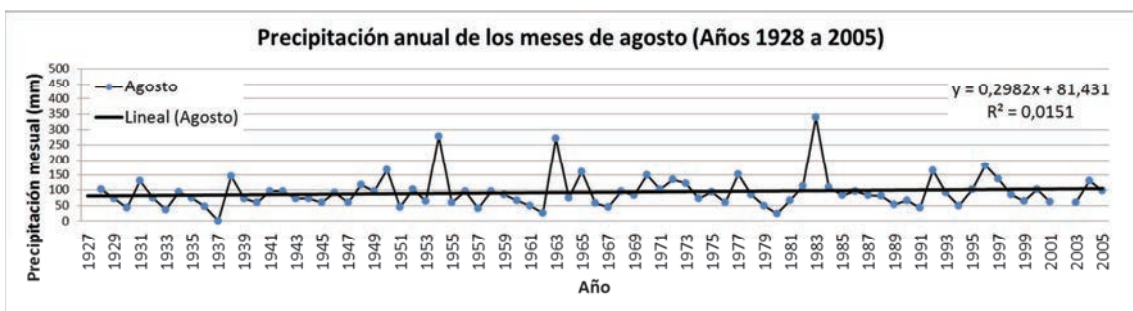


Figura I. 8: Precipitación mensual de los meses de agosto en Igueldo (1928-2005).

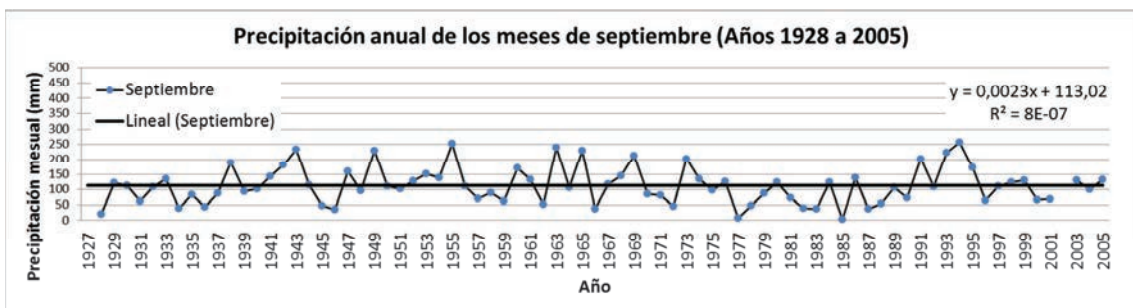


Figura I. 9: Precipitación mensual de los meses de septiembre en Igueldo (1928-2005).

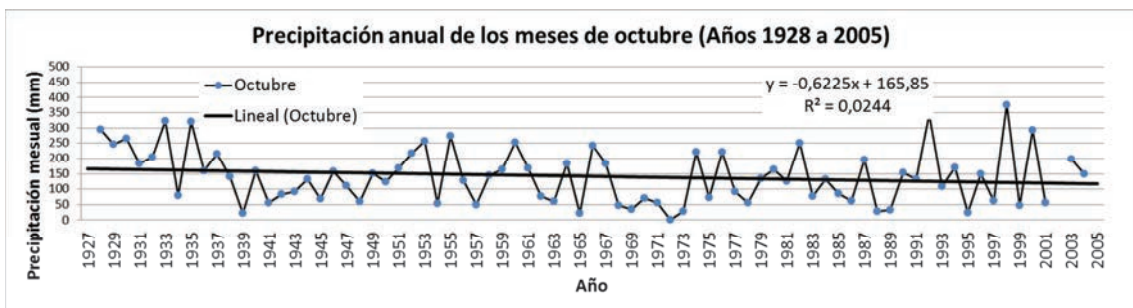


Figura I. 10: Precipitación mensual de los meses de octubre en Igueldo (1928-2004).

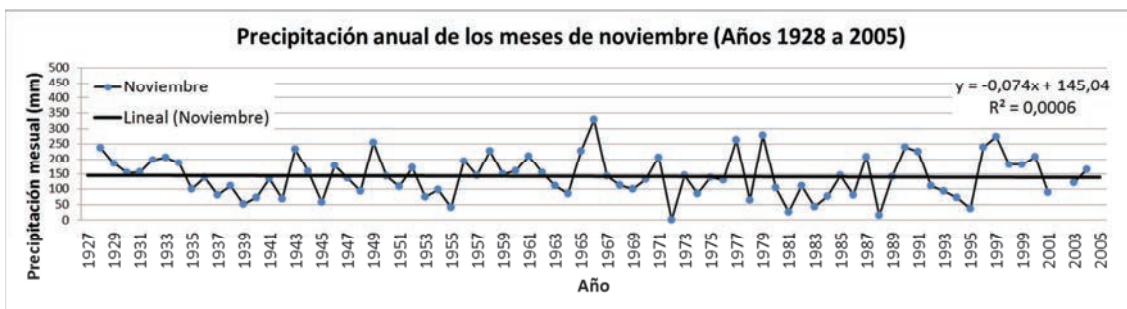


Figura I. 11: Precipitación mensual de los meses de noviembre en Igueldo (1928-2004).

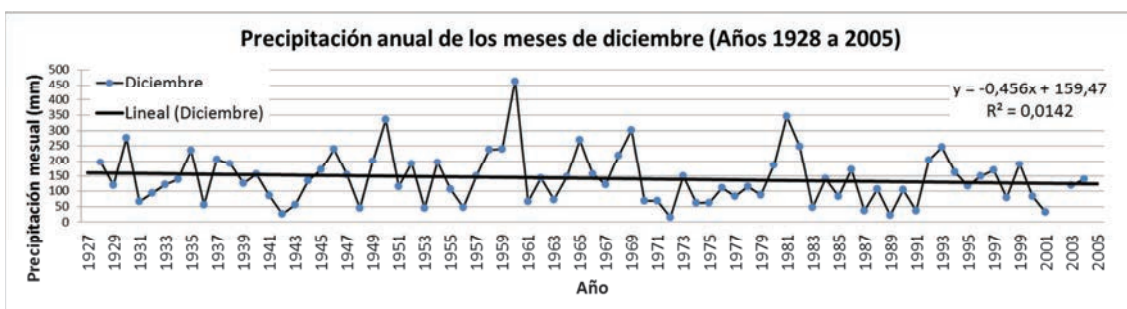


Figura I. 12: Precipitación mensual de los meses de diciembre en Igueldo (1928-2004).

A continuación se representa la serie agregada cada 5 años. En este caso, la serie acaba en 2003, descartando los datos de 2004 y 2005 porque no se dispone de más años para otra agregación.

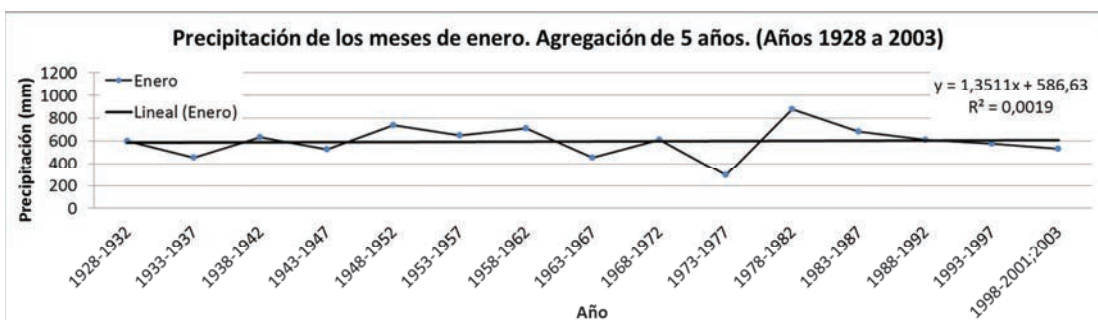


Figura I. 13: Precipitación de los meses de enero en Igueldo. Agregación de 5 años.

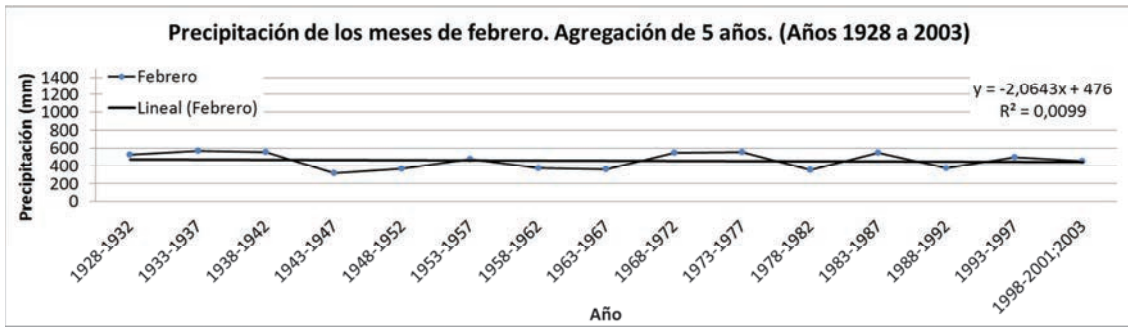


Figura I. 14: Precipitación de los meses de febrero en Igueldo. Agregación de 5 años.

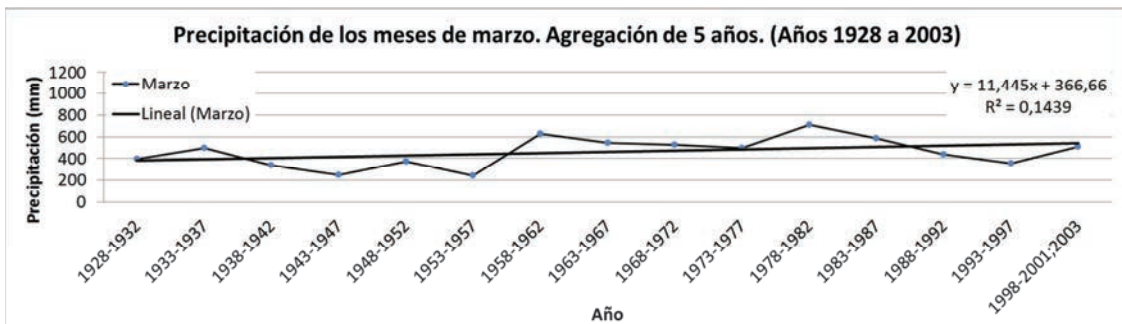


Figura I. 15: Precipitación de los meses de marzo en Igueldo. Agregación de 5 años.

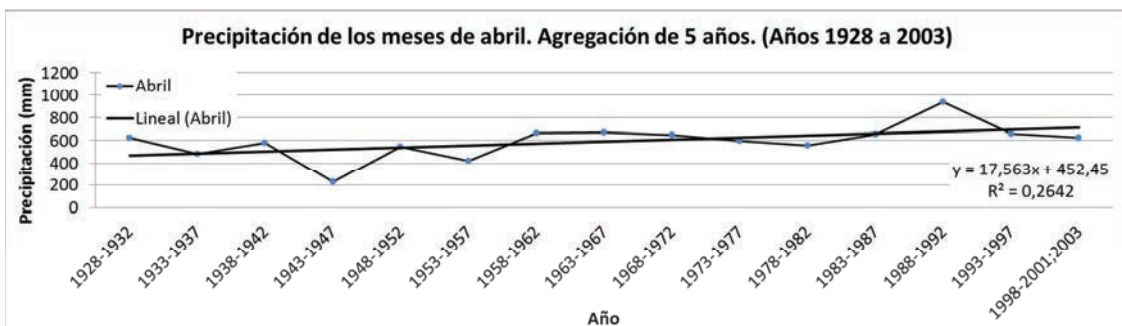


Figura I. 16: Precipitación de los meses de abril en Igueldo. Agregación de 5 años.

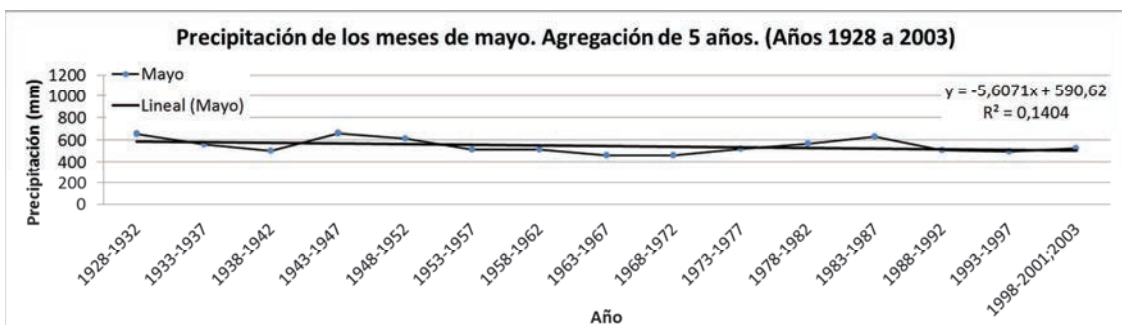


Figura I. 17: Precipitación de los meses de mayo en Igueldo. Agregación de 5 años.

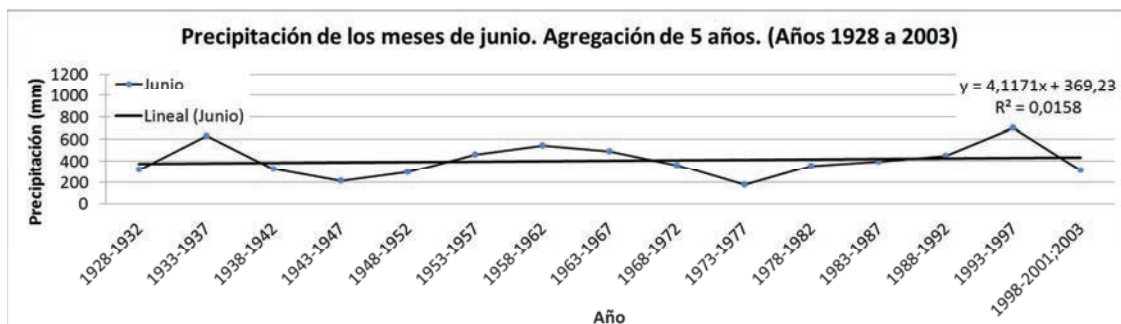


Figura I. 18: Precipitación de los meses de junio en Igueldo. Agregación de 5 años.

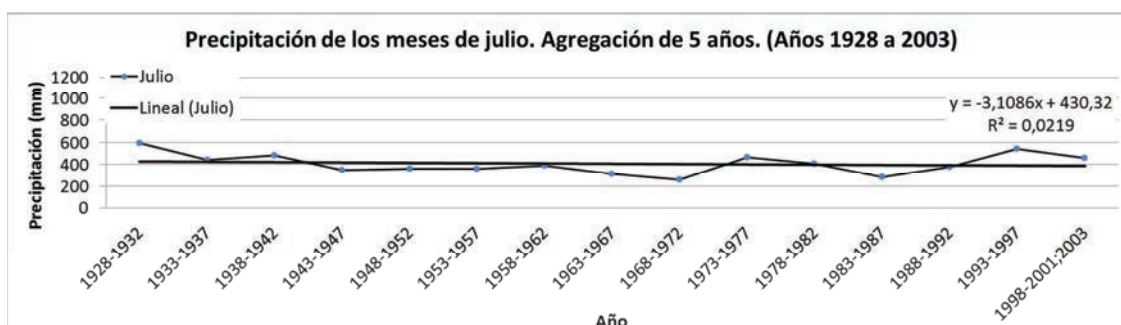


Figura I. 19: Precipitación de los meses de julio en Igueldo. Agregación de 5 años.

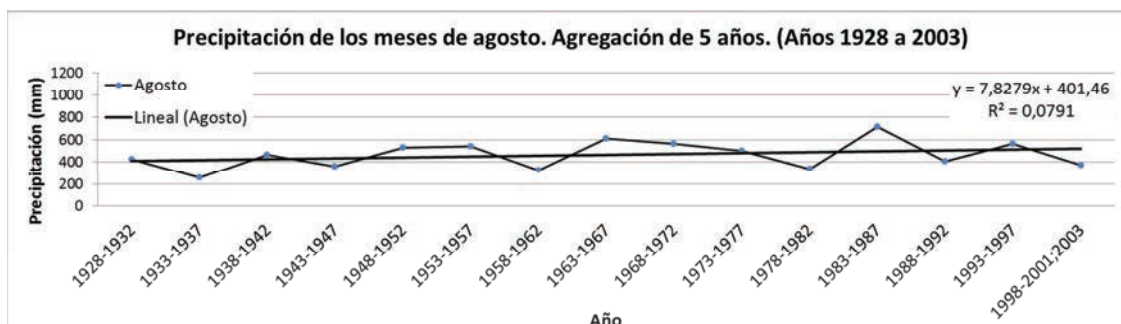


Figura I. 20: Precipitación de los meses de agosto en Igueldo. Agregación de 5 años.

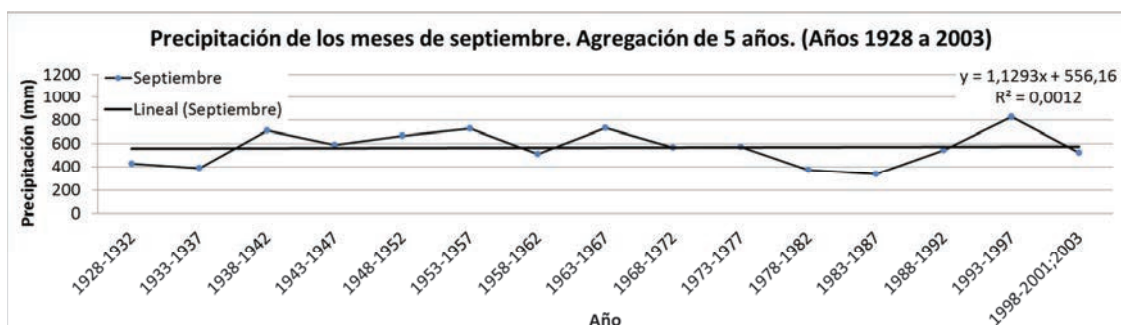


Figura I. 21: Precipitación de los meses de septiembre en Igueldo. Agregación de 5 años.

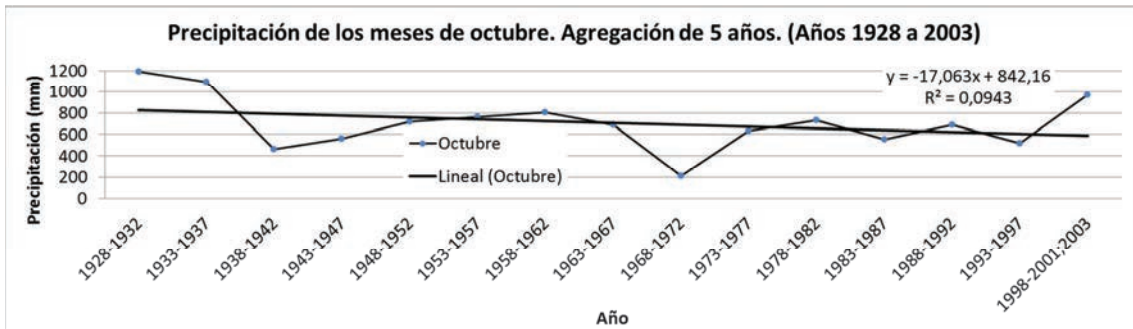


Figura I. 22: Precipitación de los meses de octubre en Igueldo. Agregación de 5 años.

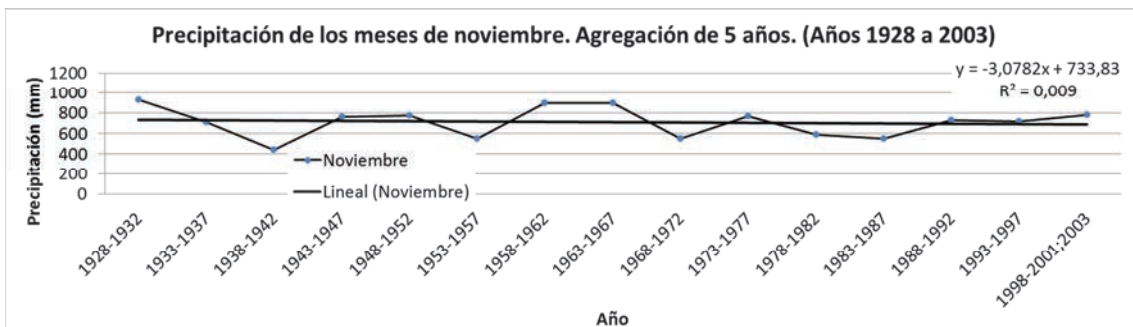


Figura I. 23: Precipitación de los meses de noviembre en Igueldo. Agregación de 5 años.

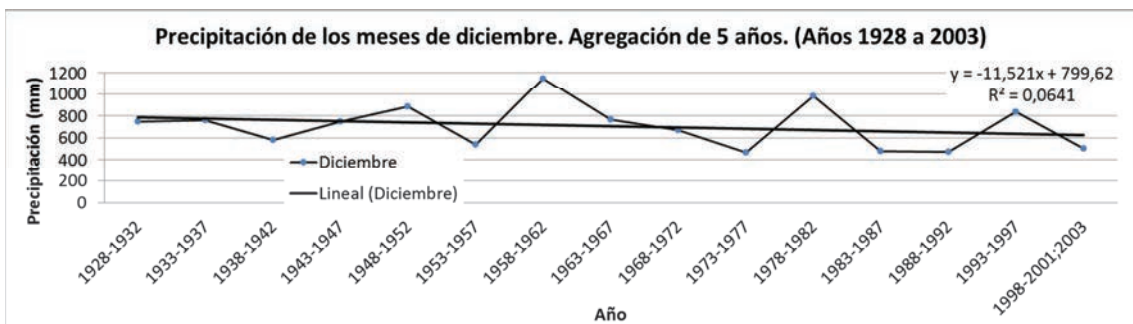


Figura I. 24: Precipitación de los meses de diciembre en Igueldo. Agregación de 5 años.

Finalmente, se representa la serie agregada cada 10 años (hasta el año 1997):

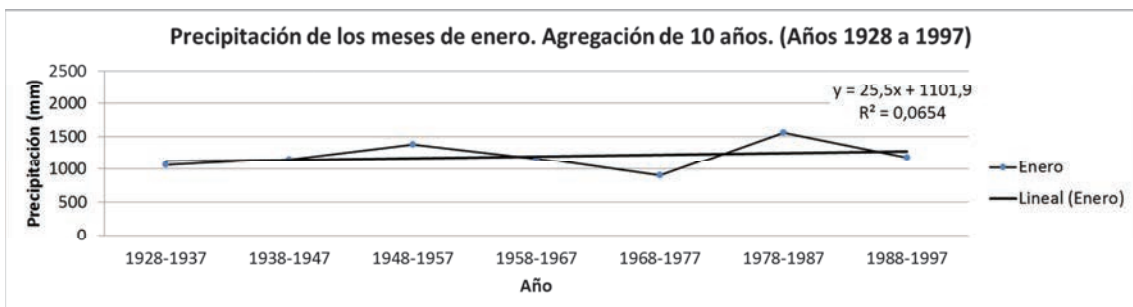


Figura I. 25: Precipitación de los meses de enero en Igueldo. Agregación de 10 años.

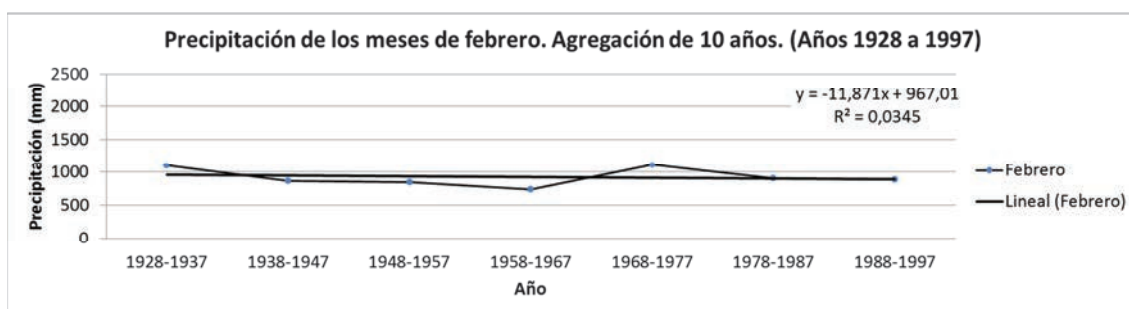


Figura I. 26: Precipitación de los meses de febrero en Igueldo. Agregación de 10 años.

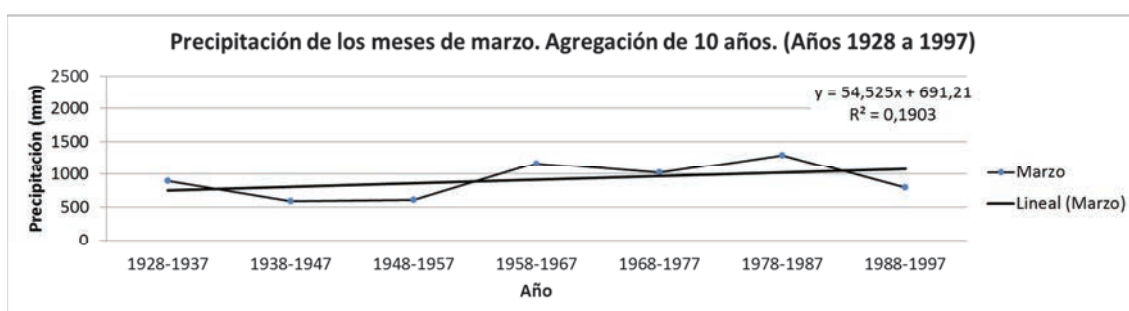


Figura I. 27: Precipitación de los meses de marzo en Igueldo. Agregación de 10 años.

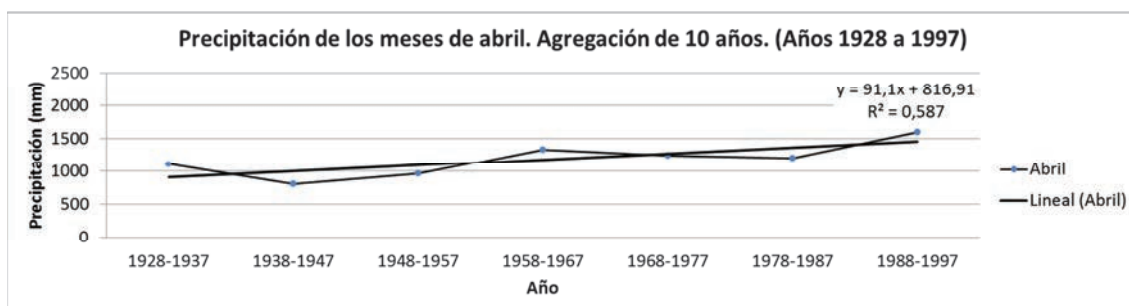


Figura I. 28: Precipitación de los meses de abril en Igueldo. Agregación de 10 años.

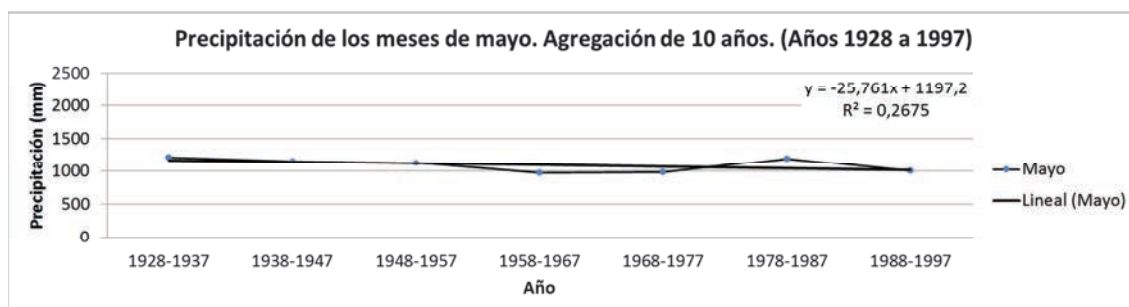


Figura I. 29: Precipitación de los meses de mayo en Igueldo. Agregación de 10 años.

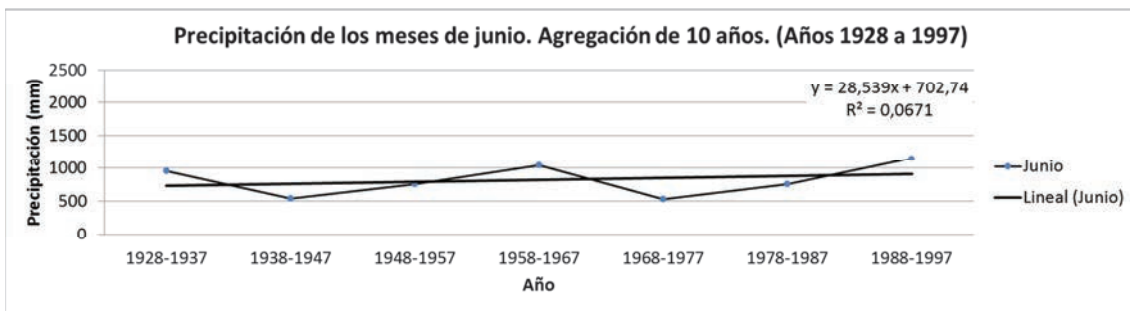


Figura I. 30: Precipitación de los meses de junio en Igueldo. Agregación de 10 años.

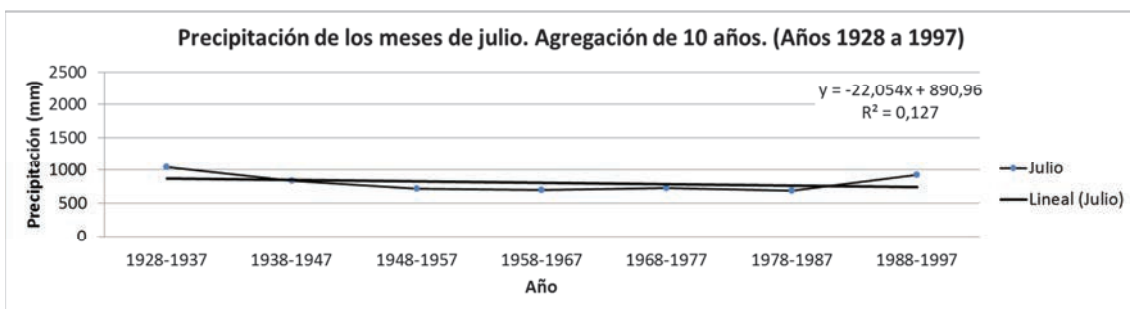


Figura I. 31: Precipitación de los meses de julio en Igueldo. Agregación de 10 años.

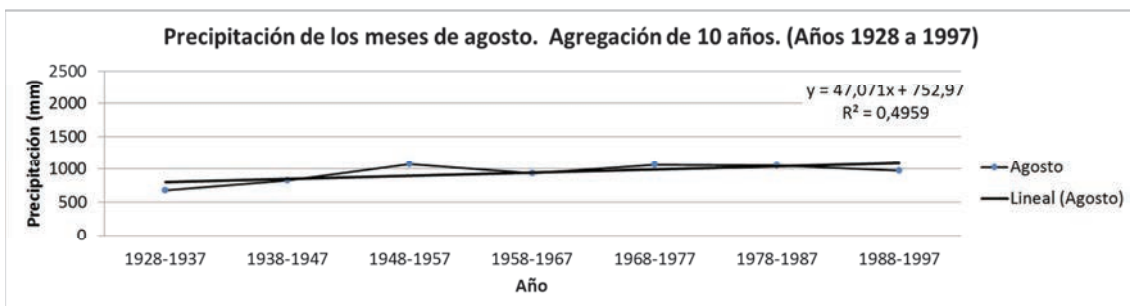


Figura I. 32: Precipitación de los meses de agosto en Igueldo. Agregación de 10 años.

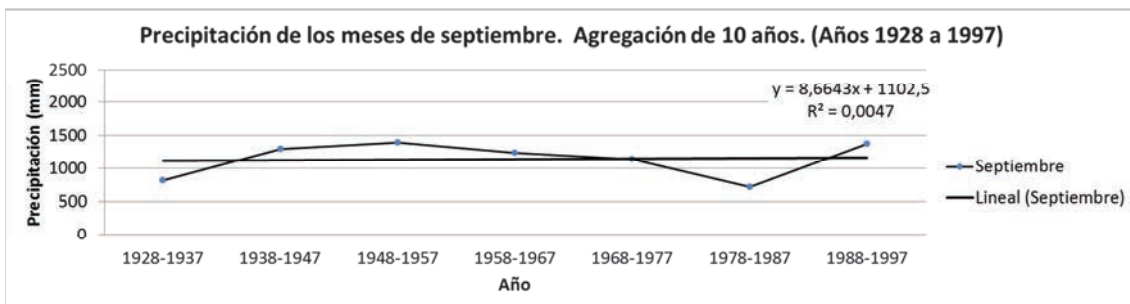


Figura I. 33: Precipitación de los meses de septiembre en Igueldo. Agregación de 10 años.

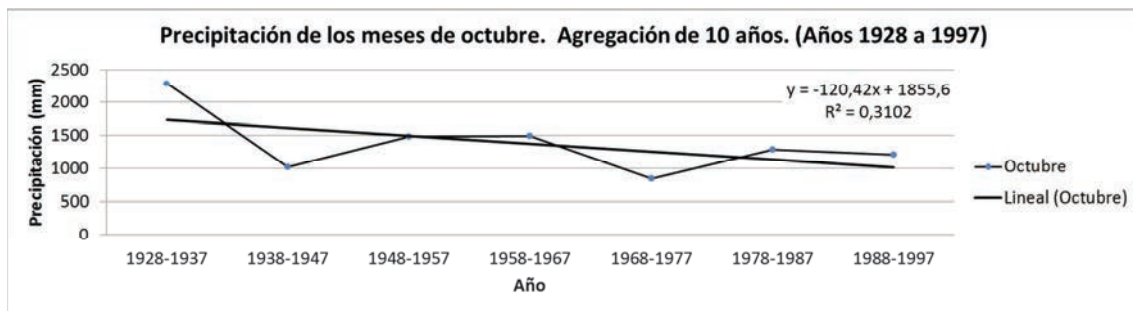


Figura I. 34: Precipitación de los meses de octubre en Igueldo. Agregación de 10 años.

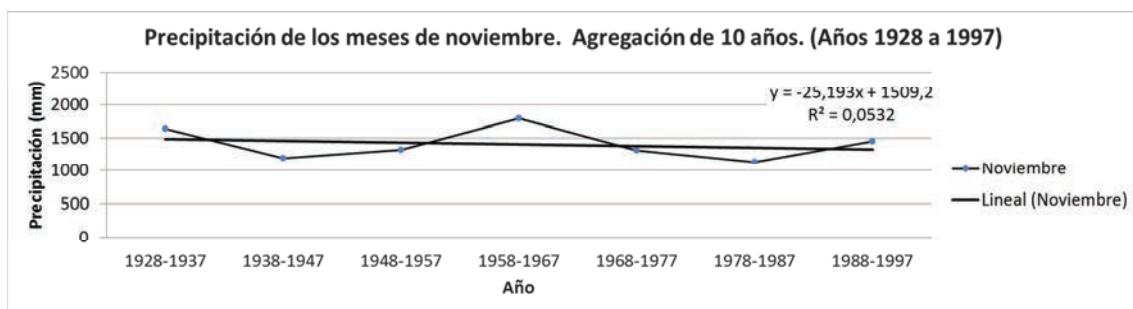


Figura I. 35: Precipitación de los meses de noviembre en Igueldo. Agregación de 10 años.

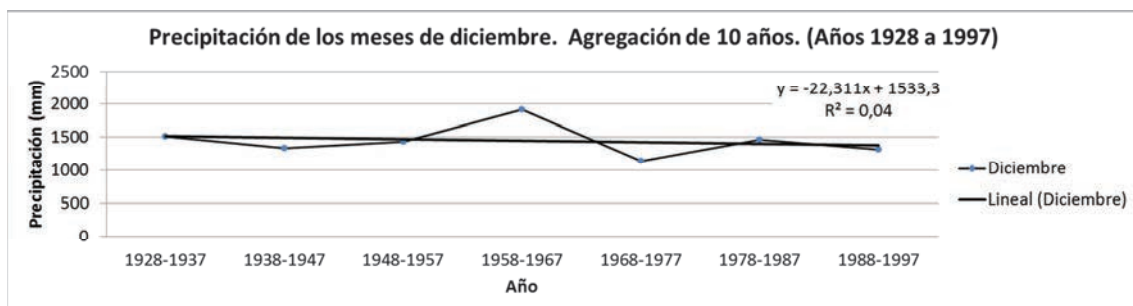


Figura I. 36: Precipitación de los meses de diciembre en Igueldo. Agregación de 10 años.

ANEXO II

Análisis de extremos. Ajuste de funciones de probabilidad.

En este anexo figuran las tablas de resultados de los test Chi Cuadrado y Kolmogorov-Smirnov obtenidos con Hydrognomon para el ajuste de todas las funciones a las duraciones de 10 minutos, 1 hora, 6 horas y 24 horas.

a. Serie real

En la tabla II. 1 se recogen los resultados de los test para la serie de máximos de precipitación diezminutal:

0,16 h	X-Square test for All data			Kolmogorov-Smirnov test for:All data		
	a=5%	Attained a	Pearson Param.	a=5%	Attained a	DMax
Normal	REJECT	0,48%	20,4091	ACCEPT	18,53%	0,11624
Normal (L-Moments)	REJECT	1,60%	17,2273	ACCEPT	21,55%	0,11249
LogNormal	ACCEPT	77,45%	4,04545	ACCEPT	98,58%	0,04848
Galton	ACCEPT	63,98%	4,27273	ACCEPT	99,91%	0,03977
Exponential	ACCEPT	63,78%	5,18182	ACCEPT	23,26%	0,11052
Exponential (L-Moments)	ACCEPT	34,07%	7,90909	ACCEPT	44,05%	0,09238
Gamma	ACCEPT	14,47%	10,8636	ACCEPT	78,21%	0,06997
Pearson III	ACCEPT	38,85%	6,31818	ACCEPT	99,08%	0,04667
Log Pearson III	ACCEPT	76,20%	3,36364	ACCEPT	99,95%	0,03811
EV1-Max (Gumbel)	ACCEPT	66,55%	4,95455	ACCEPT	96,33%	0,05341
EV2-Max	ACCEPT	17,85%	10,1818	ACCEPT	33,82%	0,10035
EV1-Min (Gumbel)	REJECT	0,00%	33,8182	REJECT	0,53%	0,18363
EV3-Min (Weibull)	REJECT	0,62%	19,7273	ACCEPT	34,56%	0,09973
GEV-Max	ACCEPT	82,02%	2,90909	ACCEPT	99,74%	0,04238
GEV-Min	ACCEPT	43,86%	5,86364	ACCEPT	97,23%	0,05179
Pareto	ACCEPT	12,66%	9,95455	REJECT	%	0,40334
GEV-Max (L-Moments)	ACCEPT	73,18%	3,59091	ACCEPT	99,76%	0,04221
GEV-Min (L-Moments)	ACCEPT	70,13%	3,81818	ACCEPT	97,54%	0,05114
EV1-Max (Gumbel, L-Moments)	ACCEPT	42,89%	7	ACCEPT	97,88%	0,05038
EV2-Max (L-Moments)	ACCEPT	63,78%	5,18182	ACCEPT	46,26%	0,0908
EV1-Min (Gumbel, L-Moments)	REJECT	0,00%	34,9545	REJECT	0,60%	0,1818
EV3-Min (Weibull, L-Moments)	REJECT	0,43%	20,6364	ACCEPT	31,98%	0,10195
Pareto (L-Moments)	ACCEPT	46,51%	5,63636	REJECT	0,00%	0,28546
GEV-Max (kappa specified)	ACCEPT	58,28%	5,63636	ACCEPT	95,88%	0,05412
GEV-Min (kappa specified)	REJECT	0,16%	23,1364	REJECT	4,06%	0,14879
GEV-Max (kappa specified, L-Moments)	ACCEPT	52,92%	6,09091	ACCEPT	97,77%	0,05064
GEV-Min (kappa specified, L-Moments)	REJECT	0,21%	22,4545	REJECT	4,89%	0,14519

Tabla II. 1: Test X^2 y Kolmogorov-Smirnov para el ajuste de funciones de la serie real con agregación de 0,16 horas.

Las funciones que mejor ajuste tienen en ambos test son: Log Normal, Galton, Pearson III, Log Pearson III, GEV-Max, EV1-Max (L-Moments), Gumbel Max, GEV-Max (L-M) y GEV-Max (L-M, k specif).

En las figuras II. 1 y II. 2. Se representan todas ellas.

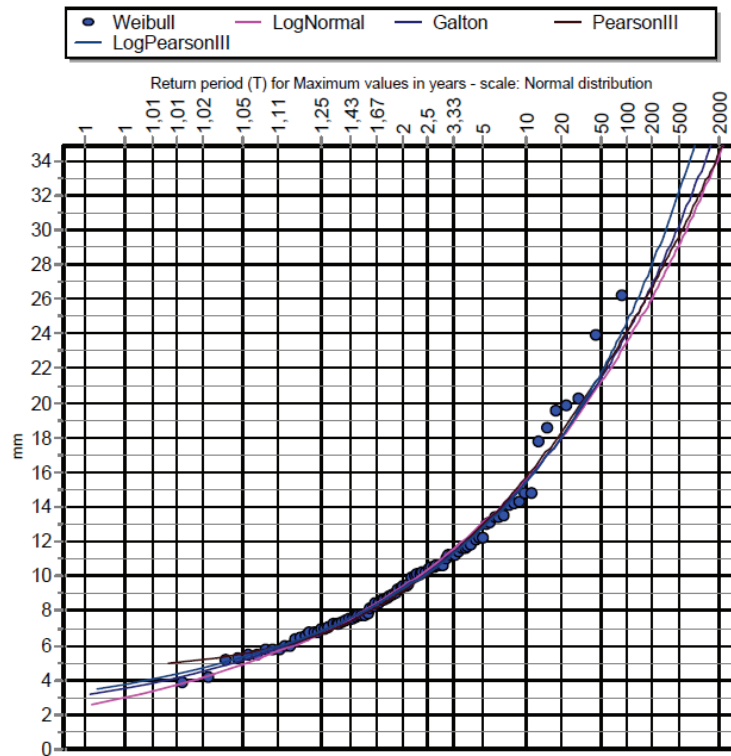


Figura II. 1: Ajuste de funciones 1 a la precipitación máxima anual en 0,16 h de la serie real en función del periodo de retorno.

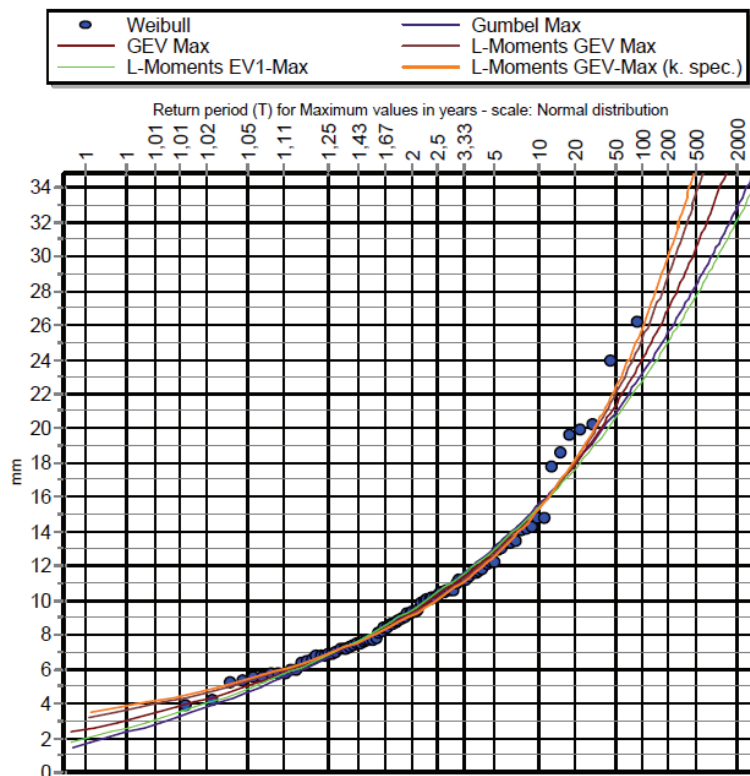


Figura II. 2: Ajuste de funciones 2 a la precipitación máxima anual en 0,16 h de la serie real en función del periodo de retorno.

Para duraciones de una hora, el resultado de los test para cada función viene indicado en la tabla siguiente:

1 h	X-Square test for All data			Kolmogorov-Smirnov test for:All data		
	a=5%	Attained a	Pearson Param.	a=5%	Attained a	DMax
Normal	REJECT	%	56,77	REJECT	1,16%	0,17
Normal (L-Moments)	REJECT	0,00%	35,18	REJECT	2,44%	0,16
LogNormal	REJECT	0,48%	20,41	ACCEPT	12,44%	0,13
Galton	ACCEPT	34,24%	6,77	ACCEPT	98,42%	0,05
Exponential	REJECT	2,64%	15,86	ACCEPT	24,96%	0,11
Exponential (L-Moments)	ACCEPT	74,79%	4,27	ACCEPT	95,70%	0,05
Gamma	REJECT	0,00%	33,82	REJECT	2,79%	0,16
Pearson III	REJECT	%	48,36	ACCEPT	7,27%	0,14
Log Pearson III	ACCEPT	18,41%	8,82	ACCEPT	99,89%	0,04
EV1-Max (Gumbel)	REJECT	0,01%	29,05	ACCEPT	5,11%	0,14
EV2-Max	ACCEPT	30,16%	8,36	ACCEPT	74,96%	0,07
EV1-Min (Gumbel)	REJECT	%	58,14	REJECT	0,01%	0,24
EV3-Min (Weibull)	REJECT	0,00%	41,55	REJECT	1,04%	0,17
GEV-Max	ACCEPT	11,72%	10,18	ACCEPT	76,60%	0,07
GEV-Min	REJECT	2,91%	14,05	ACCEPT	6,90%	0,14
Pareto	ACCEPT	46,51%	5,64	REJECT	%	0,84
GEV-Max (L-Moments)	ACCEPT	18,41%	8,82	ACCEPT	99,40%	0,05
GEV-Min (L-Moments)	ACCEPT	46,51%	5,64	ACCEPT	95,15%	0,06
EV1-Max (Gumbel, L-Moments)	REJECT	0,18%	22,91	ACCEPT	45,87%	0,09
EV2-Max (L-Moments)	ACCEPT	58,28%	5,64	ACCEPT	95,37%	0,05
EV1-Min (Gumbel, L-Moments)	REJECT	%	55,64	REJECT	0,02%	0,23
EV3-Min (Weibull, L-Moments)	REJECT	0,00%	31,55	ACCEPT	6,53%	0,14
Pareto (L-Moments)	ACCEPT	46,51%	5,64	REJECT	%	0,65
GEV-Max (kappa specified)	REJECT	2,24%	16,32	ACCEPT	38,81%	0,10
GEV-Min (kappa specified)	REJECT	%	69,50	REJECT	0,14%	0,20
GEV-Max (kappa specified, L-Moments)	ACCEPT	14,47%	10,86	ACCEPT	95,51%	0,05
GEV-Min (kappa specified, L-Moments)	REJECT	0,00%	41,77	REJECT	0,33%	0,19

Tabla II. 2: Test X^2 y Kolmogorov-Smirnov para el ajuste de funciones de la serie real con agregación de 1 hora.

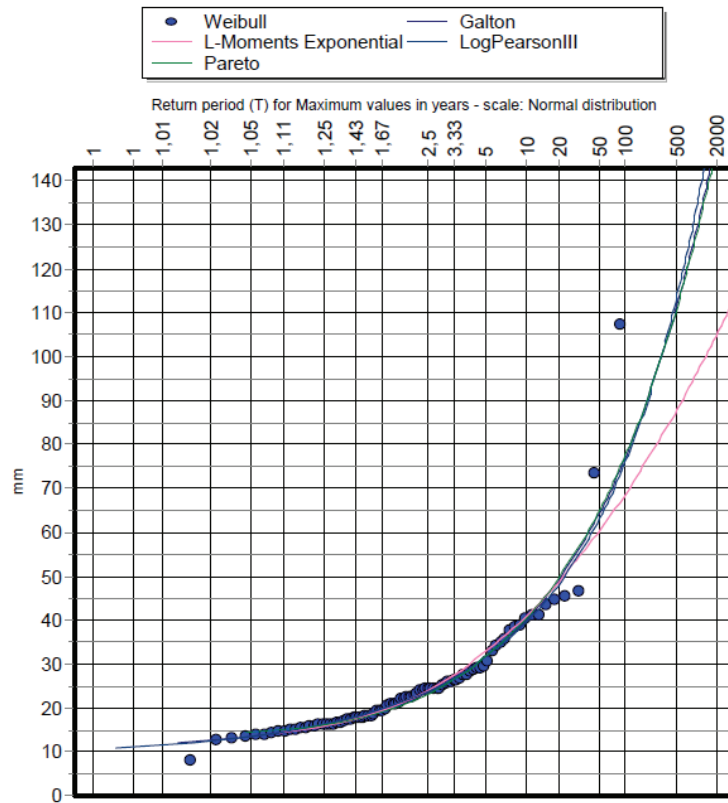


Figura II. 3: Ajuste de funciones 1 a la precipitación máxima anual en 1 h de la serie real en función del periodo de retorno.

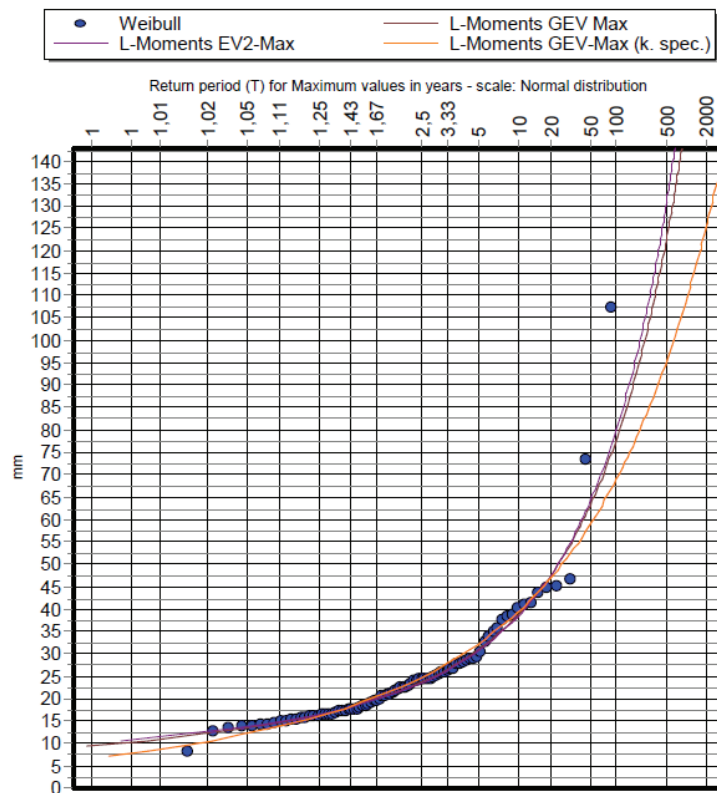


Figura II. 4: Ajuste de funciones 2 a la precipitación máxima anual en 1 h de la serie real en función del periodo de retorno.

6 h	X-Square test for All data			Kolmogorov-Smirnov test for:All data		
	a=5%	Attained a	Pearson Param.	a=5%	Attained a	DMax
Normal	REJECT	0,00%	39,955	REJECT	0,78%	0,177
Normal (L-Moments)	REJECT	0,03%	27,682	REJECT	0,99%	0,174
LogNormal	REJECT	0,23%	22,227	ACCEPT	15,54%	0,120
Galton	ACCEPT	18,41%	8,818	ACCEPT	49,31%	0,089
Exponential	ACCEPT	5,45%	13,818	ACCEPT	18,72%	0,116
Exponential (L-Moments)	ACCEPT	42,89%	7,000	ACCEPT	86,31%	0,064
Gamma	REJECT	0,02%	28,818	ACCEPT	5,13%	0,144
Pearson III	REJECT	%	75,636	REJECT	0,14%	0,203
Log Pearson III	ACCEPT	34,24%	6,773	ACCEPT	77,62%	0,070
EV1-Max (Gumbel)	REJECT	0,10%	24,273	ACCEPT	10,02%	0,130
EV2-Max	ACCEPT	55,58%	5,864	ACCEPT	90,54%	0,060
EV1-Min (Gumbel)	REJECT	%	57,455	REJECT	0,00%	0,246
EV3-Min (Weibull)	REJECT	0,00%	34,955	REJECT	2,09%	0,161
GEV-Max	ACCEPT	73,18%	3,591	ACCEPT	95,44%	0,055
GEV-Min	REJECT	0,00%	33,818	REJECT	4,55%	0,147
Pareto	ACCEPT	15,88%	9,273	REJECT	%	0,710
GEV-Max (L-Moments)	ACCEPT	60,93%	4,500	ACCEPT	96,28%	0,053
GEV-Min (L-Moments)	ACCEPT	30,03%	7,227	ACCEPT	85,35%	0,065
EV1-Max (Gumbel, L-Moments)	ACCEPT	21,87%	9,500	ACCEPT	30,23%	0,104
EV2-Max (L-Moments)	ACCEPT	61,02%	5,409	ACCEPT	93,08%	0,058
EV1-Min (Gumbel, L-Moments)	REJECT	%	48,136	REJECT	0,01%	0,244
EV3-Min (Weibull, L-Moments)	REJECT	0,01%	30,636	REJECT	1,35%	0,168
Pareto (L-Moments)	ACCEPT	43,86%	5,864	REJECT	%	0,375
GEV-Max (kappa specified)	REJECT	2,87%	15,636	ACCEPT	62,04%	0,080
GEV-Min (kappa specified)	REJECT	%	53,818	REJECT	0,08%	0,210
GEV-Max (kappa specified, L-Moments)	ACCEPT	69,32%	4,727	ACCEPT	88,47%	0,062
GEV-Min (kappa specified, L-Moments)	REJECT	0,00%	35,636	REJECT	0,11%	0,206

Tabla II. 3: Test X^2 y Kolmogorov-Smirnov para el ajuste de funciones de la serie real con agregación de 6 horas.

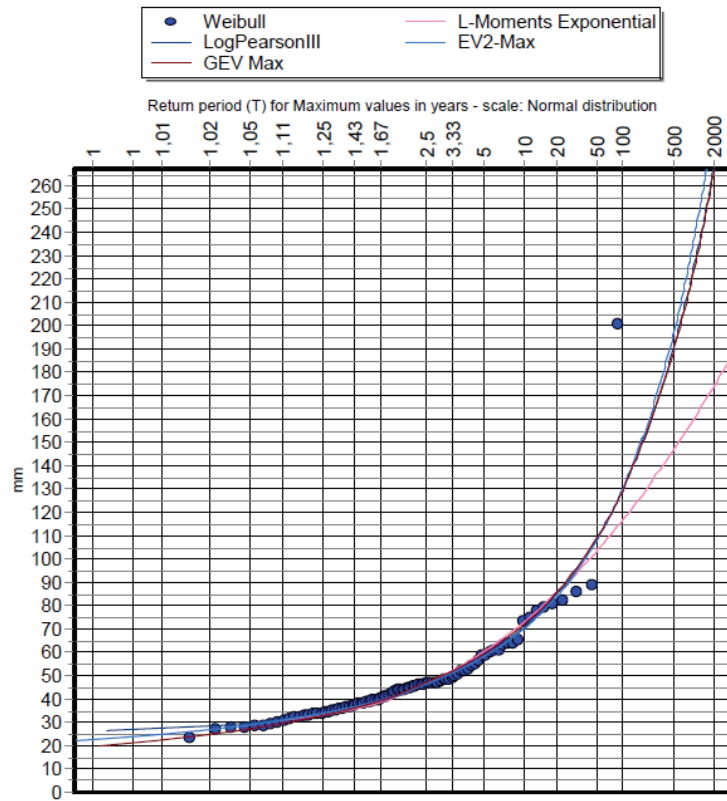


Figura II. 5: Ajuste de funciones 1 a la precipitación máxima anual en 6 h de la serie real en función del periodo de retorno.

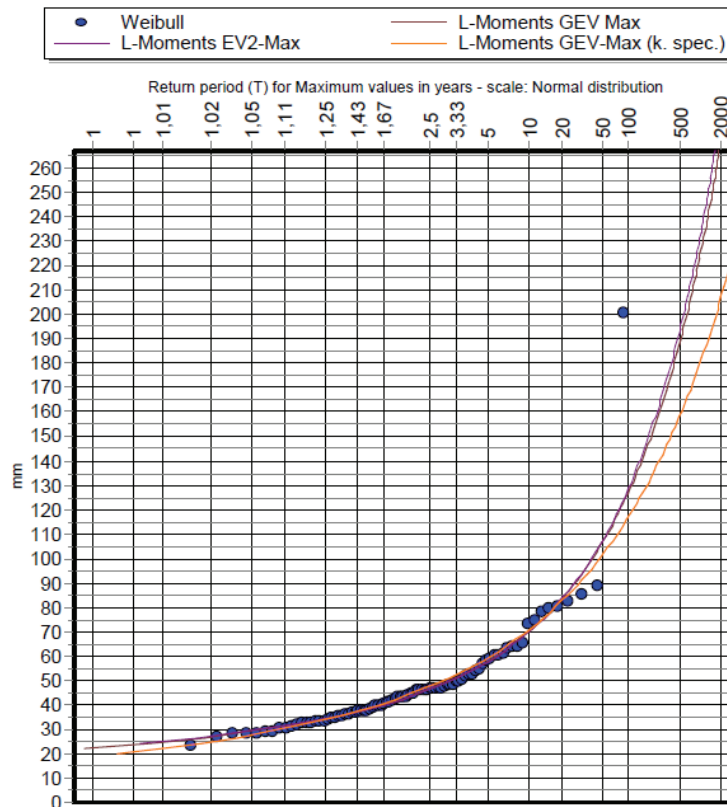


Figura II. 6: Ajuste de funciones 2 a la precipitación máxima anual en 6 h de la serie real en función del periodo de retorno.

6 h sin outlier 1997	X-Square test for All data			Kolmogorov-Smirnov test for:All data		
	a=5%	Attained a	Pearson Param.	a=5%	Attained a	DMax
Normal	REJECT	0,42%	20,701	ACCEPT	9,70%	0,132
Normal (L-Moments)	REJECT	2,86%	15,644	ACCEPT	10,85%	0,129
LogNormal	REJECT	67,96%	4,839	ACCEPT	75,24%	0,072
Galton	ACCEPT	45,08%	5,759	ACCEPT	84,09%	0,066
Exponential	ACCEPT	18,15%	10,126	ACCEPT	25,32%	0,109
Exponential (L-Moments)	ACCEPT	19,45%	9,897	ACCEPT	45,72%	0,092
Gamma	REJECT	22,28%	9,437	ACCEPT	45,29%	0,092
Pearson III	REJECT	68,76%	3,920	ACCEPT	87,61%	0,063
Log Pearson III	ACCEPT	45,08%	5,759	ACCEPT	98,79%	0,048
EV1-Max (Gumbel)	REJECT	70,75%	4,609	ACCEPT	88,79%	0,062
EV2-Max	ACCEPT	°	16,103	ACCEPT	45,13%	0,092
EV1-Min (Gumbel)	REJECT	0,00%	43,460	REJECT	0,22%	0,198
EV3-Min (Weibull)	REJECT	0,94%	18,632	ACCEPT	8,10%	0,136
GEV-Max	ACCEPT	59,48%	4,609	ACCEPT	89,79%	0,061
GEV-Min	REJECT	18,83%	8,747	ACCEPT	89,78%	0,061
Pareto	ACCEPT	50,61%	5,299	REJECT	0,00%	0,276
GEV-Max (L-Moments)	ACCEPT	62,55%	4,379	ACCEPT	99,84%	0,041
GEV-Min (L-Moments)	ACCEPT	32,94%	6,908	ACCEPT	97,67%	0,051
EV1-Max (Gumbel, L-Moments)	ACCEPT	70,75%	4,609	ACCEPT	88,60%	0,063
EV2-Max (L-Moments)	ACCEPT	43,85%	6,908	ACCEPT	67,12%	0,078
EV1-Min (Gumbel, L-Moments)	REJECT	0,00%	43,460	REJECT	0,22%	0,198
EV3-Min (Weibull, L-Moments)	REJECT	0,20%	22,540	ACCEPT	8,05%	0,136
Pareto (L-Moments)	ACCEPT	28,82%	7,368	REJECT	0,00%	0,250
GEV-Max (kappa specified)	REJECT	32,76%	8,057	ACCEPT	89,43%	0,062
GEV-Min (kappa specified)	REJECT	0,01%	29,897	REJECT	1,84%	0,164
GEV-Max (kappa specified, L-Moments)	ACCEPT	62,35%	5,299	ACCEPT	95,45%	0,055
GEV-Min (kappa specified, L-Moments)	REJECT	0,01%	31,046	REJECT	2,10%	0,162

Tabla II. 4: Test X^2 y Kolmogorov-Smirnov para el ajuste de funciones de la serie real con agregación de 6 horas (sin outlier).

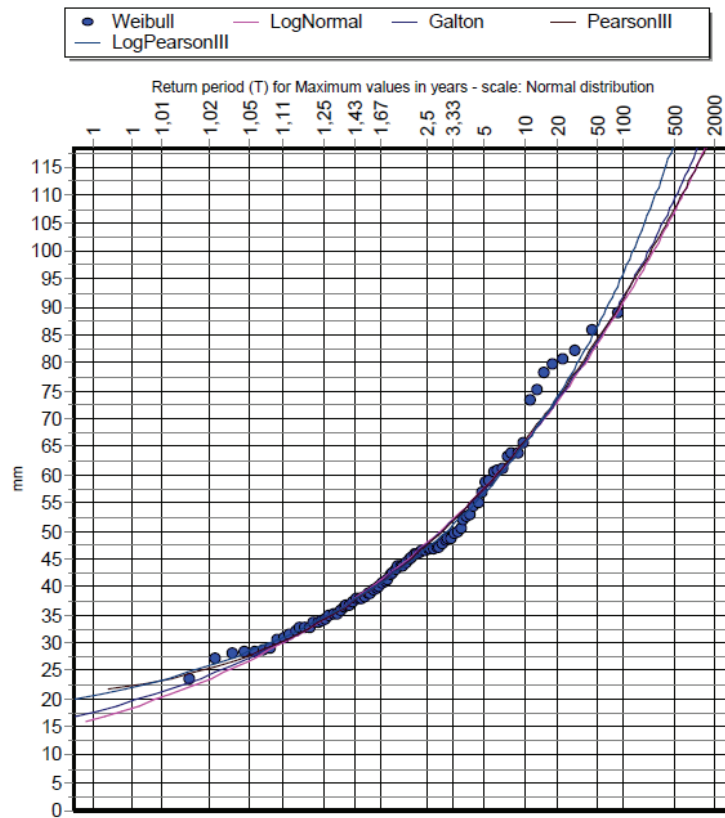


Figura II. 7: Ajuste de funciones 1 a la precipitación máxima anual en 6 h de la serie real (sin outlier) en función del periodo de retorno.

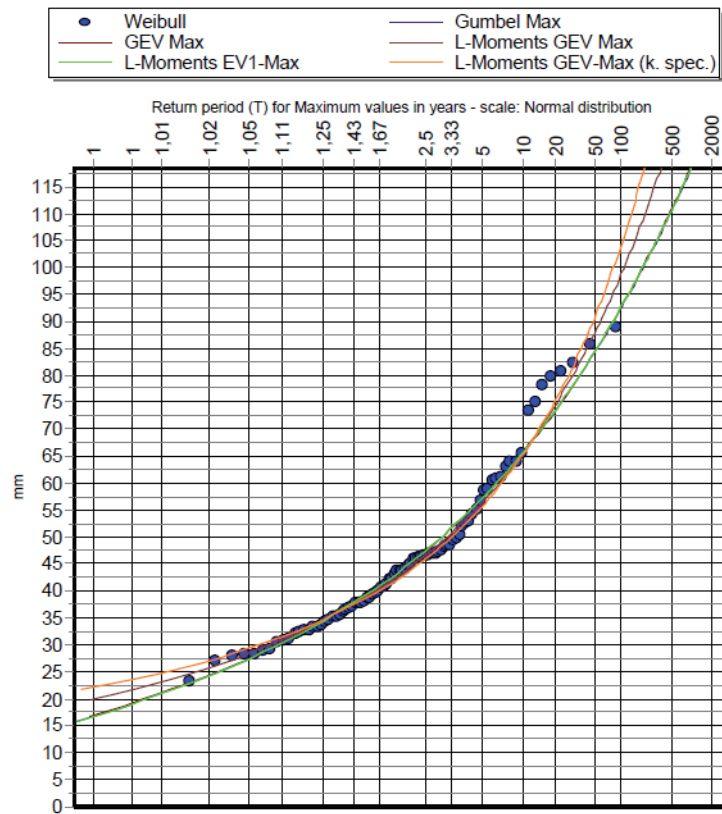


Figura II. 8: Ajuste de funciones 2 a la precipitación máxima anual en 6 h de la serie real (sin outlier) en función del periodo de retorno.

24 h	X-Square test for All data			Kolmogorov-Smirnov test for:All data		
	a=5%	Attained a	Pearson Param.	a=5%	Attained a	DMax
Normal	REJECT	0,00%	40,636	REJECT	0,41%	0,188
Normal (L-Moments)	REJECT	0,21%	22,455	REJECT	1,36%	0,168
LogNormal	REJECT	0,33%	21,318	ACCEPT	17,08%	0,118
Galton	ACCEPT	15,88%	9,273	ACCEPT	49,07%	0,089
Exponential	REJECT	1,60%	17,227	ACCEPT	15,84%	0,120
Exponential (L-Moments)	ACCEPT	12,53%	11,318	ACCEPT	28,42%	0,105
Gamma	REJECT	0,05%	26,091	ACCEPT	5,88%	0,142
Pearson III	REJECT	1,11%	16,546	REJECT	3,58%	0,151
Log Pearson III	ACCEPT	21,27%	8,364	ACCEPT	64,18%	0,079
EV1-Max (Gumbel)	REJECT	0,48%	20,409	ACCEPT	15,12%	0,121
EV2-Max	ACCEPT	94,62%	2,227	ACCEPT	87,15%	0,063
EV1-Min (Gumbel)	REJECT	%	50,636	REJECT	0,00%	0,248
EV3-Min (Weibull)	REJECT	0,00%	37,909	REJECT	0,74%	0,178
GEV-Max	ACCEPT	6,72%	11,773	ACCEPT	71,66%	0,074
GEV-Min	ACCEPT	5,71%	12,227	ACCEPT	8,68%	0,134
Pareto	ACCEPT	9,27%	10,864	REJECT	%	0,834
GEV-Max (L-Moments)	ACCEPT	60,93%	4,500	ACCEPT	77,85%	0,070
GEV-Min (L-Moments)	REJECT	4,84%	12,682	ACCEPT	34,74%	0,100
EV1-Max (Gumbel, L-Moments)	ACCEPT	16,66%	10,409	ACCEPT	25,45%	0,108
EV2-Max (L-Moments)	ACCEPT	52,92%	6,091	ACCEPT	71,69%	0,074
EV1-Min (Gumbel, L-Moments)	REJECT	%	52,000	REJECT	0,01%	0,237
EV3-Min (Weibull, L-Moments)	REJECT	0,03%	27,682	REJECT	1,11%	0,172
Pareto (L-Moments)	REJECT	4,84%	12,682	REJECT	%	0,572
GEV-Max (kappa specified)	ACCEPT	10,83%	11,773	ACCEPT	65,31%	0,078
GEV-Min (kappa specified)	REJECT	%	47,000	REJECT	0,04%	0,218
GEV-Max (kappa specified, L-Moments)	ACCEPT	28,34%	8,591	ACCEPT	74,68%	0,072
GEV-Min (kappa specified, L-Moments)	REJECT	0,00%	35,409	REJECT	0,18%	0,199

Tabla II. 5: Test χ^2 y Kolmogorov-Smirnov para el ajuste de funciones de la serie real con agregación de 24 horas.

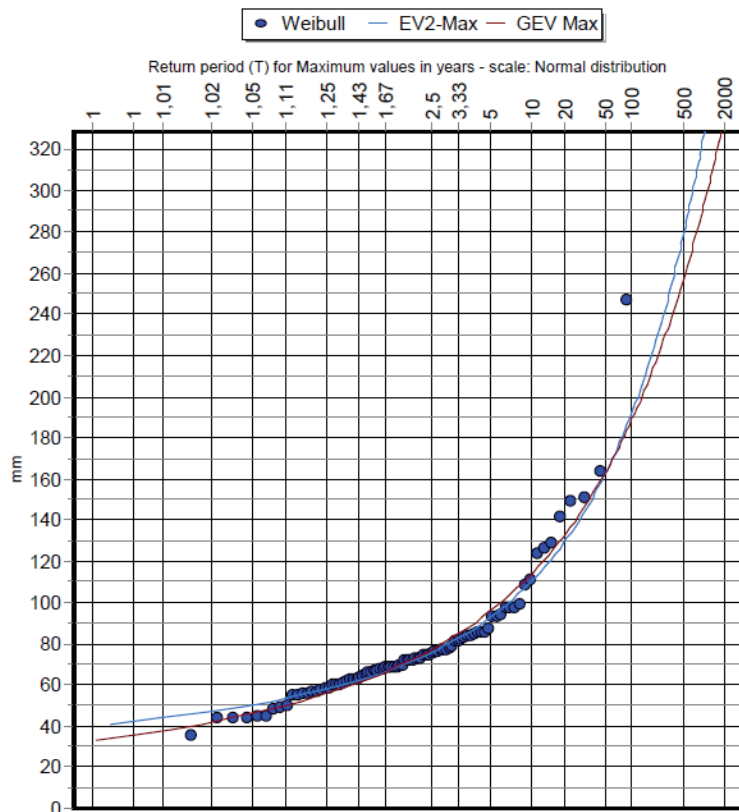


Figura II. 9: Ajuste de funciones 1 a la precipitación máxima anual en 24 h de la serie real en función del periodo de retorno.

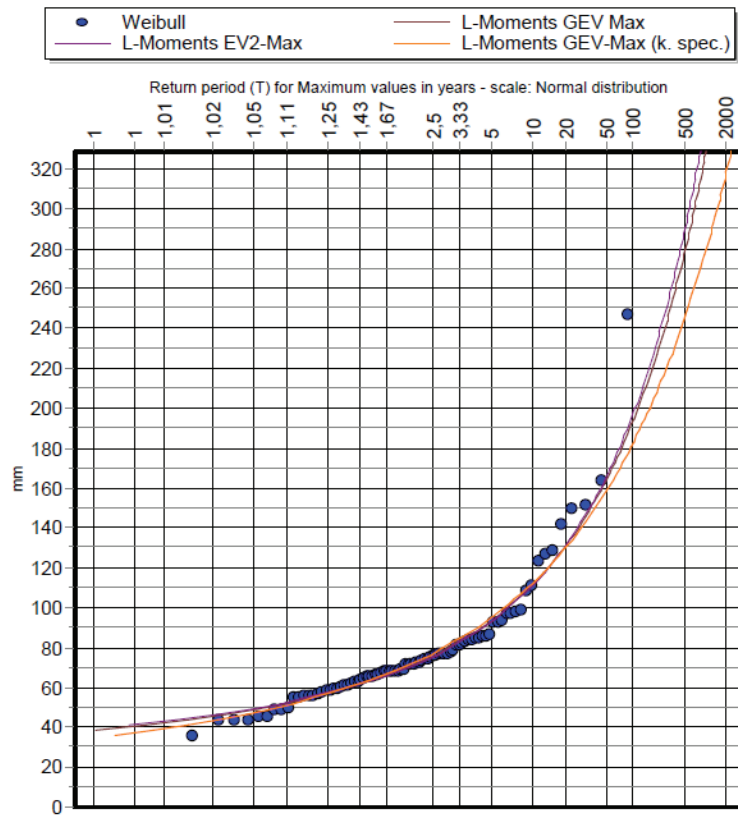


Figura II. 10: Ajuste de funciones 2 a la precipitación máxima anual en 24 h de la serie real en función del periodo de retorno.

b. Serie simulada con el modelo de ARP

0,16 h	X-Square test for All data			Kolmogorov-Smirnov test for:All data		
	a=5%	Attained a	Pearson Param.	a=5%	Attained a	DMax
Normal	REJECT	0,01%	30,64	ACCEPT	5,05%	0,14459
Normal (L-Moments)	REJECT	0,03%	27,00	REJECT	4,29%	0,14773
LogNormal	REJECT	0,15%	23,36	ACCEPT	32,03%	0,1019
Galton	REJECT	0,07%	23,36	ACCEPT	31,74%	0,10215
Exponential	REJECT	0,96%	18,59	ACCEPT	17,29%	0,11792
Exponential (L-Moments)	ACCEPT	61,02%	5,41	ACCEPT	58,98%	0,08233
Gamma	REJECT	0,40%	20,86	ACCEPT	21,34%	0,11273
Pearson III	REJECT	0,21%	20,64	ACCEPT	40,08%	0,09532
Log Pearson III	REJECT	0,07%	23,36	ACCEPT	52,40%	0,08661
EV1-Max (Gumbel)	REJECT	0,09%	24,50	ACCEPT	38,94%	0,09619
EV2-Max	REJECT	0,01%	29,73	ACCEPT	10,12%	0,1302
EV1-Min (Gumbel)	REJECT	%	59,27	REJECT	0,08%	0,2102
EV3-Min (Weibull)	REJECT	0,02%	28,36	REJECT	4,99%	0,14482
GEV-Max	REJECT	0,04%	24,50	ACCEPT	32,37%	0,1016
GEV-Min	REJECT	1,02%	16,77	ACCEPT	56,99%	0,08361
Pareto	ACCEPT	5,71%	12,23	ACCEPT	35,45%	0,09899
GEV-Max (L-Moments)	REJECT	0,08%	23,14	ACCEPT	61,33%	0,08083
GEV-Min (L-Moments)	REJECT	2,91%	14,05	ACCEPT	84,15%	0,06573
EV1-Max (Gumbel, L-Moments)	REJECT	0,19%	22,68	ACCEPT	43,94%	0,09246
EV2-Max (L-Moments)	ACCEPT	8,66%	12,45	ACCEPT	41,64%	0,09414
EV1-Min (Gumbel, L-Moments)	REJECT	%	55,64	REJECT	0,10%	0,2085
EV3-Min (Weibull, L-Moments)	REJECT	0,01%	29,73	REJECT	4,07%	0,14875
Pareto (L-Moments)	ACCEPT	11,72%	10,18	ACCEPT	19,09%	0,11551
GEV-Max (kappa specified)	REJECT	1,47%	17,45	ACCEPT	24,13%	0,10957
GEV-Min (kappa specified)	REJECT	0,00%	39,50	REJECT	1,12%	0,17167
GEV-Max (kappa specified, L-Moments)	REJECT	1,74%	17,00	ACCEPT	58,74%	0,08248
GEV-Min (kappa specified, L-Moments)	REJECT	0,00%	35,18	REJECT	1,02%	0,17315

Tabla II. 6: Test χ^2 y Kolmogorov-Smirnov para el ajuste de funciones de la serie modelada por ARP con agregación de 0,16 horas.

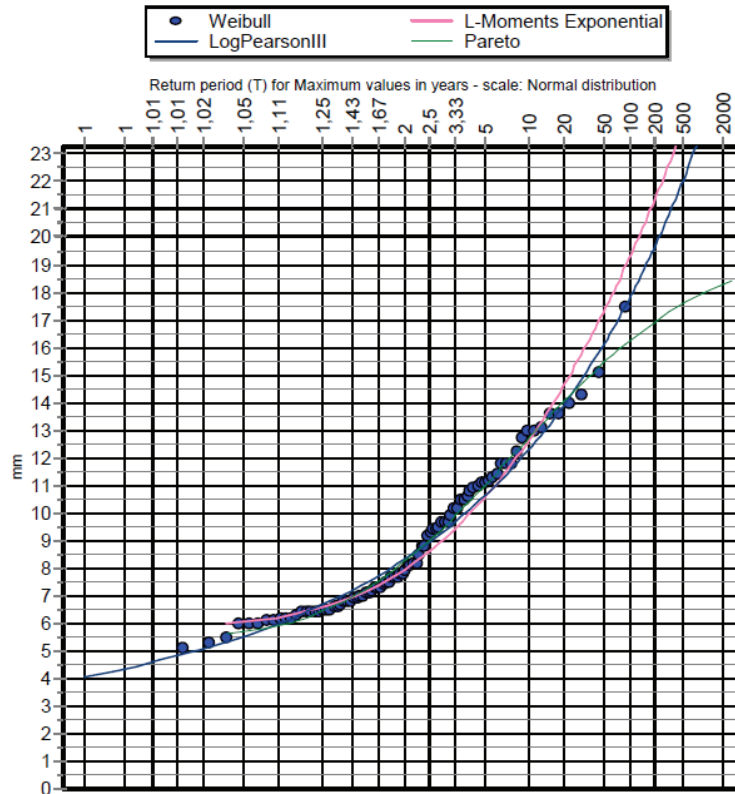


Figura II. 11: Ajuste de funciones 1 a la precipitación máxima anual en 0,16 h de la serie de ARP en función del periodo de retorno.

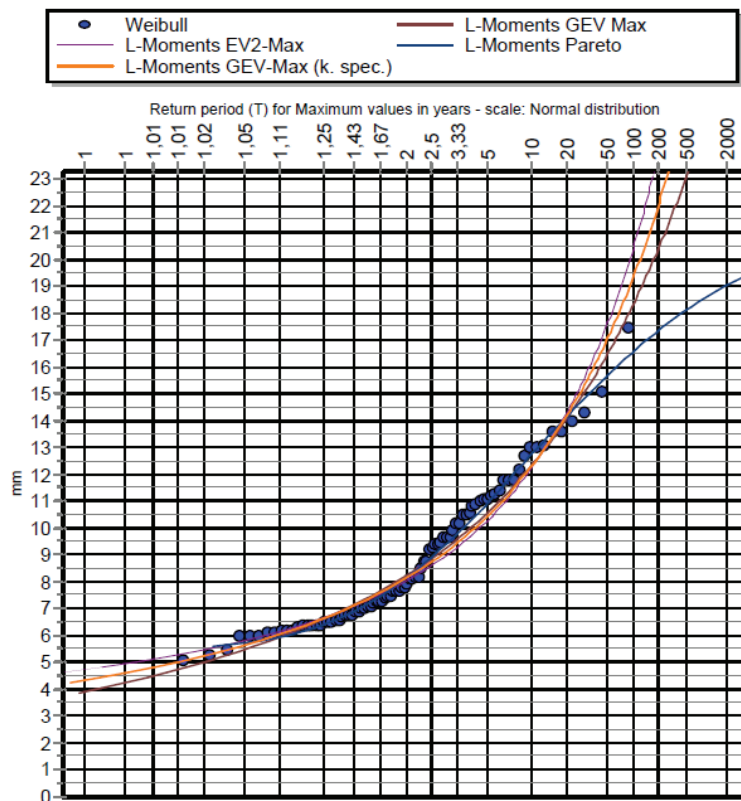


Figura II. 12: Ajuste de funciones 2 a la precipitación máxima anual en 0,16 h de la serie de ARP en función del periodo de retorno.

1 h	X-Square test for All data			Kolmogorov-Smirnov test for:All data		
	a=5%	Attained a	Pearson Param.	a=5%	Attained a	DMax
Normal	REJECT	0,00%	35,4091	REJECT	0,62%	0,18124
Normal (L-Moments)	REJECT	0,00%	36,3182	REJECT	0,71%	0,17906
LogNormal	REJECT	2,64%	15,8636	ACCEPT	14,09%	0,12276
Galton	REJECT	0,03%	24,9545	ACCEPT	43,66%	0,09266
Exponential	REJECT	0,33%	21,3182	ACCEPT	60,94%	0,08108
Exponential (L-Moments)	REJECT	1,14%	18,1364	ACCEPT	35,50%	0,09895
Gamma	REJECT	0,08%	24,7273	ACCEPT	5,86%	0,14162
Pearson III	REJECT	0,15%	21,5455	ACCEPT	58,94%	0,08235
Log Pearson III	REJECT	0,15%	21,5455	ACCEPT	52,51%	0,08654
EV1-Max (Gumbel)	REJECT	0,57%	19,9545	ACCEPT	23,19%	0,1106
EV2-Max	REJECT	1,74%	17	ACCEPT	72,65%	0,07364
EV1-Min (Gumbel)	REJECT	%	52,6818	REJECT	0,00%	0,25031
EV3-Min (Weibull)	REJECT	0,00%	37,4545	REJECT	0,43%	0,18681
GEV-Max	REJECT	1,02%	16,7727	ACCEPT	40,23%	0,09521
GEV-Min	REJECT	0,18%	21,0909	ACCEPT	51,21%	0,0874
Pareto	REJECT	0,41%	19,0455	REJECT	%	0,47668
GEV-Max (L-Moments)	REJECT	0,16%	21,3182	ACCEPT	68,33%	0,0764
GEV-Min (L-Moments)	REJECT	0,31%	19,7273	ACCEPT	55,97%	0,08427
EV1-Max (Gumbel, L-Moments)	REJECT	0,80%	19,0455	ACCEPT	24,08%	0,10963
EV2-Max (L-Moments)	REJECT	1,60%	17,2273	ACCEPT	82,24%	0,06715
EV1-Min (Gumbel, L-Moments)	REJECT	%	53,1364	REJECT	0,00%	0,24926
EV3-Min (Weibull, L-Moments)	REJECT	0,00%	40,1818	REJECT	0,35%	0,18973
Pareto (L-Moments)	REJECT	0,10%	22,4545	REJECT	%	0,35767
GEV-Max (kappa specified)	REJECT	1,35%	17,6818	ACCEPT	81,85%	0,06743
GEV-Min (kappa specified)	REJECT	%	46,5455	REJECT	0,06%	0,21398
GEV-Max (kappa specified, L-Moments)	REJECT	0,80%	19,0455	ACCEPT	79,92%	0,06879
GEV-Min (kappa specified, L-Moments)	REJECT	0,00%	42,6818	REJECT	0,07%	0,21192

Tabla II. 7: Test χ^2 y Kolmogorov-Smirnov para el ajuste de funciones de la serie modelada por ARP con agregación de 1 hora.

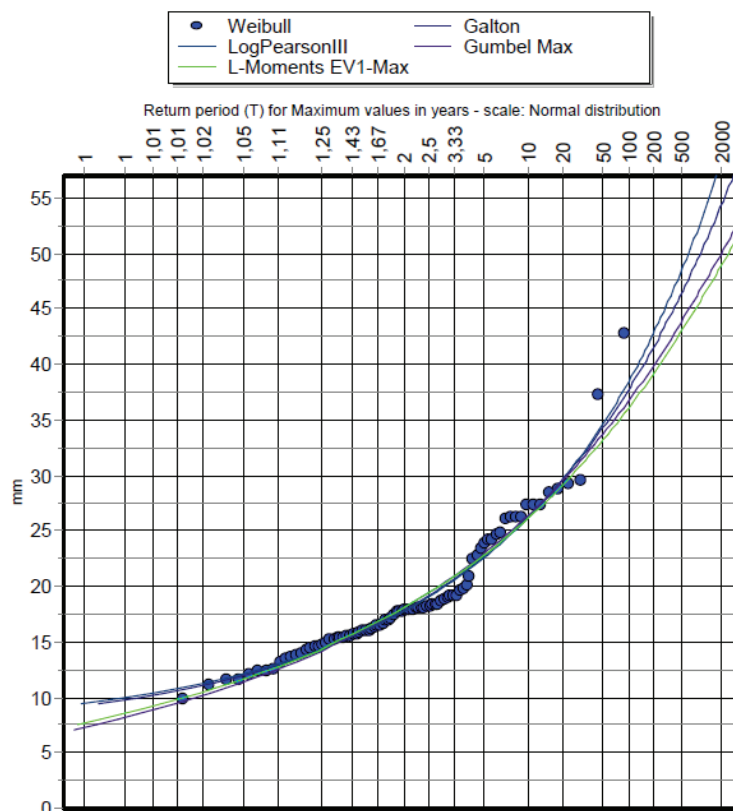


Figura II. 13: Ajuste de funciones 1 a la precipitación máxima anual en 1h de la serie de ARP en función del periodo de retorno.

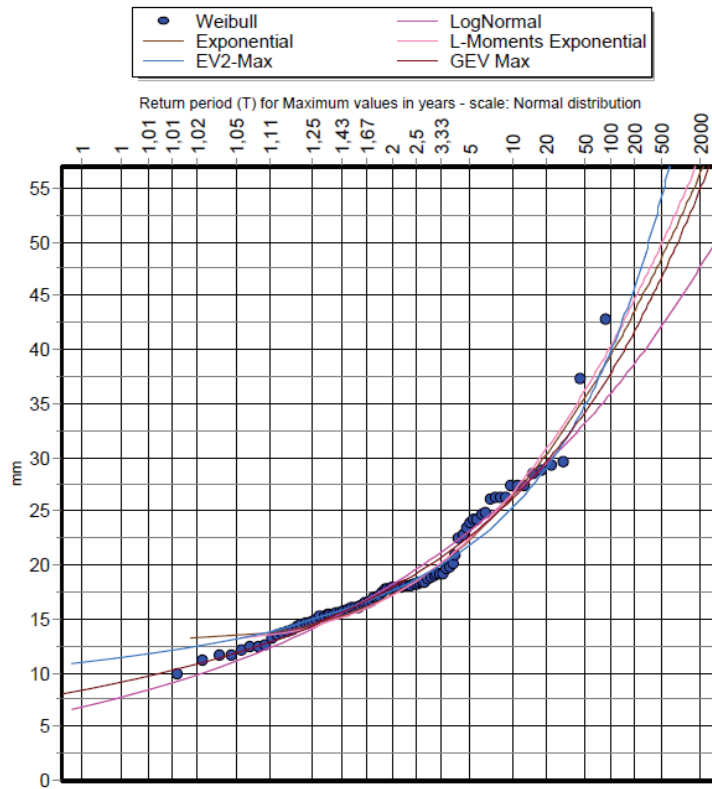


Figura II. 14: Ajuste de funciones 2 a la precipitación máxima anual en 1h de la serie de ARP en función del periodo de retorno.

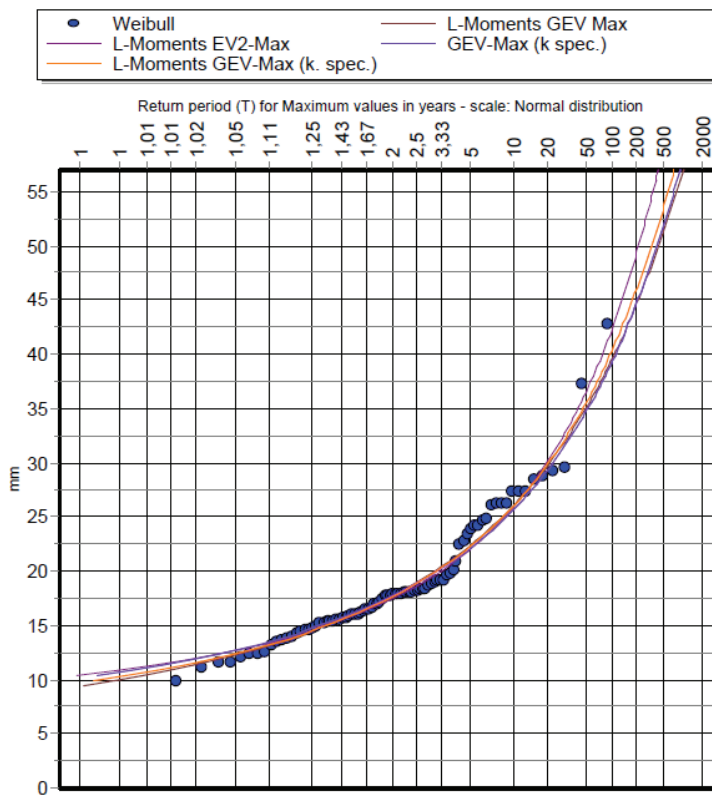


Figura II. 15: Ajuste de funciones 3 a la precipitación máxima anual en 1h de la serie de ARP en función del periodo de retorno.

6 h	X-Square test for All data			Kolmogorov-Smirnov test for:All data		
	a=5%	Attained a	Pearson Param.	a=5%	Attained a	DMax
Normal	ACCEPT	20,46%	9,72727	ACCEPT	20,27%	0,11403
Normal (L-Moments)	ACCEPT	15,53%	10,6364	ACCEPT	18,77%	0,11593
LogNormal	ACCEPT	63,78%	5,18182	ACCEPT	76,66%	0,07101
Galton	ACCEPT	95,64%	1,54545	ACCEPT	99,36%	0,04531
Exponential	ACCEPT	36,15%	7,68182	ACCEPT	16,63%	0,11886
Exponential (L-Moments)	ACCEPT	12,53%	11,3182	ACCEPT	51,43%	0,08726
Gamma	ACCEPT	52,92%	6,09091	ACCEPT	55,49%	0,08457
Pearson III	ACCEPT	97,06%	1,31818	ACCEPT	98,07%	0,04991
Log Pearson III	ACCEPT	99,58%	0,63636	ACCEPT	99,96%	0,03808
EV1-Max (Gumbel)	ACCEPT	98,07%	1,54545	ACCEPT	99,21%	0,0461
EV2-Max	ACCEPT	77,45%	4,04545	ACCEPT	89,83%	0,06105
EV1-Min (Gumbel)	REJECT	0,02%	28,3636	REJECT	0,50%	0,1844
EV3-Min (Weibull)	REJECT	3,37%	15,1818	ACCEPT	8,11%	0,13496
GEV-Max	ACCEPT	95,64%	1,54545	ACCEPT	99,43%	0,04489
GEV-Min	ACCEPT	63,98%	4,27273	ACCEPT	87,78%	0,06285
Pareto	ACCEPT	41,31%	6,09091	REJECT	0,11%	0,20613
GEV-Max (L-Moments)	ACCEPT	99,58%	0,63636	ACCEPT	99,94%	0,03878
GEV-Min (L-Moments)	ACCEPT	63,98%	4,27273	ACCEPT	86,82%	0,06364
EV1-Max (Gumbel, L-Moments)	ACCEPT	98,07%	1,54545	ACCEPT	99,18%	0,04623
EV2-Max (L-Moments)	ACCEPT	97,13%	1,77273	ACCEPT	99,49%	0,0445
EV1-Min (Gumbel, L-Moments)	REJECT	0,02%	28,3636	REJECT	0,50%	0,18452
EV3-Min (Weibull, L-Moments)	REJECT	4,30%	14,5	ACCEPT	6,76%	0,13873
Pareto (L-Moments)	ACCEPT	28,08%	7,45455	REJECT	2,42%	0,15838
GEV-Max (kappa specified)	ACCEPT	74,79%	4,27273	ACCEPT	90,59%	0,06033
GEV-Min (kappa specified)	REJECT	2,43%	16,0909	REJECT	4,82%	0,14551
GEV-Max (kappa specified, L-Moments)	ACCEPT	98,07%	1,54545	ACCEPT	99,72%	0,04263
GEV-Min (kappa specified, L-Moments)	REJECT	2,43%	16,0909	REJECT	4,42%	0,14716

Tabla II. 8: Test χ^2 y Kolmogorov-Smirnov para el ajuste de funciones de la serie modelada por ARP con agregación de 6 horas.

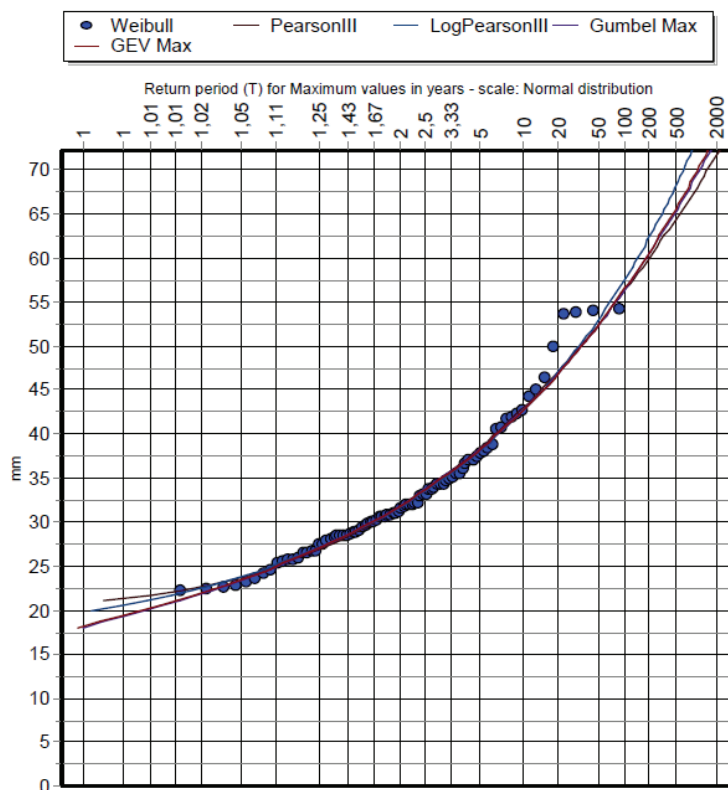


Figura II. 16: Ajuste de funciones 1 a la precipitación máxima anual en 6h de la serie de ARP en función del periodo de retorno.

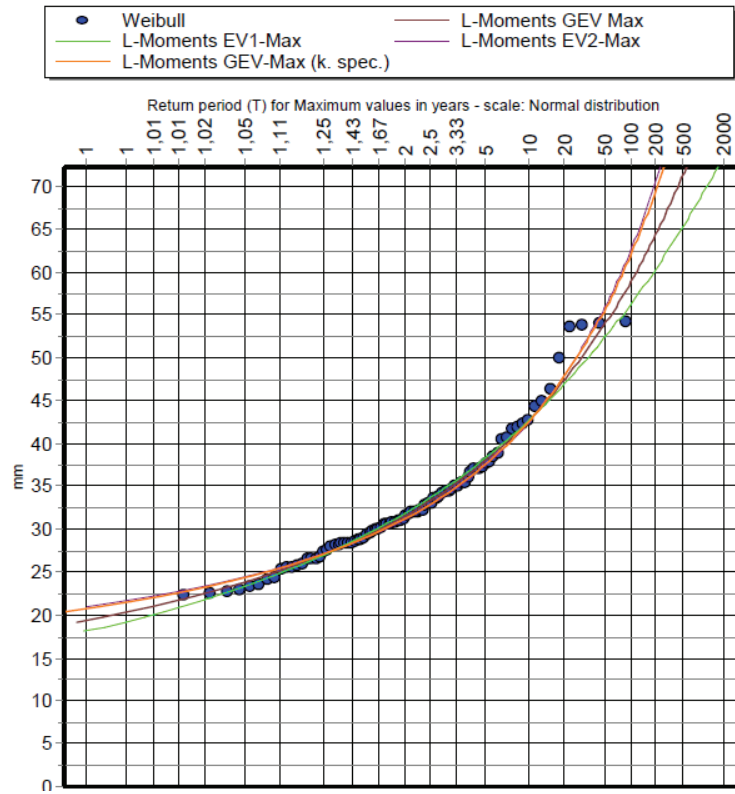


Figura II. 17: Ajuste de funciones 2 a la precipitación máxima anual en 6h de la serie de ARP en función del periodo de retorno.

24 h	X-Square test for All data			Kolmogorov-Smirnov test for:All data		
	a=5%	Attained a	Pearson Param.	a=5%	Attained a	DMax
Normal	ACCEPT	30,16%	8,36364	ACCEPT	81,17%	0,06791
Normal (L-Moments)	ACCEPT	30,16%	8,36364	ACCEPT	81,09%	0,06797
LogNormal	ACCEPT	58,28%	5,63636	ACCEPT	99,97%	0,0371
Galton	ACCEPT	46,51%	5,63636	ACCEPT	99,97%	0,03734
Exponential	REJECT	0,48%	20,4091	REJECT	4,34%	0,14752
Exponential (L-Moments)	REJECT	0,62%	19,7273	ACCEPT	8,84%	0,13312
Gamma	ACCEPT	61,02%	5,40909	ACCEPT	99,06%	0,04676
Pearson III	ACCEPT	46,51%	5,63636	ACCEPT	99,95%	0,03829
Log Pearson III	ACCEPT	49,25%	5,40909	ACCEPT	99,97%	0,03729
EV1-Max (Gumbel)	ACCEPT	38,31%	7,45455	ACCEPT	97,46%	0,05132
EV2-Max	ACCEPT	20,46%	9,72727	ACCEPT	54,14%	0,08546
EV1-Min (Gumbel)	REJECT	1,24%	17,9091	ACCEPT	7,02%	0,13794
EV3-Min (Weibull)	ACCEPT	13,47%	11,0909	ACCEPT	31,84%	0,10206
GEV-Max	ACCEPT	28,08%	7,45455	ACCEPT	99,85%	0,04091
GEV-Min	ACCEPT	46,51%	5,63636	ACCEPT	98,25%	0,04944
Pareto	ACCEPT	34,24%	6,77273	REJECT	0,44%	0,18646
GEV-Max (L-Moments)	ACCEPT	46,51%	5,63636	ACCEPT	99,13%	0,04645
GEV-Min (L-Moments)	ACCEPT	63,98%	4,27273	ACCEPT	95,34%	0,05492
EV1-Max (Gumbel, L-Moments)	ACCEPT	69,32%	4,72727	ACCEPT	88,85%	0,06192
EV2-Max (L-Moments)	ACCEPT	28,34%	8,59091	ACCEPT	60,83%	0,08115
EV1-Min (Gumbel, L-Moments)	REJECT	1,47%	17,4545	ACCEPT	7,50%	0,13658
EV3-Min (Weibull, L-Moments)	ACCEPT	13,47%	11,0909	ACCEPT	31,36%	0,10249
Pareto (L-Moments)	ACCEPT	30,03%	7,22727	REJECT	2,65%	0,15671
GEV-Max (kappa specified)	ACCEPT	6,37%	13,3636	ACCEPT	32,86%	0,10118
GEV-Min (kappa specified)	ACCEPT	10,83%	11,7727	ACCEPT	34,24%	0,1
GEV-Max (kappa specified, L-Moments)	ACCEPT	28,34%	8,59091	ACCEPT	55,60%	0,08451
GEV-Min (kappa specified, L-Moments)	ACCEPT	13,47%	11,0909	ACCEPT	33,66%	0,10048

Tabla II. 9: Test χ^2 y Kolmogorov-Smirnov para el ajuste de funciones de la serie modelada por ARP con agregación de 24 horas.

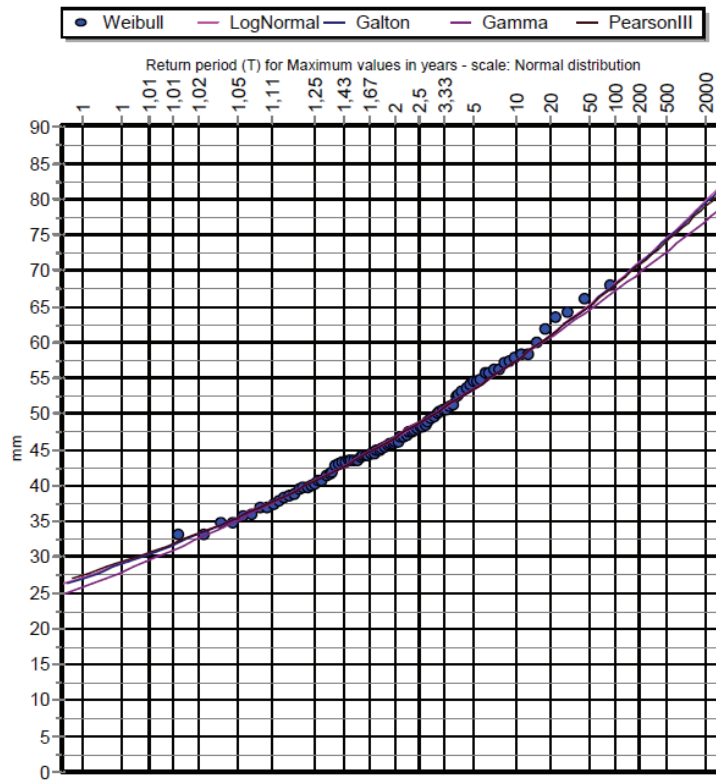


Figura II. 18: Ajuste de funciones 1 a la precipitación máxima anual en 24h de la serie de ARP en función del periodo de retorno.

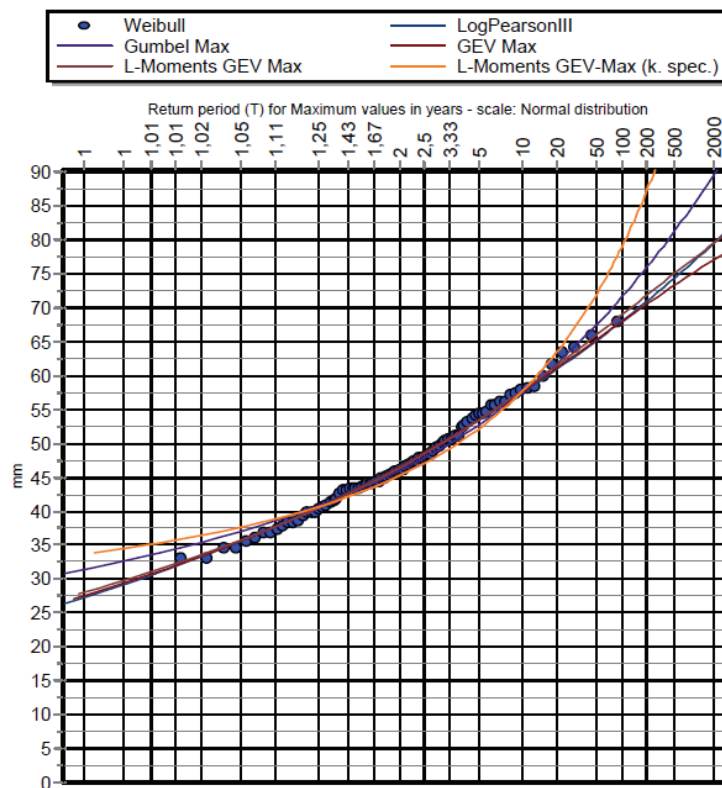


Figura II. 19: Ajuste de funciones 2 a la precipitación máxima anual en 24h de la serie de ARP en función del periodo de retorno.

c. Serie simulada con el modelo modificado de Barlett-Lewis (MBL)

0,16 h	X-Square test for All data			Kolmogorov-Smirnov test for:All data		
	a=5%	Attained a	Pearson Param.	a=5%	Attained a	DMax
Normal	ACCEPT	5,04%	14,05	ACCEPT	23,40%	0,11037
Normal (L-Moments)	ACCEPT	10,06%	12,00	ACCEPT	20,08%	0,11426
LogNormal	ACCEPT	45,29%	6,77	ACCEPT	82,44%	0,067
Galton	ACCEPT	34,24%	6,77	ACCEPT	98,17%	0,04965
Exponential	REJECT	0,52%	20,18	ACCEPT	9,00%	0,13274
Exponential (L-Moments)	REJECT	2,06%	16,55	ACCEPT	47,39%	0,09001
Gamma	ACCEPT	28,34%	8,59	ACCEPT	61,94%	0,08044
Pearson III	ACCEPT	28,08%	7,45	ACCEPT	83,73%	0,06605
Log Pearson III	ACCEPT	32,08%	7,00	ACCEPT	98,76%	0,0479
EV1-Max (Gumbel)	ACCEPT	61,02%	5,41	ACCEPT	97,95%	0,05023
EV2-Max	REJECT	0,74%	19,27	ACCEPT	52,54%	0,08652
EV1-Min (Gumbel)	REJECT	0,01%	29,50	REJECT	0,67%	0,17998
EV3-Min (Weibull)	REJECT	1,24%	17,91	ACCEPT	10,74%	0,1289
GEV-Max	ACCEPT	41,31%	6,09	ACCEPT	99,59%	0,04384
GEV-Min	ACCEPT	14,73%	9,50	ACCEPT	62,05%	0,08037
Pareto	REJECT	1,89%	15,18	REJECT	%	0,49607
GEV-Max (L-Moments)	ACCEPT	41,31%	6,09	ACCEPT	99,45%	0,04482
GEV-Min (L-Moments)	ACCEPT	21,27%	8,36	ACCEPT	81,39%	0,06775
EV1-Max (Gumbel, L-Moments)	ACCEPT	38,31%	7,45	ACCEPT	99,26%	0,04583
EV2-Max (L-Moments)	ACCEPT	24,94%	9,05	ACCEPT	85,02%	0,06507
EV1-Min (Gumbel, L-Moments)	REJECT	0,01%	30,64	REJECT	0,62%	0,18117
EV3-Min (Weibull, L-Moments)	ACCEPT	5,04%	14,05	ACCEPT	7,91%	0,13547
Pareto (L-Moments)	ACCEPT	10,03%	10,64	REJECT	0,01%	0,23625
GEV-Max (kappa specified)	REJECT	1,04%	18,36	ACCEPT	57,38%	0,08335
GEV-Min (kappa specified)	REJECT	0,43%	20,64	ACCEPT	6,04%	0,14101
GEV-Max (kappa specified, L-Moments)	ACCEPT	26,60%	8,82	ACCEPT	89,75%	0,06112
GEV-Min (kappa specified, L-Moments)	REJECT	1,47%	17,45	ACCEPT	5,09%	0,14443

Tabla II. 10: Test χ^2 y Kolmogorov-Smirnov para el ajuste de funciones de la serie modelada por MBL con agregación de 0,16 horas.

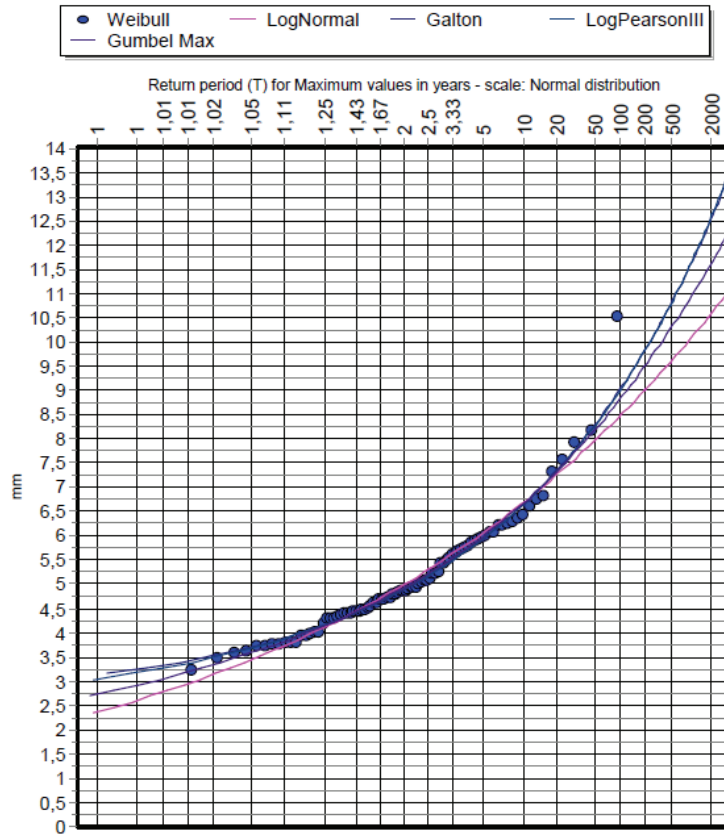


Figura II. 20: Ajuste de funciones 1 a la precipitación máxima anual en 0,16 h de la serie de MBL en función del periodo de retorno.

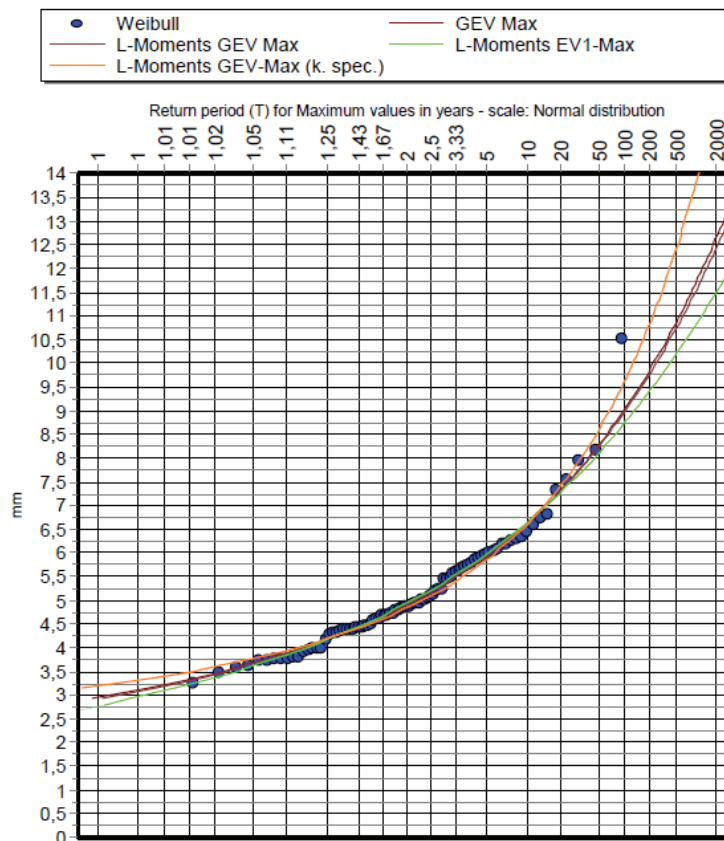


Figura II. 21: Ajuste de funciones 2 a la precipitación máxima anual en 0,16 h de la serie de MBL en función del periodo de retorno

1 h	X-Square test for All data			Kolmogorov-Smirnov test for:All data		
	a=5%	Attained a	Pearson Param.	a=5%	Attained a	DMax
Normal	REJECT	1,04%	18,3636	ACCEPT	35,56%	0,0989
Normal (L-Moments)	ACCEPT	6,89%	13,1364	ACCEPT	33,13%	0,10094
LogNormal	ACCEPT	87,21%	3,13636	ACCEPT	99,26%	0,04585
Galton	ACCEPT	79,15%	3,13636	ACCEPT	98,97%	0,04715
Exponential	REJECT	2,43%	16,0909	ACCEPT	9,53%	0,1315
Exponential (L-Moments)	ACCEPT	34,07%	7,90909	ACCEPT	40,35%	0,09512
Gamma	ACCEPT	69,32%	4,72727	ACCEPT	89,94%	0,06095
Pearson III	ACCEPT	79,15%	3,13636	ACCEPT	99,58%	0,04388
Log Pearson III	ACCEPT	60,93%	4,5	ACCEPT	99,97%	0,03711
EV1-Max (Gumbel)	ACCEPT	61,02%	5,40909	ACCEPT	99,86%	0,04079
EV2-Max	REJECT	2,87%	15,6364	ACCEPT	17,49%	0,11765
EV1-Min (Gumbel)	REJECT	0,00%	35,8636	REJECT	1,56%	0,16603
EV3-Min (Weibull)	REJECT	0,62%	19,7273	ACCEPT	34,07%	0,10014
GEV-Max	ACCEPT	84,76%	2,68182	ACCEPT	99,27%	0,04581
GEV-Min	ACCEPT	60,93%	4,5	ACCEPT	99,24%	0,04594
Pareto	ACCEPT	32,08%	7	REJECT	2,10%	0,16092
GEV-Max (L-Moments)	ACCEPT	91,97%	2	ACCEPT	99,99%	0,03522
GEV-Min (L-Moments)	ACCEPT	57,92%	4,72727	ACCEPT	99,92%	0,03928
EV1-Max (Gumbel, L-Moments)	ACCEPT	66,55%	4,95455	ACCEPT	99,98%	0,03677
EV2-Max (L-Moments)	ACCEPT	72,07%	4,5	ACCEPT	66,75%	0,0774
EV1-Min (Gumbel, L-Moments)	REJECT	0,00%	35,8636	REJECT	1,72%	0,16435
EV3-Min (Weibull, L-Moments)	REJECT	0,33%	21,3182	ACCEPT	30,87%	0,10293
Pareto (L-Moments)	ACCEPT	38,85%	6,31818	ACCEPT	10,48%	0,12945
GEV-Max (kappa specified)	REJECT	2,64%	15,8636	ACCEPT	47,57%	0,08988
GEV-Min (kappa specified)	REJECT	0,03%	27	ACCEPT	11,42%	0,12753
GEV-Max (kappa specified, L-Moments)	ACCEPT	69,32%	4,72727	ACCEPT	95,16%	0,05517
GEV-Min (kappa specified, L-Moments)	REJECT	0,06%	25,4091	ACCEPT	10,67%	0,12905

Tabla II. 11: Test χ^2 y Kolmogorov-Smirnov para el ajuste de funciones de la serie modelada por MBL con agregación de 1 hora.

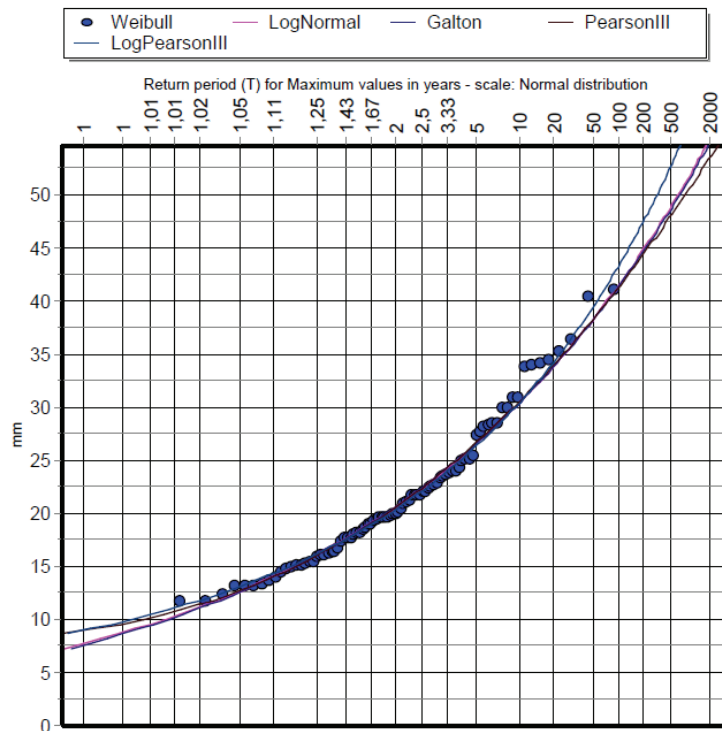


Figura II. 22: Ajuste de funciones 1 a la precipitación máxima anual en 1 h de la serie de MBL en función del periodo de retorno.

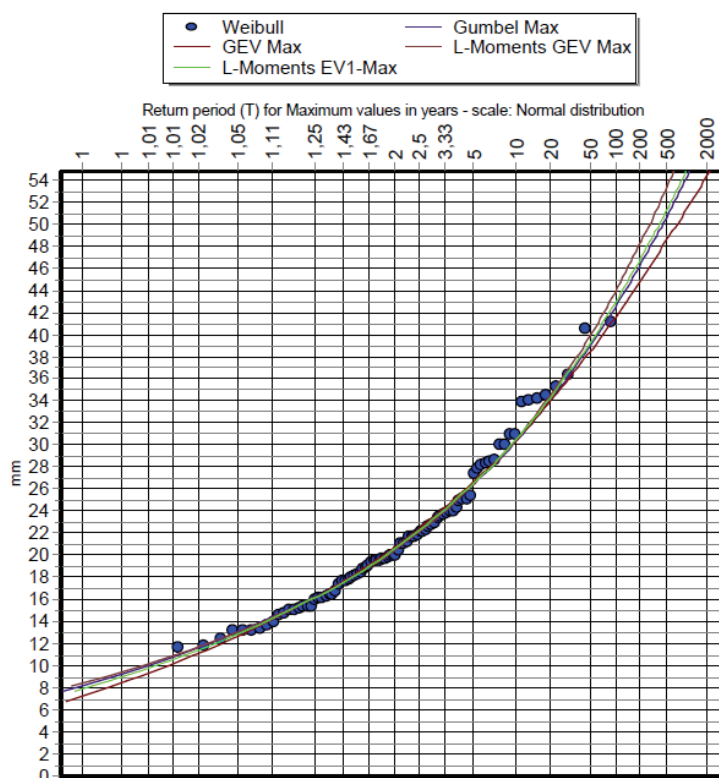


Figura II. 23: Ajuste de funciones 2 a la precipitación máxima anual en 1 h de la serie de MBL en función del periodo de retorno.

6 h	X-Square test for All data			Kolmogorov-Smirnov test for: All data		
	a=5%	Attained a	Pearson Param.	a=5%	Attained a	DMax
Normal	REJECT	0,01%	31,0909	REJECT	3,88%	0,14966
Normal (L-Moments)	REJECT	1,14%	18,1364	REJECT	3,56%	0,15131
LogNormal	ACCEPT	14,47%	10,8636	ACCEPT	62,98%	0,07978
Galton	ACCEPT	73,18%	3,59091	ACCEPT	95,24%	0,05506
Exponential	ACCEPT	13,47%	11,0909	ACCEPT	54,12%	0,08548
Exponential (L-Moments)	ACCEPT	11,65%	11,5455	ACCEPT	73,35%	0,07319
Gamma	REJECT	3,11%	15,4091	ACCEPT	35,28%	0,09913
Pearson III	REJECT	4,84%	12,6818	ACCEPT	23,54%	0,11022
Log Pearson III	ACCEPT	76,20%	3,36364	ACCEPT	98,33%	0,04923
EV1-Max (Gumbel)	REJECT	3,37%	15,1818	ACCEPT	52,27%	0,0867
EV2-Max	ACCEPT	72,07%	4,5	ACCEPT	69,88%	0,07542
EV1-Min (Gumbel)	REJECT	0,00%	43,8182	REJECT	0,04%	0,22023
EV3-Min (Weibull)	REJECT	0,09%	24,5	ACCEPT	16,00%	0,11979
GEV-Max	ACCEPT	60,93%	4,5	ACCEPT	99,34%	0,04542
GEV-Min	ACCEPT	18,41%	8,81818	ACCEPT	36,42%	0,0982
Pareto	ACCEPT	15,88%	9,27273	REJECT	%	0,35919
GEV-Max (L-Moments)	ACCEPT	76,20%	3,36364	ACCEPT	99,37%	0,04524
GEV-Min (L-Moments)	ACCEPT	46,51%	5,63636	ACCEPT	85,98%	0,06432
EV1-Max (Gumbel, L-Moments)	ACCEPT	63,78%	5,18182	ACCEPT	61,27%	0,08087
EV2-Max (L-Moments)	ACCEPT	82,55%	3,59091	ACCEPT	78,40%	0,06984
EV1-Min (Gumbel, L-Moments)	REJECT	0,00%	42,2273	REJECT	0,04%	0,22146
EV3-Min (Weibull, L-Moments)	REJECT	2,06%	16,5455	ACCEPT	8,99%	0,13277
Pareto (L-Moments)	ACCEPT	43,86%	5,86364	REJECT	0,03%	0,22453
GEV-Max (kappa specified)	ACCEPT	72,07%	4,5	ACCEPT	99,48%	0,04461
GEV-Min (kappa specified)	REJECT	0,00%	38,3636	REJECT	0,58%	0,18209
GEV-Max (kappa specified, L-Moments)	ACCEPT	82,55%	3,59091	ACCEPT	99,92%	0,03936
GEV-Min (kappa specified, L-Moments)	REJECT	0,02%	28,3636	REJECT	0,53%	0,18367

Tabla II. 12: Test χ^2 y Kolmogorov-Smirnov para el ajuste de funciones de la serie modelada por MBL con agregación de 6 horas.

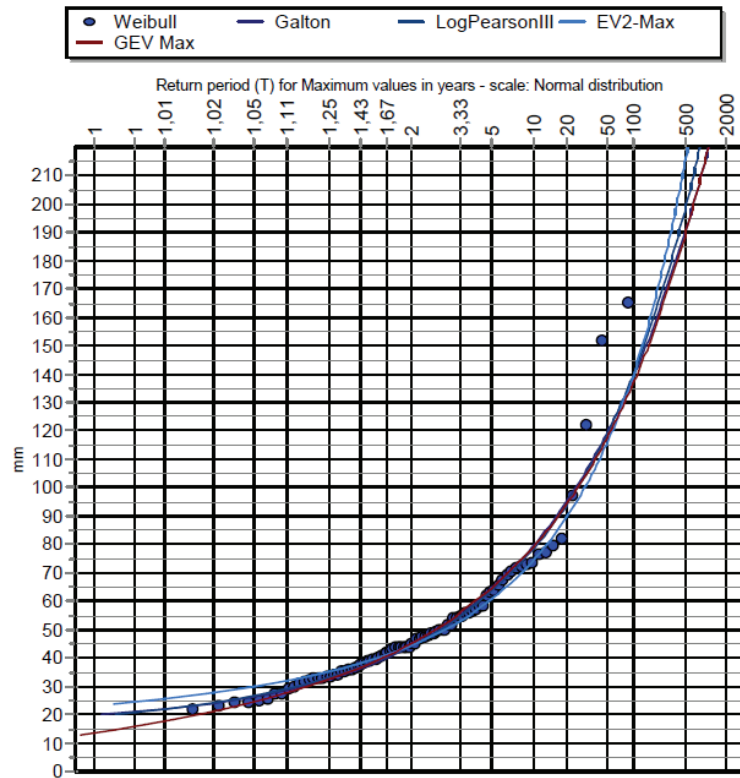


Figura II. 24: Ajuste de funciones 1 a la precipitación máxima anual en 6 h de la serie de MBL en función del periodo de retorno.

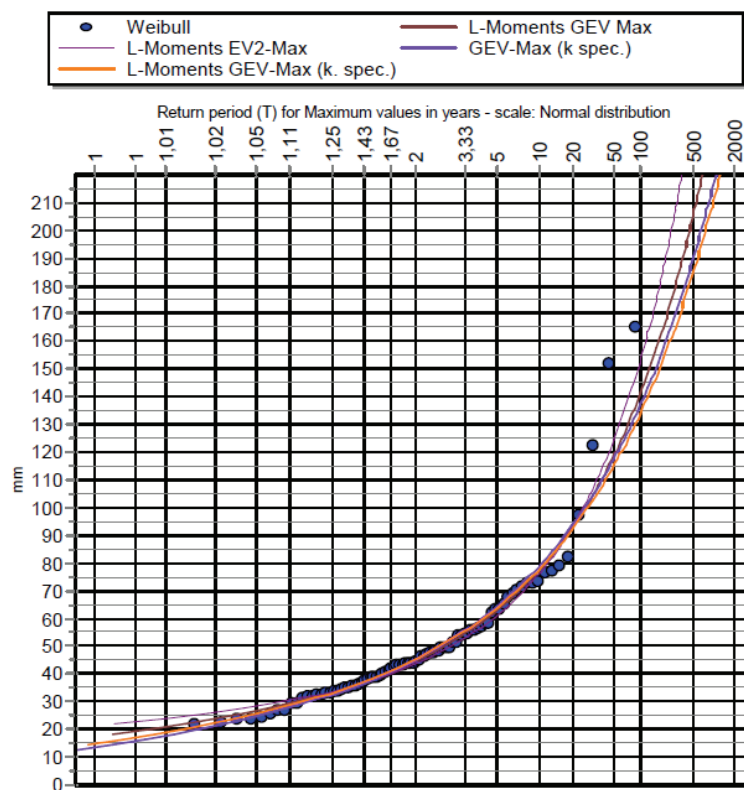


Figura II. 25: Ajuste de funciones 2 a la precipitación máxima anual en 6 h de la serie de MBL en función del periodo de retorno.

24 h	X-Square test for All data			Kolmogorov-Smirnov test for:All data		
	a=5%	Attained a	Pearson Param.	a=5%	Attained a	DMax
Normal	REJECT	0,00%	36,0909	REJECT	0,33%	0,1907
Normal (L-Moments)	REJECT	0,00%	33,1364	REJECT	0,88%	0,1756
LogNormal	ACCEPT	6,37%	13,3636	ACCEPT	32,27%	0,10169
Galton	ACCEPT	41,31%	6,09091	ACCEPT	96,32%	0,05343
Exponential	REJECT	4,65%	14,2727	ACCEPT	46,74%	0,09047
Exponential (L-Moments)	ACCEPT	9,33%	12,2273	ACCEPT	82,17%	0,0672
Gamma	REJECT	0,40%	20,8636	ACCEPT	10,22%	0,13
Pearson III	REJECT	0,00%	36,0909	ACCEPT	11,62%	0,12715
Log Pearson III	ACCEPT	63,98%	4,27273	ACCEPT	95,59%	0,05456
EV1-Max (Gumbel)	REJECT	0,88%	18,8182	ACCEPT	14,61%	0,12192
EV2-Max	ACCEPT	77,45%	4,04545	ACCEPT	54,45%	0,08525
EV1-Min (Gumbel)	REJECT	%	55,1818	REJECT	0,00%	0,25488
EV3-Min (Weibull)	REJECT	0,00%	31,5455	REJECT	2,30%	0,15931
GEV-Max	ACCEPT	5,71%	12,2273	ACCEPT	79,96%	0,06876
GEV-Min	REJECT	0,02%	26,0909	ACCEPT	6,27%	0,14028
Pareto	ACCEPT	26,24%	7,68182	REJECT	%	0,5836
GEV-Max (L-Moments)	ACCEPT	82,02%	2,90909	ACCEPT	98,54%	0,04863
GEV-Min (L-Moments)	ACCEPT	5,71%	12,2273	ACCEPT	82,05%	0,06729
EV1-Max (Gumbel, L-Moments)	REJECT	3,97%	14,7273	ACCEPT	22,54%	0,11134
EV2-Max (L-Moments)	ACCEPT	77,45%	4,04545	ACCEPT	97,85%	0,05045
EV1-Min (Gumbel, L-Moments)	REJECT	%	50,6364	REJECT	0,01%	0,24167
EV3-Min (Weibull, L-Moments)	REJECT	0,02%	28,5909	REJECT	1,94%	0,16233
Pareto (L-Moments)	ACCEPT	5,71%	12,2273	REJECT	%	0,37197
GEV-Max (kappa specified)	ACCEPT	8,03%	12,6818	ACCEPT	66,45%	0,07759
GEV-Min (kappa specified)	REJECT	%	49,2727	REJECT	0,03%	0,22257
GEV-Max (kappa specified, L-Moments)	ACCEPT	28,34%	8,59091	ACCEPT	73,04%	0,07339
GEV-Min (kappa specified, L-Moments)	REJECT	0,00%	39,0455	REJECT	0,10%	0,20726

Tabla II. 13: Test χ^2 y Kolmogorov-Smirnov para el ajuste de funciones de la serie modelada por MBL con agregación de 24 horas.

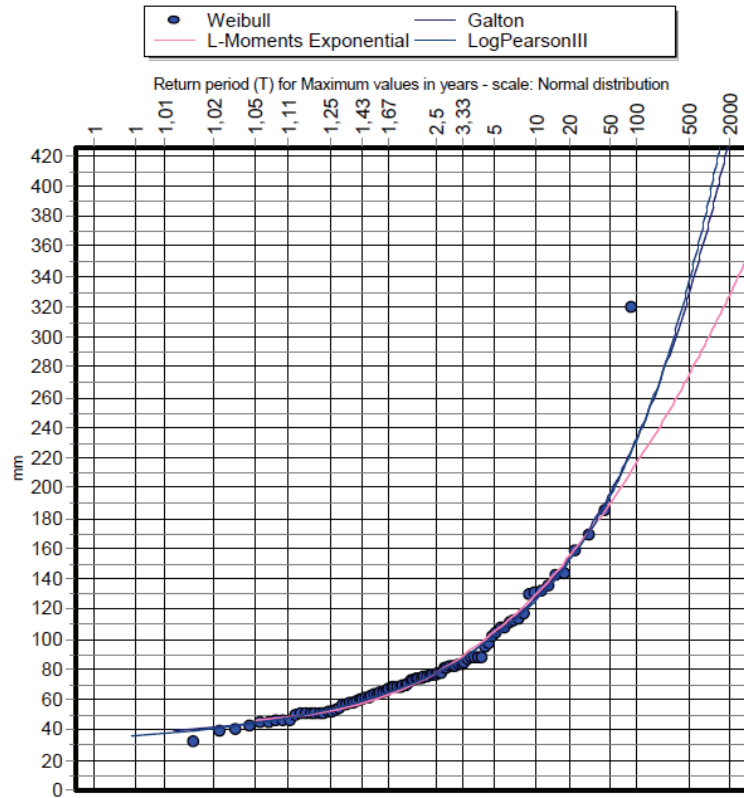


Figura II. 26: Ajuste de funciones 1 a la precipitación máxima anual en 24 h de la serie de MBL en función del periodo de retorno.

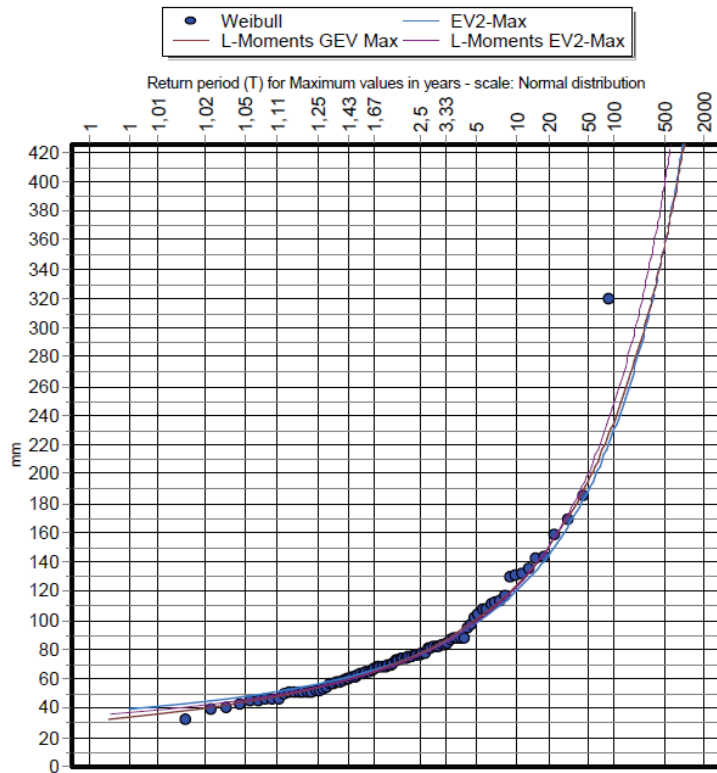


Figura II. 27: Ajuste de funciones 2 a la precipitación máxima anual en 24 h de la serie de MBL en función del periodo de retorno.

ANEXO III

Análisis de extremos. Curvas IDF.

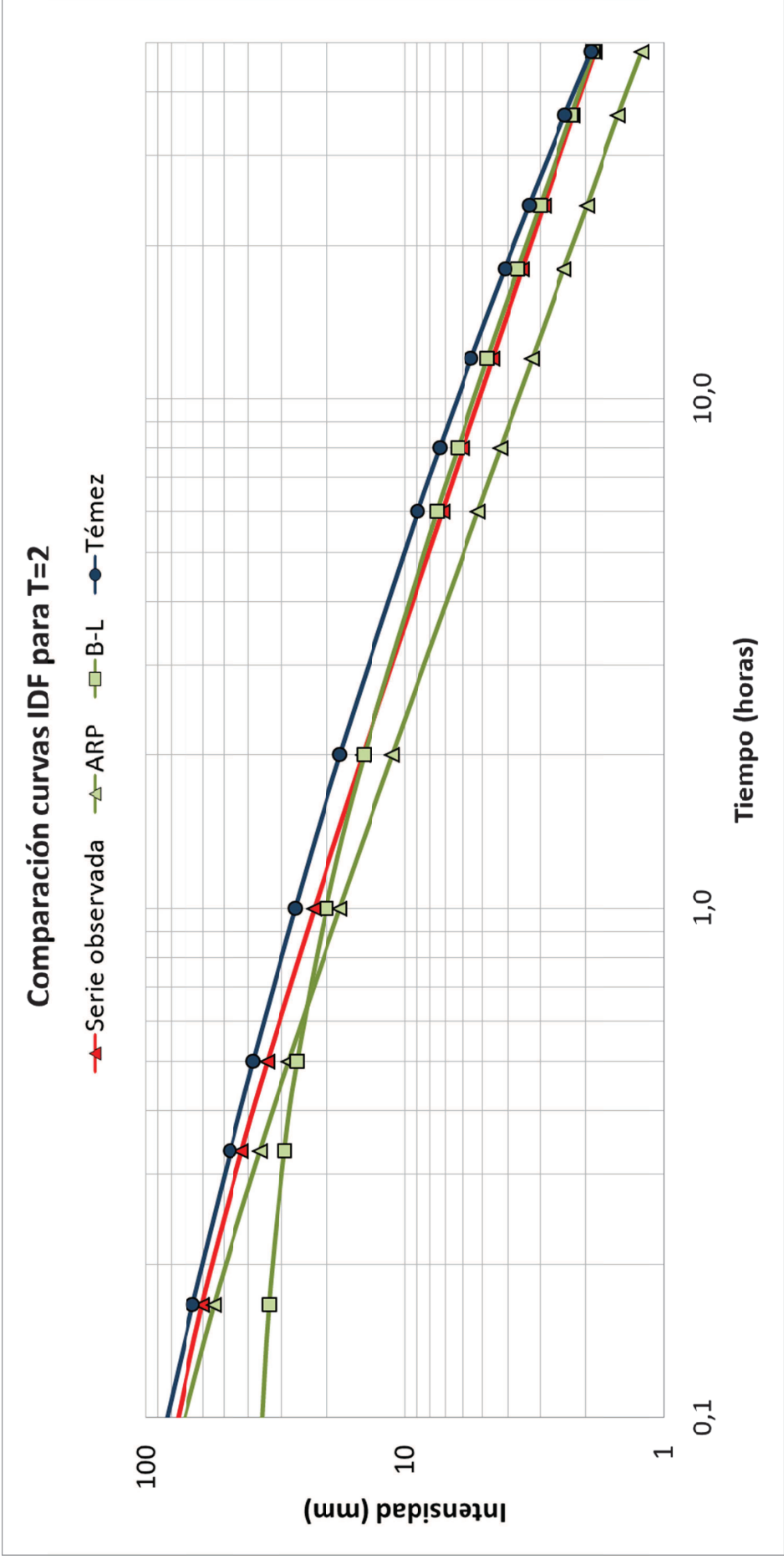


Figura III. 1: Curvas IDF analizadas para T=2

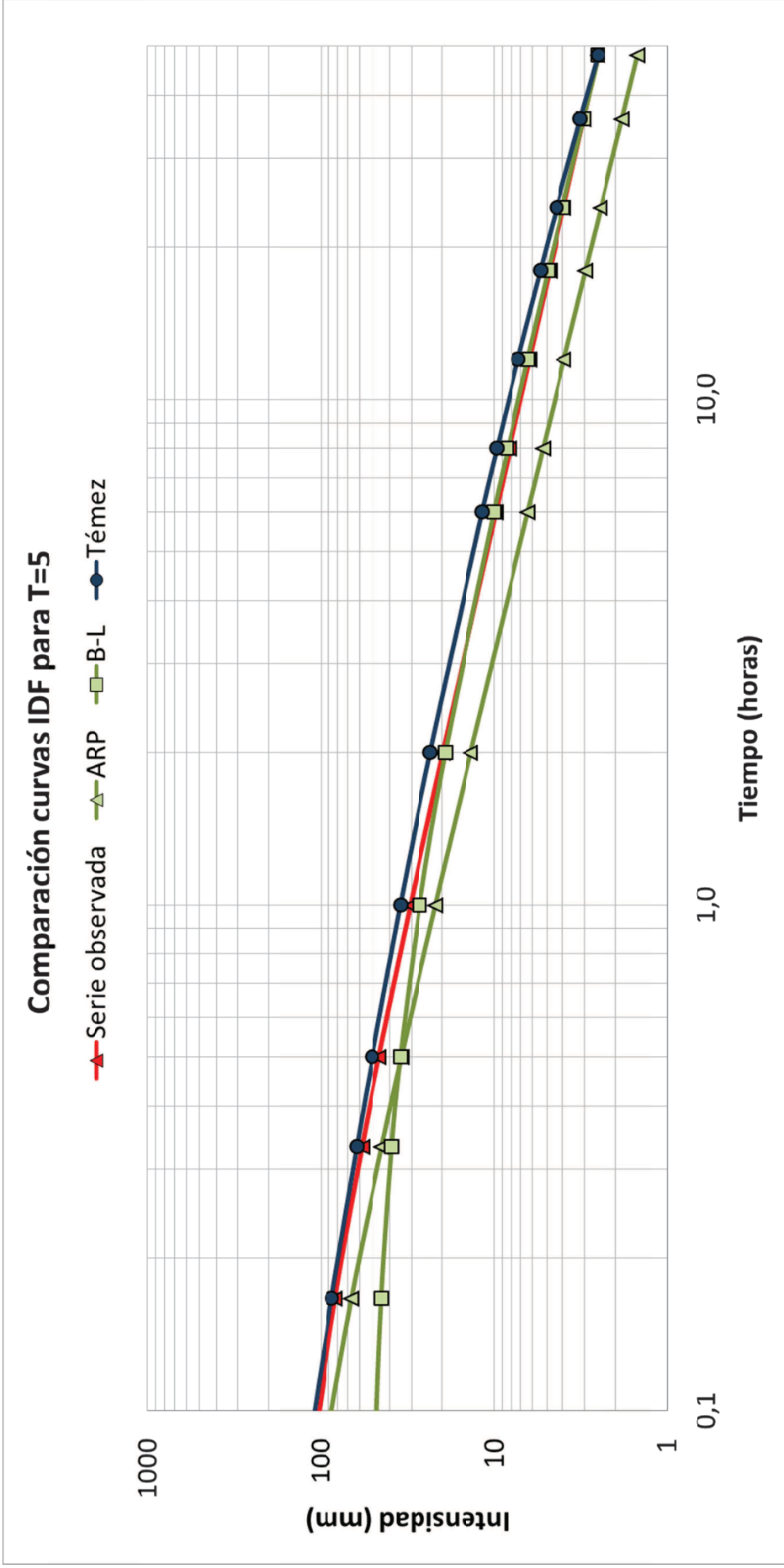


Figura III. 2: Curvas IDF analizadas para T=5

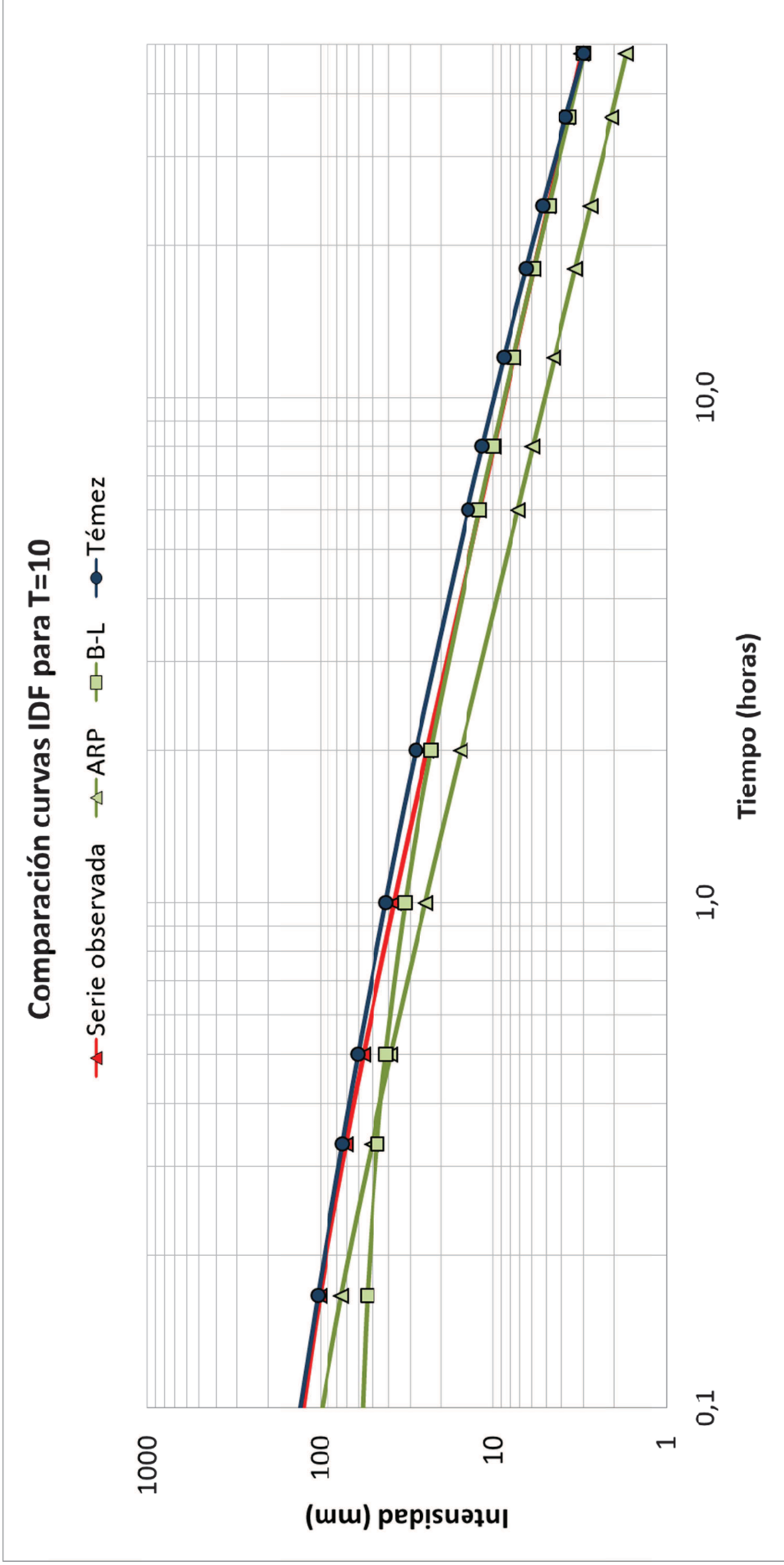


Figura III. 3: Curvas IDF analizadas para T=10

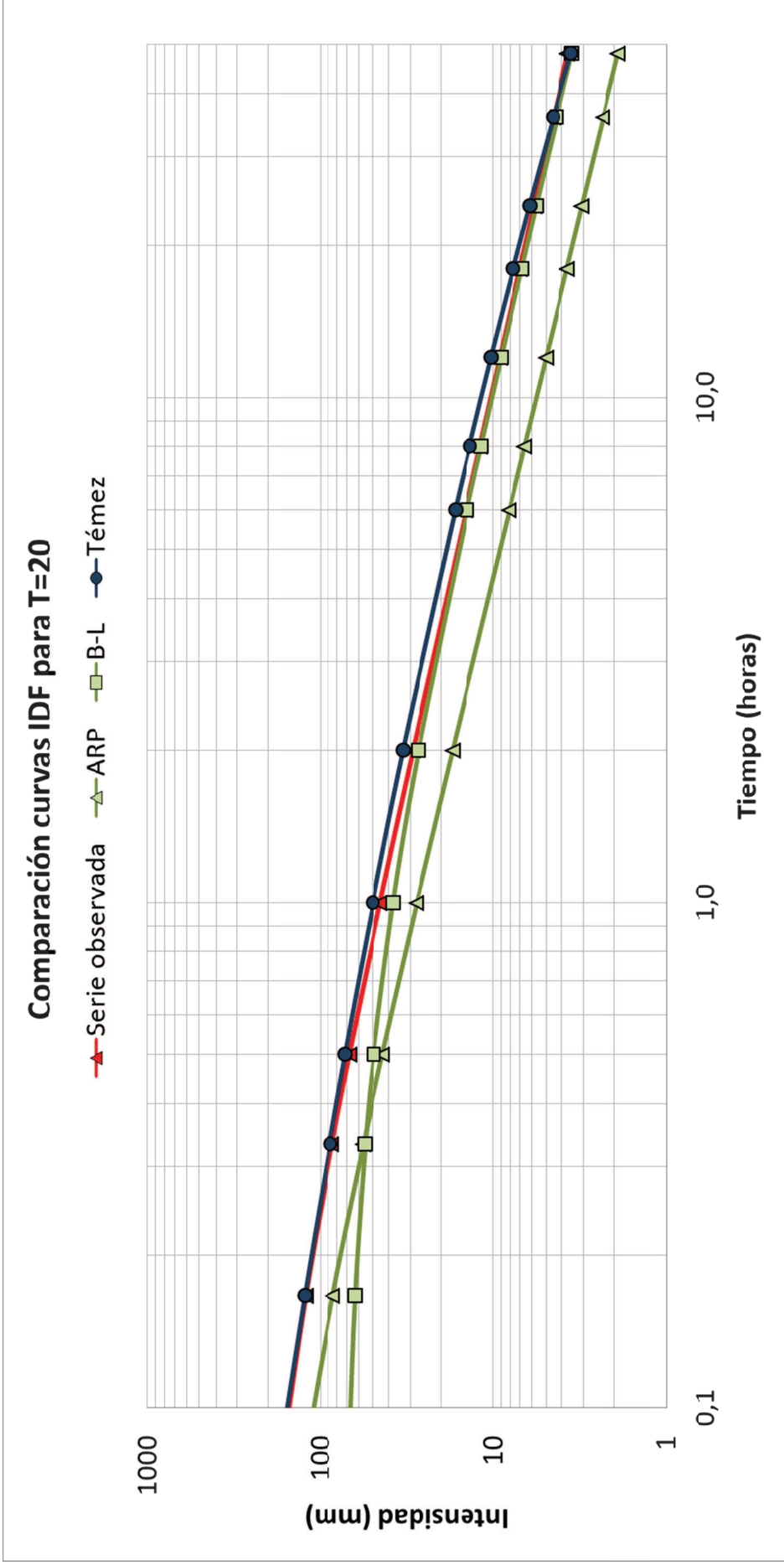


Figura III. 4: Curvas IDF analizadas para T=20

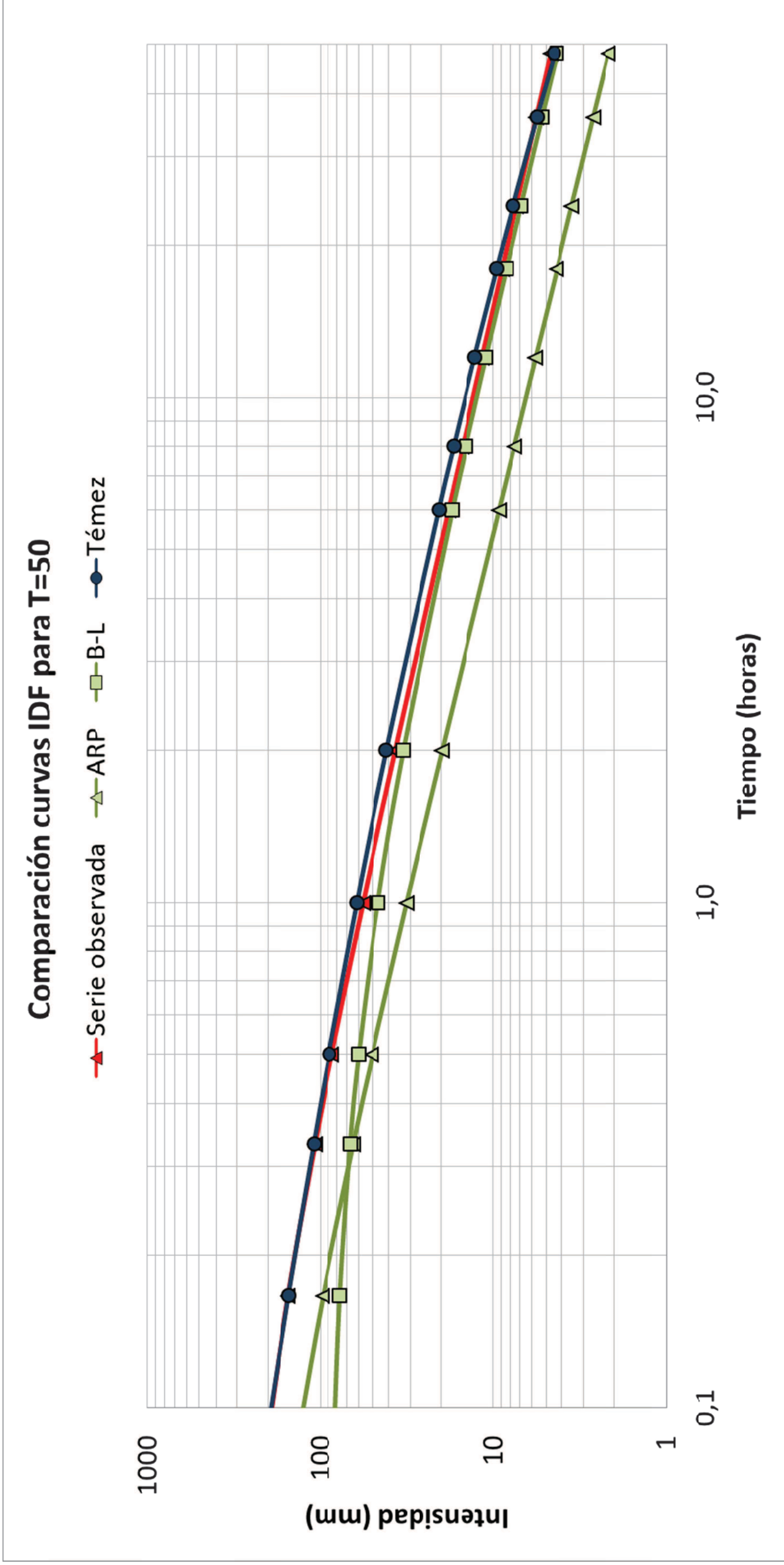


Figura III. 5: Curvas IDF analizadas para T=50

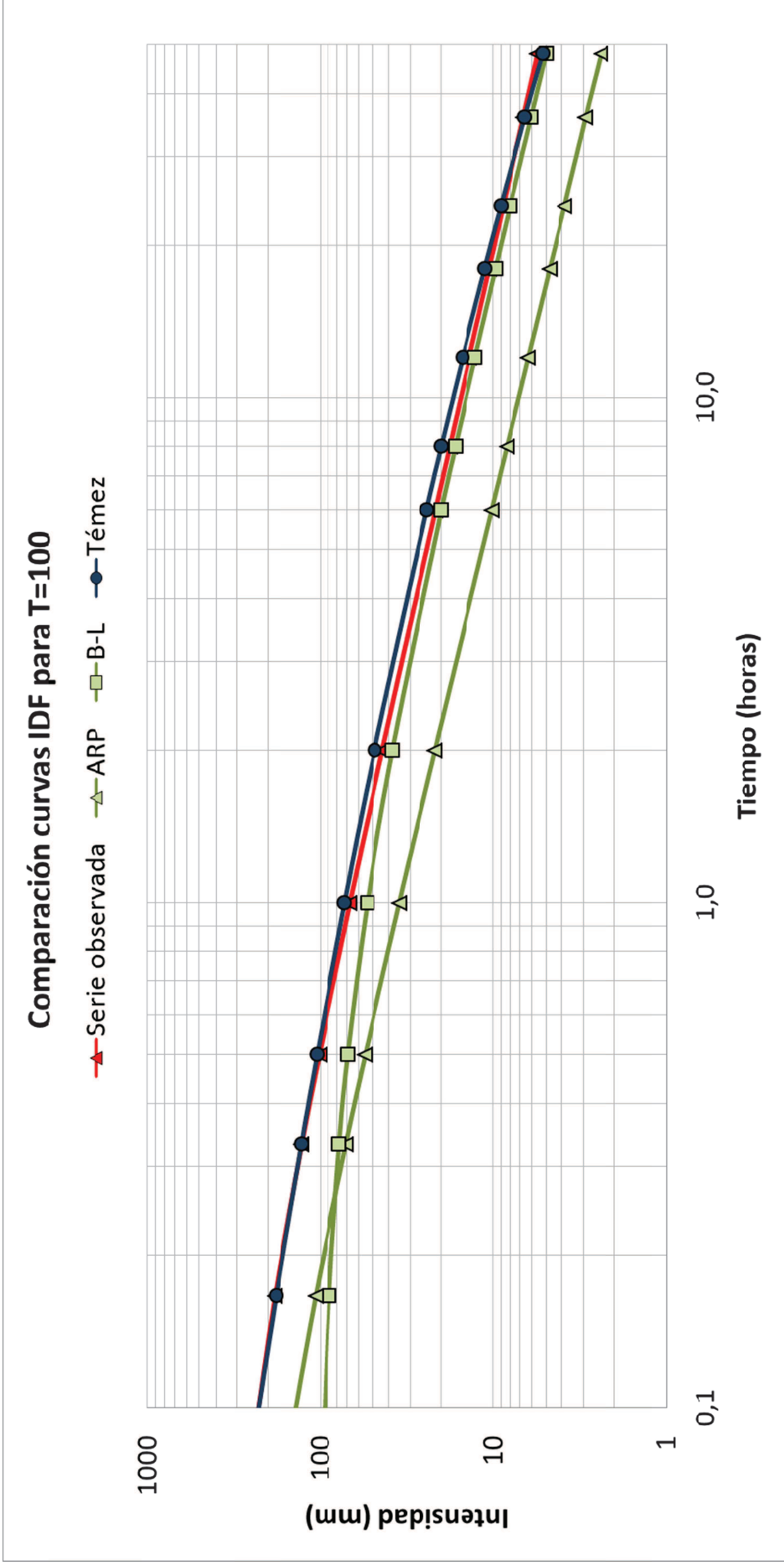


Figura III. 6: Curvas IDF analizadas para T=100

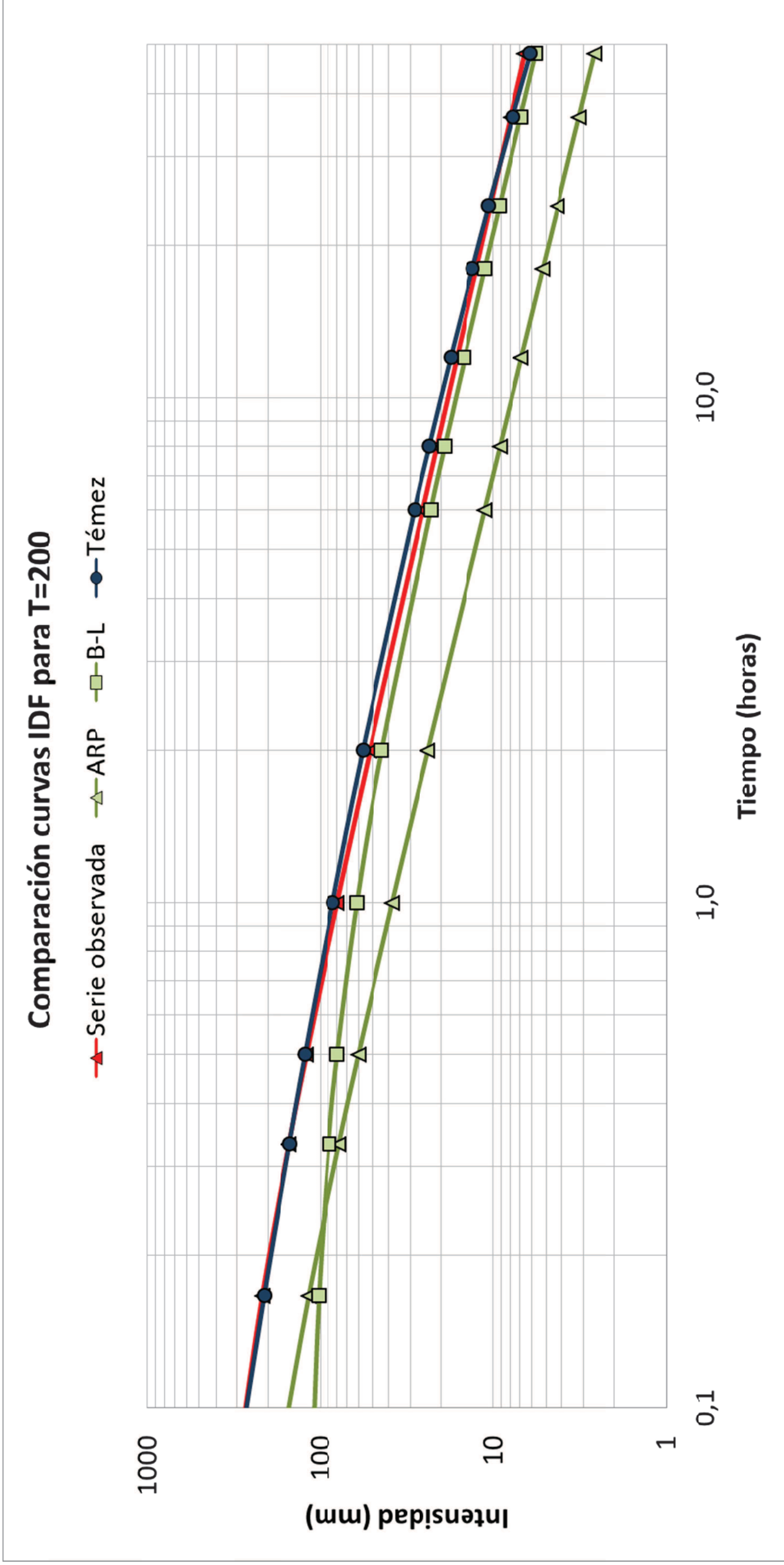


Figura III. 7: Curvas IDF analizadas para T=200

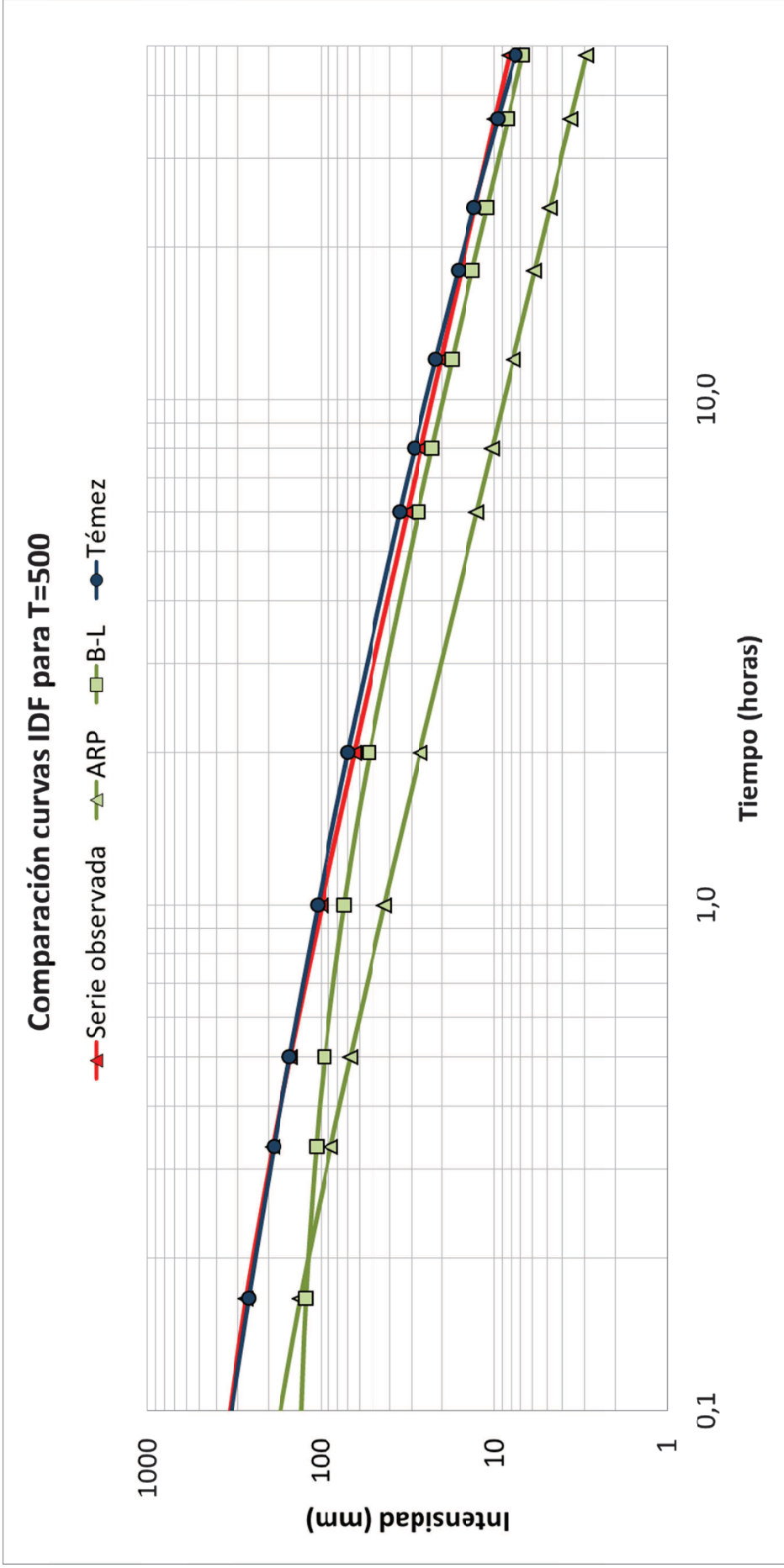


Figura III. 8: Curvas IDF analizadas para T=500

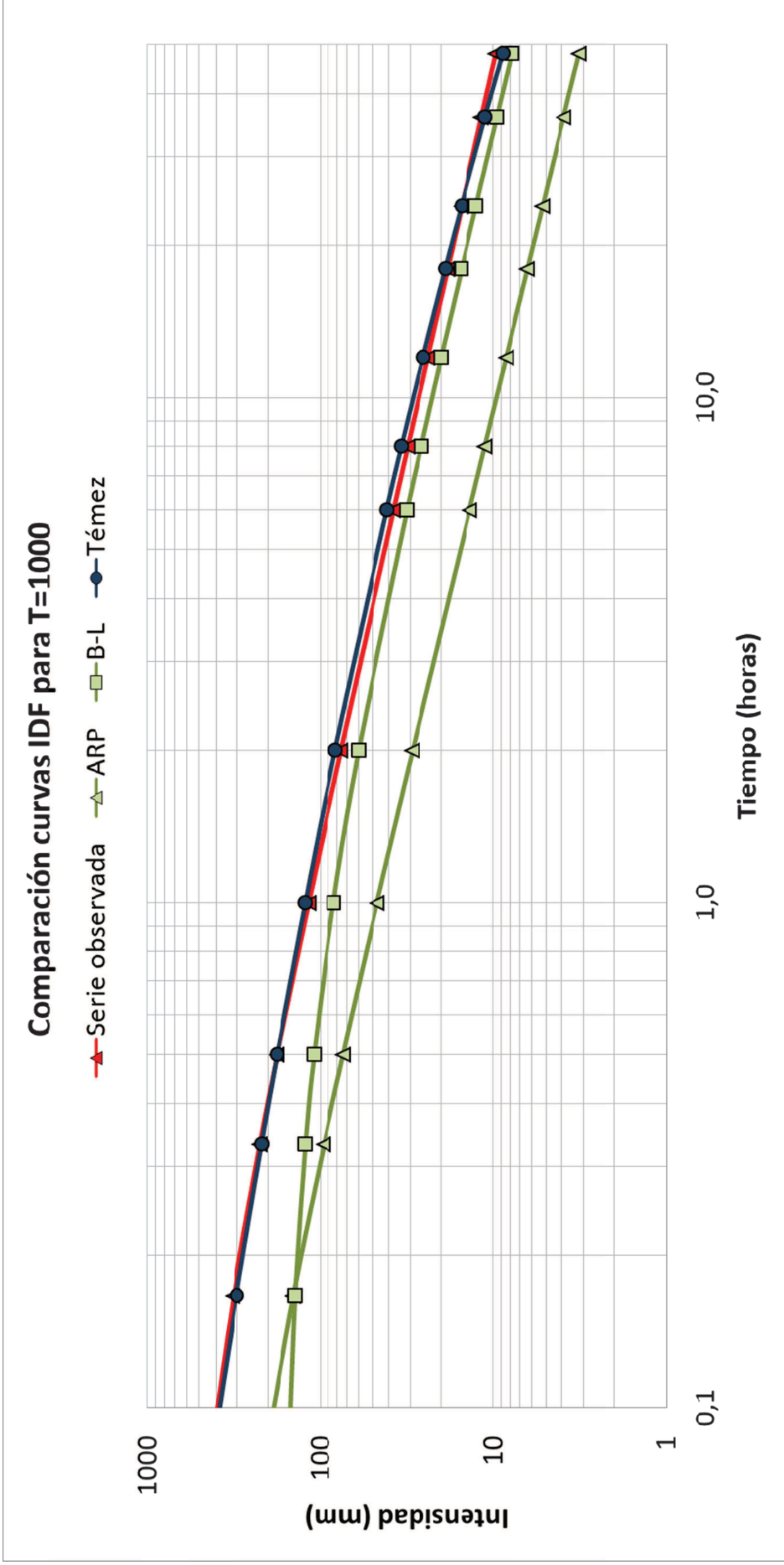


Figura III. 9: Curvas IDF analizadas para T=1000