



UNIVERSIDAD POLITÉCNICA DE VALENCIA

DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA HIDRÁULICA Y MEDIO AMBIENTE

*MODELO HÍBRIDO ESTOCÁSTICO-DETERMINÍSTICO DE SERIES TEMPORALES
DE PRECIPITACIÓN: APLICACIÓN EN SIMULACIÓN Y PREDICCIÓN EN
CUENCAS PENINSULARES DE INFLUENCIA ATLÁNTICA*

Ana Lage González

Director de Tesis: Dr. D. Rafael García Bartual

Valencia, abril de 2001

A mi Padre

*“El modo de dar una vez en el clavo es
dar cien veces en la herradura.” – Unamuno.*

Agradecimientos

En primer lugar quiero expresar mi agradecimiento al profesor Rafael García Bartual por su apoyo y sus ideas a lo largo de todos estos años. Sus comentarios siempre supusieron una orientación importante y necesaria en el desarrollo de esta tesis. Y gracias, por supuesto, por su amistad.

También quiero dar las gracias a la empresa Iberdrola por haberme suministrado las series temporales de precipitación y por ofrecerme un lugar para desarrollar mi trabajo durante cuatro años. En especial a Clemente Prieto, jefe de la Unidad de Hidrología, quien desde el primer momento apoyó mis investigaciones.

A mis compañeros de trabajo en Iberdrola, sobre todo a José Landete por su apoyo continuo y por haberme escuchado en momentos de desánimo.

Al Ministerio de Educación y Cultura por haber confiado en mi trabajo y haberme concedido una beca de FPI (Formación de Personal Investigador) en la modalidad: Colaboración Universidad-Empresa de cuatro años de duración.

A la profesora M^a Angels Colomer de la Universidad de Lleida por su asesoramiento y afecto.

A J. Ribalaygua, R. Boren y al Instituto Nacional de Meteorología que me suministraron la clasificación de situaciones sinópticas.

A Carmen Llasat de la Universidad de Barcelona que nos facilitó la serie de precipitación de la estación pluviométrica de Fabra.

A los secretarios: Isabel, M^a José y Javier del Departamento de Hidrología y Medio Ambiente de la Universidad Politécnica de Valencia por su diligencia y simpatía.

A los autores de todos los artículos que consulté ya que sin sus investigaciones anteriores mi trabajo sería imposible.

A mis amigos de Valencia, de Lugo y de Santiago por animarme a continuar y a finalizar esta tesis.

A mi madre, por su impagable ayuda en todas las tareas domésticas y en el cuidado de mi hijo, dejándome así tiempo para dedicarme a esta tesis. Además, gracias por sus ánimos constantes y su apoyo incondicional.

A mi hijo Gabriel, por darme, aunque él no lo sepa, la alegría y el buen humor para afrontar cada día que amanece.

Gracias, muy especialmente a mi marido Santiago por su ejemplo de trabajador infatigable y por todo su apoyo tanto moral como técnico. Espero que toda la paciencia y el cariño que ha demostrado conmigo estos años dure toda la vida.

A todos gracias, aunque seguramente nunca os lo podré agradecer suficientemente.

Resumen

La presente investigación fue realizada durante el periodo 1995-2000, en la Unidad de Hidrología de IBERDROLA, S.A. y en el Departamento de Ingeniería Hidráulica y Medio Ambiente de la Universidad Politécnica de Valencia. Siendo así que el objeto de la tesis, como tal, es la precipitación, específicamente su modelación y predicción en un punto geográfico, la misma (por la propia génesis de su desarrollo) participa de una clara vocación y orientación hacia las aplicaciones en el ámbito de la gestión de los recursos hidráulicos y planificación de la producción hidroeléctrica.

Los métodos empleados en el tratamiento, análisis, estimación y predicción de la precipitación están fuertemente condicionados por las escalas de interés, tanto espaciales como temporales. Esta escala de trabajo marca líneas de investigación muy diferenciadas, y marca también límites claros en cuanto al potencial de unas u otras aproximaciones cuando hablamos de aplicaciones.

Si nos referimos a las aplicaciones hidrológicas, las escalas de máximo interés guardan íntima relación con los tiempos característicos de respuesta de las cuencas hidrológicas, la extensión de las mismas (por lo tanto), así como el tipo de aplicación considerada (control en tiempo real de avenidas, simulación continua de sistemas de recursos hidráulicos, evaluación de recarga en acuíferos, dimensionamiento de infraestructuras hidráulicas, etc.).

En no pocos casos, la escala horaria o diaria es aquí condicionante. Son resoluciones temporales para las cuales los modelos meteorológicos dinámicos,

basados en variables y parámetros meteorológicos, comienzan a presentar limitaciones importantes, sobre todo si se precisan cuantificaciones de lluvia ó intensidades de lluvia. Frente a ellos, los modelos estocásticos manejan la información desde un punto de vista estadístico en las escalas requeridas, aunque ignorando completamente los aspectos físicos que explican, desde un punto de vista determinístico, la génesis y desarrollo de los procesos de precipitación. Aprovechar las virtudes de unos y otros en un único contexto aplicado, marcado por ciertos objetivos de gestión o planificación, exige el desarrollo de modelos híbridos.

En esta tesis se revisan los modelos más destacados que han aparecido en la literatura para la simulación de precipitación diaria, tanto los puramente estadísticos como los que incorporan algún tipo de información meteorológica.

La modelación estocástica de series diarias de precipitación ha sido objeto de numerosísimos trabajos que comenzaron ya en los años 60. Basándose en los modelos de uso más extendido, se propone aquí un modelo estocástico en el que las ocurrencias de los eventos lluviosos son realizaciones independientes de un proceso de Poisson. Se ha realizado un contraste con el clásico planteamiento basado en cadenas de Markov. No obstante, este modelo, aunque idóneo para simulación de precipitación diaria, no ofrece utilidades en la predicción de dicha variable al no incorporar en su formulación ninguna información de carácter meteorológico.

Con vistas a abordar la predicción de la variable precipitación se introduce en la segunda parte de la tesis el concepto de *downscaling* y más concretamente: *downscaling* estadístico.

El fenómeno de la precipitación en toda su amplitud puede ser clasificado según las áreas en las que se extiende y según la duración en las cuatro escalas que se exponen a continuación:

- **Escala sinóptica**, caracterizada por duraciones desde uno a varios días y extensión espacial mayor que 10^4 km^2 .
- **Gran mesoscala** (en términos anglosajones: LMSA: *Large Mesoscale Areas*), con duración de varias horas y cubriendo una extensión espacial entre 10^3 y 10^4 km^2 .
- **Pequeñas áreas de mesoscala**, con sucesos de precipitación que duran alrededor de la hora y con extensiones espaciales del orden de 10 - 10^2 km^2 .
- **Celdas de lluvia**, durando desde unos pocos minutos a aproximadamente media hora, abarcando una extensión entre 1 y 10 km^2 .

Los Modelos de Circulación general están considerados como los más adecuados para construcción de escenarios climáticos venideros. Su resolución, sin embargo, pertenece a la escala sinóptica anteriormente comentada, no apta para estudios hidrológicos que precisan una resolución dentro de la escala cuenca.

Se hace necesario pues un *downscaling*. En esta tesis se proponen nuevas técnicas para relacionar la configuración sinóptica, susceptible de una predicción basada en modelos meteorológicos, con la variable precipitación en la escala diaria y horaria. Para ello se utiliza una clasificación sinóptica válida para la Península Ibérica que contempla un total de 18 situaciones sinópticas tipo.

Sobre esta base se formula y aplica un modelo para la simulación y predicción de la precipitación diaria tanto en un punto geográfico como arealmente.

Finalmente, se aborda el objetivo de enlazar con las escalas menores (horarias) haciendo uso de un modelo bien conocido y ampliamente contrastado, como modelo de simulación continua de lluvia en un punto geográfico para aplicaciones hidrológicas. Se trata del modelo de Bartlett-Lewis, el cual es un modelo puramente estocástico y, podemos decir, máximo exponente, junto con el modelo de Neyman-Scott, de los modelos temporales basados en procesos estocásticos de punteo. Se propone aquí una aplicación en la cual los parámetros de dicho modelo están condicionados al patrón sinóptico existente, el cual, a su vez, es susceptible de una predicción basada en modelos meteorológicos. Se plantea, pues, una solución práctica para aplicaciones tanto en simulación como en predicción, generando intensidades de lluvia en la escala horaria.

Índice General

AGRADECIMIENTOS	iv
RESUMEN	vi
1 INTRODUCCIÓN	1
1.1 La física de la precipitación	14
1.2 Necesidad de modelos	19
1.3 El porqué del estudio de modelos de simulación de precipitación en la escala diaria	21
1.4 Sobre la información pluviométrica empleada.....	22
1.5 Objetivos y contribuciones de la tesis	24
1.6 Organización de este documento.....	26
I EVALUACIÓN DE MODELOS ESTOCÁSTICOS TEMPORALES DE SIMULACIÓN CONTÍNUA A ESCALA DIARIA	19
2 ANTECEDENTES I	20
2.1 Introducción.....	21
2.2 Proceso de ocurrencia de precipitación	23
2.3 Duración de los episodios de precipitación.....	26
2.4 Cantidad de precipitación	27
3 MODELO BASADO EN PROCESOS DE POISSON	30
3.1 Introducción.....	21
3.2 Procesos de Poisson.....	23
3.3 Definición axiomática del Proceso de Poisson. Generalizaciones	26
3.4 Propuesta de un modelo matemático para SIMULACIÓN de precipitación diaria	27
3.4.1 Estudio del proceso de ocurrencia de eventos	35
3.4.2 Estudio de la duración de los episodios de precipitación.....	35
3.4.3 Estudio de la cantidad de precipitación diaria.....	36
3.5 Series de datos empleadas en este capítulo	39
3.6 Estimación de parámetros Aplicación en simulación de precipitación diaria ...	42
3.7 Aplicación en simulación de precipitación diaria. Validación del modelo	46
3.7.1 Reproducción de máximos	39
3.8 Conclusiones.....	52

4	COMPARACIÓN CON UN MODELO MARKOVIANO DE PRIMER ORDEN	54
4.1	Formulación markoviana.....	21
4.1.1	<i>Cadenas de Markov discretas. Definición.....</i>	55
4.1.2	<i>Cadenas de Markov y procesos de Poisson.....</i>	56
4.1.3	<i>Formulación del modelo estocástico markoviano de precipitación diaria.....</i>	59
4.2	Aplicación y estudio comparativo de la bondad del modelo.....	59
4.3	Conclusiones	61
5	OTROS MODELOS ESTOCÁSTICOS BASADOS EN PROCESOS DE PUNTEO	63
5.1	Introducción.....	64
5.2	Dos grandes familias de procesos y sus variantes	64
5.3	Revisión bibliográfica	67
5.4	Modelo de Neyman-Scott de ruido blanco	70
5.5	Modelo de Neyman-Scott de pulsos rectangulares.....	70
5.6	Modelo de Neyman-Scott modificado de pulsos rectangulares.....	72
5.7	Modelo de Bartlett-Lewis de pulsos rectangulares.....	74
5.8	Modelo de Bartlett-Lewis modificado de pulsos rectangulares.....	75
5.9	Comparación entre los modelos modificados y sin modificar.....	77
5.10	Comparación entre los modelos de Bartlett-Lewis y Neyman-Scott.....	77
5.11	Aplicación.....	78
5.12	Conclusiones.....	82
II	INCORPORACIÓN DE ASPECTOS METEOROLÓGICOS EN LA MODELACIÓN	84
6	ANTECEDENTES	85
6.1	Motivación.....	86
6.2	Clasificación de los métodos de downscaling	88
6.3	Downscaling estadístico	90
6.3.1	<i>Introducción teórica</i>	90
6.3.2	<i>Revisión bibliográfica</i>	93
6.4	Clasificación sinóptica utilizada.....	98
6.4.1	<i>Breve descripción de los distintos patrones sinópticos</i>	101
7	DESARROLLO DE UN MODELO CON REPRESENTACIÓN MARKOVIANA DE LA ALTERNANCIA DE SITUACIONES SINÓPTICAS. APLICACIÓN PARA SIMULACIÓN DE PRECIPITACIÓN DIARIA EN UN PUNTO GEOGRÁFICO	107
7.1	Descripción cualitativa del modelo	108
7.2	Formulación matemática	109

7.3	Información estadística de la serie de datos empleada	112
7.4	Método <i>clustering</i> para reducción del número de situaciones sinópticas.....	117
7.5	Estimación de parámetros.....	119
7.6	Simulación y análisis de la bondad del modelo.....	120
7.7	Conclusiones.....	124
8	EMPLEO DEL DOWNSCALING ESTADÍSTICO PARA SIMULACIÓN Y PREDICCIÓN DE LA PRECIPITACIÓN AREAL	127
8.1	Introducción.....	128
8.2	Localización e información pluviométrica utilizada	128
8.2.1	<i>Obtención de los ficheros de lluvia media areal. Método de interpolación.....</i>	131
8.2.2	<i>Características estadísticas de la precipitación media areal en la cuenca del Sil y su relación con las configuraciones sinópticas existentes</i>	132
8.2.3	<i>Agrupación de las situaciones sinópticas en clusters</i>	135
8.2.4	<i>Aplicación del modelo para simulación de precipitación areal diaria en la cuenca del Sil.....</i>	136
8.3	Aplicación en predicción de precipitación diaria sobre la cuenca del Sil	139
8.3.1	<i>Introducción.....</i>	139
8.3.2	<i>Metodología.....</i>	140
8.4	Resumen y conclusiones.....	151
9	MODELO HÍBRIDO DE BARLETT-LEWIS BASADO EN PATRONES DE CIRCULACIÓN GENERAL	154
9.1	Introducción.....	155
9.2	Series de datos empleadas	156
9.3	Formulación del modelo híbrido de Bartlett-Lewis.....	157
9.4	Estimación de parámetros.....	159
9.5	Análisis de la bondad del modelo.....	163
9.6	Aplicación del modelo híbrido de Bartlett-Lewis para simulación de la precipitación en un punto geográfico	165
9.6.1	<i>Estudio de máximos</i>	167
9.7	Resumen y conclusiones.....	169
10	RESUMEN, CONCLUSIONES Y FUTURAS LÍNEAS DE INVESTIGACIÓN	172
12	ANEXOS	182
13	REFERENCIAS	254

Índice de Tablas

Tabla 3.1. Correlación a lag-1 de la cantidad de precipitación diaria	37
Tabla 3.2. Series de datos empleadas.	39
Tabla 3.3 Parámetros del modelo.	43
Tabla 3.4. Parámetro “p” de la distribución geométrica.....	44
Tabla 3.5. Distancia estadística media por cuenca.	50
Tabla 4.1. Distancia estadística en la estación de Bóveda.....	60
Tabla 7.1 Precipitación media diaria asociada a cada situación sinóptica. .	118
Tabla 7.2 Centro de gravedad de cada cluster.	119
Tabla 7.3 Correspondencia situación sinóptica- cluster.	119
Tabla 7.4 Parámetros del modelo.	120
Tabla 8.1. Estaciones pluviométricas de la Cuenca del Sil.	131
Tabla 8.2. Situaciones sinópticas correspondientes a cada cluster.....	136
Tabla 9.1. Parámetros del modelo	159
Tabla 9.2. Parámetros derivados.....	159
Tabla 9.3. Estadísticos utilizados.	160
Tabla 9.4. Parámetros correspondientes al cluster menos lluvioso.	161
Tabla 9.5. Parámetros correspondientes al cluster más lluvioso.	161
Tabla 9.6. Descriptores del proceso de precipitación.	161
Tabla 9.7. Otros descriptores del proceso de precipitación.....	162

Índice de Figuras

Figura 1.1. Presión saturante del vapor de agua en función de la temperatura	2
Figura 1.2. Ritmo de crecimiento de las gotitas de nubes: r_0 es el radio inicial, r_t es el radio al cabo de un tiempo.....	4
Figura 1.3. Presión saturante del vapor de agua ante el líquido en subfusión (curva de trazos) y ante el sólido (curva continua) por debajo de 0° , $T_3=273K$	5
Figura 3.1. Esquema del proceso de precipitación.....	34
Figura 3.2. Estaciones pluviométricas consideradas en la Cuenca del Alto-Ebro.....	40
Figura 3.3. Estaciones pluviométricas consideradas en la Cuenca del Sil	40
Figura 3.4. Estaciones pluviométricas consideradas en la Cuenca del Duero.....	41
Figura 3.5. Media histórica y simulada con las 3 distribuciones.....	47
Figura 3.6. Varianza histórica y simulada con las 3 distribuciones.....	47
Figura 3.7. Probabilidad de lluvia cero histórica y simulada.	47
Figura 3.8. Máximos históricos y simulados para S. Esteban (cuenca del Sil-noviembre).....	51
Figura 3.9. Máximos históricos y simulados para S. Esteban (cuenca del Sil-junio).....	51
Figura 5.1. Esquema del modelo de Bartlett-Lewis de pulsos rectangulares	66
Figura 7.1. Test de la χ^2 sobre distribuciones de cantidad de precipitación.....	112
Figura 7.2 Duración de las situaciones sinópticas.....	113
Figura 7.3 Número total de días de cada situación sinóptica.	114
Figura 7.4 Media de precipitación diaria asociada a cada situación sinóptica.	115
Figura 7.5 Desviación típica correspondiente a cada situación sinóptica.	116
Figura 7.6 Máximos de precipitación diaria correspondientes a cada situación sinóptica.	117
Figura 7.7 Duración de los clusters de situaciones sinópticas en la serie histórica y simulada.....	121
Figura 7.8 Media estacional diaria por cluster de situaciones sinópticas en la serie histórica y simulada	122
Figura 7.9 Desviación típica estacional por cluster de situaciones sinópticas en la serie histórica y simulada	122
Figura 7.10 Días lluviosos estacionales por cluster de situaciones sinópticas en la serie histórica y simulada.	122
Figura 7.11 Eventos estacionales por cluster de situaciones sinópticas en la serie histórica y simulada.	123
Figura 7.12 Media diaria estacional histórica y simulada.	123
Figura 7.13 Desviación típica estacional histórica y simulada.....	123
Figura 7.14 Probabilidad de lluvia cero estacional histórica y simulada.	124
Figura 8.1. Situación de los pluviómetros utilizados en la cuenca del Sil.....	128
Figura 8.2. Precipitación media areal asociada a cada situación sinóptica.....	133
Figura 8.3. Desviación típica asociada a cada situación sinóptica	134
Figura 8.4. Máximos diarios asociados a cada situación sinóptica.	134

Figura 8.5. Duración en días de los clusters histórica y simulada.....	137
Figura 8.6. Número de días lluviosos asociado a cada cluster histórico y simulado.....	137
Figura 8.7. Media de la precipitación diaria estacional histórica y simulada.....	138
Figura 8.8. Desviación <i>standard</i> histórica y simulada.	138
Figura 8.9. Probabilidad de lluvia cero estacional histórica y simulada.	138
Figura 8.10. Pantalla correspondiente a la situación de los pluviómetros en la cuenca.	141
Figura 8.11. Pantalla correspondiente a una situación sinóptica, el mapa de isobaras, el mapa de altura y los efectos de precipitación en superficie.....	142
Figura 8.12. Pantalla correspondiente a la elección: Media diaria estacional y desviación típica.	143
Figura 8.13. Pantalla correspondiente a la elección: % de días lluviosos	144
Figura 8.14. Pantalla correspondiente a la elección: Media diaria estacional y desviación típica. Máximos.....	145
Figura 8.15. Pantalla correspondiente a la elección: Media diaria y desviación típica de los días con lluvia.....	146
Figura 8.16. Pantalla correspondiente a la elección: % de los días lluviosos.....	146
Figura 8.17. Pantalla correspondiente a la elección: Cuartiles.....	146
Figura 8.18. Pantalla correspondiente a la elección: Predicción.	148
Figura 8.19. Página de la Unidad de Observación y Predicción Meteorológica de Galicia.	149
Figura 8.20. Pantalla de Ayuda del programa InfoRain.....	150
Figura 8.21. Pantalla de Ayuda del programa InfoRain.....	150
Figura 9.1. Gráfico evaluador del error relativo correspondiente al cluster poco lluvioso.	163
Figura 9.2. Gráfico evaluador del error relativo correspondiente al cluster lluvioso.	164
Figura 9.3. Media histórica y simulada.	165
Figura 9.4. Varianza histórica y simulada.	165
Figura 9.5. Correlación a lag-1 histórica y simulada.....	166
Figura 9.6. Correlación a lag-2 histórica y simulada.....	166
Figura 9.7. Correlación a lag-3 histórica y simulada.....	166
Figura 9.8. Probabilidad de lluvia cero histórica y simulada.	167
Figura 9.9. Máximos históricos y simulados a 1 hora.....	167
Figura 9.10. Máximos históricos y simulados a 6 horas.	168
Figura 9.11. Máximos históricos y simulados a 12 horas.	168
Figura 9.12. Máximos históricos y simulados a 24 horas.	168

Capítulo 1

Introducción

1.1 LA FÍSICA DE LA PRECIPITACIÓN.

Por la Termodinámica Clásica se sabe que la ley física que gobierna los cambios de estado líquido-vapor es la ecuación de Clausius-Clapeyron. Esta ecuación diferencial se obtiene aplicando los Principios de la Termodinámica:

$$\frac{dE}{dT} = \frac{L E}{R_a T^2}$$

donde E es la presión máxima o de equilibrio entre vapor y agua en estado líquido, L es el calor latente de evaporación, R_a es la constante de los gases para el vapor de agua y T la temperatura absoluta. Si se supone L constante y se integra la ecuación anterior resulta:

$$\ln \frac{E}{E_0} = \frac{L}{R_a} \left(\frac{1}{T_0} - \frac{1}{T} \right)$$

que es la ecuación del vapor saturante en función de la temperatura.

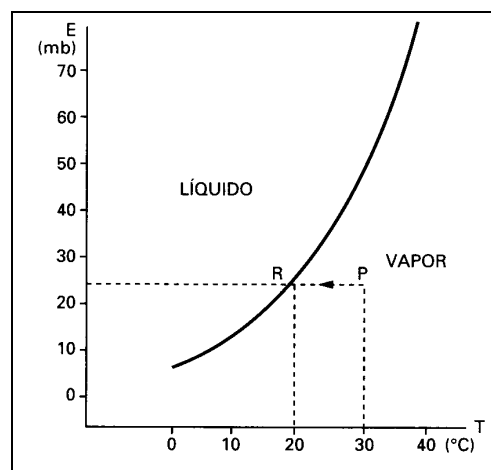


Figura1.1. Presión saturante del vapor de agua en función de la temperatura (tomada del libro de M. Ballester: “Meteorología. Física del Aire”)

Así, podría haber condensación en caso de sobresaturación o evaporación (parte izquierda de la curva) o evaporación (parte derecha).

De igual forma se conoce que la temperatura del aire disminuye con la altura. En la figura 1.1 se aprecia que con un aumento de humedad se llegaría a saturación (humedad=100%) al llegar al nivel de condensación.

Estos argumentos representarían una explicación simple del proceso de precipitación. No obstante, no es realista. El fenómeno de la formación y posteriormente desprendimiento de gotitas de agua dista mucho de ser de sencilla explicación.

Para el paso de vapor a líquido por sobresaturación es necesaria la presencia de núcleos de condensación. Afortunadamente éstos existen en la Naturaleza. Si no existiesen se tendría entonces la llamada *nucleación homogénea*, que consiste en la fusión de moléculas de vapor debido a las colisiones causadas por la agitación térmica propia de los gases.

Otro hecho presente en el estudio de la Física de nubes es la dependencia humedad-curvatura regida por una ley física de Kelvin según la cual la presión de equilibrio crece con la curvatura. De este modo, esferas pequeñas se encontrarán en equilibrio con humedades elevadas. De todo lo anterior se puede inferir que un mismo ambiente algunas gotitas lo pueden encontrar subsaturado y otras más grandes sobresaturado. Las pequeñas se podrían evaporar. Habría una condensación sobre las mayores, de esta forma las grandes crecerían a costa de las pequeñas.

No obstante, existe otro proceso de efectos contrarios al anterior. Supóngase que en vez de agua pura, se trata de una solución diluida. La presión de equilibrio vapor-líquido es menor que en el primer caso (Ley de Raoult Van't Hoff). Esta

disminución es más acusada cuanto menor es la gota. Consecuentemente las gotas de mayor tamaño se harían más pequeñas.

A pesar de estos efectos contrapuestos, es evidente que en la naturaleza sucede una *nucleación heterogénea*, es decir sobre núcleos de condensación. Suelen ser higroscópicos, de tamaños comprendidos entre 10^{-2} y 10 micras.

Los núcleos de condensación van recibiendo material, a la vez que se disipa el calor latente de condensación y así los radios de las gotitas aumentan de forma que sus cuadrados son proporcionales al tiempo.

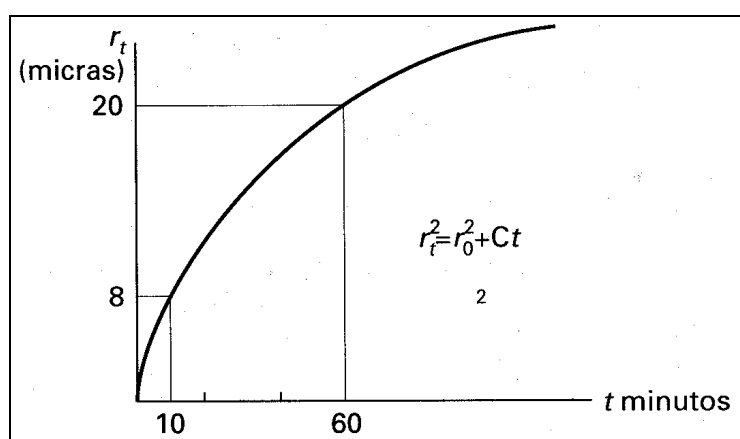


Figura1.2. Ritmo de crecimiento de las gotitas de nubes: r_0 es el radio inicial, r_t es el radio al cabo de un tiempo t . (tomada del libro de M. Ballester: "Meteorología. Física del Aire")

Las nubes se caracterizan por un espectro de tamaños de esferitas bastante uniforme entre 1 y 15 micras, una población de 100 a 300 por cm^3 y una cantidad de agua de $0.5\text{gr}/\text{m}^3$.

De los razonamientos anteriores se podrían derivar dos preguntas: ¿Por qué llueve? Y ¿Por qué llueve tanto? La primera cuestión vendría inducida por el hecho de que gotas de lluvia de varias micras de radio no son precipitantes (la

velocidad de caída es función del tamaño). La segunda cuestión vendría como consecuencia de la reducida cantidad de agua líquida que hay en las nubes.

Las respuestas a ambas no son en absoluto triviales, de hecho hasta 1935 Bergeron no emitió una teoría creíble de la precipitación. Dicha teoría tiene su base en la gráfica que aparece en la figura 1.3.

La presión E_a de vapor en equilibrio con líquido en subfusión es mucho mayor que E_s , presión de equilibrio ante sólido.

En un ambiente en el que la humedad es menor que la saturante respecto al líquido pero mayor que la saturante respecto al sólido, coexisten las tres fases. El líquido se evaporará y habrá tránsito de agua hacia los cristales.

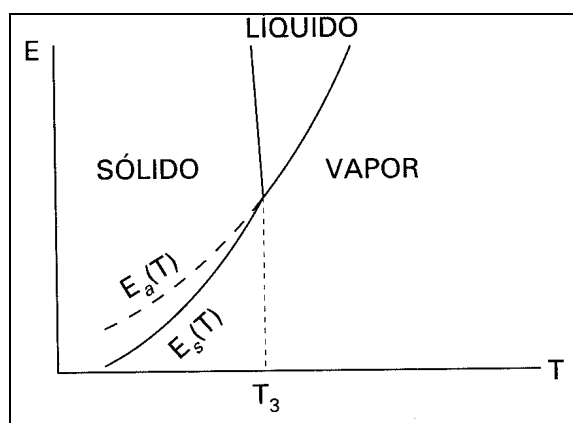


Figura1.3. Presión saturante del vapor de agua ante el líquido en subfusión (curva de trazos) y ante el sólido (curva continua) por debajo de 0° , $T_3=273\text{K}$.

A la vista de la figura 1.3, puede decirse que toda gota de lluvia, bien sea líquida o en forma de nieve ha sido en su origen cristal de hielo.

Se ha de fijar la atención, pues, en la *nucleación del hielo*. Esta puede ser, a igual que la del líquido, homogénea y heterogénea. El hielo cristaliza en forma de prismas del sistema hexagonal. De forma análoga a la nucleación homogénea de

la fase líquida, es difícil que suceda de forma natural la nucleación homogénea del hielo.

Hay que distinguir entre paso directo de vapor a sólido y paso de vapor a líquido y de líquido a sólido (llamada nucleación homogénea por congelación de una fase líquida intermedia). En el primer caso se han obtenido en laboratorio umbrales por debajo de 213K (punto de Krastanov) para la deposición. En el segundo caso se han presentado situaciones metaestables a temperatura menor de 233K para el comienzo de la congelación (punto de Schaefer).

En cuanto a la nucleación heterogénea, es la que probablemente suceda en la naturaleza. No hay una absoluta seguridad porque los núcleos que desembocan en la formación de hielo son muy escasos. Sin embargo, ocurren dos hechos que podrían subsanar este problema:

- Existen partículas en el aire sobre las cuales se deposita directamente el vapor de agua a temperaturas mayores que el punto Krastanov pero inferiores al punto triple. Se trata de los llamados núcleos de sublimación.
- Existen partículas en el interior de gotas de nube sobre las que se congela el agua a temperaturas menores que el punto triple, pero mayores que el punto Schaefer. Son los llamados núcleos de congelación. Tanto estos últimos como los primeros, se conocen con el nombre de núcleos glaciógenos.

Además, hay que señalar también la participación de unas partículas unas cien veces menores que los núcleos de condensación que impactan en gotas de nube en subfusión y que romperían el equilibrio.

Por otra parte la formación de cristales es selectiva sobre superficies idóneas que actúan como substratos. Se conoce con el nombre de epitaxia la capacidad de los materiales cristalinos de edificar un estrato de su propia malla en la superficie de otro cristal cuya geometría reticular es parecida a la del primero.

La molécula de agua es una molécula dipolar, por lo tanto tendrá preferencias en cuanto a la elección de substrato, por ejemplo tendrá afinidad por los cristales iónicos. De ahí que la inducción de lluvia artificial haya sido intentada sembrando sales de plata.

En la naturaleza los núcleos glaciógenos suelen ser arcillas que poseen en sus vértices de malla iones metálicos muy electropositivos. Así un aerosol atmosférico se convierte en el principal candidato para ser núcleo glaciógeno. Además una vez que comience la nucleación el crecimiento será rápido y continuo. Al disponer de aristas y ángulos, las moléculas se podrán acumular en ellos, dando lugar a un desarrollo dendrítico con estructura fractal. Este núcleo de hielo precipitará y colisionará con gotitas que a su vez congelará.

Esta teoría de la precipitación ha sido la única aceptada mundialmente hasta mediados del siglo XX. No obstante, una laguna parecía mantenerse. En casos de no existencia de fase sólida ...¿Podía existir precipitación?

Existe una segunda teoría, que sin anular a la anteriormente expuesta, explica otro mecanismo de precipitación. Se denomina colisión-coalescencia. En esencia, se trata de un proceso de colisiones múltiples y continuadas entre gotitas de nube que se unen hasta formar una gota de suficiente tamaño para ser precipitante.

Diversas investigaciones dieron como resultado un umbral de 19 micras de radio como radio mínimo de una gota que pueda funcionar como colectora de otras en su caída. Una vez alcanzado el tamaño intermedio entre gota de nube y gota de lluvia, crece rápidamente.

Hasta aquí se han explicado los dos mecanismos de precipitación que son aceptados hoy en día por la comunidad científica. Se trata de estudios a escala microscópica y modelos unidimensionales. En la actualidad la investigación se dirige hacia dinámica de nubes y modelos tridimensionales. Esta nueva filosofía parte de la base de que las nubes se forman por ascendencia de aire saturado, regida por las leyes de la Meteorología Dinámica y Sinóptica.

1.2 NECESIDAD DE MODELOS.

Después del resumen abreviado anterior de las teorías existentes acerca del fenómeno físico de la precipitación no debe parecernos extraño que nos encontremos con parámetros y variables con comportamiento incierto, pero susceptible de ser aproximada su ocurrencia, duración y cuantía a través de un modelo matemático.

En este punto cabe recordar que el ámbito de esta tesis se encuentra en las aplicaciones para la gestión de recursos hidráulicos. Sabido es que para otras formas de producir energía eléctrica, como la energía nuclear o la térmica convencional, es posible planificarlas ya que están al margen de condicionamientos meteorológicos externos. No ocurre lo mismo con la

producción hidráulica que es de más compleja planificación y gestión puesto que el agua, su combustible natural, no es siempre la deseada, sea unas veces por defecto sea en otras por demasía.

En el último siglo esta aleatoriedad de la precipitación ha intentado paliarse con la construcción de embalses de regulación, que intentan dar una respuesta continua a las exigencias impuestas por las necesidades de la sociedad. La construcción de embalses amortigua las fluctuaciones propias del proceso de precipitación, cambiando totalmente las variables de disponibilidad. Los diferentes usos del agua deben entonces ser compatibilizados, atendiendo a unas reglas de gestión y explotación siempre complejas.

Se necesitan modelos de predicción de precipitación para gestión de recursos hidráulicos tanto en situaciones de sequía como de abundancia de agua.

En el primer caso si los ríos circulan con caudales próximos o incluso inferiores a los valores ecológicos, es imprescindible una buena predicción de precipitación que optimiza la producción minimizando los vertidos.

En el segundo caso, en situaciones de avenida se tienen caudales demasiado abundantes para ser aprovechados energéticamente, una predicción acertada puede minimizar los daños ocasionados aguas abajo del embalse, en la propia presa y en la central.

Los modelos matemáticos permiten, por una parte sistematizar y sintetizar la información de base y por otra, llevar a una mejor comprensión de fenómenos de compleja naturaleza.

Por otro lado, permiten llevar a cabo simulaciones en períodos largos de tiempo, como vía para evaluar la respuesta hidrológica y el propio comportamiento del sistema de recursos hidráulicos bajo diferentes condiciones o estrategias de gestión y explotación.

El modelo matemático debe representar el proceso real lo más fielmente posible. Su capacidad para generalizar irá íntimamente ligada a su parsimonia, en el caso de un modelo estocástico. Al intentar aumentar la precisión en la reproducción por parte del modelo de la realidad se camina hacia modelos más complicados, con más y más parámetros, los modelos se convierten en poco o no parsimoniosos. Tampoco se debe caer en modelos demasiado simplistas, incapaces de representar la varianza observada. Se busca, pues, un compromiso entre precisión y simplicidad.

Los modelos matemáticos pueden dividirse en dos grandes grupos:

- **Deterministas**
- **Estocásticos**

Los modelos deterministas disponen de unas ecuaciones analíticas basadas en una relaciones causa - efecto conocidas a priori.

Los modelos estocásticos o probabilistas se formulan sobre la base de la filosofía de la probabilidad y procesos estocásticos.

La aplicabilidad y éxito en el uso de este último tipo de modelos depende totalmente de la existencia de datos de medidas directas que sirvan para la estimación de los parámetros y validación de los resultados.

Con el uso de los ordenadores y las facilidades de cálculo que estos conllevan ha permitido en los últimos años trabajar con series de datos de gran longitud de una forma rápida y sistemática, lo cual era impensable hace unas décadas.

Cabe aquí llamar la atención sobre la necesidad de potenciar las redes de datos, así como intensificar su accesibilidad e intercambio entre centros de investigación, universidades, empresas y en nuestro país el Instituto Nacional de Meteorología.

1.3 EL PORQUÉ DEL ESTUDIO DE MODELOS DE SIMULACIÓN DE PRECIPITACIÓN EN LA ESCALA DIARIA

A continuación se exponen algunas de las razones que justifican la investigación de modelos de precipitación que se centran en la escala diaria:

- A menudo se necesitan largas series de datos de precipitación, especialmente valores diarios para la mayoría de los modelos hidrológicos. Estas series no siempre existen, con lo cual es necesario simular otras que esencialmente contengan las propiedades estadísticas observadas en las series históricas.
- La escala de agregación diaria es una escala apropiada y muy conocida para multitud de objetivos y procedimientos en la planificación y operación de los sistemas hidráulicos.
- La actividad de las instalaciones de aprovechamiento de recursos hidráulicos que tienen como fin la provisión de agua y gestionar el regadío se realiza a menudo en la escala diaria.

- Las operaciones en los sistemas agrícolas también se llevan a cabo en el marco de la escala diaria.
- Es importante saber las probabilidades de diferentes sucesos de precipitación para decidir los seguros agrícolas a contratar por parte de los profesionales del sector agrícola. Conocer la duración de los episodios lluviosos y de los correspondientes períodos secos es una información valiosa desde el punto de vista de las empresas aseguradoras.

1.4 SOBRE LA INFORMACIÓN EMPLEADA.

Esta tesis se ha desarrollado como fruto de la colaboración entre el departamento de Ingeniería Hidráulica y Medio Ambiente de la Escuela Superior de Ingenieros de Caminos, canales y puertos de Valencia y la empresa eléctrica Iberdrola. En consecuencia, el 95% de las series pluviométricas de datos diarios empleadas pertenecen a dicha empresa. El 5% de los datos restantes proceden del Instituto Nacional de Meteorología.

En los orígenes de la empresa eléctrica, la toma de datos se hace imprescindible para el estudio de la viabilidad de las explotaciones. Se necesitaban, por otra parte, series de datos lo suficientemente amplias para poder aplicar modelos con el fin de ayudar al dimensionamiento de las obras hidráulicas. De esta forma, a partir de una primera fase inicial, la actividad de la Unidad de Hidrología de Iberdrola se centra en el desarrollo de estudios hidrológicos en los

que se basarán los proyectos de futuros aprovechamientos, respecto a la obra civil y a la maquinaria necesaria.

Una vez en funcionamiento las instalaciones hidroeléctricas, la importancia de la toma de datos radica en su uso en modelos de simulación y predicción necesarios para la gestión de los recursos hidráulicos y una óptima operación de las instalaciones.

La previsión de avenidas cobra también un interés fundamental.

No obstante, al cabo de varios años de toma de datos, Iberdrola llegó a la conclusión de que ciertas series poseían una longitud temporal suficiente para los citados objetivos, eliminándose la recogida de datos en puntos en los que los aprovechamientos hidroeléctricos no son importantes.

Por contrapartida, se extendió desde 1980 un sistema de telemedida y almacenamiento local informatizado. Este sistema comprende 25 puntos en la Cuenca del Duero, 4 en la Cuenca del Ebro y 8 en la zona Norte.

Con este sistema informatizado de toma de datos se consigue una mayor eficacia y rapidez en la recepción y tratamiento de la información. La escala de agregación temporal pasa de ser diaria a ser horaria.

Hay que señalar, además, que la calidad de los datos ha sido siempre una máxima de la empresa, prefiriéndose ausencia de datos a datos dudosos o erróneos.

Además de las series de precipitación diaria ya comentadas, en esta investigación se ha utilizado otra información:

- La serie digitalizada correspondiente al pluviógrafo Jardí de Fabra (Barcelona) durante el periodo 1927-1981. Esta serie original, con la aplicación de la correspondiente función de calibración del pluviógrafo, fue discretizada a intervalos de duración constante ($h=5\text{min.}$) y posteriormente agregada a intervalos crecientes, desde $h=30\text{ min.}$ hasta $h=48\text{ horas.}$
- La serie diaria de situaciones sinópticas clasificada (período 1941-1990) siguiendo la “Clasificación de patrones espaciales de precipitación sobre la España Peninsular y Baleárica” (*Ribalaygua y Boren [1995]*). Esta serie es la usada en la segunda parte de esta investigación. Se trata de una clasificación sinóptica novedosa, en el sentido en que el proceso *cluster* no se aplica directamente a las configuraciones sinópticas sino que se tienen en cuenta los campos de efectos en superficie.

1.5 OBJETIVOS Y CONTRIBUCIONES DE ESTA TESIS

La motivación principal de esta tesis tiene sus raíces en el marco de la planificación y gestión de recursos hidráulicos. En este ámbito, es de importancia primordial la simulación y predicción de la variable precipitación diaria.

Dado que hoy por hoy no existen modelos determinísticos que permitan obtener de modo unívoco la cantidad de precipitación diaria se hace necesaria una aproximación estocástica o aproximaciones híbridas, objeto central de esta investigación.

Los objetivos que se persiguen en esta tesis tienen una doble meta:

- Por una parte, se busca la simulación de series de precipitación en un punto geográfico. Para ello será necesario desarrollar modelos parsimoniosos y de estructura simple, partiendo de la extensa literatura científica existente sobre la cuestión.
- Por otra parte, se pretende la predicción cuantitativa de precipitación diaria. Para tal fin se recurrirá a las salidas de los Modelos de Circulación General, cuyas predicciones se intentarán desagregar a escalas más finas adecuadas para aplicaciones hidrológicas.

Estos eran los objetivos con los que se comenzó este trabajo hace cinco años, no obstante, por el camino aparecieron nuevas vías de investigación y otras posibilidades que se creó conveniente analizar. Con todo ello se construyó esta tesis doctoral.

Las contribuciones más importantes de la misma se enumeran a continuación:

1. Revisión del estado del arte en la modelación de la variable estocástica precipitación diaria.
2. Desarrollo y aplicación de un modelo estocástico de precipitación diaria basada en procesos de Poisson para simulación de precipitación en un punto geográfico. Evaluación comparativa con un modelo markoviano de primer orden. El modelo basado en procesos de Poisson es superior y más parsimonioso desde el punto de vista estadístico. Este modelo fue aplicado con éxito para simular precipitación en distintas estaciones pluviométricas de las cuencas del Sil, Duero y Alto Ebro.

3. Revisión de los modelos de punteo agregados y análisis de la solución que ofrecen al problema de la escala así como el hecho de ser importantes herramientas de desagregación de series temporales.
4. Análisis crítico del problema de la desagregación de las predicciones de los Modelos de Circulación General a escalas adecuadas para el trabajo hidrológico.
5. Formulación y aplicación de un modelo híbrido estocástico-determinístico para simulación y predicción de series diarias de precipitación. Este modelo presenta además interesantes posibilidades en estudios de cambio climático.
6. Simulación continua en escalas de agregación temporal menores: el empleo del modelo estocástico de Bartlett-Lewis con estimación de parámetros condicionada a la situación sinóptica. A este modelo, así aplicado, se le ha denominado en esta tesis: modelo híbrido de Bartlett-Lewis.

1.6 ORGANIZACIÓN DE ESTE DOCUMENTO

Este documento presenta dos partes bien diferenciadas. Una primera lleva por título: “Modelos estocásticos temporales de precipitación diaria” y una segunda denominada: “Modelos estocásticos de precipitación diaria basados en *downscaling*”.

Se ofrece en el **capítulo 2** una revisión de la literatura existente sobre el tema. A continuación, en el **capítulo 3**, se muestra la formulación matemática de un modelo estocástico de precipitación diaria, basado en Procesos de Poisson. Se presentan, además, los resultados de su aplicación en simulación de precipitación diaria en un punto geográfico para distintas estaciones pluviométricas, una vez llevada a cabo una adecuada programación informática de dicho modelo.

En el **capítulo 4** se estudia la bondad de este modelo enfrentándolo a un modelo markoviano de primer orden.

En el último capítulo -**capítulo 5**- de la primera parte se presentan otros modelos basados en procesos estocásticos de punteo. Se presta especial interés a dos familias: procesos tipo Neyman-Scott y procesos tipo Bartlett-Lewis.

En la segunda parte de este documento, en concreto, en el **capítulo 6**, se explica el concepto de *downscaling* y la nueva filosofía de modelación que a partir de él se puede desarrollar. Concretamente en esta tesis se aplica el método de *downscaling* estadístico. A partir de una clasificación sinóptica de reciente aparición en España, se formula matemáticamente un modelo con alternancia markoviana de las situaciones sinópticas.

En el **capítulo 7** se presenta su aplicación para simulación de precipitación diaria en un punto geográfico.

En el **capítulo 8** se estudia su aplicación en simulación y predicción de la precipitación areal diaria. En concreto, se trabaja con series temporales de precipitación diaria de la cuenca del Sil. En el punto 8.3 se analizan sus

posibilidades como herramienta de predicción de precipitación areal. Se explica la metodología empleada y todo el *software* generado.

En el **capítulo 9** se presenta un modelo totalmente novedoso que, apoyándose en la formulación del modelo denominado de Bartlett-Lewis, introduce la dependencia con la situación sinóptica existente.

Este escrito finaliza con un resumen, conclusiones más relevantes y la indicación de futuras vías de investigación.

Primera Parte

Evaluación de Modelos Estocásticos
Temporales de Simulación Continua a
Escala Diaria

Capítulo 2

Antecedentes I

2.1 INTRODUCCIÓN

El dimensionamiento de obras hidráulicas necesita series de datos de precipitación de larga extensión temporal. Una de las utilidades de estas series es el poder estudiar los períodos de retorno de ciertos fenómenos atmosféricos que pueden dar lugar a desastrosas consecuencias, bien sean pérdidas humanas, económicas o ambas.

Aunque es muy importante la apreciación anterior, no es la única utilidad en absoluto y así se podría afirmar sin temor a equivocarse que el uso de series de precipitación se hace imprescindible tanto en dimensionamiento de obras hidráulicas como en la posterior etapa de gestión de las instalaciones.

En muchos casos no se tienen series de suficiente longitud, pero incluso cuando estas existan, es necesario y conveniente disponer de otras series con datos que aún no siendo los históricos, su probabilidad de ocurrencia sea igual a los recogidos históricamente. No obstante, esta necesidad no es nueva, hace ya más de treinta años que se ha buscado la generación de series de datos de precipitación diaria.

Esta Primera Parte de la tesis doctoral se va a dedicar a la modelación estocástica de la precipitación. En la Segunda Parte se incorporarán aspectos meteorológicos.

Habría que remontarse a 1962 para datar los orígenes de la simulación de series de precipitación diaria. *Gabriel, R. y Newman, J.* [1962], hicieron uso de una cadena de Markov para representar el proceso de ocurrencia de precipitación

diaria en Tel Aviv. Un trabajo en la misma línea fue el de *Feyerherm y Bark* [1967].

Los modelos estocásticos que se han formulado desde entonces se pueden clasificar en los grupos siguientes:

- Modelos discretos como las cadenas de Markov o los procesos DARMA. Esta aproximación será ampliamente desarrollada en esta investigación.
- Modelos basados en procesos de punteo. De ellos tratará el capítulo 5 por lo que no serán revisados aquí.
- Modelos basados en el concepto de invarianza de escala. En pocas palabras se puede resumir diciendo que las propiedades estadísticas de pequeña y gran escala están relacionadas mediante un operador de cambio de escala que solamente tiene en cuenta el cociente de esas escalas. Este tipo de modelación abarca los modelos de geometría fractal de áreas lluviosas, campos monofractales, multifractales, modelos de invarianza de escala generalizados y modelos multifractales universales (*Lovejoy* [1982], *Lovejoy y Maldebrot* [1985], *Kenden y Chiu* [1987], *Lovejoy y Schertzer* [1990, 1994], *Tessier et al.* [1993], *Menabde et al.* [1997 y 1999], *Deidda et al.* [1999]).

En muchos de los modelos aparecidos en la bibliografía se separa el proceso de precipitación en tres partes fundamentales:

- Ocurrencia o no de precipitación.
- Duración del episodio lluvioso.
- Cantidad de precipitación.

El estudio de la **ocurrencia** de precipitación y en consecuencia, del tiempo inter-eventos, cobra gran importancia ya que de la separación entre episodios de precipitación depende en gran medida el fenómeno de la evapotranspiración.

La **duración** de los eventos marca el principio y el final de la infiltración.

Determinar con la mayor aproximación posible la **cantidad** de precipitación es de la máxima relevancia, puesto que su magnitud describe la cantidad de agua disponible para la posterior infiltración.

Consecuentemente en esta revisión bibliográfica se van a analizar por separado los tres aspectos del proceso de precipitación anteriormente comentados.

2.2 PROCESO DE OCURRENCIA DE PRECIPITACIÓN

Aunque hoy en día está aceptado por toda la comunidad científica la dependencia de la ocurrencia de precipitación entre períodos secos o lluviosos, no siempre ha sido así. En esta tesis doctoral, que concentra su interés en el estudio de la precipitación a escala diaria, períodos secos y lluviosos son sinónimos de días secos y lluviosos.

Hasta mediados de los años ochenta se formularon modelos basados en la independencia de la ocurrencia de precipitación entre días contiguos.

Entre las distribuciones usadas para representar el fenómeno de la ocurrencia de precipitación en la hipótesis de independencia se encuentran la distribución de

Poisson simple (*Duckestein et al.* [1972], *Grant* [1983]) y la distribución de Poisson no homogénea (*Todorovic y Yejevich* [1969]).

Por el contrario, siguiendo la hipótesis de dependencia el modelo matemático más usado ha sido la Cadena de Markov.

Una Cadena de Markov tiene su estructura probabilística determinada por una matriz de probabilidades de transición y unas probabilidades iniciales. La probabilidad de precipitación en un día en concreto sólo depende del estado de precipitación del día anterior.

Las cadenas de Markov de primer orden y con dos estados están consideradas como la forma más simple de representar la secuencia de días lluviosos y secos.

Durante los últimos veinte años se han formulado y aplicado satisfactoriamente gran cantidad de modelos basados en el uso de cadenas de Markov. Una cadena de Markov fue usada por *Caskey* [1963], *Weiss* [1964], *Hopkins y Robillard* [1964] para describir la ocurrencia de secuencias de días lluviosos y secos.

Smith y Scriber [1973] concluyeron que una Cadena de Markov de primer orden era superior a un modelo de Bernouilli (el cual es secuencialmente independiente) par describir la ocurrencia de días lluviosos o secos en el sudoeste de Arizona.

En general, en la literatura los parámetros de la cadena de Markov se han considerado constantes durante un mes variando a través del año. Algunos autores han ajustado esta variación a distintas funciones (*Buishand* [1977]; *Stern y Coe* [1984]). Para describir la variabilidad de los parámetros de Markov se han usado

series finitas de Fourier. *Woolhiser y Pegram* [1979], revisaron varios modelos que usaban la técnica de los mínimos cuadrados para estimar los coeficientes y propusieron como alternativa el método de la máxima verosimilitud para su estimación.

Se ha observado (*Feyerherm y Bark* [1967]; *Stern y Coe* [1984]) que cadenas de Markov de orden superior al primero conducían a mejores resultados en cuanto a simulación de ocurrencia de precipitación diaria se refiere, en unos casos muy determinados, especialmente cuando se tenían largas secuencias de días secos y lluviosos.

En el caso concreto de una cadena de Markov de segundo orden la matriz de probabilidades de transición tendría 8 elementos, dado que la ocurrencia o no de precipitación en un día dependería de los estados de precipitación de los dos días anteriores.

Wilks [1989] realizó distintas pruebas para diez estaciones de Norteamérica con el resultado de que en general las cadenas de Markov de primer orden ofrecían una completa reproducción del fenómeno de ocurrencia de precipitación. Si bien en algunos casos se podrían conseguir mejoras, éstas no compensarían el aumento en el número de parámetros del modelo.

Jacobs y Lewis [1978] estudiaron los procesos DARMA (modelos autorregresivos discretos de medias móviles) para modelar los procesos puntuales discretos. Las cadenas de Markov no eran más que un caso especial dentro de los procesos DARMA.

Chang et al. [1984] identificaron distintos miembros de la familia DARMA como útiles herramientas para representar el proceso de precipitación diaria en las distintas estaciones del año.

La principal desventaja que acompaña a los modelos basados en procesos DARMA es su falta de significado físico.

Otros modelos que han sido propuestos en la literatura han sido los llamados “procesos de Bernouilli-Markov”. En pocas palabras, podría decirse que se trata de procesos de Bernouilli en los cuales la probabilidad de éxito es aleatoria, más concretamente, es una cadena de Markov con dos estados.

Por último citar otro tipo de procesos también aplicados en los últimos años: “procesos de renovación markovianos” (*Foufoula-Georgiou y Lettenmaier* [1987]). En estos procesos, dentro de un período lluvioso el proceso se comporta como una cadena de Markov, pero una vez comenzado el período seco la existencia de un día lluvioso no depende de la existencia de precipitación o no en el día anterior sino del número de días desde el último episodio lluvioso, es decir, del tiempo intereventos.

2.3 DURACIÓN DE LOS EPISODIOS DE PRECIPITACIÓN

La variable duración de los episodios, cuando se analizan series de precipitación diaria, cuantifica en cada evento lluvioso el número ininterrumpido de días con valor de precipitación mayor que cero.

Históricamente se han empleado diferentes distribuciones estadísticas para describir probabilísticamente esta variable. Las funciones de distribución más usadas han sido: la distribución binomial negativa truncada (*Buishand* [1977, 1978]; *Todorovic y Woolhiser* [1974]; *Woolhiser y Roldán* [1982]) y la función geométrica (*Gabriel y Newmann* [1962]; *Bogardi et al* [1988]).

2.4 CANTIDAD DE PRECIPITACIÓN

Es generalmente admitido en el estudio la precipitación en la escala diaria que la cantidad de precipitación es independiente del estado de lluvia o no lluvia del día anterior (*Chin y Miller* [1980]; *Woolhiser y Roldán* [1982]; *Wilks* [1989]). La suposición de independencia de la cantidad de precipitación entre días consecutivos supone una simplificación de los modelos. Algunos autores han aceptado este razonamiento, pero señalando que las funciones de distribución dependían de la existencia o no de precipitación en el día anterior (*Katz* [1977]). Este tipo de modelación se conoce como basada en tipo cadena dependiente.

Haan et al. [1976] utilizaron una cadena de Markov de primer orden con siete estados, para describir la ocurrencia de precipitación. La cantidad de lluvia estaba representada para todos los estados por la distribución uniforme, excepto para la última clase que usaba la distribución exponencial.

En la misma línea se encuentra el trabajo de *Roldan et al.* [1980], con el uso de una cadena de Markov de primer orden con 4 estados. Para representar la

cantidad de precipitación empleó la función de distribución uniforme para los tres primeros estados y la función gamma para el cuarto.

Buishand [1977] distinguió entre tres tipos de diferentes situaciones: días lluviosos solitarios, días lluviosos limitados por un día lluvioso y uno seco y días lluviosos limitados por dos días lluviosos, antecediéndoles y siguiéndoles, respectivamente. El inconveniente de este tipo de modelación es que el número de parámetros se ve incrementado de una forma considerable.

Bogardi et al. [1988] distinguieron entre dos tipos de distribución, dependiendo de la duración de los eventos. Así para episodios de más de cinco días de duración optaron por el uso de la distribución log-Pearson tipo III mientras que para los demás se decantaron por la distribución binomial negativa.

Hasta 1988 la representación del proceso de precipitación estuvo dominado por el ajuste a cadenas de Markov. Los parámetros de las mismas se consideraban constantes mensualmente.

Wilks [1989] lanzó la idea de que los parámetros de los meses en años secos debían diferir de los parámetros para los mismos meses en años húmedos. Propuso el uso de cadenas de Markov condicionadas a la cantidad de precipitación en un determinado mes. La gran importancia de este artículo radica en que abre la puerta al uso de las cadenas de Markov condicionales. Si bien no condicionadas a la cantidad de precipitación sino a otras variables meteorológicas han sido ampliamente usadas en los últimos diez años.

Las funciones de distribución más frecuentemente usadas en la bibliografía han sido: la función de distribución gamma (*Katz* [1974, 1977]; *Carey y Haan*

[1978]; *Roldán et al.* [1982]; *Woolhiser y Roldán* [1982]; *Buishand* [1977]; *Coe y Stern* [1982]), la distribución exponencial truncada (*Todorovic y Woolhiser* [1974, 1975]; *Woolhiser y Roldán* [1986]; *Woolhiser et al.* [1973]), la distribución mixta exponencial (*Smith y Schreiber* [1974]; *Woolhiser y Pegram* [1979]; *Woolhiser y Roldán* [1986]; *Foufoula y Letenmaier* [1987]). La distribución lognormal ha sido empleada para representar la precipitación diaria en la provincia de Lérida (*Colomer* [1996]).

En esta investigación se han ensayado la distribución gamma, la distribución lognormal y la distribución Weibull.

Capítulo 3

Modelo Estocástico de Precipitación Basado en Procesos de Poisson

3.1 INTRODUCCIÓN

En este capítulo se desarrolla la formulación de un **modelo estocástico de simulación de precipitación diaria basado en procesos de Poisson**. Nos referiremos primeramente al proceso de Poisson, formulación y propiedades, para introducir después conceptos como **episodio de precipitación**. Las características definitorias del episodio (ocurrencia, duración y cantidad de precipitación asociada) serán estudiadas por separado.

A partir de 17 series históricas de precipitación de distintas cuencas hidrográficas de la Península Ibérica se estimarán los parámetros del modelo. Por otra parte, se ensayarán distintas distribuciones estadísticas para representar la cantidad de precipitación diaria.

Posteriormente, el modelo será usado en simulación de precipitación, generando series sintéticas de precipitación diaria. Se estudiará el comportamiento del modelo con una evaluación realizada con diferentes criterios validadores.

Por último, se esquematizará todo el software desarrollado para la estimación de parámetros, simulación y validación del modelo.

3.2 PROCESO DE POISSON

Sea $S(t)$ una variable aleatoria que representa el número de ocurrencias de un cierto fenómeno. Un proceso $\{S(t), t \geq 0\}$ se dice que es de Poisson con intensidad λ cuando se verifica que:

Las variables $S(t+h)-S(l+h)$ y $[S(t)-S(l)]$, $l < t$ son variables independientes, $\forall t$, l, h ($h > 0$). Dicho de otra forma, los incrementos son independientes.

$[S(t)-S(l)]$ se distribuye según una distribución de Poisson de parámetro λ , siendo $\lambda = i(t-l)$.

La probabilidad de que $[S(t)-S(l)]$ sea igual a un cierto valor x viene dada por:

$$\text{Prob } [S(t)-S(l)=x] = e^{-\lambda} \frac{e^{\lambda x}}{x!} \text{ y el valor esperado es } E [S(t)-S(l)] = \text{Var } [S(t)-S(l)]$$

$= \lambda = i(t-l)$, donde i representa la intensidad o tasa de ocurrencias por unidad de tiempo.

En el caso de se aplicado a la modelación de la precipitación, $S(t)$ representará el número de episodios lluviosos e i será el número de eventos de precipitación por mes, semana, estación del año, etc.

3.3 DEFINICIÓN AXIOMÁTICA DEL PROCESO DE POISSON. GENERALIZACIONES.

La anterior definición resulta equivalente matemáticamente a los cinco axiomas siguientes:

Sea $\{S(t); t \geq 0\}$ un proceso estocástico que toma valores enteros tal que verifica los siguientes axiomas:

- Axioma 0: $S(0) = 0$

- Axioma 1: $\{S(t); t \geq 0\}$ tiene incrementos independientes, dicho de otro modo: las variables: $[N(t + \Delta) - N(r + \Delta)]$, $[N(t) - N(r)]$ son independientes.
- Axioma 2: en cualquier intervalo temporal existe una probabilidad no nula de ocurrencia de evento:

$$0 < P[S(t) > 0] < 1 \quad \forall t$$

- Axioma 3: no se da la simultaneidad de ocurrencia de eventos, es decir, en intervalos temporales lo suficientemente pequeños sólo puede producirse un evento:

$$\lim_{h \rightarrow 0} \frac{P[S(t+\Delta) - S(t) \geq 2]}{P[S(t+\Delta) - S(t) = 1]} = 0$$

- Axioma 4: $\{S(t); t \geq 0\}$ tiene incrementos estacionarios, con lo cual $[N(t + \Delta) - N(r + \Delta)]$ y $[N(t) - N(r)]$ se distribuyen idénticamente.

Una consecuencia de estos axiomas es que el tiempo intereventos se distribuye según una distribución exponencial. Los procesos de punteo en los que no se verifica esta última propiedad, se conocen como procesos de renovación (*Smith* [1955]; *Pyke* [1961,a, b]; *Cox* [1963]; *Teugels* [1976]).

3.4 PROPUESTA DE UN MODELO MATEMÁTICO PARA SIMULACIÓN DE PRECIPITACIÓN DIARIA.

La precipitación, considerada como proceso estocástico en el tiempo, puede ser estudiada como estacionaria (propiedades estadísticas invariantes en el tiempo) o no, dependiendo de la escala temporal considerada.

A escala anual es, en general, un proceso estacionario, no así a escala mensual, existiendo diferencias muy marcadas entre las distintas estaciones del año.

En el modelo que se propone, se parte de la hipótesis de la estacionariedad del proceso dentro de cada mes. Es decir, se construye un modelo con parámetros que son estimados para cada mes del año. El año es así dividido en 12 subespacios. Para cada mes habrá un conjunto de parámetros.

A efectos de la modelación que se presenta, cabe preguntarse qué se va a entender en la formulación matemática de este modelo como episodio de precipitación. Se llamará episodio lluvioso, suceso de precipitación o simplemente evento, a una sucesión ininterrumpida de días lluviosos (figura 3.1).

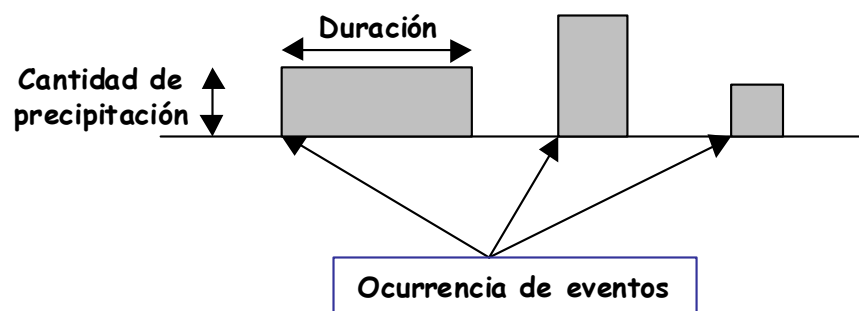


Figura 3.1. Esquema del proceso de precipitación.

La ocurrencia o inicio de un episodio lluvioso estará representada por el primer día lluvioso.

Teniendo en cuenta que la aplicación práctica que va a tener este modelo de precipitación diaria cae dentro del ámbito de la planificación y gestión de recursos hidráulicos, se ha considerado 1mm como umbral de precipitación.

3.4.1 Estudio del proceso de ocurrencia de eventos.

Se consideran las ocurrencias de episodios de precipitación como realizaciones independientes de un proceso de Poisson. Una característica de dicho proceso es que la variable aleatoria, en este caso: el número de sucesos de precipitación en un intervalo dado(en esta tesis doctoral se referirá al mes), se distribuye según la distribución de probabilidad de Poisson:

$$p(X = x) = e^{-\lambda} \frac{\lambda^x}{x!}$$

El estimador de máxima verosimilitud del parámetro λ de Poisson es la media aritmética muestral. El significado de este parámetro se puede entender como la tasa media de ocurrencia de eventos de precipitación por mes.

3.4.2 Estudio de la duración de los episodios de precipitación.

En este punto es preciso considerar dos hechos importantes:

- más del 50% de los sucesos de precipitación en las series estudiadas duran un sólo día

- la frecuencia de aparición de eventos de más de un día de duración disminuye rápidamente cuando la duración aumenta.

A la vista de lo señalado anteriormente, dos posibles distribuciones se han propuesto para intentar reproducir la duración de los episodios de precipitación:

- La distribución exponencial
- La distribución geométrica.

Los resultados obtenidos a partir de las series (que serán comentadas en el apartado 3.5) han decantado la balanza abrumadoramente hacia la segunda.

La distribución geométrica presenta la forma:

$$p(X=x) = p \cdot q^{x-1} \quad q=1-p$$

siendo p es el parámetro que representa la inversa de la duración media de los eventos.

3.4.3 Estudio de la cantidad de precipitación diaria.

Previamente al análisis para la elección de la distribución que mejor representase la cantidad de precipitación, se llevó a cabo un estudio conducente a verificar la hipótesis de independencia de la cantidad de precipitación en dos días sucesivos.

Se calculó la correlación a lag-1, sin tener en cuenta los días secos (ceros de la serie) para que la posible existencia de correlación no quedase enmascarada por los frecuentes cambios de 1/0 y 0/1.

El análisis fue realizado para doce estaciones de distintas cuencas peninsulares (Sil, Ebro y Duero). Los resultados obtenidos se muestran en tabla 3.1, donde E.1, E.2... E.12 representan las doce estaciones pluviométricas en estudio.

La correlación a lag-1 es menor de 0.3 en todas las estaciones estudiadas en todos los meses del año. En esta investigación se va a considerar no significativa la correlación entre la precipitación en días consecutivos a nivel diario.

Mes	E.1	E.2	E.3	E.4	E.5	E.6	E.7	E.8	E.9	E.10	E.11	E.12
1	0.19	0.28	0.07	0.05	0.15	0.11	0.14	0.06	0.21	0.13	0.05	0.19
2	0.13	0.03	0.25	0.05	0.25	0.19	0.25	0.07	0.18	0.04	0.07	0.00
3	0.09	0.03	0.11	0.12	0.26	0.29	0.04	0.10	0.23	0.06	0.17	0.09
4	0.08	0.20	0.09	0.02	0.08	0.12	0.04	0.02	0.13	0.01	0.02	0.01
5	0.00	0.01	0.16	0.10	0.01	0.01	0.07	0.01	0.06	0.10	0.03	0.16
6	0.29	0.01	0.18	0.10	0.04	0.20	0.11	0.07	0.03	0.06	0.04	0.03
7	0.04	0.15	0.19	0.00	0.01	0.04	0.08	0.20	0.14	0.01	0.02	0.04
8	0.07	0.10	0.04	0.08	0.00	0.14	0.23	0.16	0.30	0.12	0.04	0.10
9	0.07	0.13	0.05	0.09	0.24	0.12	0.06	0.05	0.08	0.09	0.08	0.02
10	0.13	0.02	0.13	0.03	0.11	0.17	0.02	0.06	0.15	0.07	0.02	0.01
11	0.20	0.11	0.21	0.06	0.11	0.14	0.32	0.19	0.11	0.15	0.1	0.01
12	0.1	0.05	0.22	0.13	0.19	0.26	0.06	0.03	0.14	0.19	0.23	0.13

Tabla 3.1. Correlación a lag-1 de la cantidad de precipitación diaria.

No se ha considerado en la formulación de este modelo la hipótesis de dependencia de la función de distribución de la existencia de precipitación o no en el día anterior.

Se han ensayado tres distribuciones para representar la cantidad de precipitación diaria:

- La función de densidad de la distribución gamma es la siguiente:

$$f(x, \alpha, \beta) = \begin{cases} \frac{1}{\Gamma(\alpha) \beta^\alpha} x^{\alpha-1} e^{-(x/\beta)} & \alpha, \beta > 0 \\ 0 & \text{en otro caso} \end{cases}$$

- La función de densidad de la distribución lognormal adopta la forma siguiente:

$$f(x, \alpha, \beta) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \beta x} \exp\left\{-\frac{1}{2} \left[\frac{\ln(x) - \alpha}{\beta}\right]^2\right\} \quad x > 0$$

- La función de densidad de la distribución Weibull es la que se muestra a continuación:

$$f(x) = \begin{cases} \frac{\alpha}{\beta^\alpha} x^{\alpha-1} e^{-(x/\beta)^\alpha} & x \geq 0, \\ 0 & x < 0 \end{cases}$$

α es el parámetro de forma y β es el parámetro de escala.

La media y la varianza vienen dadas por las siguientes expresiones:

$$\mu = \beta \Gamma\left(\frac{1}{\alpha} + 1\right) \quad \sigma^2 = \beta^2 \left[\Gamma\left(\frac{2}{\alpha} + 1\right) - \Gamma^2\left(\frac{1}{\alpha} + 1\right) \right]$$

$\Gamma(x)$ es la función gamma.

3.5 SERIES DE DATOS EMPLEADAS EN ESTE CAPÍTULO

Las series de datos empleadas para el estudio de este capítulo corresponden a distintas estaciones pluviométricas de las cuencas del Sil, Duero y Ebro. La longitud media de las mismas es de 30 años.

Estación pluviométrica	Período	Cuenca
Salto de Villalbilla	59/04-91/01	Ebro
Santelices	68/01-83/12	Ebro
Criales de Losa	59/10-90/04	Ebro
Valdelateja	52/02-88/12	Ebro
Valdenoceda	65/10-95/10	Ebro
Navatejera	47/10-92/02	Ebro
Bóveda	46/11-92/09	Sil
Visuña	67/01-92/09	Sil
S. Esteban	55/03-92/09	Sil
Vilariño de Conxo	70/12-92/09	Duero
Pantano Sta. Teresa	54/01-92/02	Duero
Otero de Herreros	59/02-87/10	Duero
Tordesillas	51/12-90/03	Duero
Villalcampo	50/01-92/01	Duero
Manzanal del Barco	47/12-90/12	Duero
Sanabria	47/01-89/01	Duero
Benavente	67/01-92/02	Duero

Tabla 3.2. Series de datos empleadas.

La localización de las estaciones pluviométricas anteriores en sus correspondientes cuencas aparecen en los mapas que se muestran a continuación:



Figura 3.2. Estaciones pluviométricas consideradas en la Cuenca del Alto-Ebro

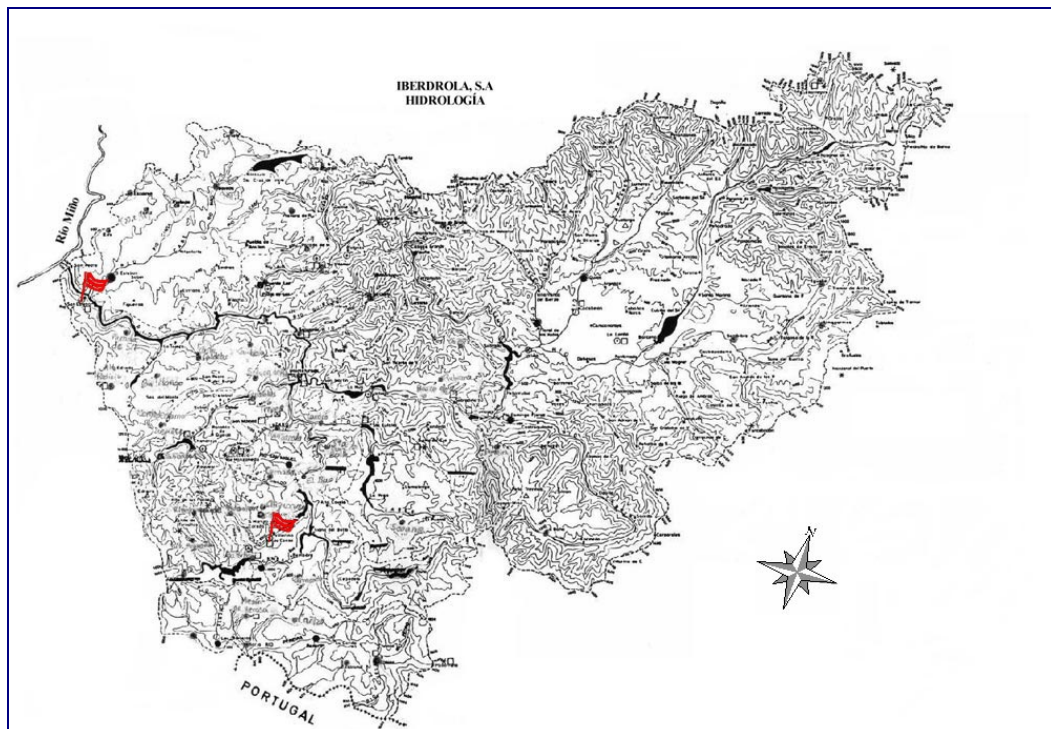


Figura 3.3. Estaciones pluviométricas consideradas en la Cuenca del Sil

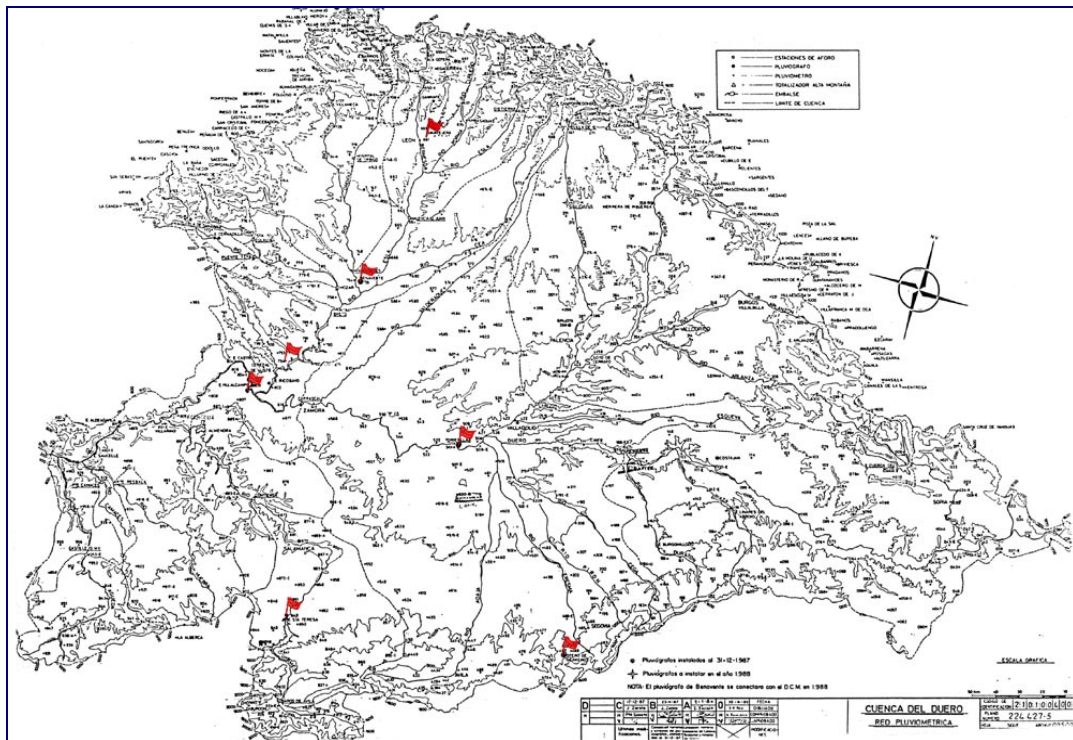


Figura 3.4. Estaciones pluviométricas consideradas en la Cuenca del Duero.

Antes de comenzar la estimación de parámetros del modelo propuesto a partir de las series históricas, se realizó un análisis previo con el objetivo de detectar la existencia de posibles tendencias. Los principales efectos de las tendencias son:

- La inconsistencia, cuyas principales fuentes son:
 - Cambios en los aparatos de medida de las variables objeto de estudio.
 - Cambios en el modo de tomar las medidas.
 - Cambios en la posición de los aparatos.
 - Cambios en los métodos de procesado de datos.
- La no homogeneidad de los datos.

Para estudiar la consistencia de los datos se hizo uso de una técnica estadística de uso frecuente: el análisis de dobles masas. Se trata de representar los datos

correspondientes al sumatorio de los totales anuales de precipitación de dos series tal como se muestran a continuación:

$$S_1 = x_1, S_2 = x_1 + x_2, S_i = x_1 + x_2 + \dots + x_i, \dots, S_n = \sum x_i$$

$$R_1 = y_1, R_2 = y_1 + y_2, R_i = y_1 + y_2 + \dots + y_i, \dots, R_n = \sum y_i$$

Si se detectasen cambios en la pendiente, esto implicaría la existencia de cambios en la media.

Se ha considerado la estación pluviométrica de Perilla de Castro con una serie de 40 años de datos de precipitación diaria como patrón. Se han comparado todas las demás series con ella. Los resultados gráficos son muy similares. Todos confirman la no existencia de tendencias. Las gráficas correspondientes al análisis de dobles masas de las diecisiete series de precipitación diaria estudiadas se encuentran en el ANEXO 1.

3.6 ESTIMACIÓN DE PARÁMETROS APLICACIÓN EN SIMULACIÓN DE PRECIPITACIÓN DIARIA.

En principio se tendrá un total de cuatro parámetros para cada mes del año. Posteriormente se justificará una reducción del número de parámetros.

Los parámetros del modelo a estimar aparecen en la tabla 3.3

Parámetro	Significado
Parámetro lambda de Poisson	Tasa media de producción de episodios lluviosos por mes
Parámetro “p” de la distribución geométrica	Inverso de la duración media de los eventos.
Parámetros “α” y “β” de las distribuciones Gamma/Lognormal/Weibull	Relacionados con la media y varianza de esas distribuciones.

Tabla 3. 3 Parámetros del modelo.

A continuación se analizarán cada uno de esos parámetros por separado:

▪ Parámetro lambda de Poisson

El rango de variación del parámetro lambda para las distintas cuencas es el siguiente:

- Cuenca del Duero: 1.26 (agosto) – 4.33 (diciembre)
- Cuenca del Ebro: 2.28 (agosto) – 5.27 (abril)
- Cuenca del Sil: 1.54(agosto) – 4.24(abril).

La bondad de ajuste ha sido estudiada a través de un test de χ^2 con el resultado siguiente: el 89% de los meses pasan el test a un nivel de significación del 0.01.

▪ Parámetro “p” de la distribución geométrica

Este parámetro presenta una escasa variación a lo largo de todo el año, con lo cual puede considerarse constante.

En la tabla 3.4 se presenta el valor que adquiere para cada estación pluviométrica, así como su inverso que representa la duración media de los episodios lluviosos.

Estación pluviométrica	Cuenca	Parámetro “p”	1 / p
Valdenoceda	Ebro	0.52	1.92
Salto de Villalbilla	Ebro	0.54	1.85
Criales de Losa	Ebro	0.46	2.17
Villarino de Conxo	Sil	0.32	3.13
S. Esteban	Sil	0.32	3.13
Pantano de Sta. Teresa	Duero	0.39	2.56
Navatejera	Duero	0.53	1.89
Otero de Herreros	Duero	0.52	1.92
Tordesillas	Duero	0.52	1.92
Villalcampo	Duero	0.47	2.13
Manzanal del Barco	Duero	0.47	2.13
Benavente	Duero	0.49	2.04

Tabla 3.4. Parámetro “p” de la distribución geométrica.

A la vista de la tabla anterior se pueden sacar las siguientes conclusiones:

- El rango de variación del parámetro “p” en las estaciones estudiadas oscila entre 0.32 y 0.53.
- El parámetro “p” de la distribución geométrica se mantiene prácticamente constante dentro de una cuenca.
- La duración de los episodios lluviosos es mayor en la cuenca del Sil que en las otras dos cuencas, lo cual está totalmente de acuerdo con la mayor pluviometría recogida en esta zona.

Se ha aplicado el test de la χ^2 para estudiar la bondad de ajuste con el siguiente resultado: el 85% de los meses pasan el test a un nivel de significación mayor que 0.01.

▪ Parámetros α y β de la distribución que representa la cantidad de precipitación

Como ya se han comentado se han ensayado tres distribuciones: distribución gamma de dos parámetros, distribución lognormal de dos parámetros y distribución Weibull de dos parámetros.

Los parámetros de estas distribuciones se consideraron estacionarios mensualmente y fueron estimados por el método de máxima verosimilitud.

Para comprobar la bondad de ajuste a las tres distribuciones anteriores se ha aplicado el test de la χ^2 . Los criterios a aplicar sobre el ajuste fueron los siguientes:

- Malo: si el nivel de significación es mayor que 0.1.
- Aceptable: si el nivel de significación está entre 0.1 y 0.01.
- Bueno: si el nivel de significación es igual o inferior a 0.01

Los resultados de la aplicación del test de la χ^2 aparecen a continuación:

- En el ajuste a la distribución Gamma, un 59% de los datos presentó un ajuste bueno, un 28% aceptable y un 13% malo.
- En el ajuste a la distribución Lognormal, un 70% de los datos correspondió a un ajuste bueno, un 17% aceptable y un 13% malo.

- En el ajuste a la distribución Weibull, un 64% resultó ajuste bueno, un 28% aceptable y un 8% malo.

A la vista de los apartados anteriormente citados no se podía rechazar ninguna de las tres distribuciones.

3.7 APLICACIÓN EN SIMULACIÓN DE PRECIPITACIÓN DIARIA. VALIDACIÓN DEL MODELO.

En este capítulo se ha presentado la formulación matemática de un modelo basado en procesos de Poisson. A continuación se explicará su uso como herramienta en la simulación de precipitación diaria.

Una vez estimados los parámetros del modelo se procedió a la generación de series sintéticas de 100 años de precipitación diaria, poniendo a funcionar el modelo en su globalidad. Se realizaron tres tipos de simulaciones. Todas ellas tienen en común el haber usado la distribución de Poisson para señalar las ocurrencias de eventos y la distribución geométrica para representar la duración de los episodios. Se diferencian en la distribución usada para representar la cantidad de precipitación diaria.

Una vez realizada la simulación numérica se probó la capacidad del modelo para reproducir los momentos de primer y segundo orden y la probabilidad de lluvia cero.

A continuación se muestran las gráficas en las que aparecen los valores de los estadísticos históricos así como los calculados a partir de las series simuladas para

una estación de las diecisiete estudiadas. Las gráficas correspondientes a las estaciones pluviométricas restantes aparecen en el ANEXO 2.

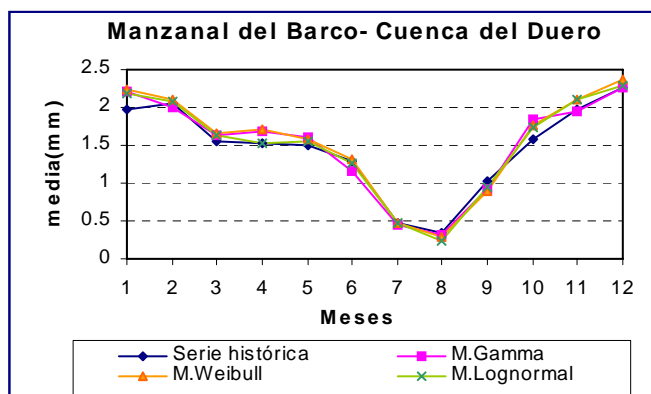


Figura 3.5. Media histórica y simulada con las 3 distribuciones.

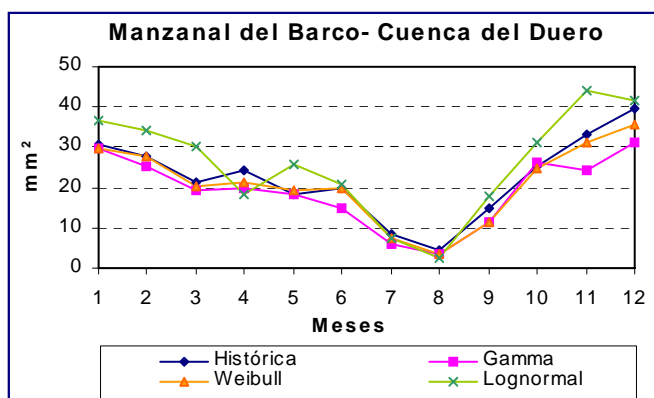


Figura 3.6. Varianza histórica y simulada con las 3 distribuciones.

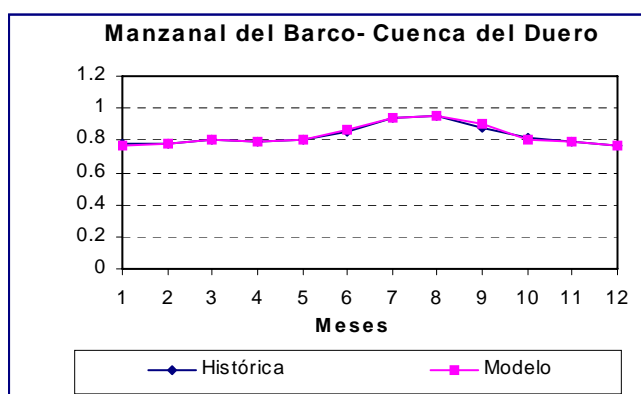


Figura 3.7. Probabilidad de lluvia cero histórica y simulada.

Inciendo todavía más en el objetivo de comprobar el ajuste de los valores simulados a los históricos y de dilucidar cuál de las tres distribuciones sería la más adecuada para representar la cantidad de precipitación se calculó la distancia estadística:

$$D_i = \sqrt{\sum_{j=1}^{12} (MO_i^j - MS_i^j)^2} \quad 1 < i < 18$$

siendo: MO el estadístico observado y MS el estadístico simulado

En el ANEXO 3 se muestran los valores de la distancia estadística para distintos estadísticos.

En términos generales, puede decirse que en cuanto a la media, la reproducción de la misma por parte del modelo es muy buena, sin apreciarse diferencias entre las tres distribuciones.

Respecto a la varianza, la distribución lognormal falla en su representación, mientras que tanto el uso de la distribución gamma como de la distribución Weibull conduce a excelentes resultados. Queda por esta causa descartada la distribución lognormal para representar la cantidad de precipitación diaria.

Ciñéndose entonces, a la comparación de los resultados de las simulaciones obtenidas con las distribuciones gamma y Weibull es de señalar que:

- En el 44% de los casos estudiados la distribución gamma presenta mejor ajuste a la media que la distribución Weibull. En un 22% no se observan diferencias. No es, por tanto demasiado importante la ventaja de la

distribución gamma frente a la distribución Weibull en cuanto a la reproducción de la media se refiere.

- Respecto a la varianza, la distribución Weibull es muy superior a la distribución Gamma. Los resultados se decantan a su favor en un 90% de los casos. En un 11% se da la igualdad entre las dos distribuciones.
- Respecto a la covarianza la distribución Weibull es superior a la distribución gamma en un 77% de los casos. La igualdad se da en un 11%.

En general, se puede concluir que tanto la distribución gamma como la Weibull son adecuadas para representar la cantidad de precipitación diaria, mostrándose esta última ligeramente superior para las series estudiadas de las cuencas del Duero, Ebro y Sil.

La probabilidad de lluvia cero es muy bien reproducida por el modelo, de hecho es el estadístico mejor reproducido. Obviamente aquí no hay que establecer diferencias entre las distribuciones comentadas anteriormente porque la mejor o peor reproducción de este estadístico es consecuencia directa de la formulación estructural del modelo, en este caso: formulación basada en realizaciones independientes de un proceso de Poisson y no está relacionado con el tipo de distribución usada.

Si se centra el interés en el estudio a nivel de cuenca, los resultados de calcular la distancia estadística media por cuenca son los siguientes (tabla 3.5):

Cuenca	Media	Varianza	Covarianza	Prob(0)
Alto Ebro	0.58	13.92	19.6	0.06
Sil	0.55	26.85	43.1	0.07
Duero	0.56	13.47	12.83	0.06

Tabla 3.5. Distancia estadística media por cuenca.

3.7.1 Reproducción de máximos.

Aunque no era el fin que se perseguía en la utilización de este modelo, se realizó un análisis de máximos. Para ello se llevó a cabo la comparación de los máximos históricos mensuales con los sintéticos, es decir, los generados por el modelo. Se ensayó con las distribuciones gamma y Weibull para representar la cantidad de precipitación diaria. Así mismo, se ajustaron los datos históricos a la distribución de Gumbel.

Los resultados pueden sintetizarse en los siguientes puntos:

- El modelo reproduce satisfactoriamente los máximos en la cuenca del Sil en las estaciones de otoño, invierno y primavera. En verano, debido a la ocurrencia de tormentas, se alcanzan máximos de precipitación que no son capturados de forma adecuada por el modelo. Esto puede apreciarse en las figuras 3.8 y 3.9.
- El modelo no reproduce de forma aceptable los máximos mensuales en la cuenca del Duero ni en las estaciones en estudio pertenecientes al Alto Ebro para los períodos de retorno más altos.

- Como consecuencia de los dos puntos anteriores se pueden concluir que el modelo reproduce bien los máximos originados por lluvia frontal, pero no por lluvia convectiva.

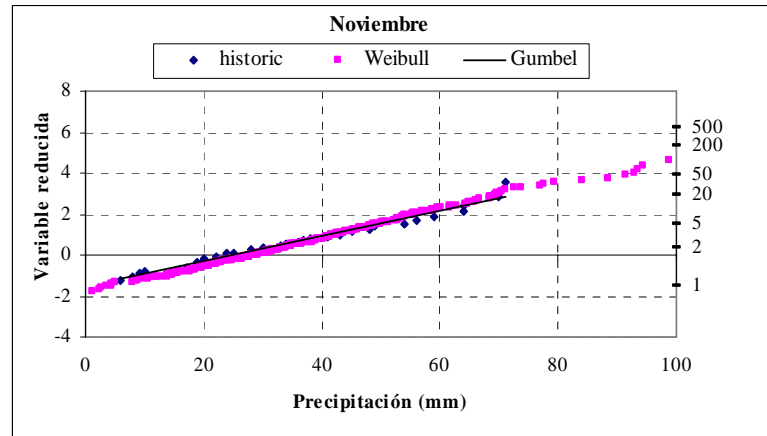


Figura 3. 8. Máximos históricos y simulados para S. Esteban (cuena del Sil-noviembre)

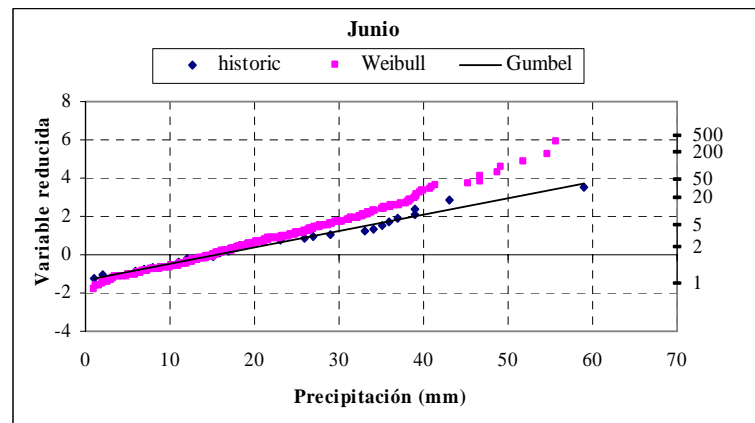


Figura 3. 9. Máximos históricos y simulados para S. Esteban (cuena del Sil-junio)

3.8 CONCLUSIONES

En este capítulo se ha desarrollado la formulación matemática y aplicación de un modelo estocástico de simulación de precipitación diaria basado en procesos de Poisson.

Se ha introducido el concepto de episodio de precipitación o conjunto de días lluviosos ininterrumpidos. Los parámetros descriptores del evento o episodio de precipitación son: la ocurrencia (día de comienzo), su duración y la cantidad de precipitación asociada.

En el modelo propuesto en este capítulo, las ocurrencias de eventos lluviosos son consideradas como realizaciones independientes de un proceso de Poisson de parámetro λ estacionario mensualmente.

Para representar la duración de los eventos se empleó la distribución geométrica con parámetro de estacionariedad anual.

Para intentar reproducir la cantidad de precipitación diaria se ensayaron las distribuciones: Gamma, Lognormal y Weibull, todas ellas de dos parámetros estacionarios mensualmente.

Se estimaron los parámetros del modelo para diecisiete estaciones de las cuencas del Sil, Duero y Alto Ebro.

Se aplicó un test de la χ^2 para decidir qué distribución estadística era la más adecuada. no obstante, como resultado del test no se pudo descartar a ninguna de las tres distribuciones para representar la cantidad de precipitación diaria.

A continuación se estudiaron las capacidades del modelo para simulación de series sintéticas de precipitación diaria. Se generaron cien años de datos de lluvia diaria.

Posteriormente se analizó la reproducción por parte del modelo de los estadísticos de primer y segundo orden, de la probabilidad de lluvia cero y de los máximos. Los resultados pueden sintetizarse en los siguientes:

- La probabilidad de lluvia cero, estadístico clave en la descripción del proceso de precipitación puesto que está asociado a la secuencia de intervalos lluvia-no lluvia, es el estadístico mejor reproducido
- La reproducción de la media por parte del modelo es excelente, no apreciándose diferencias entre el uso de ninguna de las tres distribuciones ya citadas
- La distribución lognormal no reproduce de forma aceptable la varianza, mientras que sí lo hacen las distribuciones Weibull y gamma. A partir de este resultado la distribución lognormal es rechazada para su uso en descripción cuantitativa de la precipitación diaria
- Tanto la distribución gamma como la distribución Weibull son adecuadas para representar la cantidad de lluvia diaria, mostrándose esta última ligeramente superior.
- El modelo propuesto es capaz de reproducir los máximos debido a lluvia frontal, no así los máximos más altos producidos por lluvia de fuerte carácter convectivo (fenómenos tormentosos).

Capítulo 4

Comparación con un Modelo Markoviano de Primer Orden

4.1 FORMULACIÓN MARKOVIANA.

El paso siguiente fue la comparación de los resultados obtenidos con el modelo de precipitación diaria anteriormente formulado y aplicado, con los que resultarían de aplicar un modelo cadena de Markov, ampliamente documentado en la bibliografía.

No se entrará aquí a estudiar las distintas propiedades que caracterizan a las cadenas de Markov. No obstante, se introducirán los conceptos necesarios para estudiar la relación entre procesos de Poisson y cadenas de Markov, lo cual es de gran interés en esta tesis.

4.1.1 Cadenas de Markov discretas. Definición.

En la formulación matemática del modelo estocástico de precipitación diaria trataremos exclusivamente con cadenas de Markov discretas. No obstante, en estos apartados introductorios consideraremos también el caso continuo.

Sea I un espacio de estados, $i \in I$ un estado.

Sea $\lambda = (\lambda_i; i \in I)$; $0 \leq \lambda_i < \infty \quad \forall i \in I$

Sea $\sum_{i \in I} \lambda_i = 1$. λ es, por tanto, una distribución que corresponde a la variable aleatoria $X: \Omega \rightarrow I$, siendo Ω un espacio de probabilidad:

$$\lambda_i = P(X=i) = P(\{\omega: X(\omega) = i\})$$

Se define una matriz estocástica como aquella matriz $P = (p_{ij}; i, j \in I)$ para la cual cada fila $(p_{ij}, j \in I)$ es una distribución.

Se dice que $(X_n)_{n \geq 0}$ es una cadena de Markov discreta con distribución inicial λ y matriz de transición P si para $n \geq 0$ e $i_0 \dots i_{n+1} \in I$:

$$P(X_0 = i_0) = \lambda_{i_0}$$

$$P(X_{n+1} = i_{n+1} \mid X_0 = i_0, \dots, X_n = i_n) = P_{i_n i_{n+1}}$$

4.1.2 Cadenas de Markov y procesos de Poisson

Se define una Q-matriz en un espacio de estados I como una matriz

$Q = (q_{ij} : i, j \in I)$ que satisfaga las siguientes condiciones:

$$0 \leq -q_{ii} < \infty \quad \forall i$$

$$q_{ii} \geq 0 \quad \forall i \neq j$$

$$\sum_{j \in I} q_{ij} = 0 \quad \forall i$$

Supóngase ahora que de un estado a otro pasa un tiempo dado por una distribución exponencial de parámetro $\lambda \in (0, \infty)$, de forma que la función de densidad del tiempo de espera T está dada por:

$$f(t) = \lambda e^{-\lambda t} \quad \text{para } t \geq 0$$

Lo anteriormente descrito no es sino un proceso de Poisson de parámetro λ .

Se llama matriz estocástica $P = (P_{ij} : i, j \in I)$ a la que verifica:

$$0 \leq -q_{ij} < \infty \quad \forall i, j$$

$$\sum_{j \in I} P_{ij} = 1 \quad \forall i$$

Se puede demostrar que una matriz Q en un espacio finito de estados I es una Q -matriz sí y sólo sí $P(t) = e^{tQ}$ es una matriz estocástica $\forall t \geq 0$.

A continuación se calcularán las probabilidades de transición para la Q -matriz correspondiente:

$$Q = \begin{pmatrix} -\lambda & \lambda & & & \\ & -\lambda & \lambda & & \\ & & \dots & & \\ & & & -\lambda & \lambda \\ & & & & 0 \end{pmatrix}$$

Los demás elementos que no aparecen explícitamente son nulos. Sabido es que la exponencial de una matriz triangular es triangular, así $P_{ij}(t) = 0$ para $i > j$.

$$P'(t) = P(t) Q$$

$$P'_{ii}(t) = -\lambda P_{ii}(t) \quad P_{ii}(0) = 1 \quad \text{para } i < N$$

$$P'_{ij}(t) = -\lambda P_{ij}(t) + \lambda P_{ij-1}(t) \quad P_{ij}(0) = 0 \quad \text{para } i < j < N$$

$$P'_{iN}(t) = -\lambda P_{iN-1}(t) \quad P_{iN}(0) = 0 \quad \text{para } i < N$$

Resuelto este sistema para $i < j < N$:

$$\left(e^{\lambda t} P_{ij}(t) \right)' = e^{\lambda t} P_{i,j-1}(t)$$

por inducción:

$$P_{ij}(t) = \frac{e^{-\lambda t} (\lambda t)^{j-i}}{(j-i)!}$$

Si $i = 0$, éstas son las probabilidades de Poisson de parámetro λ . Así que si partimos desde 0 la distribución que sigue una cadena de Markov en un

determinado tiempo es la misma distribución que el $\min \{Y_t, N\}$ donde Y_t es una variable aleatoria que sigue una distribución de Poisson de parámetro λt .

El fenómeno de ocurrencia de precipitación X_t en este caso, está descrito como una cadena de Markov de primer orden con dos estados cuyas probabilidades de transición vienen dadas por :

$$p_{ij}(n) = P(X_n = j | X_{n-1} = i)$$

$i, j = 0, 1$ $n=1, 2, \dots$ número de días del período en que se consideren parámetros constantes (mes, estación del año, etc.), donde el estado 0 significa día seco y el estado 1 indica día lluvioso.

Se verifica que $p_{ij}(n) = 1 - p_{i0}(n)$ $i = 0, 1$

Los parámetros de matriz de transición de la cadena de Markov son estimados por máxima verosimilitud para cada mes. Se halla el número de transiciones observadas:

$a_{ij}(n)$ desde el estado i del día $n-1$ al estado j del día n .

$$p_{00}(k) = \frac{a_{00}(k)}{a_{00}(k) + a_{01}(k)}$$

$$p_{10}(k) = \frac{a_{10}(k)}{a_{10}(k) + a_{11}(k)}$$

donde k varía entre 1 y 12 y $a_{ij}(k)$ se refiere al número de transiciones ocurridas durante el período k .

4.1.3 Formulación del modelo estocástico markoviano de precipitación diaria

El fenómeno de ocurrencia de precipitación X_t , está descrito como una cadena de Markov de primer orden con dos estados cuyas probabilidades de transición ya han sido expresadas en el apartado anterior.

Llamemos Y_t la cantidad de precipitación correspondiente al día t cuando $X_t=1$. Suponemos que Y_t es serialmente independiente y además es independiente de X_{t-1} . Esto significa que la ocurrencia de la precipitación depende del estado del día anterior pero la cantidad de precipitación de un día lluvioso es independiente de las cantidades de precipitación de días anteriores o de la cantidad de precipitación de otros episodios. Esta simplificación ha sido usada por diversos investigadores (*Coe y kStern* [1982]; *Richardson y Wright* [1984]).

En cuanto a la precipitación diaria, se han probado la distribución gamma y la distribución Weibull.

4.2 APLICACIÓN Y ESTUDIO COMPARATIVO DE LA BONDAD DEL MODELO.

Posteriormente a la estimación de los parámetros de este modelo se han generado series sintéticas de longitud temporal de 100 años de precipitación diaria y se han comparado los estadísticos de las series generadas con los correspondientes a las series originales. Se ha calculado la distancia estadística.

En el ANEXO 3 aparecen todas las tablas correspondientes a las distancias estadísticas para los estadísticos más importantes para las diecisiete estaciones

pluviométricas en estudio. Asimismo, aparecen las correspondientes distancias estadísticas obtenidas en la aplicación del modelo estocástico de precipitación basado en procesos de Poisson formulado y aplicado en el capítulo anterior. A continuación se muestra una de esas tablas (tabla 4.1):

Distancia estadística: Bóveda- Cuenca del Sil					
Estadístico	Markov Gamma	Markov Weibull	Poisson Gamma	Poisson Lognormal	Poisson Weibull
MEDIA	0.98	1.03	0.66	0.75	0.64
VARIANZA	26.42	24.12	23.22	57.69	18.02
COVARIANZA	23.23	23.31	24.62	22.91	22.90
COR(1)	0.45	0.44	0.50	0.70	0.50
COR(2)	0.29	0.27	0.14	0.24	0.11
COR(3)	0.23	0.24	0.11	0.15	0.10
PROB.(0)	0.12	0.13	0.10	0.10	0.10

Tabla 4.1. Distancia estadística en la estación de Bóveda.

El análisis de las distancias estadísticas nos lleva a las siguientes conclusiones:

- El modelo estocástico de precipitación basado en procesos de Poisson es superior al modelo markoviano de dos estados en el 82% de las estaciones pluviométricas en estudio.
- En cuanto a la representación de la cantidad de precipitación diaria, la distribución que conduce a menores distancias estadísticas es la distribución Weibull, siendo superior a la distribución Gamma en un 88% de los casos.
- En las dos consideraciones anteriores no se aprecian diferencias para las distintas cuencas.

- El estadístico mejor reproducido tanto por el modelo markoviano como por el basado en procesos de Poisson es la probabilidad de no lluvia. No obstante también en este caso el modelo poissoniano es superior en el 67% de los casos, mientras que no hay diferencia entre los resultados obtenidos entre éste y un esquema markoviano en el 33% restante.
- Los resultados de la comparación de los dos modelos se decantan favorablemente al modelo que sigue el esquema poissoniano para representar la ocurrencia de los episodios de precipitación.
- Ambos modelos, sin embargo, aunque son muy aceptables para ser usados en simulación presentan limitaciones importantes para ser usados en predicción de precipitación diaria, ya que no existe ningún condicionante que diferencie a dos días distintos dentro del mismo mes, es decir, al suponer la estacionariedad mensual, todos los días de un mes corresponden a un mismo conjunto de parámetros.

4.3 CONCLUSIONES.

En el capítulo 3 se desarrolló la formulación matemática y aplicación de un modelo estocástico de precipitación diaria basado en procesos de Poisson.

En este capítulo se ha presentado la comparación de dicho modelo con un modelo formulado a partir de una cadena de Markov de primer orden.

Para representar la cantidad de precipitación diaria se ha ensayado el uso de dos distribuciones: la distribución Weibull y la distribución gamma.

Una vez estimados los parámetros, se han generado series sintéticas de cien años de duración. Se han comparado los estadísticos de las series sintéticas con los correspondientes a las series históricas. Estos resultados se han enfrentado a los obtenidos con el modelo basado en procesos de Poisson.

A continuación se muestran las conclusiones que de dicha comparativa se deducen:

- En la mayoría de los casos en estudio (82%) el modelo estocástico de precipitación basado en procesos de Poisson es superior al modelo markoviano de primer orden.
- En el total de los casos analizados la distribución Weibull es la más adecuada para representar la cantidad de precipitación
- El estadístico mejor reproducido en ambos esquemas es la probabilidad de lluvia cero que es una característica descriptora fundamental del proceso de precipitación.

En síntesis, se puede concluir que el modelo estocástico de precipitación diaria basado en procesos de Poisson es superior al modelo markoviano, además de ser más parsimonioso estadísticamente hablando.

No obstante, este modelo, que ha demostrado ser muy adecuado para simulación de precipitación diaria, no puede ser usado en predicción cuantitativa de lluvia. En la segunda parte de la investigación se presenta un modelo orientado a predicción.

Capítulo 5

Otros Modelos Basados en Procesos Estocásticos de Punteo

5.1 INTRODUCCIÓN.

En los capítulos anteriores se han presentado modelos para estimación de precipitación en un punto geográfico que reproducen de forma aceptable los estadísticos de interés. La escala temporal en la que se ha trabajado en los puntos 2 y 3 es la escala diaria. Estos y otras familias de modelos estocásticos de precipitación que han sido ajustados para un determinado nivel de agregación, digamos horario, diario..., no reproducen los estadísticos de la estructura temporal del proceso de precipitación en otros niveles. Es decir, estas formulaciones solamente son adecuadas para el nivel para el cual fueron concebidos.

Se podría asegurar que los procesos de Poisson con todas sus variantes se encuentran en una situación de compromiso entre una suficiente representatividad del complejo fenómeno de la precipitación y un no excesivo aparato matemático (si bien no es sencillo pero sí abordable).

Los modelos que se van a tratar en los distintos puntos de este tema están basados en procesos de punteo agregados y aún siendo de naturaleza estocástica, son físicamente basados pues tienen como elemento básico de su formulación la celda de lluvia.

5.2 DOS GRANDES FAMILIAS DE PROCESOS Y SUS VARIANTES

Los modelos matemáticos que se van a presentar a continuación vienen a resolver el problema conocido en Hidrología con el nombre de “problema de la escala”. Con este nombre se conoce al hecho de que muchos modelos ajustados

para un determinado nivel de agregación no son adecuados para inferir las propiedades estadísticas de la estructura temporal en otros niveles.

Estos modelos capaces de preservar la bondad de ajuste, independientemente del nivel de agregación (desde 1 hora a 48 horas) están basados en procesos de punteo con una estructura *cluster* y son llamados procesos de punteo agregados.

Se dará en un primer lugar un breve resumen de la base teórica conceptual en la que se apoyan, sin entrar en su formulación matemática, tarea que será abordada en otros puntos de este capítulo.

La ocurrencia de episodios, se supone que sigue un proceso de Poisson. Se asocia cada episodio con un número aleatorio de celdas. Dicho número puede distribuirse según una distribución geométrica, una distribución de Poisson, etc. Cada celda se representa por un pulso rectangular de intensidad y duración aleatorias. Para realizar la colocación de las celdas, se han venido utilizando dos estrategias, si bien no muy diferentes entre sí. Estamos hablando de procesos tipo Neymann- Scott o procesos tipo Bartlett Lewis.

En un proceso del primer tipo, las posiciones de las celdas vienen determinadas por un conjunto de variables aleatorias independientes e idénticamente distribuidas que representan los intervalos de tiempo entre el origen de la tormenta y el nacimiento de cada celda.

En un proceso tipo Bartlett-Lewis son los intervalos entre celdas los que se consideran independientes e idénticamente distribuidas. En la figura 5.1 se muestra esquemáticamente la construcción de este modelo.

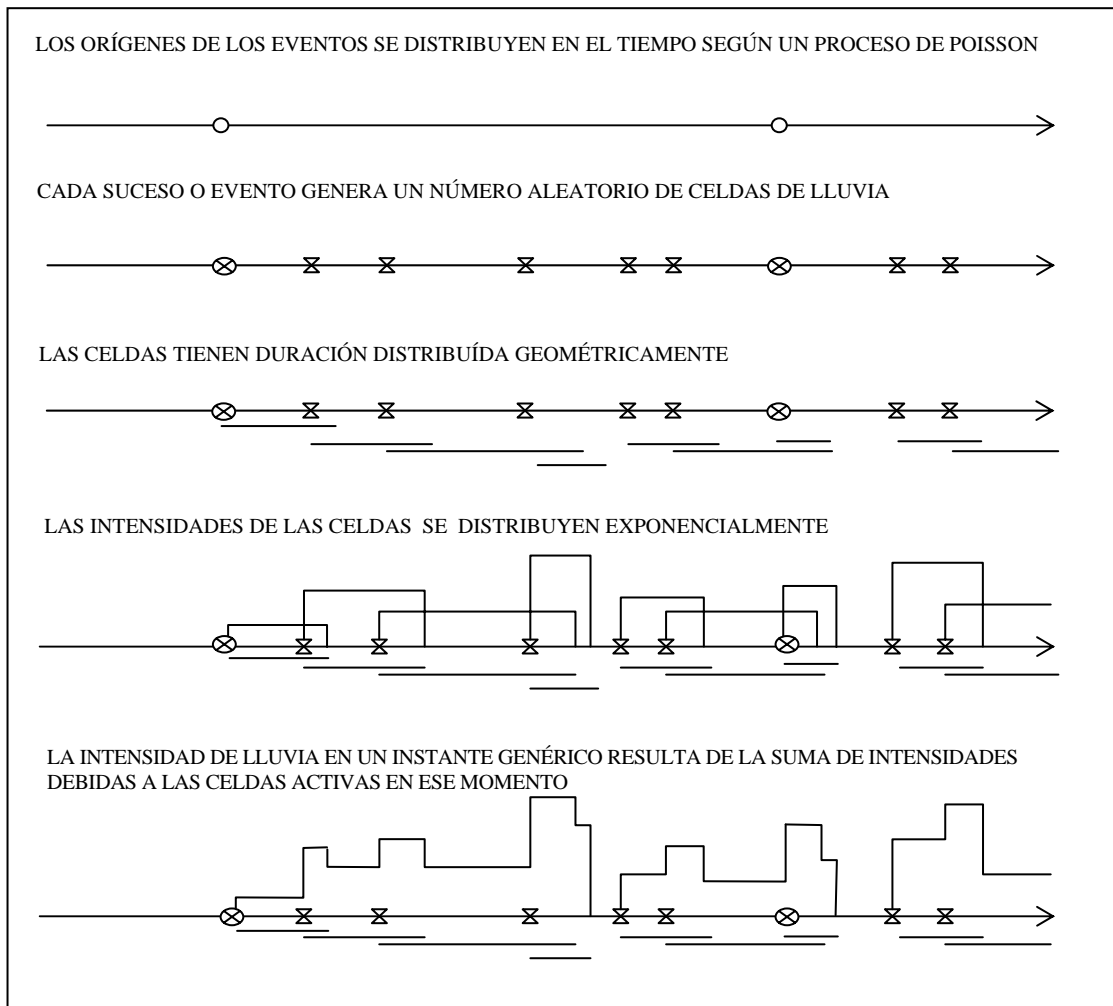


Figura 5.1. Esquema del modelo de Bartlett-Lewis de pulsos rectangulares

El solapamiento de celdas está permitido, tanto entre celdas pertenecientes a la misma tormenta como a tormentas distintas.

La diferencia que puede existir entre los dos tipos antes mencionados es muy sutil y no parece probable que ninguno de los dos pueda mostrarse superior al otro simplemente por resultados experimentales derivados de su uso.

Los dos modelos han sido capaces de reproducir las características estadísticas de los datos de lluvia en distintos niveles de agregación con un mismo conjunto de parámetros. Sin embargo, se ha comprobado que ambos modelos

sobrestiman la probabilidad de los períodos secos de varias horas de duración. Este problema ha tenido serias consecuencias en el uso práctico de estos modelos. Surgió así una necesidad de modificar, tanto el modelo de Neymann-Scott como el de Bartlett-Lewis para intentar soslayar estas desventajas.

El problema matemático de fondo causante de la antedicha revisión estaba relacionado con el hecho de que la intensidad y la duración de las celdas procediesen de la misma distribución, independientemente del tipo de evento.

A continuación se hará una revisión bibliográfica y posteriormente se dará una descripción de los distintos modelos. Todos tienen como característica común el dar una descripción de la estructura externa del proceso de precipitación (llegada de eventos¹ según un proceso de Poisson) y de la estructura interna (diferente para cada evento).

5.3 REVISIÓN BIBLIOGRÁFICA

Se puede decir que el uso y aplicación de procesos de punteo corresponde a los últimos veinte años. Así podrían citarse, como antecedentes *Kavvas y Delleur* [1981], *Waymire y Gupta* [1981], *Smith y Karr* [1985], *Mariën y Vandewiele* [1986]. *Rodríguez-Iturbe* [1987] presentó los procesos de punteo agregados de pulsos rectangulares como herramientas útiles para representar el proceso de

¹ En este contexto un episodio o evento lluvioso (en terminología anglosajona *storm*) puede durar varias horas no siendo necesario que se produzca lluvia durante todo ese tiempo, según se refleja en el esquema de la figura 5.1.

precipitación en un punto geográfico en las distintas escalas de agregación. De esta forma, sus aplicaciones prácticas inmediatas se encuentran en estudios hidrológicos generales como predicción de avenidas, sequías, estudios de lluvia-escorrentía, infiltración...

Como ya se ha comentado, ante la necesidad de modificar, tanto el modelo de Neyman-Scott como el de Bartlett-Lewis, *Rodríguez-Iturbe et al.* [1988] propusieron un modelo modificado de Bartlett-Lewis tratando la duración media de celdas como una variable aleatoria, diferente entre los episodios.

Entekhabi et al. [1989] propusieron una versión modificada del modelo de Neyman-Scott, suponiendo que el número de celdas por evento sigue una distribución de Poisson.

En 1991 salió a la luz un artículo debido a *Paolo Burlando y Renzo Rosso* [1991] (como comentario a otro artículo aparecido anteriormente debido a *Islam et al* [1990]) en el cual se comparan los distintos modelos modificados y no modificados así como se intentan buscar las ventajas o desventajas de usar un modelo tipo Bartlett-Lewis o tipo Neyman-Scott. Así, por ejemplo, aseguran que no se producen mejoras significativas en el uso del modelo modificado de Bartlett-Lewis respecto al no modificado. Tampoco están de acuerdo con que el cambio necesario sea la aleatorización de la duración de celda. Lllaman la atención, sin embargo, sobre la extremada importancia que tiene la elección del método de estimación de parámetros. Por último concluyen que en general el modelo de Neyman-Scott da mejores resultados que el de Bartlett-Lewis.

Velghe et al. [1994] evaluaron y compararon estos modelos trabajando con series históricas de precipitación de Denver. Señalaron que el modelo de Bartlett-Lewis se mostraba muy sensible al conjunto de ecuaciones de momentos usadas para la estimación de parámetros.

También en 1994 *Onof et al.* [1994] añadieron nuevas modificaciones, en este caso en el modelo Bartlett-Lewis: la intensidad de celda sigue una función gamma de dos parámetros.

Verhoest et al. [1994] usaron distintas versiones del modelo Bartlett-Lewis para modelar episodios de diseño.

El problema de la estimación de parámetros en este tipo de modelación sigue siendo un tema de preocupación en la actualidad (*Calendo y Napolitano* [1999]). Los autores anteriormente citados llamaron la atención sobre la importancia de las escalas de agregación usadas para la estimación de parámetros en el proceso de Neyman-Scott.

En nuestro país el proceso de Neyman-Scott de ruido blanco fue ajustado en por *Marroquin* [1988] estudiando la precipitación diaria en la provincia de Badajoz y sus mecanismos generadores.

Hubo que esperar hasta 1997 para que el modelo de Bartlett-Lewis de pulsos rectangulares modificado fuese ajustado y evaluado en España (*Salsón y García-Bartual* [1997]). En el punto 5.11 se comenta más ampliamente esta aplicación y los resultados obtenidos.

5.4 MODELO DE NEYMAN-SCOTT DE RUIDO BLANCO

Este modelo nació en 1957 con unos propósitos muy distintos al estudio del proceso de precipitación, concretamente, fue propuesto por Neyman y Scott para estudiar los agregados espaciales de galaxias en el Universo. En el trabajo pionero de *LeCam* [1961] se aplicaron las ideas de Neyman y Scott para estudiar el proceso de agregación que aparecía en el análisis de la precipitación areal.

El modelo de Neyman y Scott de ruido blanco se caracteriza por su estructura jerárquica de dos niveles. El primer nivel es el correspondiente al mecanismo generador de la precipitación, que se define como cualquier situación meteorológica capaz de producir precipitación. En la práctica, se supone que la ocurrencia de eventos sigue un proceso de Poisson con parámetro λ . Cada origen de evento da lugar a un nuevo proceso de ocurrencia en un segundo nivel, caracterizado por "C": la cantidad de pulsos, distribuidos según otra distribución de Poisson. La magnitud de esos pulsos está descrita por una variable aleatoria X y la posición respecto del origen de la tormenta por una variable aleatoria T .

5.5 MODELO DE NEYMAN-SCOTT DE PULSOS RECTANGULARES

Este modelo fue desarrollado por *Rodríguez-Iturbe et al.* [1987]. Como ya se ha comentado, los orígenes de los eventos siguen un proceso de Poisson de parámetro λ (sucesos de precipitación por día o por hora).

Para cada tormenta hay un número asociado C de celdas. Este número C debe ser mayor o igual a 1, es decir, al menos una celda por tormenta. $C-1$ puede ser representado por una distribución geométrica o por una distribución discreta de

Poisson. De todos modos, las fórmulas que aparecerán a continuación son válidas para cualquier tipo de distribución del número de celdas. Estas celdas se sitúan a partir del origen según una distribución exponencial de parámetro β .

Asimismo, también una distribución exponencial con parámetro η guía la duración de las celdas. La altura (intensidad de celda) de cada pulso rectangular es determinada por una variable aleatoria X . Lo mismo que se ha comentado para C es válido para la variable aleatoria X

Las expresiones de los momentos de segundo orden del proceso original de Neyman-Scott $Y_i(\tau)$, lluvia acumulada en el intervalo τ , son las que aparecen a continuación:

$$E = \lambda \eta^{-1} E[C] E[X] \tau$$

$$\begin{aligned} \text{Var}[Y_i(\tau)] = \lambda \eta^{-3} (\eta \tau - 1 + e^{-\eta \tau}) \left\{ 2 E[C] E[X^2] + E[C^2 - C] E^2[X] \frac{\beta^2}{\beta^2 - \eta^2} \right\} - \\ - \lambda (\beta \tau - 1 + e^{-\beta \tau}) \frac{E[C^2 - C] E^2[X]}{\beta(\beta^2 - \eta^2)} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Cov}[Y_i(\tau), Y_{i+k}(\tau)] = \lambda \eta^{-3} (1 - e^{-\eta \tau})^2 e^{-\eta(k-1)\tau} \left\{ E[C] E[X^2] + \frac{1}{2} \frac{E[C^2 - C] E^2[X] \beta^2}{\beta^2 - \eta^2} \right\} - \\ - \lambda (1 - e^{-\beta \tau})^2 e^{-\beta(k-1)\tau} \frac{1}{2} \frac{E[C^2 - C] E^2[X]}{\beta(\beta^2 - \eta^2)} \quad k \geq 1 \end{aligned}$$

Los parámetros que deben ser estimados son un total de cinco: λ , η , $E[C]$, β y $E[X]$. Para ajustar estos parámetros se pueden emplear las series agregadas en intervalos de 1 hora, 6 horas, 12 horas y 24 horas. Se constituyen cinco

ecuaciones: la de la media y la varianza y correlación de orden 1 para dos niveles de agregación respectivamente.

En la estimación de parámetros aparece un problema que no se puede minusvalorar: el conjunto de ecuaciones resultantes es altamente no lineal, llegándose a soluciones diferentes en función del método numérico empleado. Por ejemplo, *Rodríguez – Iturbe et al.* [1986] aplican el método de mínimos cuadrados modificado para reducir el problema a una minimización no lineal sin restricciones que resuelven con el algoritmo de Davidson–Fletcher–Powell (*Press et al.* [1986]).

5.6 MODELO MODIFICADO DE NEYMAN-SCOTT MODIFICADO DE PULSOS RECTANGULARES.

Como ya se ha apuntado en la introducción, el modelo de Neyman-Scott no reproduce de forma óptima la proporción de períodos secos y húmedos. Si de modificar el modelo se trata, el factor que controla la duración de las celdas es η : inversa de la duración media de celdas. El parámetro η va a dejar de ser constante para convertirse en una variable aleatoria distinta para cada episodio. La duración de las celdas del episodio “i” seguirá una distribución exponencial de parámetro η_i . La función de densidad de probabilidad para las η_i se supone una distribución gamma de dos parámetros.

Suponiendo $\eta^2 \gg \beta^2$ los momentos del proceso de precipitación acumulado en intervalos τ quedan así:

$$E[Y_i(\tau)] = E[X] E[C] \lambda \tau I(1,0)$$

$$Var[Y_i(\tau)] = (E[X] E[C] \lambda \tau I(1,0))^2 + \left\{ 2K_1 \tau + K_2 \beta^{-3} (\beta \tau + e^{-\beta \tau} - 1) + (E[X] E[C] \lambda \tau)^2 \right\}^*$$

$$* I(2,0) - 2K_1 I(3,0) - K_2 \tau I(4,0) + K_2 I(5,0) + 2K_1 I(3, \tau) - K_2 I(5, \tau)$$

$$\begin{aligned} Cov[Y_i(\tau), Y_{i+k}(\tau)] &= K_1 I(3, k\tau - \tau) - 2K_1 I(3, k\tau) + K_1 I(3, k\tau + \tau) - \frac{K_2}{2} I(5, k\tau - \tau) + \\ &+ K_2 I(5, k\tau) - \frac{K_2}{2} I(5, k\tau + \tau) + \frac{K_2}{2} \beta^{-3} (1 - e^{-\beta \tau})^2 e^{-\beta(k-1)\tau} I(2,0) + \\ &+ (E[C] E[X] \lambda \tau)^2 [I(2,0) - I^2(1,0)] \end{aligned}$$

$$\text{donde } K_1 = \lambda E[C] E[X^2] \quad K_2 = \lambda E[C^2 - C] E^2[X] \beta^2 \quad y$$

$$I(x, y) = E[\eta^{-x} e^{-\eta y}] = \frac{\Gamma(\alpha - x)}{\Gamma(\alpha)} \theta^\alpha (\theta + y)^{x-\alpha} \quad x > 0 \quad y \geq 0$$

Cuando X se distribuye exponencialmente $E[X] = \mu_x$ y $E[X^2] = 2\mu_x^2$.

Recordando que C es el número de celdas por tormenta, C debe ser ≥ 1 . Si suponemos que la distribución de C es la de Poisson:

$$E[C] = \mu_c \quad E[C^2 - C] = \mu_c^2 + 2\mu_c$$

Si se trata de la distribución geométrica:

$$E[C] = \mu_c \quad E[C^2 - C] = 2\mu_c^2 - 2\mu_c$$

En cuanto a la estimación de parámetros de este modelo, al igual que en el de Bartlett-Lewis, se puede usar el método de los momentos. Al conocerse las expresiones analíticas de los momentos, se igualan los estadísticos estimados con los obtenidos a partir de los datos históricos. Hay seis parámetros que deben ser calculados.

Se trata de un conjunto de ecuaciones altamente no lineales que pueden resolverse como un problema de optimización sin restricciones *Press et al.*, [1986].

5.7 MODELO DE BARTLETT-LEWIS DE PULSOS RECTANGULARES

Como ya se ha comentado en párrafos anteriores la diferencia entre un proceso de Neyman-Scott y un proceso tipo Bartlett-lewis estriba en que en este último son los intervalos entre celdas los que se consideran independientes e idénticamente distribuidos.

Análogamente a la formulación del modelo de Neyman-Scott, también este modelo supone que los eventos llegan según un proceso de Poisson de parámetro β o tasa de producción de orígenes de celdas. El proceso de Poisson termina al cabo de un tiempo distribuido exponencialmente con parámetro γ .

Se introducen los números adimensionales: $\alpha = \frac{\beta}{\eta}$ $\phi = \frac{\gamma}{\eta}$ $\rho = \frac{\lambda}{\eta}$

El número de celdas por evento -C- sigue una distribución geométrica de media $\mu_c = 1 + \frac{\alpha}{\phi}$

La duración de las celdas se considera que sigue una distribución exponencial de parámetro η .

Las fórmulas para los momentos y la probabilidad de lluvia 0 para el proceso de precipitación acumulada en un intervalo τ se muestran a continuación:

$$E[Y_i(\tau)] = \tau \rho \mu_c \mu_x$$

$$\begin{aligned} \text{Var}[Y_i(\tau)] = & 2\rho\mu_c \left[E[X^2] + \frac{\beta}{\gamma} \mu_x^2 \right] \frac{\tau}{\eta} - 2\rho\mu_c \left[E[X^2] + \frac{\beta\gamma}{\gamma^2 - \eta^2} \right] \frac{1 - e^{-\eta\tau}}{\eta^2} + \\ & + 2\rho\mu_c \mu_x^2 \frac{\beta}{\gamma^2 - \eta^2} (1 - e^{-\gamma\tau}) \frac{\eta}{\gamma^2} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Cov}[Y_i(\tau), Y_{i+k}(\tau)] = & \rho\mu_c \left[KE[X^2] + \frac{\beta\gamma}{\gamma^2 - \eta^2} \mu_x^2 \right] (1 - e^{-\eta\tau})^2 \frac{e^{-\eta(k-1)\tau}}{\eta^2} - \\ & - \rho\mu_c \frac{\beta}{\gamma^2 - \eta^2} \mu_x^2 (1 - e^{-\gamma\tau})^2 e^{-\gamma(k-1)\tau} \frac{\eta}{\gamma^2} \quad (k \geq 1) \end{aligned}$$

$$\text{Pr ob}[lluvia=0] = \text{EXP} \left\{ -\lambda(\tau + \mu_\tau) + \lambda G_p^*(0,0) \left[\frac{\gamma + \beta e^{-(\beta+\gamma)\tau}}{\beta + \gamma} \right] \right\}$$

donde μ_t es la duración esperada del episodio. Las expresiones aproximadas

para μ_t son las siguientes:

$$\mu_\tau \approx (\phi\eta)^{-1} \left\{ 1 + \phi(\alpha + \phi) - \frac{1}{4} \phi(\alpha + \phi)(\alpha + 4\phi) + \frac{1}{72} \phi(\alpha + \phi)(4\alpha^2 + 27\alpha\phi + 72\phi^2) \right\}$$

$$G_p^*(0,0) \approx \frac{1}{\eta\phi} \left[1 - \alpha - \phi + \frac{3}{2} \alpha\phi + \phi^2 + \frac{1}{2} \alpha^2 \right]$$

5.8 MODELO DE BARTLETT-LEWIS MODIFICADO DE PULSOS RECTANGULARES

La duración de las celdas se considera que sigue una distribución exponencial de parámetro η . Este parámetro será distinto para cada tormenta.

Se introducen los números adimensionales: $\alpha = \frac{\beta}{\eta}$ $\phi = \frac{\gamma}{\eta}$ $\rho = \frac{\lambda}{\eta}$

El número de celdas por tormenta (C-1) sigue una distribución geométrica con

$$\text{media } \mu_c = 1 + \frac{\frac{\beta}{\eta}}{\frac{\gamma}{\eta}}$$

Se supone que la función de probabilidad que sigue η es una función gamma de dos parámetros (α : parámetro de forma y ν). Las expresiones para la esperanza, varianza, probabilidad de lluvia cero y covarianza de la lluvia acumulada en un intervalo temporal T: $Y_i(T)$ para el modelo modificado de Bartlett-Lewis son las siguientes:

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

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

$$\text{cov}[Y_i^{(h)}, Y_{i+s}^{(h)}] = \frac{k_1}{(\alpha - 2)(\alpha - 3)} \{ [h(s-1) + \nu]^{3-\alpha} + [h(s+1) + \nu]^{3-\alpha} - 2(hs + \nu)^{3-\alpha} \} +$$

$$+ \frac{k_2}{\phi^2 (\alpha - 2)(\alpha - 3)} \{ 2(\phi hs + \nu)^{3-\alpha} - [\phi h(s-1) + \nu]^{3-\alpha} - [\phi h(s+1) + \nu]^{3-\alpha} \}$$

$$(s \geq 1)$$

Prob(lluv=0)=

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

5.9 COMPARACIÓN ENTRE LOS MODELOS MODIFICADOS Y SIN MODIFICAR

Los modelos modificados reproducen más fielmente la probabilidad de lluvia cero, pero debido a su mayor complejidad en la estimación de parámetros, no conservan de una manera que hubiese sido la deseada los momentos de segundo orden (especialmente la autocorrelación a lag-2 y lag-3).

En cuanto a la representación de extremos, hay que decir que son mejor reproducidos por los modelos de Bartlett-Lewis y Neyman-Scott modificados.

5.10 COMPARACIÓN ENTRE LOS MODELOS DE BARTLETT-LEWIS Y NEYMAN-SCOTT

El modelo de Bartlett-Lewis presenta gran sensibilidad al conjunto de ecuaciones de momentos usados en la estimación de parámetros. Esto ha dado lugar a un cierto retraimiento en su uso.

Por otra parte *Onof y Wheeler* [1994] concluyeron que el modelo de Bartlett-Lewis modificado no reproducía satisfactoriamente los valores extremos. Propusieron una nueva modificación: la intensidad de celda seguiría una función gamma de dos parámetros. La estimación de parámetros se complica, al ser siete los parámetros a estimar.

Existen propiedades, sin embargo, que ninguno de estos modelos son capaces de reproducir, debido a la propia formulación de los mismos. Una de ellas es que en el nivel de agregación inferior a la hora los valores extremos son infravalorados. Esto es debido a que el modelo no puede resolver escalas más pequeñas que la duración media de celda.

5.11 APLICACIÓN.

Aunque fuera de nuestras fronteras, tanto modelos tipo Neyman-Scott, como Bartlett-Lewis han sido ampliamente utilizados, en España hasta 1999 no se ensayó su uso. Concretamente en la Universidad Politécnica de Valencia *Salsón y García-Bartual* [1999] estudiaron las posibles aplicaciones de un modelo basado en el proceso de Bartlett-Lewis para representar el proceso de precipitación en la zona del levante español.

Como serie de datos de lluvia emplearon una serie de resolución muy fina correspondiente al período 1927–1981 obtenida por el pluviógrafo de Jardí perteneciente al observatorio de Fabra, en Barcelona. Como resultado de los trabajos llevados a cabo por *Burgueño* [1986], se disponía de la serie digitalizada,

así como de la función de calibración del pluviógrafo, que permitió transformar la lectura del aparato en una intensidad de precipitación estimada. La serie, una vez aplicada la función de calibración fue discretizada a intervalos de 5 minutos. A continuación., a partir de la serie digitalizada se construyeron las serie correspondientes a los siguientes intervalos temporales de agregación: 0.5h.,1h., 2h., 6h., 12h., 24h., y 48h. Como objetivos a alcanzar en dicho estudio se marcaron los siguientes:

- 1.- Estimación de los parámetros mensuales del modelo de Bartlett–Lewis de pulsos rectangulares.
- 2.- Validación del modelo estudiando bondad de ajustes y reproducción de estadísticos de interés.
- 3.- Estudiar las curvas IDF con las estimaciones obtenidas por el modelo en un punto geográfico y para distintos períodos de retorno.
- 4.- Evaluar la capacidad del modelo para reproducir períodos secos y distribución de valores extremos.
- 5.- Estudiar las posibilidades de desagregación, así a partir de la escala diaria conseguir representar las propiedades del proceso a escala horaria.

A la vista de los párrafos anteriores, se deduce que se trataba de evaluar la validez del modelo de Bartlett–Lewis para reproducir el fenómeno de la precipitación en la zona mediterránea, caracterizado por largos períodos secos y fuertes lluvias de carácter convectivo, muchas veces acarreado inundaciones y convirtiéndose en verdaderas catástrofes naturales.

No se entrará aquí en detalles de la aplicación del modelo, no es éste el objetivo de esta tesis doctoral, sino simplemente se dará un resumen de los resultados obtenidos.

Los parámetros del modelo fueron obtenidos por el método de los momentos. Como ya se ha comentado, hay que resolver un conjunto de ecuaciones altamente no lineales con seis incógnitas. Para la resolución de estas ecuaciones se usó el método cuadráticamente convergente de Powel (*Press et al.* [1986]).

La combinación de ecuaciones de momentos que llevó a mejores resultados para la serie de Barcelona, incluía la media, varianza, covarianza y probabilidad de lluvia cero a media hora, la covarianza a 24 horas y la probabilidad de lluvia cero a 24 horas.

El modelo reproduce bastante bien la varianza e incluso mejor la covarianza, la autocorrelación y la probabilidad de lluvia cero con errores menores que el 0.02%.

La probabilidad de transición de no lluvia a lluvia es mejor reproducida que la de lluvia a no lluvia.

En cuanto a la estimación de máximos, hay una infravaloración de máximos para intervalos de dos horas y menores no sucediendo lo mismo para intervalos mayores. Sin embargo, este hecho ya comentado en otro punto de este tema se debe a la propia formulación del modelo que se basa totalmente en la estructura de celda, es decir no se pueden simular máximos a escalas menores que la duración media de las celdas.

Hay que señalar también la utilidad del modelo para detectar máximos extraordinarios que no se encontraban en la serie de datos pero que han ocurrido alguna vez en la realidad en el Mediterráneo.

Por último, destacar la habilidad del modelo par ser usado en desagregación. Ciertos usos hidrológicos requieren datos a escala horaria, entre ellos podríamos señalar: la simulación de escorrentías en entornos urbanos, procesos de erosión en cuencas naturales, humedad en el suelo e infiltración, procesos de crecidas en cuencas pequeñas y medianas, etc. La mayoría de las series históricas existentes, con una extensión temporal lo suficientemente amplia para que puedan considerarse como entradas válidas para estimación de parámetros de los modelos, pertenecen a la escala diaria. Resulta pues, del máximo interés disponer de la posibilidad de, a partir de esta escala diaria, de la cual tenemos series de datos de precipitación, obtener series de datos, por ejemplo, a escala horaria.

En esta aplicación en modo desagregación del modelo de Bartlett-Lewis de pulsos rectangulares modificado, aún disponiendo de estadísticos a escalas de agregación muy finas se ignoró esta información para poder evaluar su capacidad en desagregación. El hecho de disponer de estos estadísticos a escalas finas, permitió estudiar la bondad del modelo para inferir dichas propiedades estadísticas. Así por ejemplo, usando los estadísticos en el nivel de 24 y 48 horas se reprodujeron los estadísticos para distintos niveles de agregación, desde media hora a doce horas.

5.12 CONCLUSIONES.

A continuación se presenta el resumen de los puntos más importantes tratados en este capítulo:

1. Los modelos basados en procesos de punteo agregados, aunque de naturaleza estocástica, son físicamente basados, teniendo como elemento básico de su formulación la celda de lluvia.
2. Dentro de los procesos de punteo agregados hay que distinguir entre procesos tipo Neyman-Scott y procesos de Bartlett-Lewis. Su diferencia es muy sutil. En un proceso del primer tipo, las posiciones de las celdas vienen determinadas por un conjunto de variables aleatorias independientes e idénticamente distribuidas que representan los intervalos de tiempo entre el origen de la tormenta y el nacimiento de cada celda. En un proceso tipo Bartlett-Lewis son los intervalos entre celdas los que se consideran independientes e idénticamente distribuidas.
3. Ante la mala reproducción de los períodos secos por parte de ambos tipos de modelos surgieron las versiones modificadas tanto de procesos de Neyman-Scott como de procesos de Bartlett-Lewis. En esencia, la modificación consistió en no considerar la duración de las celdas como una constante sino como una variable aleatoria distinta para cada tormenta.
4. Estos modelos vienen a intentar resolver el “problema de la escala”. Con este nombre se conoce al hecho de que muchos modelos ajustados para un determinado nivel de agregación no son adecuados para inferir las propiedades estadísticas de la estructura temporal en otros niveles. Los dos modelos

basados en procesos de Neyman-Scott como en procesos de Bartlett-Lewis han sido capaces de reproducir las características estadísticas de los datos de lluvia en distintos niveles de agregación con un mismo conjunto de parámetros.

5. Hay que destacar la utilidad de estos modelos como herramientas de desagregación. La necesidad de obtener datos a escalas más finas que la escala diaria viene derivada del hecho de que ciertos usos hidrológicos requieren datos a escala horaria, entre ellos podríamos señalar: la simulación de escorrentías en entornos urbanos, procesos de erosión en cuencas naturales, humedad en el suelo e infiltración, procesos de crecidas en cuencas pequeñas y medianas, etc. La mayoría de las series históricas existentes, con una extensión temporal lo suficientemente amplia para que puedan considerarse como entradas válidas para estimación de parámetros de los modelos, pertenecen a la escala diaria.
6. Los modelos matemáticos basados en procesos de Poisson agregados se encuentran en una situación de compromiso entre una suficiente representatividad del complejo fenómeno de la precipitación y un no excesivo aparato matemático.
7. Por último se ha presentado un ejemplo de aplicación del modelo modificado de pulsos rectangulares de Bartlett-Lewis en el que se ha trabajado con una serie de resolución muy fina correspondiente al período 1927-1981 obtenida por el pluviógrafo de Jordi perteneciente al observatorio de Fabra, en Barcelona.

Segunda Parte

Incorporación de Aspectos Meteorológicos en la Modelación

Capítulo 6

Antecedentes II

6.1 MOTIVACIÓN.

El impacto que ocasionaría un cambio climático en los sistemas hidrológicos tendría enormes repercusiones. El problema de la ocurrencia de un cambio climático constituye hoy en día una preocupación, no solamente de las personas involucradas en la planificación y gestión de los sistemas de recursos hidráulicos, sino de toda la sociedad en general.

La menor cantidad de precipitación que se recogería en unas zonas y por otra parte, la mayor frecuencia de valores máximos de precipitación que se darían en otras podrían tener importantes implicaciones en los aprovechamientos hidroeléctricos, usos agrícolas, etc.

Teniendo como marco este panorama, habría que intentar anticiparse a esa situación examinando las salidas de los modelos existentes de gestión de recursos hidráulicos, tomando como entradas esas nuevas series de precipitación. Se hace entonces evidente la necesidad de la simulación de esas series de precipitación futuras en unas condiciones atmosféricas cambiantes. Esas series ayudarían a evaluar las consecuencias de un cambio climático.

A escala de cuenca, las series de precipitación diaria correspondientes a un clima futuro podrían ser usadas en un modelo lluvia-escorrentía para simular escenarios futuros de caudales.

En estudios de hidrología urbana, en los que se requiere una escala temporal más fina, sería interesante el disponer de series horarias, resultado de unas condiciones climáticas distintas a las actuales.

Por último, series de precipitación mensual se podrían simular para realizar predicciones de niveles de embalse venideros.

Los Modelos de Circulación General (MCG) son considerados como los que poseen un mayor potencial para la construcción de posibles escenarios, necesarios en estudios de impacto ambiental debido al efecto invernadero.

Sin embargo, desde el punto de vista de las aplicaciones hidrológicas, los MCG presentan un grave inconveniente: su resolución de ancho de rejilla es de unos cientos de kilómetros, mientras que el trabajo de un hidrólogo se enmarca en lo que podríamos llamar “tamaño cuenca o subcuenca”(de 50 a 10000km²).

La necesidad de un *downscaling* desde esta escala a una escala más fina es hoy, ampliamente reconocida. En 1990 en el Programa Internacional de la Geosfera-Biosfera se puso de manifiesto este interés:

“La necesidad más urgente en el establecimiento de la relación entre atmósfera y ecosistema es el desarrollo de modelos que puedan traducir las predicciones a gran escala de los Modelos de Circulación general a escalas mucho más finas, de forma que puedan servir como entradas para modelos hidrológicos y de ecosistemas.”

Los modelos basados en *downscaling* se perfilan como los instrumentos perfectos para la desagregación de las predicciones de los MCG a escalas más finas, acordes con su uso en planificación y gestión de los recursos hidráulicos.

Varias son las características requeridas a estos métodos de *downscaling*: han de ser relativamente simples de aplicar, además de ser parsimoniosos en cuanto a tiempo de computación. La longitud de las series de datos necesarias como

entrada, no debería ser excesiva. Por otra parte deberían poder aplicarse a distintas regiones geográficas. Idealmente, estos modelos deberían reflejar los mecanismos físicos subyacentes, ser fácilmente validables y ser capaces de reproducir escenarios consistentes para un conjunto de variables de entrada.

6.2 CLASIFICACIÓN DE LOS MÉTODOS DE *DOWNSCALING*.

Los métodos de *downscaling* propuestos en la bibliografía pueden dividirse en tres categorías:

- 1.- *Downscaling* dinámico.
- 2.- *Downscaling* estadístico.
- 3.- *Downscaling* estadístico-dinámico.

Los primeros buscan obtener un Modelo numérico de Area Limitada (LAM) anidado dentro del MCG (*Giorgi et al.* [1990, 1991, 1992]; *Jones et al.* [1995]; *Machenauer et al.* [1994], con las condiciones de contorno dadas por el MCG. En la actualidad, las resoluciones más altas de los LAM son del orden de unos 20Km. Esta aproximación, aunque poseedora de un gran potencial a largo plazo es muy costosa en tiempo de computación.

Hay que señalar también que presenta graves problemas técnicos, relacionados con las condiciones de contorno (*Schubert y Henderson-Sellers* [1997]). Posiblemente, en un futuro no excesivamente próximo, el *downscaling* dinámico representará la mejor solución al problema de la predicción de la precipitación pero antes deberán darse avances en dos líneas de investigación:

- aumentar la resolución espacial
- mejorar las parametrizaciones relacionadas con la física de nubes y afinar los estudios relacionados con los mecanismos que guían la formación de las gotas de lluvia y la precipitación.

La importancia del *downscaling* estadístico radica en generar una solución más inmediata (*Hewitson y Crane [1996]*) y, realmente, es en esta línea en la que más se ha focalizado la investigación en estos últimos años.

El *downscaling* estadístico, también llamado empírico, requiere la identificación de las relaciones existentes entre las configuraciones a gran escala y las características climáticas regionales.

Es ampliamente reconocida la existencia de relaciones entre la configuración sinóptica existente y la precipitación en superficie. Parece lícita la suposición de que estas relaciones se mantendrán en un clima futuro quizás distinto. Podría usarse una salida de un MCG perturbado para investigar qué cambios se darían en la frecuencia e intensidad de la precipitación como respuesta a un calentamiento global (*Storch et al. [1993]*; *Hewitson y Crane [1996]*; *Schubert y Henderson-Sellers [1997]*).

No obstante, hay que señalar que estas aproximaciones estadísticas parten de la hipótesis de que los campos en superficie, siempre que se mantengan las características topográficas constantes, dependen exclusivamente de las condiciones dinámicas y termodinámicas a gran escala de la atmósfera. En el caso de un hipotético cambio climático, sin embargo, podría variar algún forzamiento

mesoescalar, como por ejemplo: el albedo, la humedad del suelo, etc. Esto se perfila como el mayor inconveniente en el uso del *downscaling* estadístico.

Para la simulación de futuros escenarios, puede cambiarse la frecuencia de los distintos tipos de tiempo pero no pueden generarse distintas situaciones de las que han existido hasta el momento.

Recientemente ha aparecido lo que se ha denominado *downscaling* estadístico-dinámico (*Frey-Buness et al.* [1995]). La simulación dinámica se aplica sobre un número de situaciones “tipo”, reduciendo así tiempo de cálculo. Los escenarios se construyen considerando los efectos en superficie generados para cada tipo por el LAM, según las frecuencias de aparición de los tipos en el clima simulado por el MCG.

En el presente estudio se ha decidido seguir la aproximación llamada *downscaling* estadístico.

Es evidente que otros modelos pueden ser igualmente apropiados para la modelación de la precipitación diaria que los basados en *downscaling* pero sólo estos son capaces de incorporar cambios en los patrones sinópticos, consecuencia de simulaciones obtenidas con los MCG.

6.3 DOWNSCALING ESTADÍSTICO

6.3.1 Introducción teórica

Ya se ha comentado ampliamente en los apartados anteriores la necesidad de desagregación de las predicciones de los MCG a escalas más finas, de modo que

puedan ser de gran utilidad en la planificación y gestión de los recursos hidráulicos. Este concepto, extendido internacionalmente con el término anglosajón de *downscaling*, ha sido abordado desde tres ópticas diferentes que llevan por nombre: *downscaling* dinámico, *downscaling* estadístico y *downscaling* dinámico-estadístico.

En esta tesis se ha optado por la segunda vía que será desarrollada a partir de este punto. Como ya se ha señalado el *downscaling* estadístico precisa del estudio de las relaciones existentes entre configuraciones sinópticas (fruto de la simulación mediante un MCG) y las características climáticas a una escala considerablemente inferior, como puede ser la escala cuenca o incluso subcuenca.

En cuanto a cómo modelar la relación entre variables de circulación general con las variables en superficie se han propuesto en los últimos años distintas aproximaciones que podrían clasificarse en cuatro grupos:

a) **Modelos basados en Cadenas de Markov** (*Bardossy y Plate* [1992]; *Hay et al.* [1992]; *Wilson et al.* [1992]; *Bogardi et al.* [1993]; *Hughes y Guttorp* [1994]; *Schubert* [1994]; *Wilby et al.* [1994]). Estos modelos se basan en las configuraciones atmosféricas a escala sinóptica proporcionadas por el MCG. Estas situaciones son clasificadas en un determinado número de tipos. Se aplica la Cadena de Markov para representar la alternancia de las situaciones sinópticas.

b) **Regresión lineal** (*Conway et al.* [1997]; *Özelkan et al.* [1996]; *Schubert y Henderson-Sellers* [1997], *Wilby* [1997]). La regresión lineal es utilizada para derivar el valor de la precipitación media diaria mensual y la proporción de días

secos a partir de distintas variables de circulación atmosférica como flujo zonal y meridional, presión, vorticidad...

c) **Análisis de correlación canónica** (*Von Storch et al.* [1993]; *Gyalistras et al.* [1994]; *Noguer* [1994]; *Heyen et al.* [1996]). Relacionan campos de presión a nivel del mar sobre el Atlántico Norte con precipitaciones sobre la Península Ibérica (resolución mensual) mediante un análisis de correlación canónica.

d) **Predicción analógica** (*Zorita et al.* [1995]; *Conway et al.* [1996]; *Cubasch et al.* [1996]). Esta forma de operación prescinde de clasificar las configuraciones sinópticas. Para cada día, a estimar la precipitación, se compara su campo de presión con todos los existentes en un banco de datos de referencia. La precipitación correspondiente al que presente un mayor parecido será la asignada para el día que queremos predecir.

Más recientemente se han ensayado métodos basados en *fuzzy clustering* (*Bardossy* [1994]; *Özelkan et al.* [1996]) y redes neuronales (*Bardossy et al.* 1994; *Hewitson y Crane* [1994]).

En este trabajo se ha optado por el primer método. Tanto la ocurrencia como la duración y la cantidad de precipitación van a estar condicionadas al tipo de circulación existente. La transición de un tipo de configuración sinóptica a otro va a estar modelado con un proceso Cadena de Markov.

Es por ello por lo que a continuación se presentará una revisión bibliográfica de los modelos aparecidos, todos ellos en esta última década, sobre el *downscaling* estadístico, en el que se plantea el condicionamiento de la

precipitación al patrón sinóptico existente y en el que las transiciones entre configuraciones sinópticas vienen dadas por una Cadena de Markov.

6.3.2 Revisión bibliográfica

Durante más de cuarenta años se han hechos intentos de modelar el complejo fenómeno de la precipitación, de intentar explicar y reproducir todas sus características relacionadas con la ocurrencia, duración y cantidad. Desde los modelos más sencillos de los años 60 a los más sofisticados de los últimos años.

Se puede citar como hito en esta carrera de la modelación matemática de la precipitación el “boom” de los procesos de punteo de los años 80. Modelos basados en estos procesos se siguen mejorando y ampliando hoy en día.

Aunque los distintos procesos de punteo puedan variar en su estructura estocástica, todos tienen en común la no incorporación de causa-efecto en su formulación, como podría ser la inclusión de cierta dependencia con las situaciones atmosféricas, por ejemplo.

Fue a principios de los años 90 cuando surgió una nueva filosofía de modelación. Los nuevos modelos surgieron como “un esfuerzo de salvar el *gap* entre los puntos de vista respecto al proceso de precipitación de hidrólogos y climatólogos” (*Hay et al.* [1991]).

Los climatólogos han estudiado siempre la precipitación en el contexto de las variables meteorológicas y las han relacionado con situaciones sinópticas regionales. Un ejemplo en España lo tenemos en el libro editado por el Instituto

Nacional de Meteorología escrito por el meteorólogo A. Linés: “ Perturbaciones típicas de la Península Ibérica. Precipitaciones asociadas” (Linés [1985]).

Los hidrólogos, por su parte (hasta 1991), han contemplado la precipitación como una variable puramente estocástica.

El interés por este tipo de modelos, cuya principal característica es incluir información meteorológica, se ha visto disparado desde el aumento de estudios y el interés general por un posible cambio climático. Analizar las influencias que dicho cambio climáticos tendría en la explotación de los recursos hidráulicos se ha convertido en un asunto de máxima relevancia.

Se puede considerar como introducción a este tipo de modelación el trabajo de *Maheras* [1989] que usó una técnica para clasificar los tipos de tiempo meteorológico en Grecia en relación con los períodos secos estivales.

En 1991 aparece el primer modelo de simulación de precipitación basado en tipos de tiempo. La publicación era de *Hay et al.*[1991] Emplearon una clasificación de seis tipos de tiempo meteorológico, basada en la dirección de viento y en los sistemas de presión. Los datos corresponden a Lousiana.

A cada día del calendario se le asoció un tipo de tiempo. A continuación establecieron los estadísticos que relacionaban precipitación y tipo de tiempo para cada mes.

Para señalar el cambio de un estado de tiempo a otro, usaron una matriz de transición markoviana. La persistencia en cada estado fue dada por una distribución discreta, concretamente por la distribución geométrica. Las

cantidades de precipitación fueron modeladas como producto de una variable exponencial aleatoria y una variable uniforme aleatoria.

De la misma época y no menos interesante que el trabajo de Hay et al. fue el de Bardossy & Plate.[1991] Emplearon una clasificación de Baur et al. basada en sistemas de presión sobre Europa. Las frecuencias de los tipos más importantes y de los subtipos siguen un ciclo anual.

La secuencia de situaciones sinópticas es representada con un modelo semimarkoviano. La transición entre estados viene determinada por una cadena de Markov pero la persistencia en estado viene dada por una GPD. El cálculo de la matriz de transiciones se hace sobre una base mensual.

El nexo entre patrones de circulación y precipitación se obtienen a través de probabilidades condicionales. Este enlace ha de hacerse para cada estación pluviométrica separadamente. Existen diferencias entre las distintas estaciones debido, principalmente, a desigualdades orográficas.

En 1992 apareció publicado un trabajo de Larry L. Wilson & Dennis P. Lettenmaier[1992]. Igualmente que *Hay et al.*[1991] se sirvieron de un modelo semimarkoviano con una distribución geométrica para describir la permanencia en estado. Para simular la precipitación condicionada a un determinado tipo de tiempo utilizaron un *Polya urn*. En cuanto a la clasificación de estados o tipos de tiempo investigaron los cuatro algoritmos siguientes:

- *k-means clustering*
- *fuzzy clustering*

- componentes principales
- componentes principales y *k-means clustering*

No obtuvieron diferencias apreciables en los resultados, fruto de la aplicación de los cuatro distintos algoritmos citados anteriormente.

La distribución de las cantidades de precipitación la consideraron dada por la distribución exponencial mixta cuyos parámetros varían según la estación y según el tipo de tiempo. El modelo que desarrollaron era del tipo multiestación con lo que obtuvieron también la distribución espacial de la precipitación. Para ello se modeló la cuenca con una estructura jerárquica de las estaciones pluviométricas.

En la misma línea que el modelo de *Wilks* [1989] (ver revisión bibliográfica de la Primera Parte de esta tesis) se encuentra el modelo propuesto por *Katz & Parlange* [1993]. No obstante, mientras el primero condicionaba los valores de precipitación a los totales mensuales, los segundos condicionan las cantidades de precipitación a un índice, concretamente, la presión a nivel del mar.

Este índice presenta un interés especial porque se puede predecir (al menos potencialmente) con varios meses de antelación, mientras que la predicción de la precipitación es incluso difícil de predecir pocos días de antemano.

Así, cada mes es clasificado según su presión a nivel del mar mensual es menor o mayor que la media. Es cierto que este índice presenta la desventaja de no usar toda la información temporal acerca de las variaciones de presión, pero, en cambio, es fácilmente predecible e invariable mensualmente.

El modelo estocástico usado, por otra parte, es muy simple, uno del tipo cadena dependiente, con pocos parámetros.

También *Hughes et al.* [1993] vieron publicado un trabajo que sigue el camino ya iniciado. Establecieron una clasificación de 3 a 6 estados de tipos de tiempo. Para la misma, como parámetro usaron la presión a nivel del mar. Respecto a este punto cabe señalar que si bien la salida de los MCG no es la presión a nivel del mar sino la presión en superficie, no hay problema, sin embargo, para pasar de una a otra usando las relaciones entre presión, temperatura, elevación, etc. para un proceso pseudoadiabático.

Una vez realizada la clasificación de los tipos de tiempo, estimaron una distribución, para representar la precipitación, condicionada a estos estados. Adoptaron una metodología similar a la empleada por *Bardossy & Plate* [1991], pero estos últimos sólo consideraban la posible dependencia del estado de lluvia-no lluvia del estado del día anterior siempre que ambos perteneciesen al mismo tipo de tiempo. *Hughes et al.* [1993] no impusieron esta restricción.

En 1998 se publicó un trabajo debido a *Goodess et al.*[1998] de la Universidad de East Anglia (Reino Unido) que sería la primera aplicación de la nueva filosofía de modelación aplicada a datos españoles, concretamente de Almería.

La clasificación de patrones sinópticos que emplearon fue la debida a Lamb, construida para las Islas Británicas. Los autores demostraron que tal esquema era válido para la Península Ibérica.

La formulación del modelo usado sigue la línea de los trabajos ya revisados anteriormente dentro de este apartado. Este tipo de modelación consiste básicamente en:

- Suponer la precipitación condicionada a la situación sinóptica de cada día.
- Modelar las transiciones entre unas configuraciones sinópticas a otras como procesos de Markov.

Estos autores denominan a este tipo de modelación como CWG (*Conditional Weather Generator*).

No se entra en esta revisión bibliográfica a comentar los modelos, que si bien están basados en *downscaling*, no emplean la técnica de relacionar los patrones sinópticos con la precipitación, sino que intentan relacionar otras variables que fácilmente se pueden obtener de los CGM a través de un análisis de regresión con la precipitación. Este tipo de modelos suponen, aún perteneciendo al *downscaling* estadístico una vía distinta de modelación matemática de la precipitación.

6.4 CLASIFICACIÓN SINÓPTICA UTILIZADA

En cuanto a la clasificación de configuraciones atmosféricas, tradicionalmente llamada clasificación sinóptica, hay que decir que a diferencia de otros países europeos donde existen largas series de situaciones sinópticas clasificadas, por ejemplo en el Reino Unido (*Lamb* [1972]), hasta 1995 (*Ribalaygua y Borén* [1995]) no ha existido una serie de situaciones sinópticas clasificadas con una extensión temporal que se pueda considerar como representativa.

Hasta entonces las clasificaciones sinópticas existentes para España eran subjetivas, es decir los distintos “tipos de tiempo” eran clasificados según la experiencia de un meteorólogo y los distintos días eran asignados a cada tipo por el mismo). Cabe destacar los trabajos de *Linés Escardó* [1981], *Font*[1983], *Sánchez Rodríguez* [1993]. No pretendiendo minusvalorar la importancia de estos estudios debe señalarse que todos ellos se caracterizan por ser series cortas y difícilmente comparables.

La importancia de esta clasificación sinóptica aparecida en 1995 radica en ser automatizable y objetiva.

Aporta además, una novedad con respecto a la forma de aplicar el análisis *clustering*, que será explicada a continuación. Tradicionalmente el problema que ha aparecido en el proceso de determinación de tipos sinópticos ha estado relacionado con la propia naturaleza de los campos a clasificar: históricamente han sido los campos de presión.

La asignación de una situación a un determinado patrón sinóptico se convierte en una tarea muy difícil y dependiente de la experiencia y conocimientos del meteorólogo. Estas son las razones que han conducido a los autores anteriormente citados a aplicar las técnicas de agregación, no a las situaciones sinópticas directamente, sino a los campos de efectos en superficie.

En lo que a datos atmosféricos utilizados se refiere hay que decir que su origen es el National Center for Environmental Research (NCEP, antes NMC) Northern Hemisphere Grid Data Set.

La red es octogonal, con 1977 puntos igualmente espaciados en proyección polar estereográfica, centrada en el Polo Norte. Para nuestras latitudes, esta resolución equivale aproximadamente a 3 ó 4 grados de espaciamiento internudos.

El NCEP proporciona también una subrutina de interpolación (Esquema Bessel) para convertir dicha red en una de latitud/longitud. La red utilizada tuvo como paso 3° en latitud y 4° en longitud y los 120 puntos que la componen se extienden por un área centrada en el norte de la Península Ibérica, que se considera permite captar bien las perturbaciones que afectan a nuestro territorio.

Las variables disponibles eran: alturas de geopotencial de 850 hPa, 700 hPa, 500 hPa, 200 hPa, presión reducida a nivel del mar, viento en 850 hPa y 250 hPa, temperatura en 850 hPa y 700 hPa.

Las utilizadas para la clasificación fueron presión a nivel del mar y geopotencial en 500 hPa. Las razones que llevaron a esta elección fueron:

La presión a nivel del mar da cuenta de la configuración en la baja troposfera. El geopotencial de 500 hPa informa sobre el forzamiento dinámico en la troposfera media.

Quizás sería interesante la selección de un campo referente a la inestabilidad de origen termodinámico. Los mismos autores construyeron el campo que representaba al gradiente T850-T700, no obstante no obtuvieron resultados lo suficientemente coherentes.

Sería interesante la representación del campo correspondiente al gradiente T850-T500.

En cuanto a los campos en superficie utilizaron los datos de precipitación de los 7138 observatorios del Instituto Nacional de Meteorología, entre los años 1941 y 1990, no en vano este trabajo fue realizado durante una estancia de los autores en el INM.

Por lo que a la metodología usada en la clasificación se refiere, simplemente señalar que como medida de disimilitud usaron un coeficiente de correlación sobre 22 componentes principales de los valores de precipitación sin transformar, rotados oblicuamente, ponderando por la varianza que explica cada componente.

El método de *clustering* utilizado fue el Método de Petisco modificado (*Petisco y Martín* [1995]). Este método comprende dos etapas:

- En un primer período, trata de encontrar conjuntos de días que presenten gran similitud entre sí. El centro de gravedad de cada conjunto será una semilla, que representará a un determinado tipo de reparto de precipitación.
- En la segunda etapa se asigna a cada día a la semilla con la que presente mayor similitud. Si el día no supera un umbral de similitud permanece inclasificado.

6.4.1 Breve descripción de los distintos patrones sinópticos

En este apartado se ofrece una descripción de las características fundamentales que describen los 18 patrones sinópticos de que consta la clasificación anteriormente comentada. Los mapas de presión en superficie, geopotencial en 500 hPa. y precipitación correspondiente a cada situación sinóptica pueden verse en el ANEXO 4.

TIPO 1: Anticiclón en la Península: sin precipitaciones apreciables. Tanto en el mapa de superficie como en el de altura hay altas presiones. En superficie el anticiclón centrado en el Golfo de Vizcaya protege a todo el país de las perturbaciones atlánticas. En altura una potente dorsal nos subraya la existencia del anticiclón en superficie, además implicando la existencia de fenómenos de subsidencia. Con esta situación el tiempo es seco y soleado, aunque pueden producirse algunas nieblas.

TIPO 2: Flujo ciclónico sin componente norte: en superficie se puede apreciar que el Anticiclón de las Azores solamente afecta al centro y sur de la Península. Al norte el flujo es ciclónico suroeste. No existe componente norte, con lo cual no se producen precipitaciones en la cornisa Cantábrica, pero sí en Galicia. En el mapa de 500 hPa el flujo es zonal.

TIPO 3: Flujo ciclónico con componente norte: en superficie el flujo es del noroeste ciclónico, dicho flujo viene provocado por dos factores: anticiclón en las Azores y borrasca centrada al Norte de Gran Bretaña. En altura el flujo es del oeste-noroeste. El resultado de todo ello es lluvias generalizadas en Galicia y vertiente cantábrica.

TIPO 4: Advección del oeste anticiclónica: precipitaciones en el Cantábrico oriental. En superficie nos encontramos con el anticiclón centrado en las Azores que protege a la Península de posibles precipitaciones. Estas ocurren debidas a forzamientos topográficos debidos a la Cordillera Cantábrica sobre masas de aire húmedo que por allí circulen. Estas lluvias se darán en la parte oriental. Por existir

una dorsal en altura habrá advección de vorticidad negativa y por tanto un forzamiento dinámico negativo.

TIPO 5: Baja térmica: precipitaciones en el interior norte peninsular. El mapa de superficie presenta una pequeña baja relativa de 1016, que no es más que la extensión de la baja africana. En la topografía de 500 hPa se encuentra una dorsal, presentando pues, la configuración de baja térmica. Es frecuente que en esta situación se produzcan fuertes lluvias convectivas en el Sistema Ibérico y la Mancha.

TIPO 6: Débil baja térmica: precipitaciones en Pirineos. Tanto este tipo de configuración como el siguiente se caracterizan por una situación poco definida en superficie y por la existencia de una vaguada en altura. En el tipo actual la vaguada tiene el eje en el centro oeste peninsular. Hay un débil forzamiento dinámico positivo en la zona de advección de la vorticidad, que afecta al nordeste peninsular. Se pueden dar procesos convectivos debidos a forzamientos topográficos en los Pirineos.

TIPO 7: Vaguada débil: precipitaciones en Cataluña. En este caso la vaguada tiene su eje sobre los Pirineos, el forzamiento dinámico positivo afecta débilmente a Cataluña. Si existe inestabilidad termodinámica, habrá precipitaciones de tipo convectivo.

TIPO 8: Vaguada: precipitaciones en el Bajo Valle del Ebro. En el mapa de 500 hPa se puede apreciar una potente vaguada. La parte delantera de la misma, sobre todo el área de máxima advección de la vorticidad absoluta lleva a la constitución de un sector ciclogénico, es este caso, se traduce en un potente

forzamiento dinámico sobre el nordeste peninsular. En superficie hay un débil flujo del sureste sobre la costa de Cataluña. Se producirán precipitaciones convectiva en el Bajo Valle del Ebro.

TIPO 9: Gota fría en el sureste: se trata de la típica situación que da fuertes precipitaciones en la Comunidad Valenciana. En superficie flujo del este perpendicular a las montañas del interior levantino. En altos niveles una fuerte depresión centrada en la Península intensifica la situación ya que al haber aire frío en altura se aumenta la inestabilidad.

TIPO 10: Flujo del Nordeste: la borrasca no está ahora en Africa, sino en Cerdeña, con lo cual, el flujo es del Nordeste. En verano, si el aire del Mediterráneo es más caliente que el aire que le llega por las capas altas desde Europa, las precipitaciones pueden ser intensas sobre las Baleares. En el resto de España no se da situación de inestabilidad debido a la fuerte dorsal existente.

TIPO 11: Gota fría con flujo del este-nordeste: es una situación de muy similares características a la 9. La única diferencia viene dada porque en superficie el flujo es del este-nordeste, produciéndose las precipitaciones en Murcia y sur de la Comunidad Valenciana.

TIPO 12: Gota fría en el suroeste: situación típica de lluvia en el Estrecho y Andalucía Occidental: una baja en el Golfo de Cádiz que lanza el aire húmedo contra las sierras gaditanas. Éste aire, ahora muy activo acompañado de aire frío en altura causará una gran inestabilidad.

TIPO 13: Baja en Azores: baja centrada en el oeste de Portugal, tanto en superficie como en altura (está un poco al oeste de la baja en superficie). El flujo es del suroeste.

TIPO 14: Advección del oeste o zonal: precipitaciones en toda la vertiente atlántica y Pirineos. En el mapa de superficie se puede ver una potente borrasca (998 hPa) al oeste de la zona marítima de Gran Sol, afectando sus frentes a todas las cuencas de influencia atlántica. En la topografía de 500 hPa se puede apreciar un potente flujo zonal. Con esta situación hay precipitaciones en casi toda España, excepto en el Cantábrico y en la vertiente mediterránea por quedar a sotavento del flujo. En los Pirineos occidentales se reciben precipitaciones debido al gran forzamiento topográfico a pesar de la sequedad del aire.

TIPO 15: Advección del Suroeste: es una situación con características afines a la anterior, excepto en que en este caso se establece un flujo claramente del suroeste y en el mapa de 500 hPa no se da un flujo zonal sino del suroeste, debido a la profunda vaguada. Las precipitaciones se incrementan en las Sierras de Gata y Gredos, a causa del forzamiento orográfico.

TIPO 16: Flujo del oeste-suroeste: la borrasca, también es esta situación sinóptica, está situada al oeste de la zona marítima de Gran Sol. El flujo en superficie es del oeste-suroeste y en altura zonal con componente del suroeste. Sólo se dan precipitaciones en el noroeste porque la vertiente cantábrica queda a sotavento y una cuña anticiclónica en África protege al resto de España de las precipitaciones.

TIPO 17: Baja térmica con bloqueo en altura: precipitaciones en el interior sur peninsular. Es una situación similar a la nº 5 en superficie, en cambio en 500 hPa se da una situación de bloqueo, es decir el desarrollo de una dorsal o un anticiclón en latitudes altas (en este caso es un fenómeno poco acentuado) que dificulta el paso de borrascas. En latitudes bajas suele aparecer una borrasca. Las precipitaciones no son muy importantes y aparecerán en la parte interior sur de la Península.

TIPO 18: Vaguada con flujo del norte: en superficie el flujo es del Norte en la cornisa Cantábrica. En altura hay una débil vaguada que da lugar a un posible forzamiento dinámico en el Centro y Este de la Península. Se producen precipitaciones en la vertiente Cantábrica y Alto Ebro.

Capítulo 7

Desarrollo de un Modelo Estocástico
Determinístico. Aplicación para Estimación de
Precipitación Diaria en un Punto Geográfico

7.1 DESCRIPCIÓN CUALITATIVA DEL MODELO

La formulación y el desarrollo del modelo de precipitación diaria basado en la configuración sinóptica existente contempla los siguientes aspectos:

- Reproducción de la alternancia de situaciones sinópticas.
- Agrupación de las situaciones sinópticas en *clusters*.
- Relación entre los *clusters* de situaciones sinópticas y existencia o no de precipitación.
- Simulación de la cantidad de precipitación diaria.

A continuación se explican brevemente cada una de ellas:

- Reproducción de la alternancia de situaciones sinópticas.

Se ha utilizado una Cadena de Markov simple con dieciocho estados. Se han calculado los parámetros de transición entre estados y de permanencia en estado para las cuatro estaciones del año.

- Agrupación de las situaciones sinópticas en *clusters*

Se ha llevado a cabo un análisis *k-means clustering* para reducir el número de situaciones distintas y así disminuir el número de parámetros del modelo.

- Relación entre situaciones sinópticas y días secos o húmedos

La probabilidad de que un determinado día sea seco o húmedo está condicionada al *cluster* reinante y a la existencia o no de precipitación en el día anterior siempre que el patrón sinóptico no haya cambiado.

- Simulación de la cantidad de precipitación diaria

Se han ensayado la distribución gamma de dos parámetros y la distribución Weibull de dos parámetros para representar la cantidad de precipitación diaria.

7.2 FORMULACIÓN MATEMÁTICA DEL MODELO.

La formulación matemática del modelo se establece en los siguientes términos: se definen las variables aleatorias siguientes:

$X_n(t) = \{\text{estado de situación sinóptica en el día } n\}$

$Z_n(t) = \{\text{estado de precipitación (lluvia o no lluvia) en el día } n\}$

$R_n(t) = \{\text{cantidad de precipitación correspondiente al día } n\}$

La variable aleatoria $X_n(t)$ se define mediante una Cadena de Markov de primer orden y 18 estados $\{S_0, S_1, \dots, S_{17}\}$. Las probabilidades de transición que las definen son las siguientes:

$$P(X_n(t) = S_j \mid X_1(t) \dots X_{n-1}(t) = S_i) = P(X_n(t) = S_j \mid \dots X_{n-1}(t) = S_i) = P_{ij}(t)$$

$$0 \leq i, j \leq 17$$

n varía entre 2 y el número de días de cada estación. En esta tesis se supone que cada estación comprende tres meses y que el invierno comienza el 1 de diciembre.

Las probabilidades iniciales de estar en la situación sinóptica i -ésima en el momento inicial:

$$P (X_1(t) = E_i) = P^x_i(t) \quad (0 \leq i \leq 18, \quad 1 \leq t \leq 4)$$

Se considera la posible dependencia del estado de lluvia / no lluvia del estado del día anterior siempre que ambos pertenezcan al mismo *cluster*. Esta metodología ya ha sido empleada por algunos autores en la bibliografía (*Bardossy* y *Plate* [1991]):

$$P (Z_n(t) = W_k, X_n(t) = S_i \mid Z_1(t) \dots Z_{n-1}(t) = W_m, X_{n-1}(t) = S_i) =$$

$$P (Z_n(t) = W_k, X_n(t) = S_i \mid Z_{n-1}(t) = W_m, X_{n-1}(t) = S_i) \quad (0 \leq k, m \leq 1)$$

Pero si $i \neq j$:

$$P (Z_n(t) = W_k, X_n(t) = S_i \mid Z_1(t) \dots Z_{n-1}(t) = W_m, X_{n-1}(t) = S_j) =$$

$$P (Z_1(t) = W_k, X_1(t) = S_i) \quad (0 \leq i, j \leq 17)$$

Con el objetivo de representar la cantidad de precipitación condicionada a la existencia de precipitación se probaron dos distribuciones: la distribución gamma y la Weibull.

La variable aleatoria $R_n(t)$ viene definida por las probabilidades siguientes:

$$P (R_n(t) \leq r \mid Z_n(t) = w_0) = \begin{cases} 0 & \text{si } m < 0 \\ 1 & \text{si } m \geq 0 \end{cases}$$

$$P (R_n(t) \leq r \mid Z_n(t) = w_1) = \begin{cases} 0 & \text{si } m < 0 \\ \Omega & \text{si } m \geq 0 \end{cases}$$

Ω representa la distribución Weibull o gamma que se emplee para definir la cantidad de precipitación diaria.

Los parámetros de la matriz de transición de la cadena de Markov son estimados por máxima verosimilitud para cada estación del año.

Se ha realizado un análisis *K-means clustering* para agrupar las situaciones sinópticas en *clusters*.

En la mayoría de los trabajos comentados en la bibliografía se deshecha la utilización de una cadena de Markov en favor de un proceso semimarkoviano con una distribución para representar la permanencia en estado. La explicación se encuentra en que las cadenas de Markov no representan correctamente las largas permanencias en un estado. En la formulación de este modelo no aparece este problema porque la cadena de Markov se aplica para la generación de situaciones sinópticas que tienen poca duración (entre 1 y 4 días) y no a la generación de *clusters*. Así la transformación a *clusters* es un proceso posterior.

En cuanto a la distribución empleada para representar la cantidad de precipitación diaria, dos distribuciones fueron ensayada: la distribución Weibull y la distribución gamma, ambas de dos parámetros.

En primer lugar se realizó un análisis de la χ^2 para ver cuál se ajustaba de modo más satisfactorio. Los resultados pueden verse en la figura 7.1. A la vista de la misma se puede concluir que no se puede tomar una determinación favorable a una en perjuicio de la otra. No obstante puesto que era preciso decantarse por una de ellas la distribución Weibull fue la elegida.

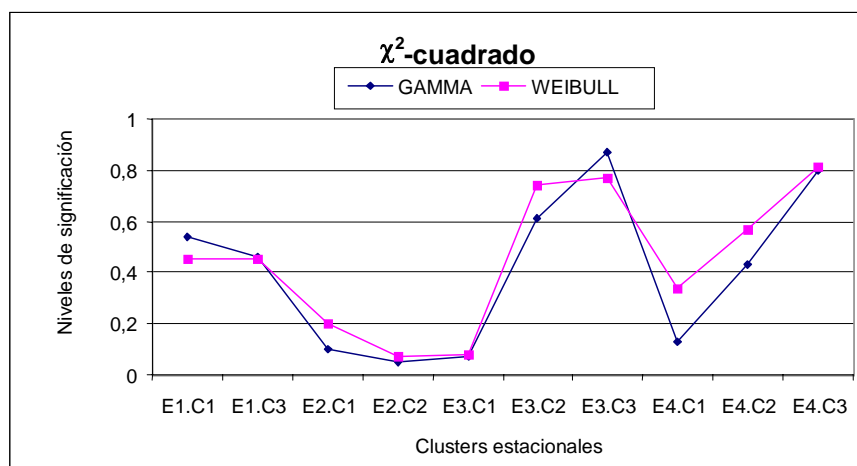


Figura 7.1. Test de la χ^2 sobre distribuciones de cantidad de precipitación.

7.3 INFORMACIÓN ESTADÍSTICA DE LA SERIE DE DATOS EMPLEADA.

El modelo anteriormente formulado se ha aplicado a una serie de datos de precipitación diaria. Dicha serie proviene del pluviómetro de Fabra (Barcelona). Las características de esta serie de datos serán comentadas más ampliamente en el capítulo 10. Su extensión temporal comprende el período 1961-1981.

En realidad, la serie de datos de los que se dispone tiene una mayor longitud, pero son esos los años coincidentes con la serie de situaciones sinópticas clasificadas, la cual ya hemos mencionado.

A continuación, a través de unas representaciones gráficas de distintas características estadísticas de los diferentes patrones sinópticos se intentará “conocer” un poco más cada configuración de la circulación atmosférica.

En primer lugar se muestra la duración de las 18 situaciones sinópticas para las cuatro estaciones del año (figura 7.2).

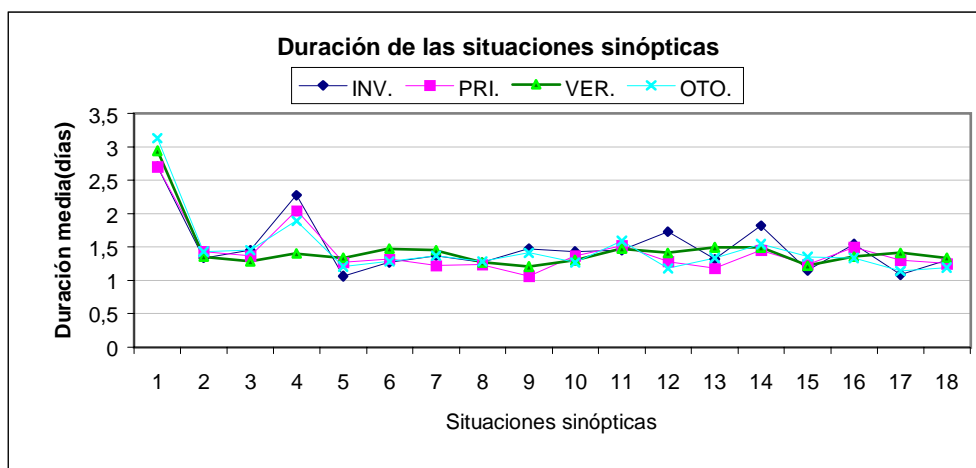


Figura 7.2 Duración de las situaciones sinópticas

La duración media de las situaciones sinópticas oscila entre tres días y un día. Hay que señalar, además, que la duración de las configuraciones sinópticas es más dependiente del tipo de situación que de la estación del año. Así, por ejemplo, la situación 1 (anticiclón en superficie y dorsal en altura) es la de mayor duración en las cuatro estaciones.

La situación nº4 es la que presenta mayor variabilidad, aproximadamente 1 día en verano y 2 en invierno, no obstante, aún en este caso el rango en el que se mueve no llega a superar un día.

En los gráficos siguientes (figura 7.3) aparece el número total de días en los que se ha presentado una determinada situación sinóptica en la serie histórica de trabajo.

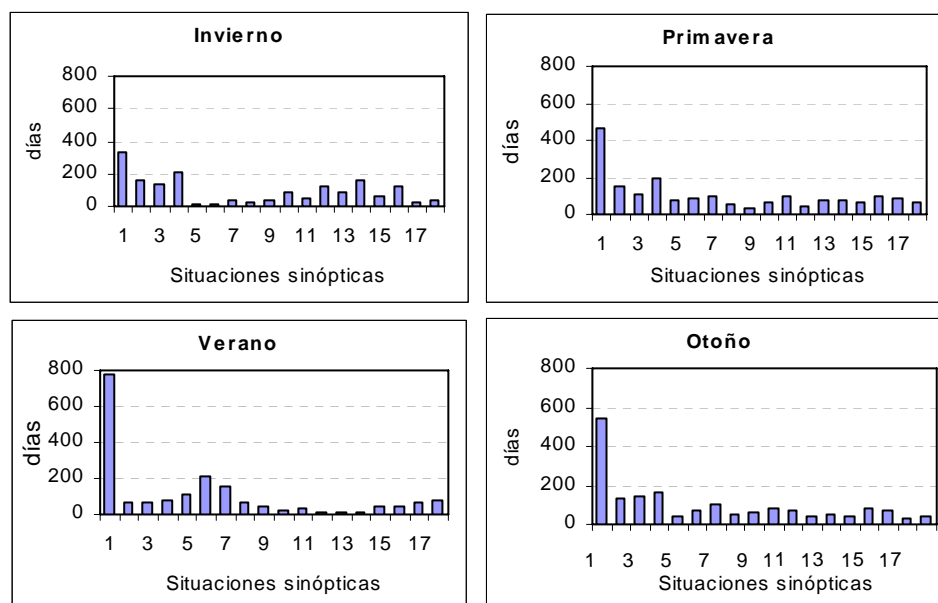


Figura 7.3 Número total de días de cada situación sinóptica.

A la vista de las gráficas anteriores se puede concluir que:

- En las cuatro estaciones del año la configuración sinóptica más frecuente es la nº1.
- En invierno las situaciones de baja térmica (situaciones 5 y 6) son muy poco frecuentes.
- En primavera todas las situaciones tienen una representación apreciable
- En verano las configuraciones sinópticas que pueden dar lugar a lluvia en la Andalucía oriental y en general en el oeste de la Península (situaciones 12, 13 y 14) son muy poco frecuentes.
- En verano la situación nº1 que da tiempo seco y soleado tiene, lógicamente, primacía absoluta.
- En otoño ocurre algo similar al reparto de situaciones primaverales. No obstante la situación nº1 se presenta con más frecuencia.

En las siguientes gráficas (figura 7.4) se muestra la media de precipitación diaria de días lluviosos y no lluviosos correspondientes a cada situación sinóptica. Como se puede apreciar las situaciones 7 y 8 son las que conducen a mayor cantidad de precipitación en todas las estaciones del año. Estas situaciones se caracterizan por flujo poco definido en superficie pero vaguada en el mapa de 500mb. Este aire frío en altura conduce a precipitaciones de carácter convectivo en Cataluña.

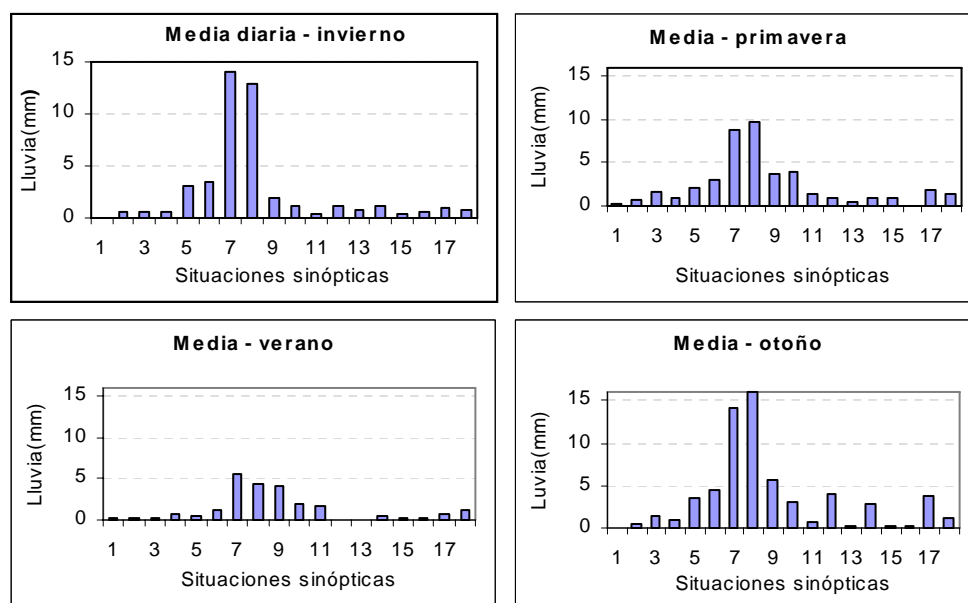


Figura 7.4 Media de precipitación diaria asociada a cada situación sinóptica.

En la figura 7.5 se puede ver la desviación típica para cada uno de los patrones sinópticos para cada una de las estaciones del año.

Como se puede comprobar, las situaciones que llevan consigo mayor cantidad de precipitación son las que presentan mayor desviación típica.

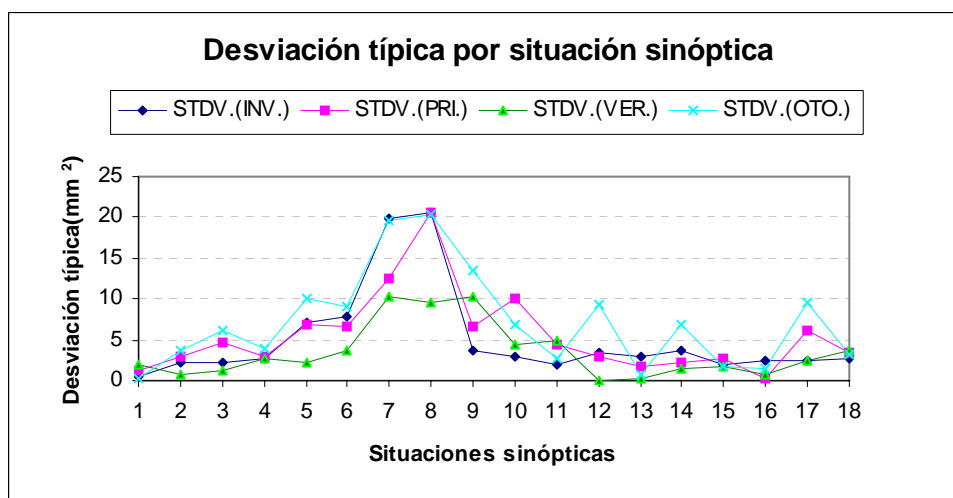


Figura 7.5 Desviación típica correspondiente a cada situación sinóptica.

En la figura 7.6 corresponde a los máximos recogidos históricamente. Puede señalarse que:

- Los máximos se presentan en días en los que las configuraciones sinópticas han sido las nº 7 y 8, que son respectivamente las que conducen a mayor cantidad de precipitación por ocurrencia de situación sinóptica.
- Los valores máximos ocurren en invierno y en primavera principalmente.
- Es notoria la correlación existente entre la desviación típica y la presencia de máximos.

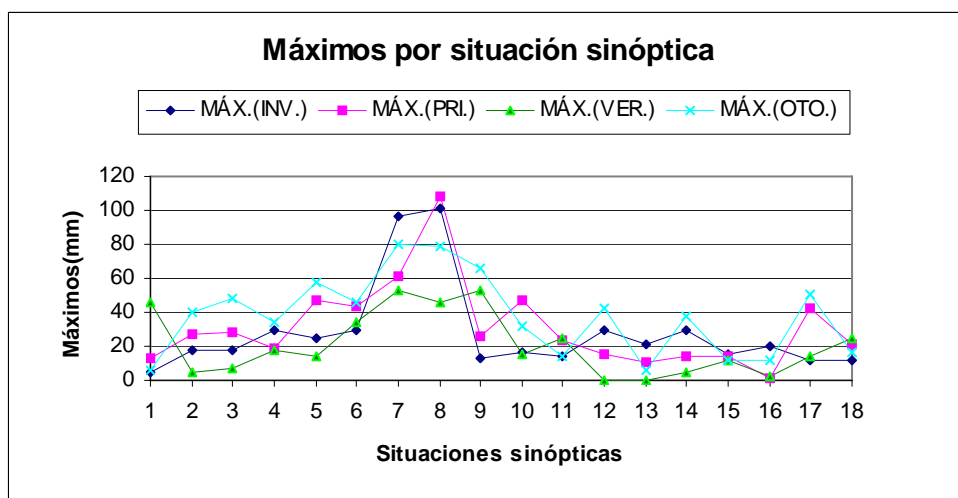


Figura 7.6 Máximos de precipitación diaria correspondientes a cada situación sinóptica.

7.4 MÉTODO *CLUSTERING* PARA REDUCCIÓN DEL NÚMERO DE SITUACIONES SINÓPTICAS

Aunque según la clasificación sinóptica que se va a utilizar el número de configuraciones sinópticas distintas es de dieciocho, al concretar la aplicación del modelo a un punto geográfico varias situaciones pueden ser agrupadas por dar lugar a los mismos o similares efectos en superficie.

Para realizar dichas agrupaciones o *clusters* se ha empleado como variable de clasificación la precipitación media por ocurrencia de situación sinóptica. Se podrían considerar otro tipo de variables, como por ejemplo el número de días lluviosos asociados. La alta correlación existente entre la cantidad de precipitación media y el número de días lluviosos ha determinado el prescindir de este segundo criterio.

La técnica utilizada para la agregación en *clusters* ha sido la “técnica de agregación alrededor de centros móviles”, más conocida en la terminología inglesa *k-means clustering*.

Este método ha sido ampliamente estudiado en la bibliografía, entre otros podemos citar a *Thorndike* [1953], *Forgy* [1965], *Mac Queen* [1967], *Ball & Hall* [1967], *Diday* [1971].

La idea principal de este análisis de agregación es encontrar un *cluster* de datos que minimice las sumas de cuadrados dentro del *cluster*.

En la tabla 7.1 se puede apreciar el valor de la variable clasificatoria: precipitación media por ocurrencia de situación sinóptica para cada una de las dieciocho situaciones y para las cuatro estaciones del año:

Situación sinóptica	Invierno	Primavera	Verano	Otoño
1	0.11	0.43	0.66	0.11
2	0.70	0.98	0.19	0.67
3	0.88	2.28	0.29	2.11
4	1.25	1.76	1.01	1.65
5	3.37	2.57	0.74	4.33
6	4.51	4.14	1.73	5.73
7	19.10	10.84	8.18	19.15
8	17.29	12.02	5.57	20.34
9	2.84	3.92	4.87	8.12
10	1.51	5.22	2.63	3.78
11	0.70	2.07	2.34	1.02
12	1.93	1.13	0.00	4.76
13	1.00	0.51	0.08	0.19
14	2.16	1.25	0.77	4.21
15	0.46	1.04	0.32	0.44
16	1.00	0.06	0.34	0.42
17	1.10	2.50	1.07	4.18
18	1.04	1.63	1.74	1.49

Tabla 7.1 Precipitación media diaria asociada a cada situación sinóptica.

En la tabla 7.2 aparecen los centros de gravedad de cada *cluster* para cada una de las estaciones del año.

Estación	Cluster 1	Cluster 2	Cluster 3
Invierno	0.71	2.88	13.43
Primavera	1.01	3.55	9.29
Verano	0.33	1.52	4.71
Otoño	0.62	3.90	14.99

Tabla 7.2 Centro de gravedad de cada *cluster*.

La clasificación de situaciones sinópticas en *clusters* queda como sigue (tabla 7.3):

Estación	Cluster 1	Cluster 2	Cluster 3
Invierno	1-2-3-4-10-11-12-14-15-16-17-18	5-6-9	7-8
Primavera	1-2-3-4-5-11-12-13-14-15-16-17-18	6-9-10	7-8
Verano	1-2-3-4-5-12-13-14-15-16-17	6-10-11-18	7-8-9
Otoño	1-2-3-4-11-13-15-16-18	5-6-9-10-12-14-17	7-8

Tabla 7.3 Correspondencia situación sinóptica- *cluster*.

7.5 ESTIMACIÓN DE PARÁMETROS

En primer lugar se estiman los parámetros correspondientes a la cadena de Markov de dieciocho estados. A continuación se transforma el fichero de situaciones sinópticas en un fichero de *clusters* de situaciones sinópticas. A partir de este momento todo el proceso se realiza tomando como unidad el *cluster*.

Se tiene, de este modo, doce subespacios puesto que se han agrupado las situaciones sinópticas en tres *clusters* para cada una de las estaciones del año.

Como ya se ha explicado en la formulación del modelo, si el *cluster* es el mismo que el día anterior (permanencia en estado), la probabilidad de lluvia/no lluvia está condicionada no sólo al *cluster* existente sino también al estado de precipitación (0/1) del día anterior.

Si el *cluster* cambia (transición de estado) la probabilidad de precipitación será directamente la asociada a ese *cluster*.

Por último, habrá que estimar los parámetros α y β de la distribución Weibull que se ensayarán para simular la cantidad de precipitación diaria para cada una de las estaciones del año (en total ocho parámetros).

En la tabla 7.4 se muestran a modo de síntesis los parámetros del modelo:

Parámetros	Representan
Parámetros de las 4 cadenas de Markov 18x18	Alternancia de situaciones sinópticas
24 Parámetros de la Cadena de Markov de primer orden + 12 probabilidades iniciales	Proceso binario de precipitación
8 parámetros de la distribución Weibull	Cantidad diaria de precipitación

Tabla 7.4 Parámetros del modelo.

7.6 SIMULACIÓN Y ANÁLISIS DE LA BONDAD DEL MODELO.

Se han generado cien años de precipitación diaria. A continuación se muestra a modo de ejemplo a través de distintas gráficas la reproducción por parte del modelo de las características más relevantes del proceso de precipitación.

Las primeras gráficas representan características de cada *cluster* y para cada estación del año:

- la duración de los *clusters* de situaciones sinópticas o la media estacional diaria por *cluster*
- la media estacional diaria por *cluster*
- desviación típica estacional por *cluster*
- episodios de precipitación en promedio asociados a un determinado *cluster* en cada una de las estaciones del año
- días lluviosos estacionales por *cluster*.

Las dos últimas son estadísticos independientes del *cluster*. Se muestran como ejemplo:

- la media diaria estacional
- la probabilidad de lluvia cero estacional.

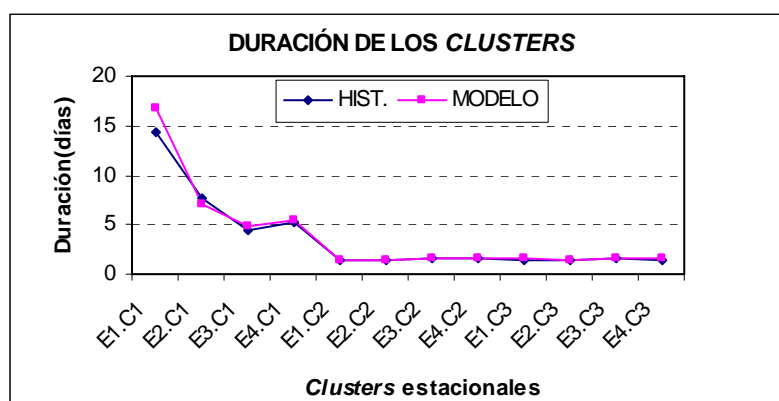


Figura 7.7 Duración de los *clusters* de situaciones sinópticas en la serie histórica y simulada

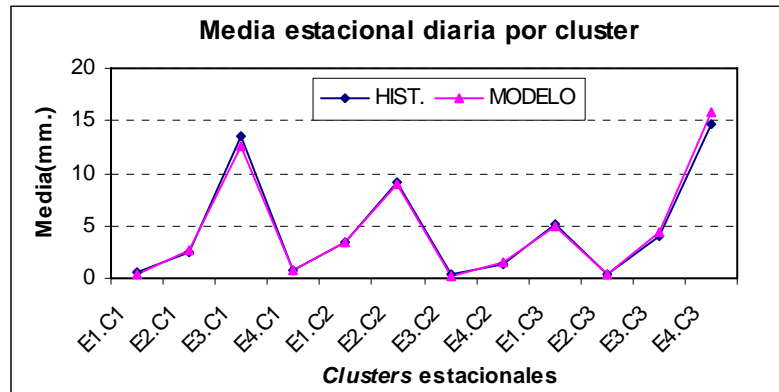


Figura 7.8 Media estacional diaria por *cluster* de situaciones sinópticas en la serie histórica y simulada

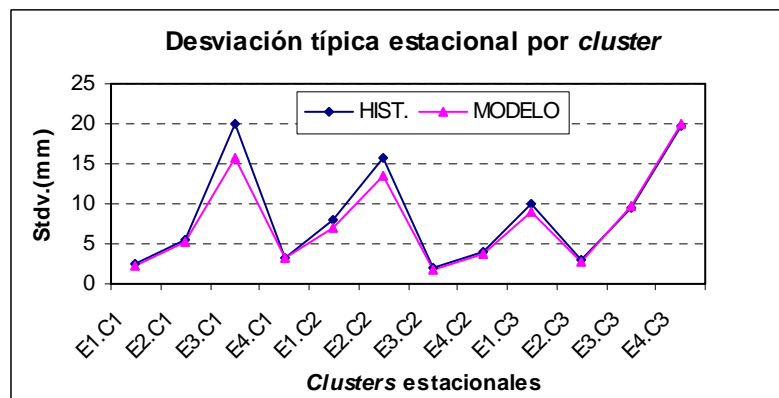


Figura 7.9 Desviación típica estacional por *cluster* de situaciones sinópticas en la serie histórica y simulada

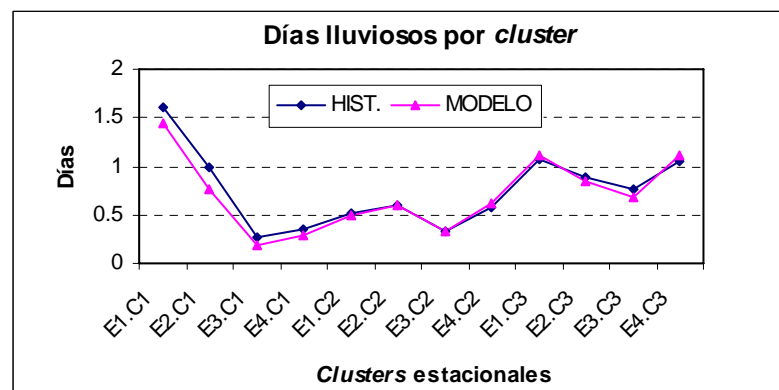


Figura 7.10 Días lluviosos estacionales por *cluster* de situaciones sinópticas en la serie histórica y simulada.

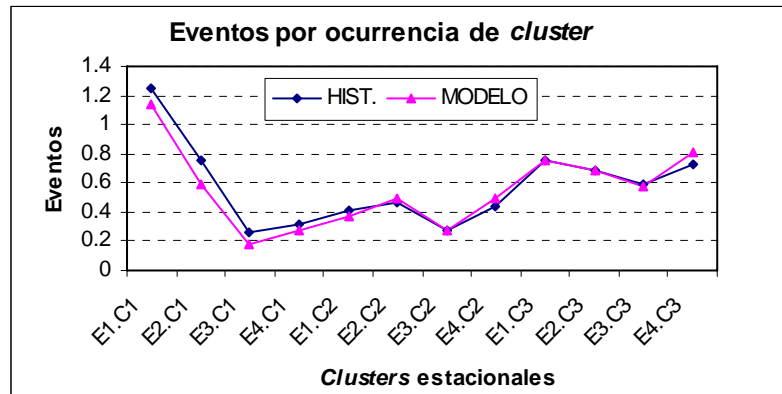


Figura 7.11 Eventos estacionales por cluster de situaciones sinópticas en la serie histórica y simulada.

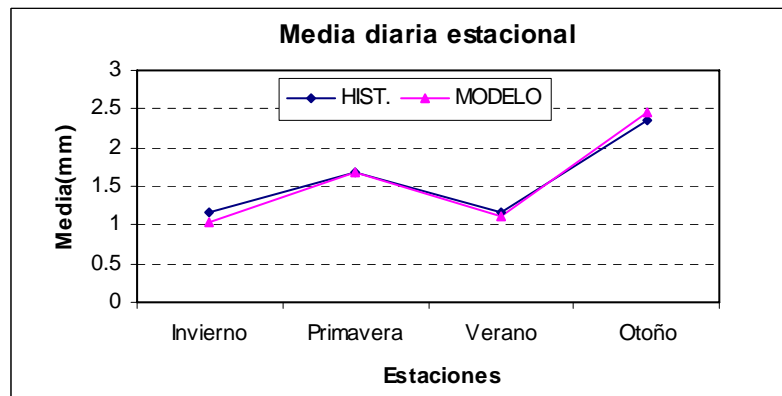


Figura 7.12 Media diaria estacional histórica y simulada.

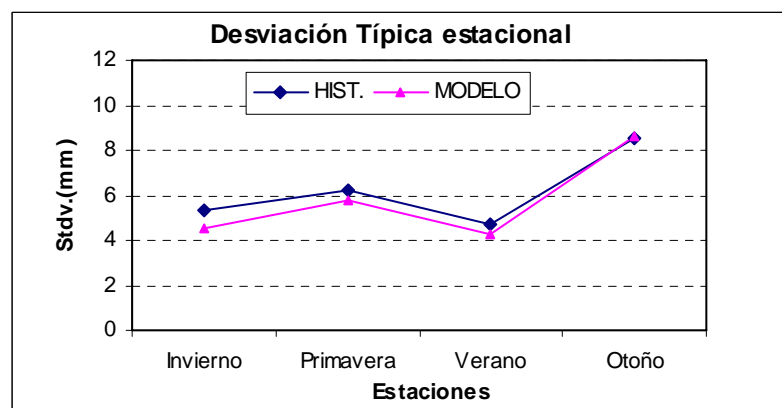


Figura 7.13 Desviación típica estacional histórica y simulada.

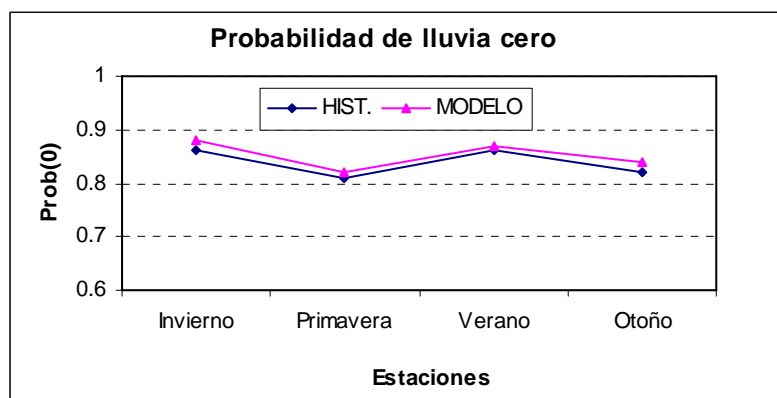


Figura 7.14 Probabilidad de lluvia cero estacional histórica y simulada.

7.7 CONCLUSIONES

En este capítulo se ha abordado el concepto de *downscaling*, término con que se conoce la desagregación de las predicciones de los Modelos de Circulación General a escalas más finas, más acordes con su uso en planificación y gestión de recursos hidráulicos.

Concretamente en esta tesis doctoral se ha optado por el *downscaling* estadístico. Se trata de relacionar las configuraciones sinópticas con una variable en superficie como es en este caso la precipitación diaria.

Para modelar esta relación se ha hecho a través de cadenas de Markov de primer orden.

La clasificación sinóptica utilizada es una clasificación aparecida recientemente en España debida a *Ribalaygua y Borén* [1995]. Dicha clasificación sinóptica toma como variables clasificadoras la presión a nivel del mar y el geopotencial de 500 hPa. El análisis *clustering* aplicado por los citados autores no

se realizó sobre las situaciones sinópticas directamente sino a través de sus efectos en superficie. Este es un planteamiento novedoso no empleado hasta la fecha.

Dieciocho configuraciones sinópticas distintas han sido clasificadas para la Península Ibérica.

El modelo matemático formulado y aplicado en este capítulo puede ser resumido en los puntos siguientes:

- Para introducir la alternancia de situaciones sinópticas se ha empleado una cadena de Markov de dieciocho estados (tantos como situaciones sinópticas distintas) para cada una de las estaciones del año.
- Se realizó un análisis *k-means clustering* para disminuir el número de situaciones sinópticas distintas, de modo que de dieciocho patrones sinópticos se pasa a tres *clusters* distintos para cada una de las estaciones del año. La variable clasificatoria ha sido la precipitación media por ocurrencia de situación sinóptica.
- Se supone la dependencia markoviana para representar la intermitencia de la precipitación dentro del *cluster*.
- Para representar la cantidad de precipitación diaria se ha utilizado la distribución Weibull.

Para realizar la estimación de parámetros del modelo se ha partido de dos series:

- Serie de situaciones sinópticas clasificadas según la clasificación sinóptica de Ribalaygua y Borén [1995]. Dicha serie comprende el período 1941-1990.

- Serie de precipitación diaria del pluviómetro Fabra (Barcelona). Su extensión temporal abarca desde 1961 a 1981.

Se ha aplicado el modelo en simulación de precipitación diaria en un punto geográfico, generándose cien años de precipitación diaria.

El modelo reproduce de forma satisfactoria los estadísticos de primer y segundo orden así como otros parámetros descriptivos de la sucesión de *clusters* de situaciones sinópticas y del proceso de precipitación como la duración de los *clusters*, los eventos lluviosos por ocurrencia de *cluster*, la probabilidad de lluvia cero y los días lluviosos por *cluster*.

Capítulo 8

Empleo de *Downscaling* Estadístico para
Simulación y Predicción de Precipitación Areal

8.1 INTRODUCCIÓN

En esta capítulo se presenta una aplicación para simulación de precipitación areal diaria en la cuenca del Sil. El modelo matemático utilizado será el formulado en el capítulo 7. En dicho capítulo se expuso una aplicación para simulación puntual de precipitación diaria, ahora se presenta una aplicación para simulación areal, concretamente en una cuenca hidrográfica: la cuenca del Sil.

8.2 LOCALIZACIÓN E INFORMACIÓN PLUVIOMÉTRICA

En la cuenca del Sil disponemos de 65 estaciones pluviométricas, las cuales muestran en el mapa de la figura 8.1. De ellas, 57 pertenecen a la empresa eléctrica IBERDROLA, S.A., el resto de las series proceden del INM.

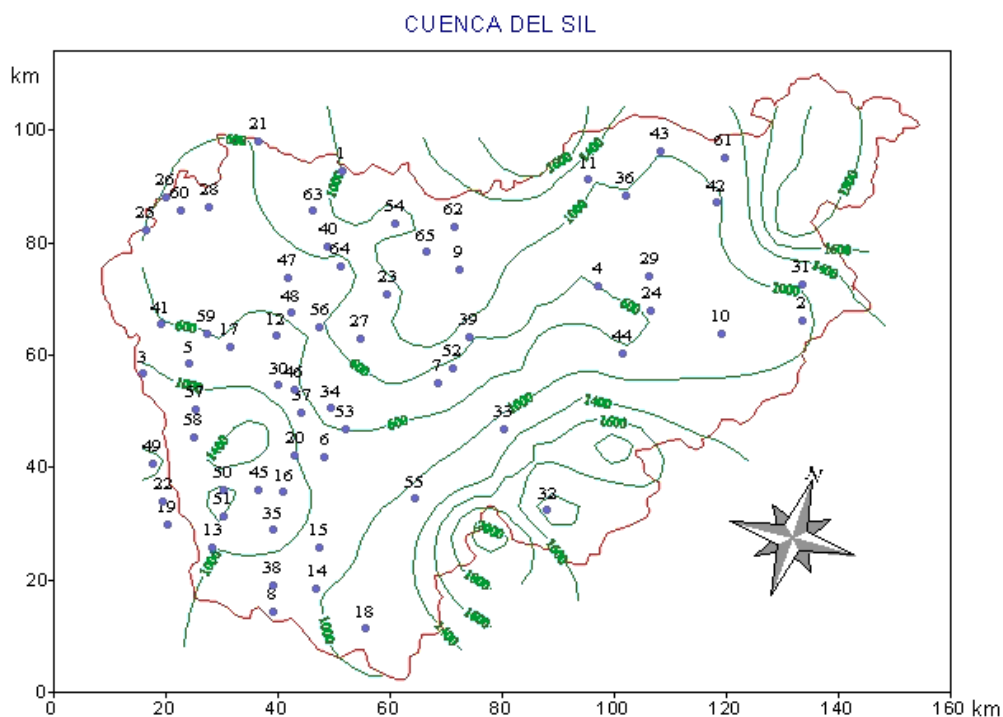


Figura 8. 1. Situación de los pluviómetros utilizados en la cuenca del Sil.

En la figura 8.1 están señalados todos los pluviómetros con un número identificativo. En la tabla siguiente, se puede ver el nombre de la estación pluviométrica, su altura y el período existente de datos.

Nº	Altura(m)	Nombre	Período
1	1000	AIRAPADRON	65/02-92/09
2	900	ALMAGARINOS	46/11-92/09
3	1100	ALTO DE RODICIO	65/01-92/09
4	600	ARGANZA	76/11-90/12
5	850	BALILONGO	66/10-92/09
6	800	BAO	57/06-92/09
7	400	BARCO DE VALDEORRAS	46/11-92/09
8	900	BARJA	63/08-92/09
9	1000	BARJAS	77/03-90/12
10	700	BEMBIBRE	46/11-92/09
11	1000	BURBIA	48/01-92/09
12	1000	CAMBELA	67/03-92/09
13	1000	CAMPO BECERROS	55/11-92/09
14	1000	CAÑIZO	63/08-92/09
15	800	CARRACEDO DE LA SIERRA	57/04-92/09
16	1200	CASTIÑEIRA	55/07-92/09
17	600	CASTRO CALDELAS	46/11-92/09
18	1100	CASTROMIL	67/03-92/09
19	1200	CERCEDELO	55/09-92/09
20	1000	CERNADO	57/04-92/09
21	600	CERVELA	46/11-92/10
22	1200	CORRECHOSO	55/10-92/09
23	800	CRUZ DE OTERO	67/05-92/09
24	600	CUBILLOS DEL SIL	74/03-90/12
25	600	EIRE	66/10-92/09

SIMULACIÓN Y PREDICCIÓN DE PRECIPITACIÓN AREAL

Nº	Altura(m)	Nombre	Período
26	600	ESCAIRON	66/10-92/09
27	1000	FIAIS	67/05-92/09
28	500	FIOLLEDA	66/10-92/09
29	800	FRESNEDO	76/12-90/12
30	800	GUISTOLAS	51/08-87/06
31	1000	IGUEÑA	46/11-92/09
32	1200	LABAÑA	62/12-90/12
33	1200	LARDEIRA	67/01-92/09
34	400	LAROCO	67/05-92/09
35	1200	LAS PORTAS	71/03-92/09
36	1000	LUMERAS	77/02-90/12
37	800	MANZANEDA	47/01-92/09
38	800	MESON DE EROSA	65/07-92/09
39	600	OULEGO	67/01-92/10
40	800	PARADA DE MONTES	66/10-92/09
41	600	PARADA DE SIL	46/11-92/10
42	900	PARAMO DEL SIL	74/01-90/12
43	1000	PERANZANES	80/10-90/12
44	600	PONFERRADA	61/01-90/12
45	1200	PRADO ALBAR	55/10-92/09
46	650	PUEBLA DE TRIVES	46/11-92/09
47	400	PUENTE LOR	67/04-92/09
48	400	RAIROS	67/07-92/09
49	1500	REBOR DE CHAO	57/04-92/09
50	800	RIBEIRA GRAN.	57/04-92/09
51	1000	RIBEIRA PEQ.	57/04-92/09
52	500	RUBIANA	46/11-92/09
53	600	SANTA CRUZ DEL B.	46/11-92/09
54	700	SEOANE DE C.	65/02-92/09
55	1100	SEOANE LA VEGA	52/04-92/09

Nº	Altura(m)	Nombre	Período
56	600	SEQUEIROS	46/11-92/09
57	1100	SUSPIAZO	67/06-92/09
58	1000	TABOAZAS	55/01-92/09
59	600	TEIXEIRA	68/02-92/09
60	500	TOIRIZ	67/06-92/09
61	1200	VALDEPRADO	67/06-90/12
62	1200	VEGA DE BRAÑA	65/02-92/09
63	900	VENERA DE R.	65/02-92/09
64	400	VILLAR DE CAUREL	68/01-92/09
65	1000	VISUÑA	67/01-92/09

Tabla 8.1. Estaciones pluviométricas de la Cuenca del Sil.

El primer objetivo que se planteó en este estudio fue la obtención de un fichero de lluvia interpolada en cada punto de rejilla, de modo que se pudiese calcular la media areal estacional. Una vez que se consiguiese dicho objetivo, el fichero resultante podría ser tratado como un fichero histórico de precipitación.

8.2.1 Obtención de los ficheros de lluvia media areal. Método de interpolación.

En primer lugar se cuadrículó la cuenca obteniendo 432 puntos de *grid*, con una rejilla de 5 kilómetros de lado. Se construyó una matriz de distancias de todos los pluviómetros a los puntos de *grid*. Se tuvo en cuenta un valor de distancia mínima exigida, de forma que si algún pluviómetro estaba menos de 7 kms., se le asignaba una distancia de 7 kms. A continuación se obtuvo el peso de cada

pluviómetro y se llevó a cabo una interpolación por la fórmula de la inversa de la distancia al cuadrado.

Para un punto de *grid* “g”, si la distancia entre un pluviómetro “i” y ese punto (d_{ig}) era menor de una distancia máxima considerada (60 km), el peso se calculó

con la siguiente fórmula: $P_i = \frac{1}{(d_{ig})^2}$ donde $P = \sum_{i=1}^{np} \frac{1}{d_{ig}^2}$ siendo np es el

número total de pluviómetros. Si la distancia era mayor de 60 km, el pluviómetro no se consideraba.

Una vez obtenido el fichero con la precipitación en cada punto de grid, se calculó la media diaria estacional.

8.2.2 Características estadísticas de la precipitación media areal en la cuenca del Sil y su relación con las configuraciones sinópticas existentes.

A continuación (figura 8.2) se muestran las gráficas correspondientes a la precipitación media diaria areal que lleva consigo cada una de las dieciocho situaciones sinópticas.

Se puede observar que la mayor cantidad de precipitación ocurre en invierno. Las situaciones que conducen a mayor cantidad de precipitación son la 14, 15 y 16. Todas ellas se caracterizan por la colocación de una borrasca al oeste de la zona marítima de Gran Sol, con lo que se genera un flujo del oeste-suroeste. Se produce precipitación abundante en Galicia, no así en la vertiente cantábrica por quedar a sotavento del flujo.

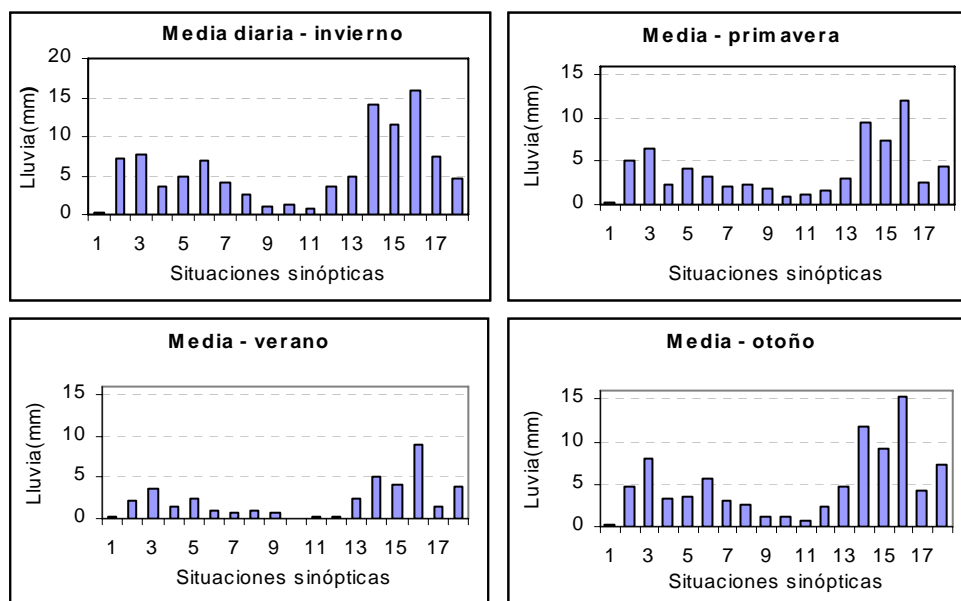


Figura 8.2. Precipitación media areal asociada a cada situación sinóptica.

También es considerable la cantidad de precipitación debida a las situaciones sinópticas nº2 y nº3. Las dos situaciones tienen en común la existencia de un anticiclón situado en el centro o al este de las islas Azores. En Galicia el flujo es por el contrario ciclónico, del suroeste en la situación nº2 y del noroeste en la situación nº3.

Se observa, además que excepto la situación sinóptica nº1 (anticiclón en la Península), todas las demás pueden dar lugar a una cantidad no despreciable de precipitación.

En la figura 8.3 se representa la desviación típica por situación sinóptica. Se puede apreciar que es menor en verano. En cuanto a las distintas situaciones sinópticas, la desviación típica es mayor en las situaciones más lluviosas.

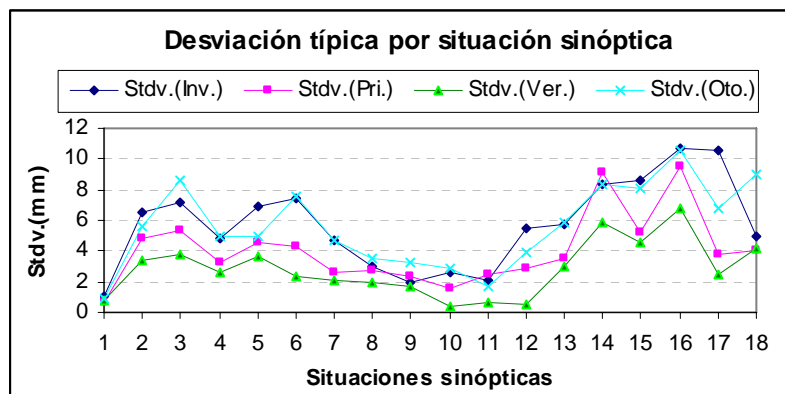


Figura 8.3. Desviación típica asociada a cada situación sinóptica

En la figura 8.4 se pueden observar los máximos diarios por situación sinóptica. Los máximos de precipitación más cuantiosos se obtienen en primavera y otoño. Son debidos a las situaciones que en media son las más lluviosas: nº15 y nº16. Este hecho confirma el carácter frontal de las precipitaciones en la cuenca del Sil.

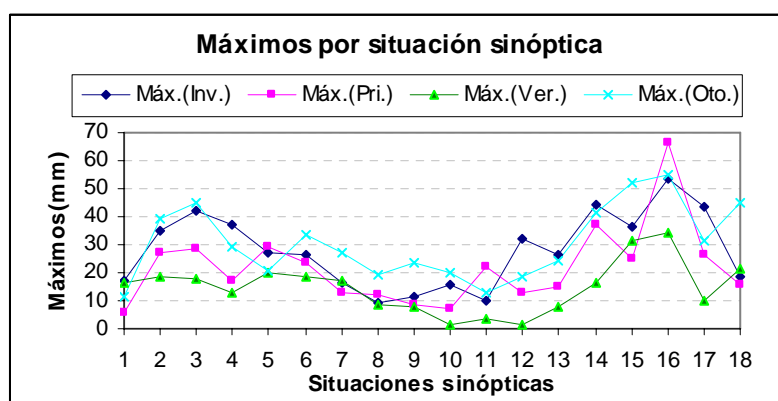


Figura 8.4. Máximos diarios asociados a cada situación sinóptica.

8.2.3 Agrupación de las situaciones sinópticas en clusters.

Para cada una de las estaciones del año se realizó una agrupación de las situaciones sinópticas en *clusters*. Para dicha clasificación se aplicó un análisis *k-means clustering* tomando como variables clasificatorias:

- la probabilidad de lluvia asociada a cada situación sinóptica
- los percentiles 25,50,75 de precipitación diaria media areal.

La probabilidad de precipitación correspondiente a cada situación sinóptica, se ha elegido como variable clasificatoria ya que es muy importante por lo que a la reproducción de la alternancia lluvia/no lluvia, se refiere. El uso de los percentiles es fundamental en el estudio de la cantidad de precipitación.

Por último, señalar que siendo una aplicación del modelo la predicción de la precipitación diaria, en este caso media areal en la Cuenca del Sil, es especialmente importante la buena elección de *clusters*. A diferencia de lo que sería un único uso en simulación, en este punto aunque el número de parámetros aumente, solamente se agruparán situaciones sinópticas en *clusters* si sus características, en cuanto a producción de precipitación se refiere, sean muy similares.

En la tabla 8.2 se puede ver la composición de cada *cluster* para cada una de las estaciones del año:

Nº CLUSTER	INVIERNO	PRIMAVERA	VERANO	OTOÑO
CLUSTER 1	1, 11, 18	1, 10	1, 1	1, 11
CLUSTER 2	2, 3	2, 3, 15	2, 3	2, 4
CLUSTER 3	4, 5	4, 13, 18	4, 17	3, 18
CLUSTER 4	6, 13	5, 6, 17	5	5, 17
CLUSTER 5	7, 18	7, 8, 9	6, 7	6, 13
CLUSTER 6	9, 10	11, 12	8, 9, 13	7, 8, 12
CLUSTER 7	12, 17	14	10, 11, 12	9, 10
CLUSTER 8	14, 15, 16	16	14, 18	14, 15
CLUSTER 9				16

Tabla 8.2. Situaciones sinópticas correspondientes a cada *cluster*.

8.2.4 Aplicación del modelo para simulación de precipitación areal diaria en la cuenca del Sil.

Previamente a probar las posibilidades del modelo en predicción cuantitativa de precipitación se estudió su funcionamiento en aplicaciones de simulación.

A continuación (figura 8.5) se muestran las cuatro gráficas correspondientes a las cuatro estaciones del año donde aparece representada la duración de los *clusters* de situaciones sinópticas histórica y simulada por el modelo. El ajuste es muy satisfactorio.

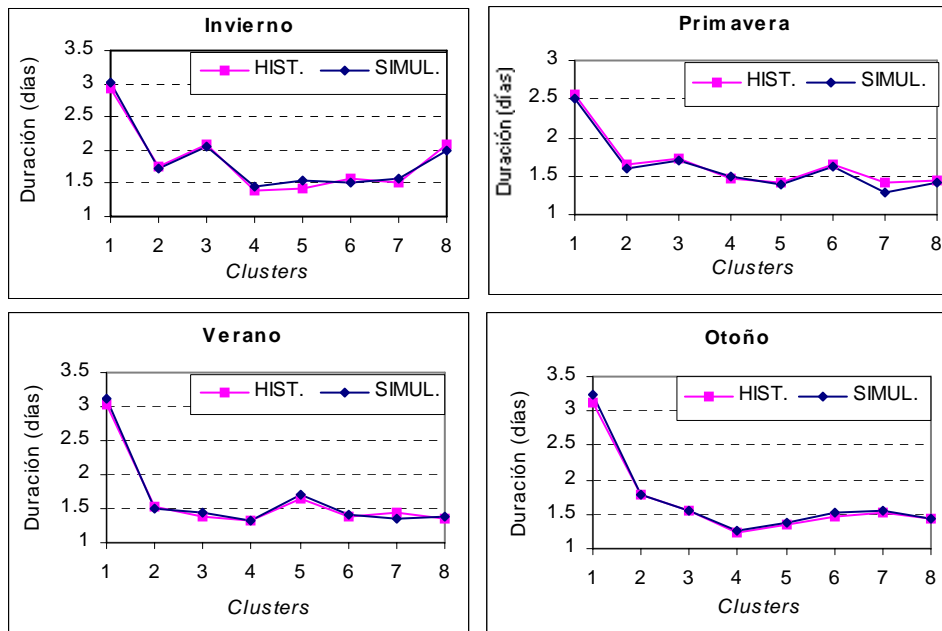


Figura 8.5. Duración en días de los *clusters* histórica y simulada.

La reproducción por parte de este modelo del número de días lluviosos se muestra en las figura 8.6:

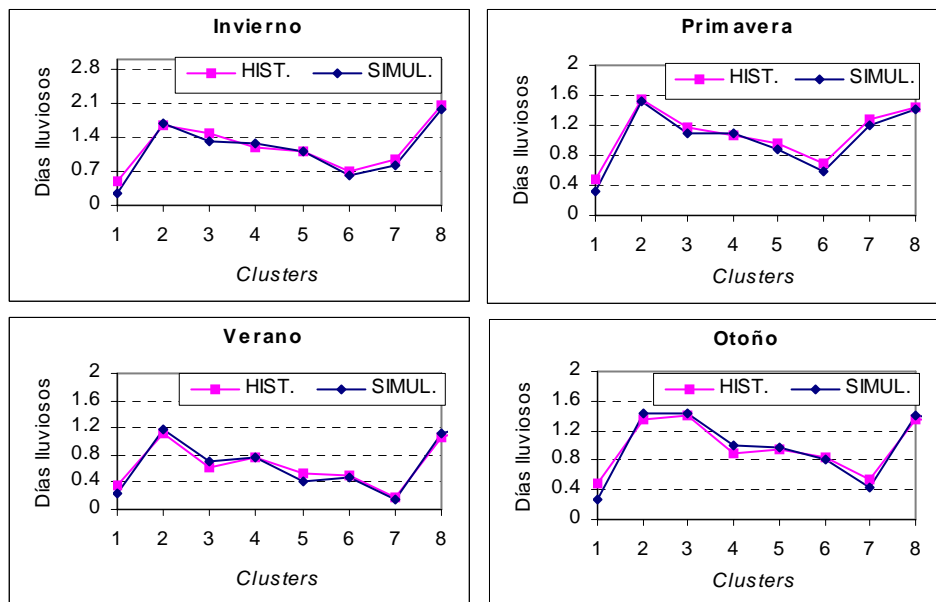


Figura 8.6. Número de días lluviosos asociado a cada *cluster* histórico y simulado.

En las figuras 8.7, 8.8 y 8.9 aparecen la media de la precipitación areal diaria, la desviación típica y la probabilidad lluvia cero. Los principales estadísticos son bien reproducidos y la propiedad de intermitencia del proceso de precipitación es bien representada.

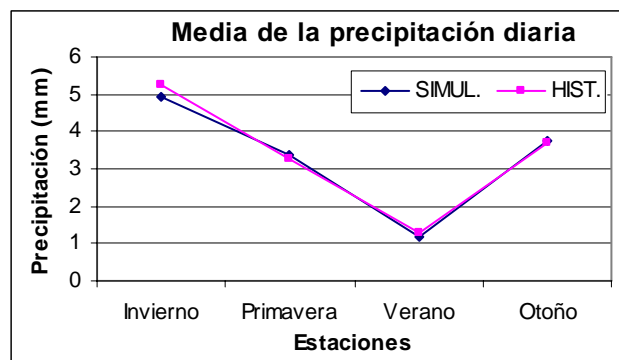


Figura 8.7. Media de la precipitación diaria estacional histórica y simulada.

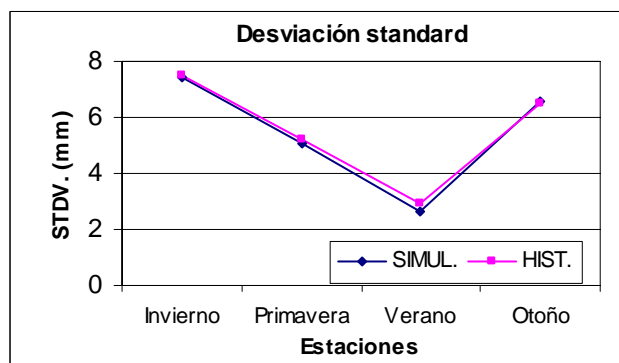


Figura 8.8. Desviación *standard* histórica y simulada.

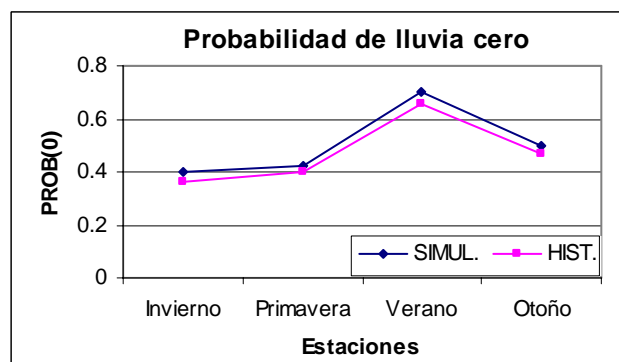


Figura 8.9. Probabilidad de lluvia cero estacional histórica y simulada.

8.3 APLICACIÓN EN PREDICCIÓN DE PRECIPITACIÓN DIARIA AREAL EN LA CUENCA DEL SIL

8.3.1 Introducción

El objetivo más importante de este apartado va a ser el planteamiento de un modelo de predicción cuantitativa de precipitación media areal. El modelo de predicción utiliza como formulación matemática de partida la ya presentada en el punto 8.2. Se trata, pues del mismo modelo matemático.

Su empleo en modo predicción se lleva a cabo mediante un software desarrollado al efecto, denominado **InfoRain**. Este programa constituye un software de apoyo para la toma de decisiones en el campo de los sistemas hidrológicos, dando una información completa y visual de la variable precipitación media diaria areal para una cuenca. Presenta una interfaz clara y de fácil manejo ocultando al usuario la complejidad matemática e informática subyacente. Toda la información se presenta en forma de gráficos y tablas de modo que su análisis se convierte en una tarea rápida y cómoda. Dicho programa emplea las series ya comentadas en el apartado 8.2.

En esta versión del programa, aquí presentada, se trabaja con la cuenca del Sil, pero se podría hacer extensiva a todas las Cuencas de la Península Ibérica, de hecho el programa ya está preparado para que el usuario elija la cuenca que desee.

Se detalla a continuación el funcionamiento y posibilidades que ofrece esta herramienta, aplicándola a la cuenca del Sil.

8.3.2 Metodología

A continuación se mostrarán todos los menús de que consta el programa InfoRain así como de todas las opciones que se ofrecen al usuario.

Menú Cuencas

En esta pantalla (figura 8.10), tras seleccionar una cuenca (en esta versión la información disponible corresponde a la cuenca del Sil), se muestra un mapa de la misma con las estaciones pluviométricas señaladas con un punto de color gris. Aquellas de las que se dispone información en esta versión se marcan con un punto de color rojo.

Cuando el ratón se sitúa sobre el mapa, las coordenadas x e y de la posición del puntero aparecen en la pantalla.

Cuando el ratón se coloca sobre un pluviómetro señalado con color rojo (es decir, del que se dispone en esta versión), se muestra la información sobre dicho pluviómetro. Los datos que pueden visualizarse en pantalla son los siguientes:

- nombre
- latitud
- longitud
- altitud
- período de datos utilizado para el cálculo de los estadísticos

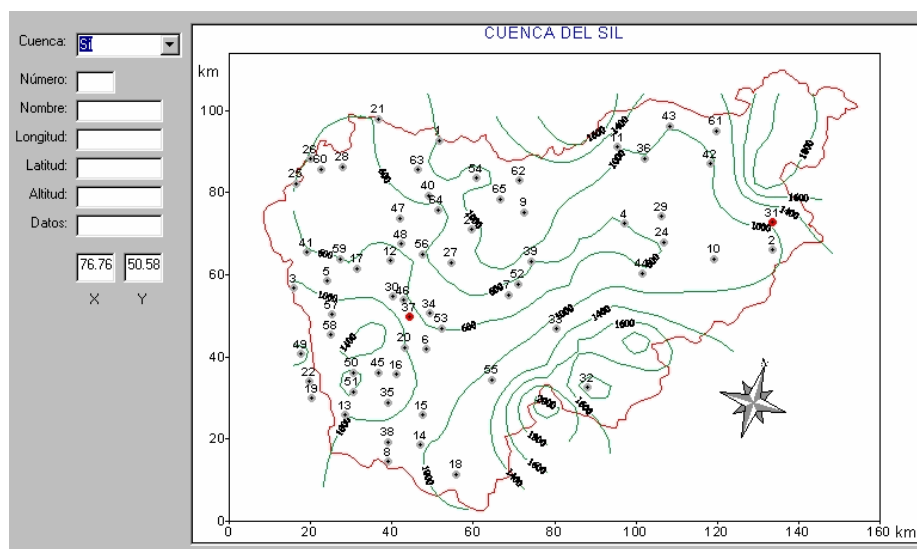


Figura 8.10. Pantalla correspondiente a la situación de los pluviómetros en la cuenca.

Menú Patrones Sinópticos

Esta opción del menú del programa **InfoRain** permite seleccionar una configuración sinóptica de entre las 18 existentes para la Península Ibérica.

En la pantalla se pueden visualizar la configuración isobárica en superficie así como el geopotencial de 500 hPa. La primera da una idea del comportamiento de la baja troposfera. La segunda está relacionada con la estabilidad o inestabilidad en capas altas.

También aparece en la parte derecha de la pantalla, un mapa de la Península Ibérica con las isolíneas de igual precipitación media diaria para la situación sinóptica seleccionada.

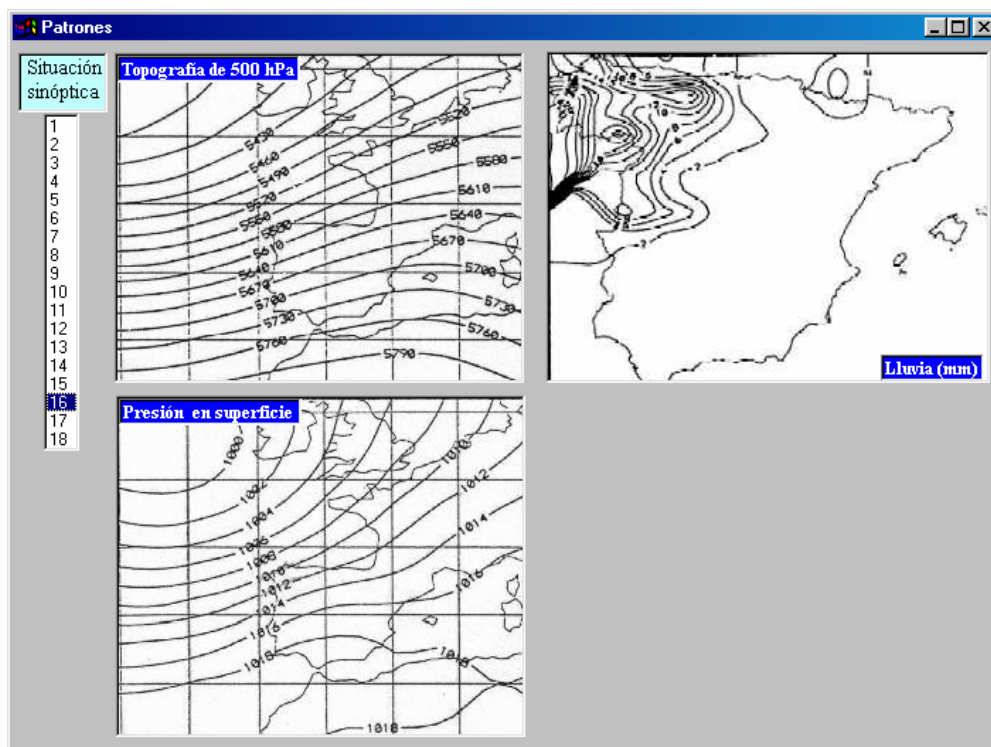


Figura 8.11. Pantalla correspondiente a una situación sinóptica, el mapa de isobaras, el mapa de altura y los efectos de precipitación en superficie.

La figura 8.11 muestra la pantalla que se presentaría una vez seleccionada la situación sinóptica 16. se puede ver en el mapa de presión en superficie un centro de bajas presiones situado al oeste de Irlanda, con vientos del sudoeste en la vertiente atlántica de la Península Ibérica. En la topografía de 500hPa. Se aprecia que el noroeste peninsular se encuentra en la zona de máxima advección de vorticidad absoluta, habiendo a esos niveles también flujo del sudoeste, con lo cual el tiempo será lluvioso principalmente en el cuadrante noroccidental de la Península Ibérica. Esto queda reflejado en la imagen de la derecha donde se muestran las isolíneas de precipitación media diaria.

Existe la posibilidad de hacer zoom sobre esa imagen y así visualizar los números correspondientes a los valores que toman las isolíneas con mayor facilidad.

Menú Estadísticos

Submenú Estadísticos por Situación Sinóptica

En primer lugar el usuario debe elegir la cuenca. A continuación puede elegir una de las dieciocho situaciones sinópticas. Por último, tiene la posibilidad de seleccionar alguna de las siguientes opciones:

- Media y desviación típica diaria estacional. Máximos.

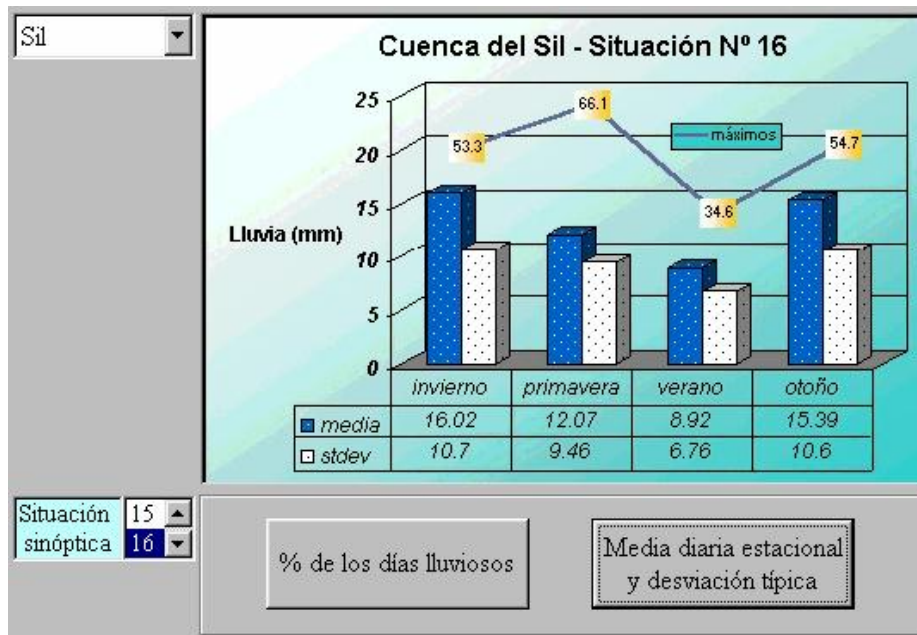


Figura 8.12. Pantalla correspondiente a la elección: Media diaria estacional y desviación típica.

Se muestra un gráfico (figura 8.12) con la media areal diaria y la desviación típica para los días que pertenecen a la situación seleccionada, hayan sido lluviosos o no. Además, se muestra el máximo de lluvia diaria para dicha situación. La imagen presenta su variación a lo largo de las cuatro estaciones. La lluvia es expresada en milímetros.

▪ Porcentaje de días lluviosos.

Se indica mediante un gráfico (figura 8.12) el porcentaje de días lluviosos del total de días en los que se ha presentado la situación sinóptica seleccionada. Al igual que en el caso anterior, aparecen los valores para invierno, primavera, verano y otoño.

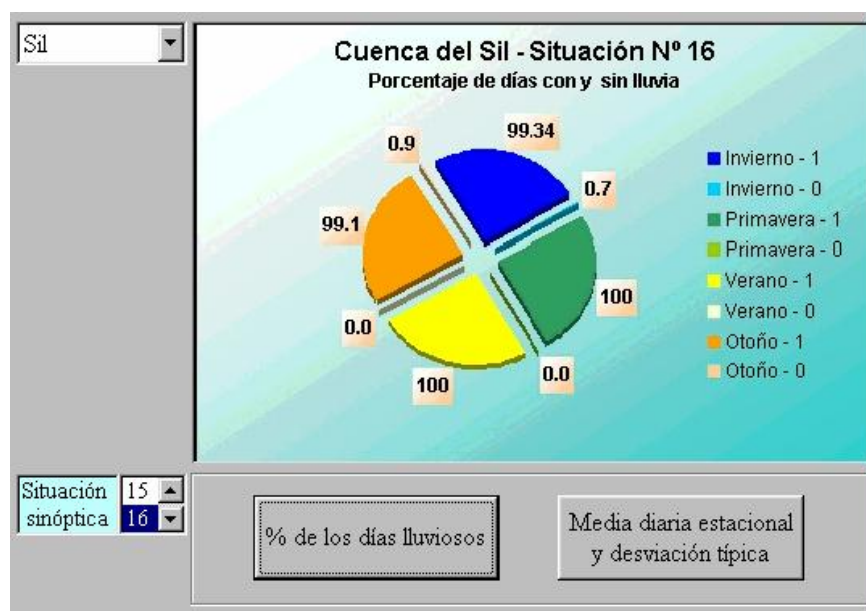


Figura 8.13. Pantalla correspondiente a la elección: % de días lluviosos

La interpretación de la leyenda es la siguiente:

- invierno-1 quiere decir el % de días lluviosos de invierno en los que la situación sinóptica era la n°17
- invierno-0 hace referencia al % días secos de invierno en los que la situación sinóptica era la n°17.

Submenú Estadísticos por estación del año.

El usuario tiene la posibilidad de elegir una entre las cuatro estaciones del año, aunque por defecto se muestra la estación actual. Las estaciones se consideran de duración tres meses comenzando el invierno en diciembre.

Los gráficos que pueden visualizarse en la pantalla se muestran a continuación (figuras 8.14, 8.15, 8.16 y 8.17) presentando una captura de pantalla ejemplo de cada una de las opciones:

- media areal, desviación típica diaria estacional y máximos

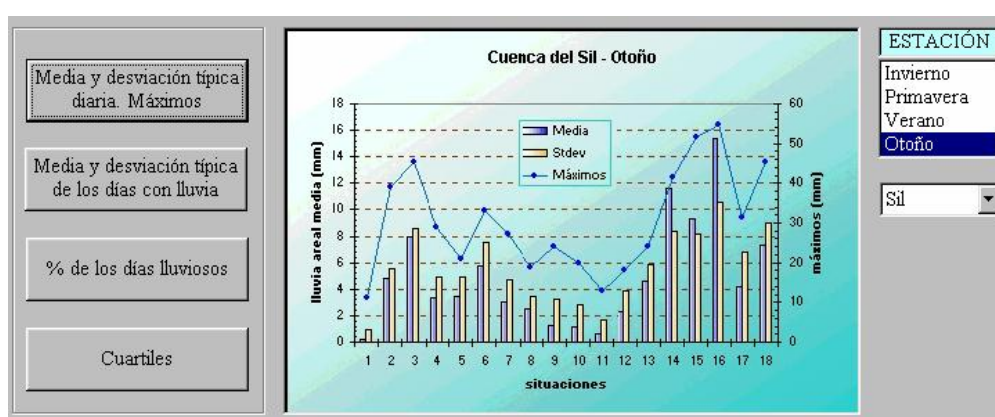


Figura 8.14. Pantalla correspondiente a la elección: Media diaria estacional y desviación típica. Máximos

- media areal, desviación típica diaria estacional de los días con lluvia

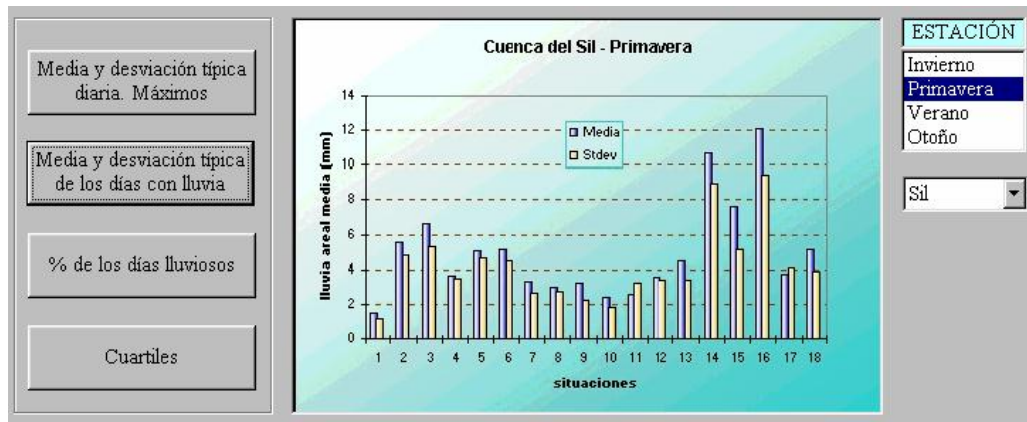


Figura 8.15. Pantalla correspondiente a la elección: Media diaria y desviación típica de los días con lluvia.

- porcentaje de días lluviosos

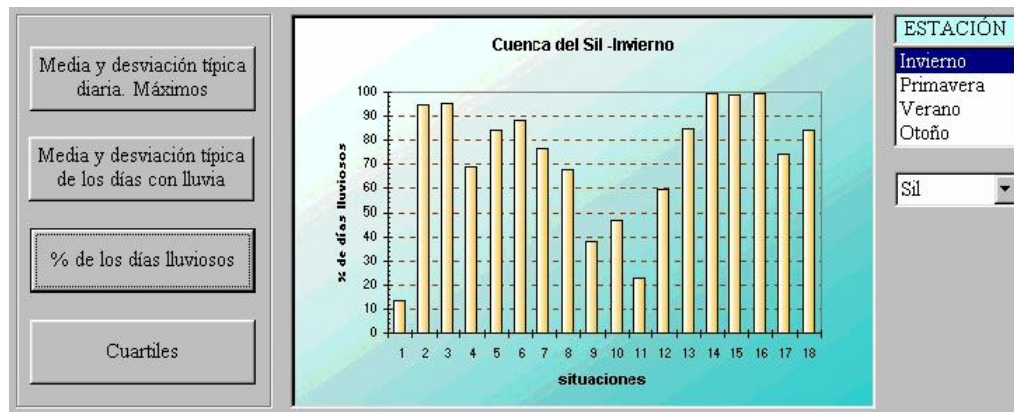


Figura 8.16. Pantalla correspondiente a la elección: % de los días lluviosos.

- cuartiles

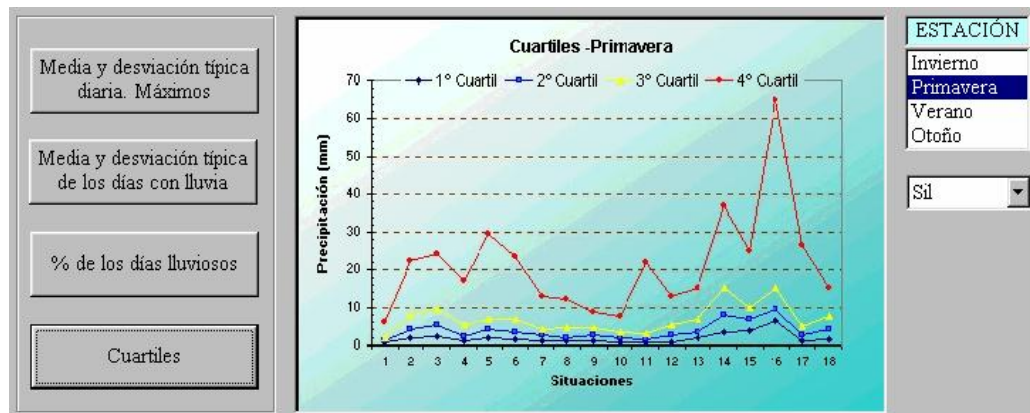


Figura 8.17. Pantalla correspondiente a la elección: Cuartiles.

Toda esta información ha sido obtenida a partir de los datos históricos.

Menú Predicción

Esta opción del menú del programa **InfoRain** está destinada a predicción, entendiendo por predicción el presentar el escenario más probable de lluvia junto con la probabilidad de no superar unos ciertos valores.

La base matemático-física de la predicción que se va a presentar en este apartado es el modelo de *downscaling* estadístico desarrollado en el capítulo 7 pero aplicado a predicción de precipitación media areal y no a simulación.

Lógicamente, los programas informáticos no son los mismo que los usados para simulación de precipitación areal. No obstante en la implementación informática que seguirá a este apartado se presentará el nuevo software generado explícitamente para el campo de la predicción.

En la interfaz que presenta el menú de Predicción del programa **InfoRain** usuario debe introducir la siguiente información:

- El estado de precipitación del día anterior al primer día de la predicción.
- La situación sinóptica existente en el día anterior: día D-1 y las siguientes para los que se realizará la predicción: D, D+1 y D+2.

El programa muestra por pantalla (figura 8.18) la fecha actual, así como la hora. Si el usuario no decide lo contrario, el sistema realiza la predicción para la estación del año actual.

Una vez hecho *click* en el botón <Calcular>, en la pantalla aparecen dos tablas. En la superior se puede visualizar el estado de precipitación (lluvia o no lluvia) del día actual y de los próximos dos días, así como su probabilidad. Esta probabilidad se ilustra con iconos.

En la tabla inferior se muestran los siguientes campos:

- **Lluvia:** indica el valor de la precipitación que con una probabilidad (seleccionada por el usuario) no será superado. Este valor de lluvia se ha obtenido de la distribución Gamma.
- **Máximo Hist.:** Indica el máximo histórico registrado con la situación seleccionada.
- **Media:** es el valor medio areal de los días con lluvia de la situación seleccionada.

Cuando la probabilidad de NO ocurrencia de lluvia es mayor del 50%, los valores anteriores se presentan en color gris.

¿Llovió el día D-1?

Sí No

Situación sinóptica

Día D-1: 13 / 14

Día D: 15 / 16

Día D+1: 15 / 16

Día D+2: 1 / 2

7/12/1999 12:36:44

	Día D	Día D+1	Día D+2
Estado	Lluvioso	Lluvioso	Seco
Probabilidad	1,00	1,00	0,82
Lluvia (mm)	48,3	48,3	9,5
Máximo Hist.(mm)	53,3	53,3	17,5
Media (mm)	16,1	16,1	1,7

Estación

Invierno
Primavera
Verano
Otoño

99 Probabilidad (%) de que la lluvia NO sea superada
75
50
25

Calcular

Figura 8.18. Pantalla correspondiente a la elección: Predicción.

Menú Internet

El programa no podría considerarse completo si no permitiese conexión directa a Internet desde el propio programa, concretamente a *links* relacionados con la Meteorología.

Precisamente las situaciones sinópticas de los próximos días, necesarias como entrada en el menú de predicción se pueden obtener a partir de varios modelos disponibles en Internet de libre acceso. En la figura 8.19 se muestran una de las páginas a las que se accede desde este menú.

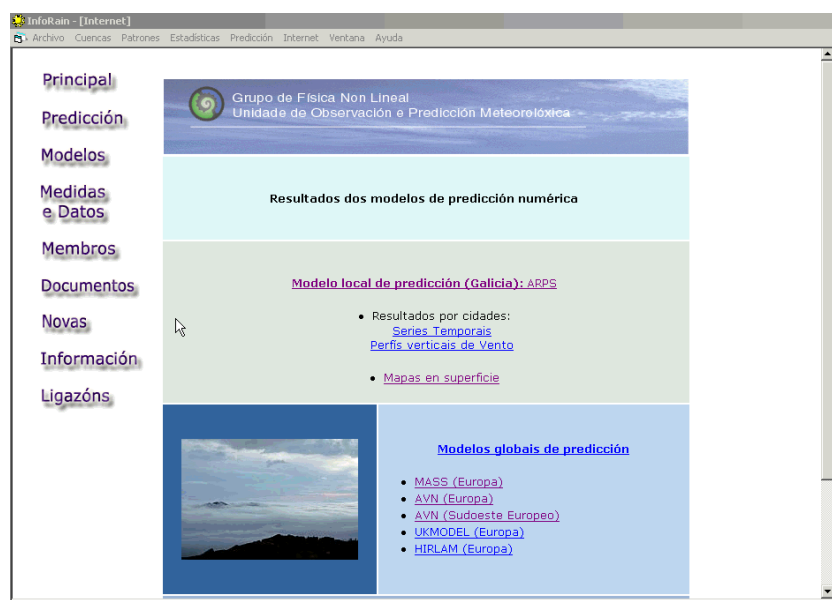


Figura 8.19. Página de la Unidad de Observación y Predicción Meteorológica de Galicia.

Menú Ayuda

El programa **InfoRain** dispone de un sistema de ayuda *on-line*: se puede presionar la tecla <F1> en cada opción de menú para obtener información sobre la pantalla o selección correspondiente. Además presenta una ayuda tipo Windows donde permite buscar por tema, apareciendo la ficha con la información de ayuda correspondiente (figura 8.21).



Figura 8.20. Pantalla de Ayuda del programa InfoRain.

Simplemente escribiendo una palabra, aparecerán las referencias a los menús o submenús donde dicha palabra aparece. Todos los temas de ayuda pueden imprimirse, disponiendo así de un manual de usuario manejable y útil (figura 8.21).

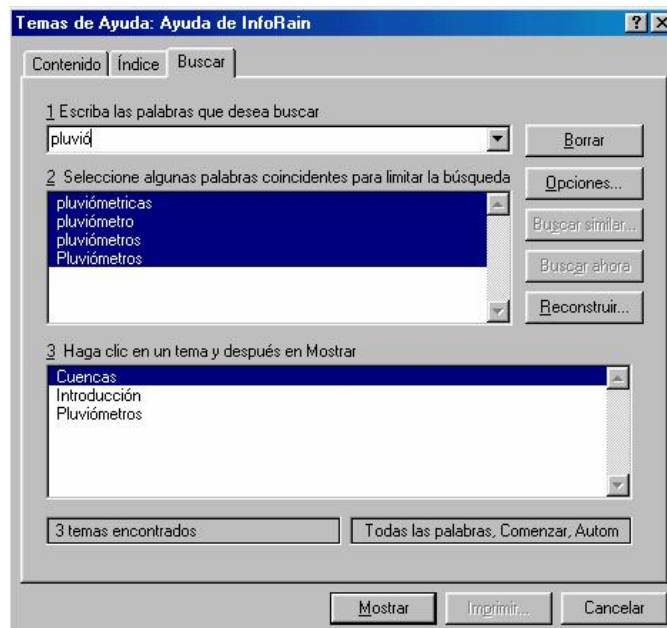


Figura 8.21. Pantalla de Ayuda del programa InfoRain.

8.4 RESUMEN Y CONCLUSIONES

En este capítulo se ha presentado la aplicación del modelo matemático formulado en el capítulo 7 para simulación y predicción de precipitación areal diaria.

Como punto de partida se dispuso de 65 series recogidas en otras tantas estaciones pluviométricas extendidas por la cuenca del Sil.

Se llevó a cabo una interpolación por la fórmula de la inversa de la distancia al cuadrado y se construyó un fichero de precipitación areal.

En este capítulo, a semejanza del capítulo 7 también se realizó un análisis *k-means clustering* con el fin de reducir el número de situaciones sinópticas. Las variables clasificatorias consideradas fueron:

- la probabilidad de lluvia asociada a cada patrón sinóptico
- los percentiles 25, 50 y 75 de precipitación diaria media areal.

Se aplicó en primer lugar el modelo en simulación de precipitación media areal en la cuenca del Sil. Los resultados obtenidos son muy satisfactorios, no obstante no se debe olvidar que el número de parámetros es bastante alto. Se reproducen de modo excelente la media de la precipitación areal diaria estacional, la desviación típica, la probabilidad de lluvia cero así como otras características del proceso de precipitación por ejemplo: la duración de los *clusters* de situaciones sinópticas y el número de días lluviosos asociados a cada *cluster*.

La base matemática del modelo anteriormente comentada es la misma que la correspondiente al modelo de predicción, no obstante los programas informáticos difieren de forma importante.

En este capítulo se ha presentado un software de gestión para aplicaciones en el ámbito de los recursos hidráulicos. Lleva por nombre **InfoRain** y en él aparece una información completa y visual de la variable precipitación, no sólo aportando datos estadísticos del máximo interés sino también con utilidades en predicción de precipitación diaria areal. La interfaz que presenta al usuario es fácil de manejar. Toda la información es mostrada en forma de gráficos y tablas de modo que el análisis se convierte en una tarea rápida y eficaz.

El usuario dispone de varios menús y submenús. A continuación y abreviadamente se explican las opciones que ofrece el programa:

- Menú Cuencas: mapa de la cuenca elegida e información de las series de datos con que se cuenta mostrando la situación geográfica de cada estación pluviométrica.
- Menú Patrones Sinópticos: configuración isobárica en superficie topografía de 500 hPa y precipitación asociada media anual a cada situación sinóptica.
- Menú Estadísticos: comprende dos submenús:
 - *Estadísticos por situación sinóptica*, donde el usuario puede consultar gráficos y tablas de media, desviación típica diaria estacional y máximos así como del porcentaje de días lluviosos.
 - *Estadísticos por estación del año*, con las opciones siguientes:

- media areal, desviación típica diaria estacional y máximos
 - media areal, desviación típica diaria de los días con lluvia
 - porcentaje de los días lluviosos
 - cuartiles.
- Menú Predicción: presenta la cantidad de precipitación con una probabilidad de no ser superada. Además da la información del máximo histórico recogido con esa situación y de la media histórica.ç

Con la ayuda de iconos y de texto explicativo se expresa el estado de precipitación con su probabilidad tanto del día actual como de los dos días siguientes. El usuario debe introducir los siguientes datos:

- el estado de precipitación (lluvia/no lluvia) del día anterior al primer día de la predicción
- la situación sinóptica en el día anterior y las siguientes para los días en que se realizará la predicción.

Teniendo en cuenta que el campo de la predicción cuantitativa de la precipitación en escalas de interés hidrológico está prácticamente en sus albores, la información que ofrece este programa cobra gran importancia y presenta grandes perspectivas para su uso en diferentes sectores como puede ser: la gestión de recursos hidráulicos y el sector agroforestal, entre otros.

Capítulo 9

Modelo Híbrido de Bartlett-Lewis Basado en Patrones de Circulación General

9.1 INTRODUCCIÓN.

El modelo modificado de Bartlett-Lewis de pulsos rectangulares pertenece a la familia de modelos basados en procesos de punteo agregados, como ya se ha visto en el capítulo 5.

Sirva como recordatorio, simplemente decir que este tipo de modelación solventa el problema de la escala, ya que utilizando un único conjunto de parámetros, es capaz de reproducir las propiedades estadísticas del proceso temporal de precipitación en un conjunto de escalas (típicamente de 1 h. a 24 h.).

No se puede dejar de mencionar además, que el modelo de Bartlett-Lewis ha probado ser una excelente herramienta con importantes aplicaciones en desagregación.

En la literatura, el modelo de Bartlett-Lewis ha sido ajustado sobre una base mensual, es decir, los parámetros del modelo se consideran estacionarios dentro de cada mes. En este capítulo se va a presentar una aplicación novedosa de este modelo matemático. La estimación de parámetros se hará para un conjunto de días que tienen como características comunes el pertenecer a una misma estación del año y lo que es más importante: en ellos el patrón sinóptico ha sido similar.

Este modelo así planteado, representa un enlace entre los modelos concebidos en términos de procesos de punteo, tipo Bartlett-Lewis o Neyman-Scott y los modelos basados en el concepto de *downscaling* estadístico.

La aplicación que se va a presentar a continuación intenta recoger las virtudes y los logros más significativos de las dos filosofías de modelación, tan distintas en sus hipótesis, objetivos y planteamientos en general.

Se tendrá, pues, un modelo que podrá ser usado en desagregación temporal de la precipitación, además de representar interesantes aplicaciones en estudio de las repercusiones que tendría un cambio climático en la ocurrencia y cantidad de precipitación.

El nombre que se le ha dado al modelo en este contexto quiere ser una representación de su naturaleza mixta: **Modelo híbrido de Bartlett-Lewis**.

9.2 SERIES DE DATOS EMPLEADAS.

Según *Burgueño* [1986]; *Burgueño, Redaño y Llasat*, [1989] , a comienzos de los años 20 la Mancomunitat de Catalunya encargó al Servei Meteorològic la creación de un sistema de medida de la intensidad de lluvia, el cual permitiera abordar con más información y rigor el dimensionamiento de obras varias de ingeniería civil (drenajes, canalizaciones, etc.). El Dr. D. Fontseré, director entonces del Servei, trasladó el requerimiento al Dr. Ramón Jardí, encargado agregado al Servei.

Como resultado de los trabajos realizados por Burgueño, Llasat y Puigcerver, en el Departamento de Astronomía y Meteorología de la **Universitat de Barcelona**, se dispone de la serie digitalizada, correspondiente al periodo 1927-1981, así como la función de calibración del pluviógrafo, que permite transformar la lectura ó respuesta del aparato en una intensidad de precipitación estimada.

La serie comprende el período 1927-1981, con algunas interrupciones del funcionamiento por mantenimiento u otros motivos. Esta serie original, con la aplicación de la correspondiente función de calibración fue discretizada a intervalos de duración constante ($h=5\text{min.}$), y posteriormente agregada a intervalos crecientes, desde $h=30\text{ min.}$ hasta $h=48\text{ horas.}$

Por otra parte la serie diaria de situaciones sinópticas utilizada está clasificada siguiendo la “Clasificación de patrones espaciales de precipitación sobre la España Peninsular y Baleárica” (*Ribalaygua y Boren [1995]*). Esta serie es la usada ya en el capítulo anterior en el que se trató la simulación y predicción de precipitación areal y en un punto geográfico. Se recuerda aquí que se trata de una clasificación sinóptica novedosa, en el sentido en que el proceso *cluster* no se aplica directamente a las configuraciones sinópticas sino que se tienen en cuenta los campos de efectos en superficie.

9.3 MODELO HÍBRIDO DE BARTLETT-LEWIS.

A partir de la clasificación sinóptica se ha efectuado un análisis *k-means clustering* para realizar una división de las situaciones sinópticas en dos *clusters*: uno agrupando a las situaciones ‘más lluviosas’ y otro a las ‘más secas’. La necesidad de un número representativo de datos que sirviesen como entrada al modelo modificado de Bartlett-Lewis hizo imposible el clasificar las situaciones sinópticas en un número mayor de *clusters* como se hubiera deseado.

Como ya se explicó en el capítulo 5, el modelo de Bartlett-Lewis, en su versión modificada, consta de seis parámetros.

Se construye partiendo de la hipótesis de llegada de tormentas o eventos lluviosos según un proceso de Poisson, con parámetro λ . Este parámetro representa el número de eventos esperado por unidad de tiempo.

Cada evento, a su vez, es descrito en términos de una serie de celdas ocurriendo en el tiempo, de manera que los instantes de origen de las celdas siguen otro proceso de Poisson jerárquicamente inferior, con parámetro β .

Por último, cada celda queda representada mediante un pulso rectangular, de intensidad (altura) y duración aleatorias y distribuidas exponencialmente. Este segundo proceso de Poisson termina transcurrido cierto tiempo (relacionado con la duración de la tormenta o episodio), distribuido exponencialmente con parámetro γ . Suponiendo que se produce una celda al comienzo de la tormenta, el número de celdas o pulsos por tormenta, C , sigue entonces una distribución geométrica con media $\mu_c = 1 + \beta/\gamma$

Como ya se había comentado en su momento, el modelo modificado de Bartlett-Lewis permite la diferenciación de tormentas según la duración de celda (η), que deja de ser constante para estar gobernada por una función de distribución gamma de dos parámetros (α, ν).

La representación matemática del proceso de lluvia temporal es el resultado de la superposición en el tiempo de todas las celdas o pulsos generados.

Se introducen los parámetros adimensionales $k = \beta/\eta$ y $\phi = \gamma/\eta$ por conveniencia matemática.

Sintetizando, los parámetros del modelo que se deben estimar son los que aparecen en la tabla 9.1:

PARÁMETRO	REPRESENTA
λ	Proceso de Poisson que describe el comienzo de episodios de precipitación.
$E[x]$	Valor esperado de la precipitación acumulada en cada celda.
α	Parámetro de forma – Distribución gamma del parámetro η
ν	Parámetro de escala – Distribución gamma del parámetro η
$k = \beta/\eta$	Parámetro adimensional
$\phi = \gamma/\eta$	Parámetro adimensional

Tabla 9.1. Parámetros del modelo.

Los parámetros derivados aparecen en la tabla 9.2:

PARÁMETRO	REPRESENTA
β	Proceso de Poisson que describe la ocurrencia de celdas en una tormenta
γ	Tiempo de terminación del segundo proceso de Poisson
μ_c	Valor esperado del número de celdas por tormenta
η	Parámetro de la distribución exponencial de duración de celda

Tabla 9.2. Parámetros derivados.

9.4 ESTIMACIÓN DE PARÁMETROS

Las expresiones de la media, varianza, covarianza, autocorrelación y probabilidad de no lluvia aparecen en el capítulo 5 por lo tanto no van a ser repetidas aquí.

Simplemente es necesario señalar que al existir las expresiones analíticas se puede abordar la estimación de los parámetros del modelo por el método de los momentos. Este proceso que en principio, podría pensarse que sería una tarea fácil es bastante complejo. No se trata solamente de la complejidad numérica que el procedimiento acarrea (sistema de ecuaciones altamente no lineal) sino también porque la estimación de parámetros es muy sensible a los estadísticos empleados correspondientes a las series históricas. Este problema no está totalmente resuelto y es materia de investigación en la actualidad.

Los únicos estadísticos históricos utilizados en la estimación son: la media a 1 hora, la varianza a 1 y 24 horas, la covarianza a 1 hora y la probabilidad de no lluvia a 1 y 24 horas.

En la tabla 9.3 se señalan los estadísticos utilizados así como su valor para la serie histórica de Jardí:

Media (1 h.)	Varianza (1 h.)	Varianza (24 h.)	Covarianza (1 h.)	Prob(0) (1 h.)	Prob(0) (24 h.)
0.1066	1.2364	79.9319	0.5139	0.9637	0.7807

Tabla 9.3. Estadísticos utilizados.

En este capítulo se muestran los resultados obtenidos para otoño.

Debido a que hay componentes de diferentes órdenes de magnitud, se procede, en primer lugar, a una normalización de las mencionadas ecuaciones. Una vez hecho esto, la solución se puede obtener mediante una minimización sin restricciones. Se ha empleado el algoritmo de convergencia cuadrática de Powell (*Press et al.*, 1986, pág. 297) para la siguiente expresión:

$$Z = \left[\left(\frac{F_1(\xi)}{F_1'} - 1 \right)^2 + \left(\frac{F_2(\xi)}{F_2'} - 1 \right)^2 + \dots + \left(\frac{F_n(\xi)}{F_n'} - 1 \right)^2 \right]$$

donde F_1', F_2', \dots, F_n' son los valores muestrales de los estadísticos considerados y $F_1, F_2, F_3, \dots, F_n$ son los estadísticos teóricos, funciones del vector de parámetros $\xi = (\lambda, E[X], \phi, \kappa, \alpha, \nu)$.

La minimización de la función Z sin restricciones conduce a los resultados que pueden verse en las tablas 9.4 y 9.5:

CLUSTER MENOS LLUVIOSO					
λ	ν	α	$E[x]$	ϕ	K
0.0022	1.5993	8.4562	8.2492	0.0326	0.1297

Tabla 9.4. Parámetros correspondientes al *cluster* menos lluvioso.

CLUSTER MÁS LLUVIOSO					
λ	ν	α	$E[x]$	ϕ	K
0.0243	2.4370	13.7574	11.2874	0.0801	0.3894

Tabla 9.5. Parámetros correspondientes al *cluster* más lluvioso.

Este conjunto de parámetros se corresponde con los siguientes valores de descriptores conceptuales del evento de precipitación (tabla 9.6):

	Cluster poco lluvioso	Cluster más lluvioso	
Nº esperado de celdas	5	5.9	
Duración media de celda	13	11	minutos
Intensidad media de celda	7.7	11.3	mm/hora
Duración media de episodio	6.2	2.2	horas
Número medio de eventos	0.3	1.3	

Tabla 9.6. Descriptores del proceso de precipitación.

En cuanto a la duración de cada uno de los *clusters* se puede observar (tabla 9.7):

	Cluster poco lluvioso	Cluster más lluvioso	
Nº esperado de celdas	5	5.9	días
Duración media de celda	13	11	días
Intensidad media de celda	7.7	11.3	días

Tabla 9.7. Otros descriptores del proceso de precipitación.

En la tabla 9.7 se puede apreciar que los valores del número esperado de celdas, intensidad media de celda y duración media de celda, caen dentro de lo que podrían llamarse: rangos esperados, siendo consistentes con la formulación del modelo de Bartlett-Lewis.

En este punto es preciso recordar que tanto la variable aleatoria C (celdas por evento) como la media de las celdas por episodio μ_c y la duración del evento lluvioso son valores derivados de los seis parámetros principales, es decir no participan directamente en el proceso de ajuste del modelo.

La representación de los estadísticos históricos y los teóricos, obtenidos al resolver las ecuaciones del modelo de Bartlett-Lewis pueden verse en las gráficas del ANEXO 5 para cada uno de los *clusters*.

El comportamiento del modelo es satisfactorio, quedando razonablemente reproducidos los estadísticos más representativos en los diferentes niveles de agregación temporal considerados.

9.5 ANÁLISIS DE LA BONDAD DEL MODELO.

La bondad del ajuste ha sido cuantificada a través del índice de desviación ya empleado por otros autores en aplicaciones anteriores (Velghe, et al. [1994]). Este índice representa el error relativo medio que se comete en la estimación, teniendo en cuenta los distintos niveles de desagregación y los diferentes estadísticos.

$$M_1 = \frac{1}{N_L} \sum_{i=1}^{N_L} [Media_{ajustada} - Media_{observada}]^2$$

$$M_2 = \frac{1}{N_L} \sum_{i=1}^{N_L} [Ln(Var)_{ajustada} - Ln(Var)_{observada}]^2$$

$$M_3 = \frac{1}{3N_L} \sum_{i=1}^{N_L} \sum_{j=1}^3 [(Corr_{ij})_{ajustada} - (Corr_{ij})_{observada}]^2$$

$$M_4 = \frac{1}{N_L} \sum_{i=1}^{N_L} [(Pr ob(0))_{ajustada} - (Pr ob(0))_{observada}]^2$$

Los gráficos correspondientes a las expresiones anteriores se muestran en las figuras 9.1 y 9.2:

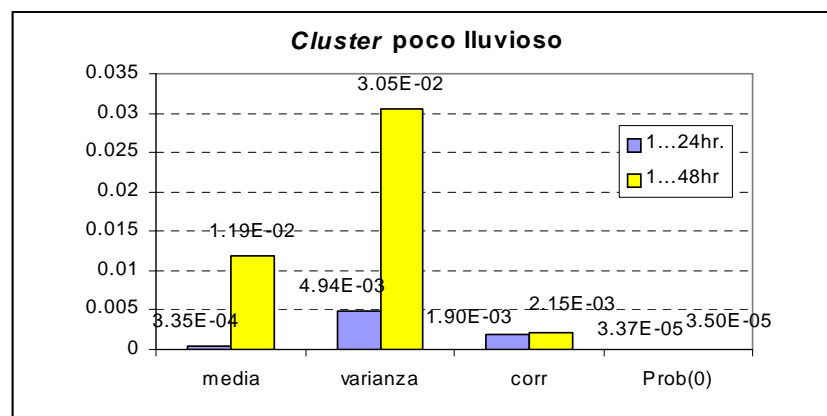


Figura 9.1. Gráfico evaluador del error relativo correspondiente al cluster poco lluvioso.

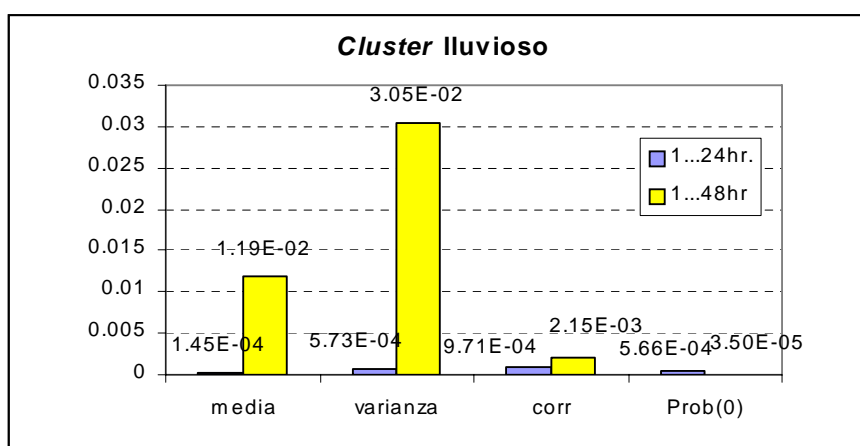


Figura 9.2. Gráfico evaluador del error relativo correspondiente al cluster lluvioso.

Se observa que la media, varianza, covarianza, correlación a lag-1 no superan el 4% de error relativo medio.

La intermitencia del proceso de precipitación es fielmente reproducida con un error en la probabilidad de no lluvia menor del 0.5%. Esta propiedad como ya se ha señalado en capítulos anteriores, es clave en la simulación de series sintéticas de precipitación.

Por otra parte, hay que señalar que no se observan diferencias en cuanto al ajuste para los dos clusters, siendo el ajuste muy satisfactorio en ambos casos.

9.6 APLICACIÓN DEL MODELO HÍBRIDO DE BARTLETT-LEWIS PARA SIMULACIÓN DE LA PRECIPITACIÓN EN UN PUNTO GEOGRÁFICO.

Para el conjunto de parámetros obtenido, se ha llevado a cabo una simulación de 500 años (estación de otoño), generando una serie sintética de 1488 valores por año (intervalo $h=30$ min.).

Posteriormente dicha serie ha sido tratada, llevando a cabo la agregación para diferentes niveles “h”, formando un total de 7 nuevas series. Se han obtenido los estadísticos representativos para cada una de ellas. Los resultados se muestran en las figuras 9.3 a 9.8:

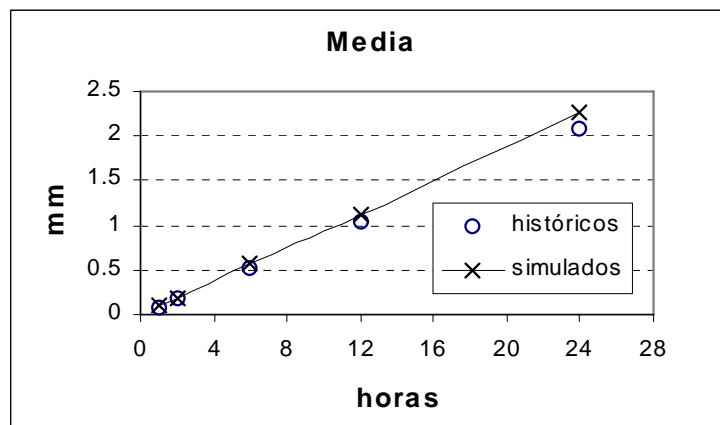


Figura 9.3. Media histórica y simulada.

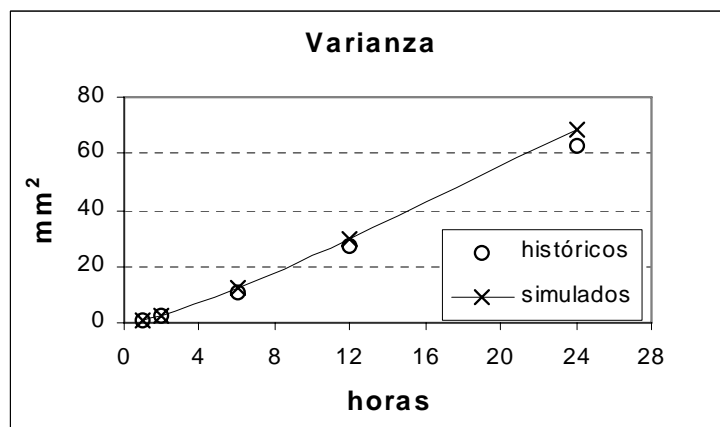


Figura 9.4. Varianza histórica y simulada.

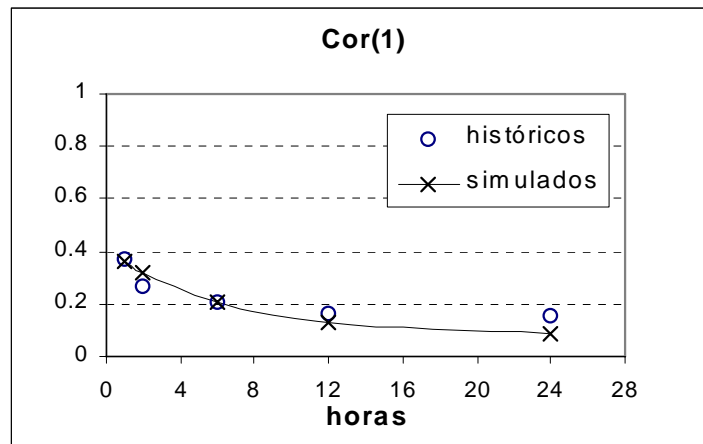


Figura 9.5. Correlación a lag-1 histórica y simulada.

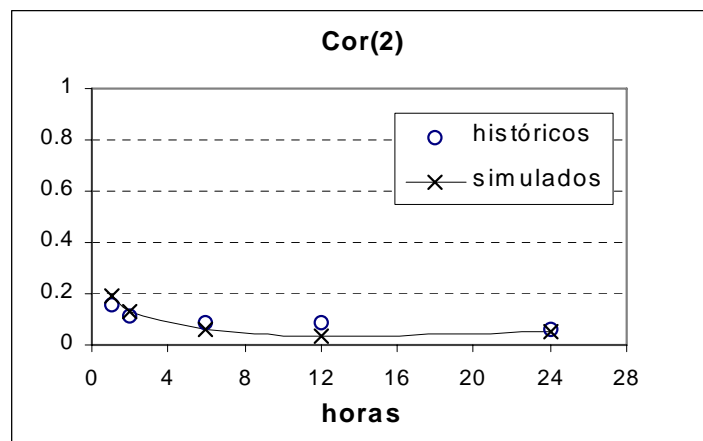


Figura 9.6. Correlación a lag-2 histórica y simulada.

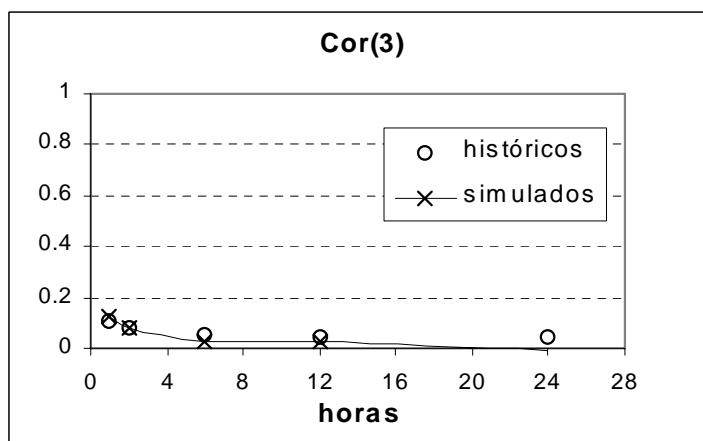


Figura 9.7. Correlación a lag-3 histórica y simulada.

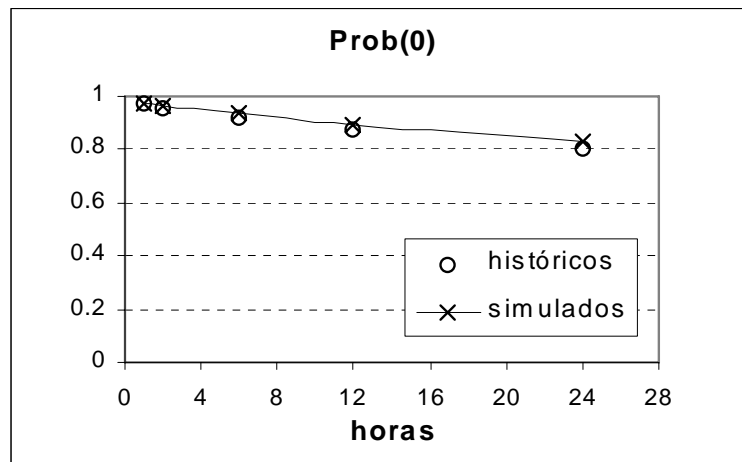


Figura 9.8. Probabilidad de lluvia cero histórica y simulada.

Nuevamente se confirma el excelente acuerdo entre los datos históricos y los simulados a partir del modelo híbrido de Bartlett-Lewis.

9.6.1 Estudio de máximos.

En este apartado se muestran los resultados (figuras 9.9-9.12) de realizar un ajuste Gumbel a los datos históricos además de representar los máximos de precipitación simulados por el modelo híbrido de Bartlett-Lewis para los distintos niveles de agregación.

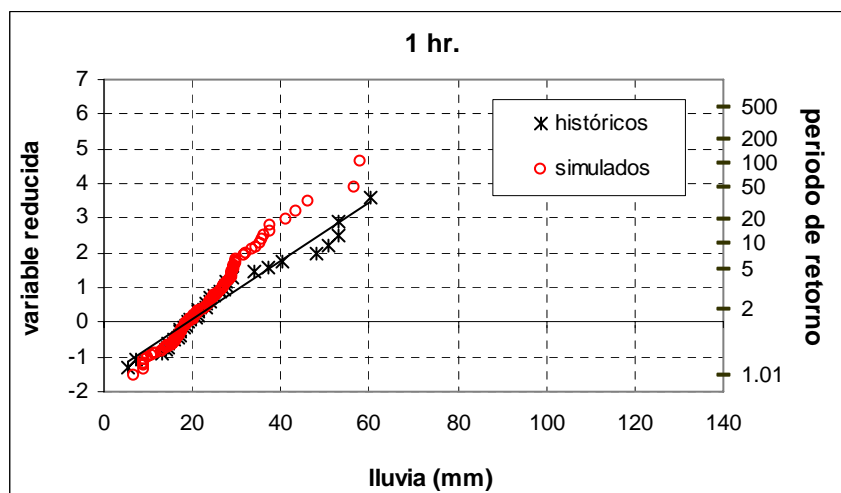


Figura 9.9. Máximos históricos y simulados a 1 hora.

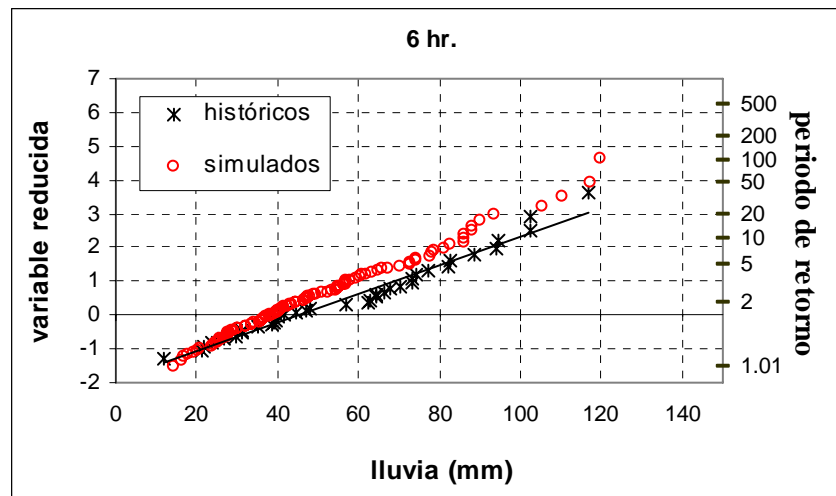


Figura 9.10. Máximos históricos y simulados a 6 horas.

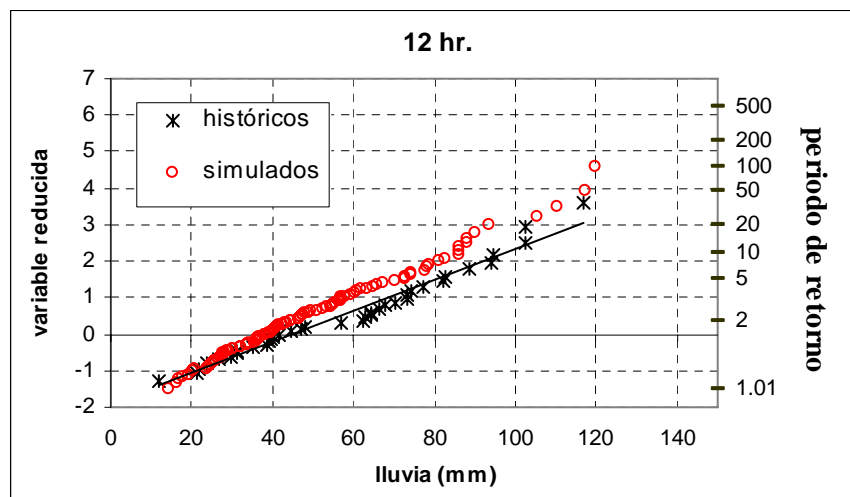


Figura 9.11. Máximos históricos y simulados a 12 horas.

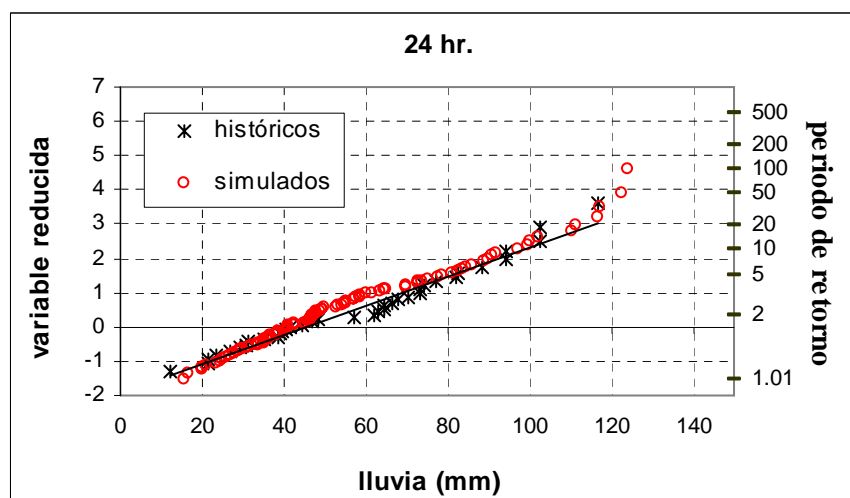


Figura 9.12. Máximos históricos y simulados a 24 horas.

Como se puede comprobar, la reproducción por parte del modelo híbrido de Bartlett-Lewis de los máximos de precipitación a 24 y a 12 horas es muy buena, disminuyendo gradualmente a medida que decrecen los niveles de agregación.

9.7 RESUMEN Y CONCLUSIONES

El modelo de Bartlett-Lewis ha demostrado ser una excelente herramienta para simulación de precipitación con interesantes aplicaciones en desagregación.

Este modelo viene a solucionar el problema de la escala, puesto que utilizando un único conjunto de parámetros es capaz de reproducir las principales características del proceso temporal de precipitación en un amplio conjunto de escalas.

En la literatura el modelo de Bartlett-Lewis aparece ajustado partiendo de la base de la estacionariedad mensual. En este capítulo se ha presentado una variante novedosa en la aplicación de dicho modelo: el modelo híbrido de Bartlett-Lewis. En este nuevo planteamiento la estimación de los parámetros se hace sobre los días que pertenecen a un mismo cluster de situaciones sinópticas.

El modelo híbrido de Bartlett-Lewis pretende tender una pasarela entre los modelos basados en procesos de punteo, como Bartlett-Lewis o Newmann-Scott y los modelos formulados fijando como objetivo el *downscaling* de las salidas de los Modelos de Circulación General.

En este capítulo se han utilizado dos series:

- la serie histórica de situaciones sinópticas clasificadas (*Ribalygua y Boren* [1995]).
- la serie digitalizada de precipitación perteneciente al observatorio de Fabra (Barcelona, período 1927-1981).

Se tiene un total de 18 situaciones sinópticas distintas. Se ha realizado un análisis *K-means clustering* para reducir este número de situaciones demasiado alto para poder llevar a cabo una estimación de parámetros y que de todas formas violaría el concepto de parsimonia estadística.

El número de clusters resultantes es de dos: uno incluye a las situaciones que conducen a mayor precipitación y otro engloba a las situaciones más secas.

En primer lugar se realiza una estimación de los parámetros del modelo. Se lleva a cabo por el método de los momentos. Los estadísticos históricos empleados en la estimación son: la media a 1 hora, la varianza a 1 y 24 horas, la covarianza a 1 hora y la probabilidad de lluvia cero a 1 y 24 horas.

Se realizó una normalización de las ecuaciones de Bartlett-Lewis porque había componentes de diferentes órdenes de magnitud.

Se empleó el algoritmo de convergencia cuadrática de Powell para realizar la minimización sin restricciones.

Una vez representados los estadísticos históricos y teóricos, se puede concluir que el comportamiento del modelo es satisfactorio, quedando bien representados

los estadísticos más importantes en los distintos niveles de agregación temporal considerados: 1, 6, 12, 24 y 48 horas.

Para estudiar la bondad de ajuste del modelo híbrido de Bartlett-Lewis se empleó el índice de desviación obteniendo los siguientes resultados:

- la media, varianza, covarianza y correlación a lag1 no llegan al 4% del error relativo medio
- el error de la probabilidad de lluvia cero es menor del 0.5%
- no hay diferencia en cuanto al ajuste para ambos clusters pudiendo ser catalogado de muy bueno para ambos.

Por último se aplicó el modelo híbrido de Bartlett-Lewis en simulación de precipitación diaria en un punto geográfico.

Se han obtenido excelentes resultados en la reproducción de los estadísticos de primer y segundo orden y de la probabilidad de lluvia cero.

En cuanto a la reproducción de los máximos de precipitación diaria se puede concluir que es aceptable para 24 y 12 horas, disminuyendo ligeramente según decrecen los niveles de agregación.

Capítulo 10

Resumen, Conclusiones y Futuras Vías de
Investigación

10.1 RESUMEN Y CONCLUSIONES

Destacamos de forma sintética en los siguientes puntos, los resultados y conclusiones más destacables, obtenidos en la investigación que aquí se presenta:

1. Se ha introducido el concepto de episodio de precipitación o evento lluvioso definido por: la ocurrencia o día de comienzo del evento lluvioso, su duración y la cantidad de precipitación que lleva asociado.

En el capítulo 3 se formula un modelo partiendo de la hipótesis de que las ocurrencias de los eventos son realizaciones independientes de un proceso de Poisson de parámetro λ estacionario mensualmente. En cuanto a la duración de los episodios de precipitación se empleó la distribución geométrica. Por último, para representar la cantidad de precipitación diaria, se probaron tres distribuciones: la distribución Gamma, Lognormal y Weibull, todas ellas de dos parámetros (se supone estacionariedad mensual).

El modelo, de este modo formulado, ha sido aplicado para simulación de precipitación diaria en diecisiete estaciones de las cuencas del Sil, Duero y Alto Ebro.

En principio, para realizar la elección de la distribución que más se adecuase para reproducir la cantidad de precipitación diaria se llevó a cabo un test de la χ^2 . Sin embargo, las tres distribuciones dieron buenos resultados no pudiendo rechazar ninguna de ellas.

Se estudió la capacidad del modelo para reproducir los estadísticos de primer y segundo orden. Al comparar los valores de los estadísticos históricos y los

simulados se pudo comprobar la mala reproducción de la varianza por parte de la distribución lognormal. A partir de entonces todo el estudio se centró en las otras dos distribuciones.

Tanto la distribución gamma como la Weibull se mostraron adecuadas para representar la cantidad de precipitación diaria siendo, en los casos en estudio, la distribución Weibull ligeramente superior.

La probabilidad de lluvia cero es otro estadístico de capital relevancia en la descripción del proceso de precipitación. este modelo lo reproduce de forma excelente.

2. En el capítulo nº4 se presentó la comparación del modelo esbozado en el punto anterior con un modelo basado en una cadena de Markov de primer orden. Se emplearon las mismas distribuciones para describir la cantidad de precipitación.

El modelo markoviano fue empleado en simulación de precipitación diaria en las mismas estaciones que el modelo basado en procesos de Poisson.

La comparación de los estadísticos históricos con los simulados llevó a la conclusión de que el modelo estocástico de precipitación basado en procesos de Poisson era superior al modelo markoviano en un 82% de los casos analizados.

El modelo poissoniano presenta además la ventaja de ser más parsimonioso desde el punto de vista estadístico, es decir, el número de parámetros a estimar es sensiblemente inferior (treinta y siete parámetros del modelo

basado en procesos de Poisson frente a 48 a estimar en el modelo basado en cadenas de Markov de primer orden).

El estadístico reproducido más fielmente por ambos modelos es la probabilidad de lluvia cero.

Sin embargo, tanto uno como otro, son modelos de raíces puramente estadísticas sin incluir ninguna ligazón con variables meteorológicas o con algún tipo de condicionante meteorológico externo.

Por lo tanto, estos modelos si bien son adecuados para simulación de precipitación diaria, no lo son para en la predicción de dicha variable.

3. El capítulo nº 5 se dedicó a una revisión de los modelos basados en procesos de punteo agregados, cuya pieza clave en su formulación matemática es la celda de lluvia.

Se presentaron las dos grandes familias de modelos tipo Bartlett-Lewis y Neymann-Scott.

Debido a una deficiente representación de los períodos secos se introdujeron las versiones Bartlett-Lewis y Neymann-Scott modificadas.

En este capítulo también se comentó el llamado “problema de la escala”. Se puede decir que proviene del hecho de que modelos ajustados en un nivel de agregación concreto no son idóneos para representar la estructura estadística temporal del proceso de precipitación en otros niveles de agregación. Los modelos basados en procesos de punteo agregados vienen a solventar, en parte, este problema.

Asimismo, son herramientas útiles en desagregación: de este modo con un único conjunto de parámetros son capaces de representar las características descriptoras del proceso de precipitación en distintos niveles de agregación temporal.

Con este capítulo finaliza la primera parte de la tesis.

4. En la segunda parte de este documento se plantea una nueva filosofía de modelación, desarrollada a partir del concepto de *downscaling*, más concretamente del *downscaling* estadístico.

Ya se ha comentado en el apartado anterior que los modelos formulados y aplicados en la primera parte de esta tesis eran adecuados para simulación de precipitación diaria mas no para la predicción de esta misma variable. En este punto, incluso se añade que son idóneos para simulación en unas condiciones climáticas idénticas a las actuales. En el caso de ocurrir un cambio climático estas condiciones diferirían considerablemente.

Hoy en día, los Modelos de Circulación General (MCG) están reconocidos como los que ofrecen un mayor potencia en cuanto a construcción de escenarios climáticos futuros se refiere.

No obstante, los MCG presentan una resolución de ancho de rejilla de cientos de kilómetros, lo cual entra en contraposición con las vistas a posibles aplicaciones hidrológicas en las que la escala deseada estaría dentro del tamaño cuenca.

Los modelos basados en *downscaling* intentan precisamente traducir la información desprendida de las predicciones de los MCG a escalas más finas acordes con el trabajo de gestión hidrológica.

El *downscaling* estadístico se plantea como objetivo el relacionar las configuraciones sinópticas con una variable en superficie, en el caso que atañe a esta tesis: la precipitación diaria. Esta relación se lleva a cabo a través de una cadena de Markov de primer orden.

Se necesitaba clasificar las distintas situaciones sinópticas en unas determinadas situaciones tipo y asignar a cada día del calendario uno de esos tipos. Se utilizó la clasificación sinóptica debida a *Ribalaygua y Boren* [1995]. Como variables clasificatorias se consideraron la presión a nivel del mar y la superficie geopotencial de 500hPa. como resultado: 18 configuraciones sinópticas distintas para la Península Ibérica.

5. En el capítulo nº 7 se formuló un modelo basado en *downscaling* estadístico con alternancia markoviana de las situaciones sinópticas.

Con el objetivo de intentar reducir el número de situaciones sinópticas se realizó un análisis *k-means clustering* obteniendo tres *clusters* distintos para cada una de las estaciones del año.

Para reproducir el proceso binario de precipitación se supuso dependencia markoviana dentro de cada *cluster*.

La cantidad de precipitación diaria se representó haciendo uso de la distribución Weibull.

Este modelo así formulado fue aplicado para simulación de precipitación diaria en un punto geográfico. El modelo presenta una reproducción satisfactoria de los estadísticos de primer y segundo orden y otras características que definen la sucesión de *clusters* y el propio proceso de precipitación como: la duración de los *clusters*, los episodios de precipitación por ocurrencia de *cluster*, los días lluviosos por *cluster* y la probabilidad de lluvia cero.

6. Además de la aplicación del modelo formulado en el punto anterior para simulación de precipitación diaria en un punto geográfico, se presentó en el capítulo 8 la aplicación en simulación y predicción de precipitación areal en la cuenca del Sil.

De igual forma que en el apartado anterior, también aquí se realizó un análisis *k-means clustering* para reducción del número de situaciones sinópticas.

Los resultados obtenidos en simulación de precipitación areal diaria son muy satisfactorios.

En cuanto a su aplicación en predicción, en el capítulo nº 8 se presentó el desarrollo de un programa informático que ofrece un gran potencial como ayuda a la toma de decisiones en el ámbito de la gestión de los recursos hidráulicos.

El programa dispone de distintos menús, donde además de presentar una completa información estadística de la variable precipitación muestra una gran utilidad en predicción de precipitación areal.

Como entrada, el usuario debe introducir el estado de precipitación del día anterior (lluvia o día seco), la situación sinóptica del día anterior así como la del día actual y la de los dos siguientes. Como salida obtiene una predicción cuantitativa de la precipitación areal con un horizonte de predicción de tres días.

7. Por último, en el capítulo 9 se presenta el modelo híbrido de Bartlett-Lewis. En la bibliografía el modelo de Bartlett-Lewis se ajusta partiendo de la base de la estacionariedad mensual. En esta tesis se introduce una aplicación novedosa: la estimación de los parámetros se hace sobre los días que pertenecen a un mismo *cluster* de situaciones sinópticas. De esta forma el modelo de Bartlett-Lewis, así aplicado, sirve para la simulación de precipitación en futuros escenarios de cambio climático. Se utilizó la clasificación sinóptica ya citada en el punto 4.

Se realizó un análisis *k-means clustering* para reducir el número de configuraciones sinópticas, ya que de otra forma sería inviable una estimación de parámetros. El número de *clusters* resultantes es de dos: uno incluye a las situaciones que conducen a mayor precipitación y otro engloba a las situaciones más secas.

Los estadísticos históricos que se utilizaron en la estimación de los parámetros fueron: la media a 1 hora, la varianza a 1 y 24 horas, la covarianza a 1 hora y la probabilidad de lluvia cero a 1 y 24 horas.

De la comparación de los estadísticos históricos y teóricos, se puede deducir que quedan bien representados los estadísticos más importantes en los distintos niveles de agregación temporal considerados: 1, 6, 12, 24 y 48 horas.

Mediante el índice de desviación se estudió la bondad de ajuste del modelo híbrido de Bartlett-Lewis obteniendo los siguientes resultados:

- la media, varianza, covarianza y correlación a lag1 no llegan al 4% del error relativo medio
- el error de la probabilidad de lluvia cero es menor del 0.5%

Por último se aplicó el modelo híbrido de Bartlett-Lewis en simulación de precipitación diaria en un punto geográfico.

Se han conseguido excelentes resultados en la reproducción de los estadísticos de primer y segundo orden y de la probabilidad de lluvia cero.

En cuanto a la reproducción de los máximos de precipitación diaria se puede concluir que es aceptable para 24 y 12 horas, disminuyendo ligeramente según decrecen los niveles de agregación.

Estos resultados permiten concluir que las nuevas aproximaciones híbridas estocástico-determinísticas aquí planteadas, constituyen una interesante herramienta de modelación, confirmándose su enorme potencial en simulación y predicción a escalas espacio-temporales habituales en gestión de sistemas de recursos hidráulicos.

10.2 FUTURAS VÍAS DE INVESTIGACIÓN

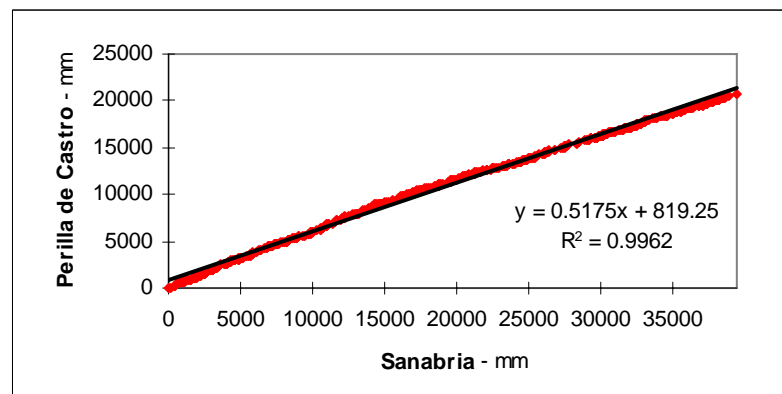
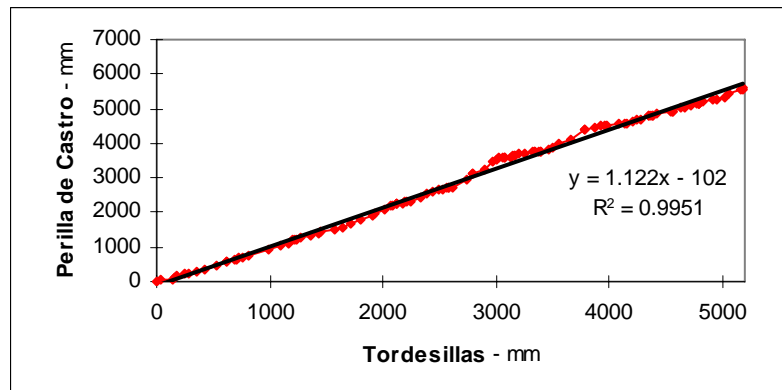
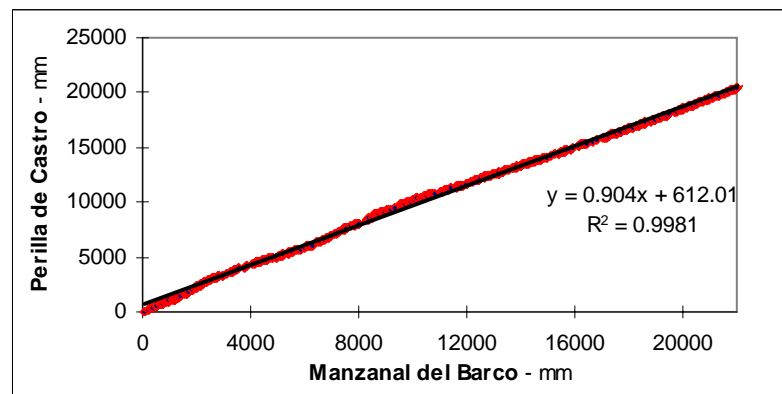
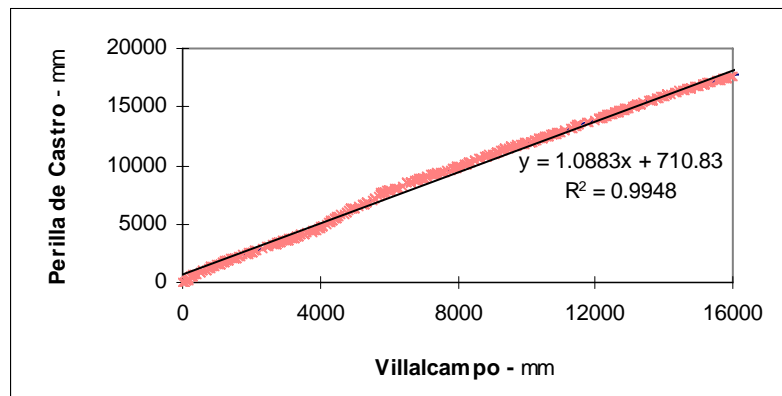
Como posibles futuras líneas de investigación podemos citar las siguientes:

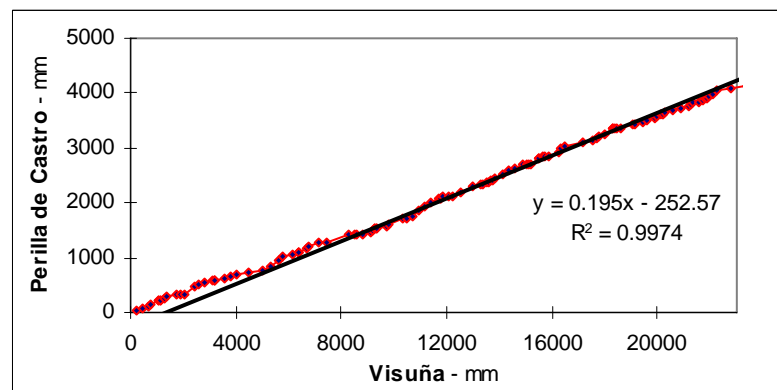
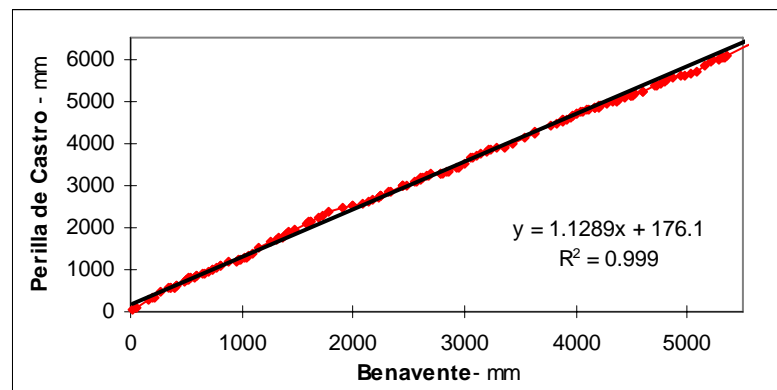
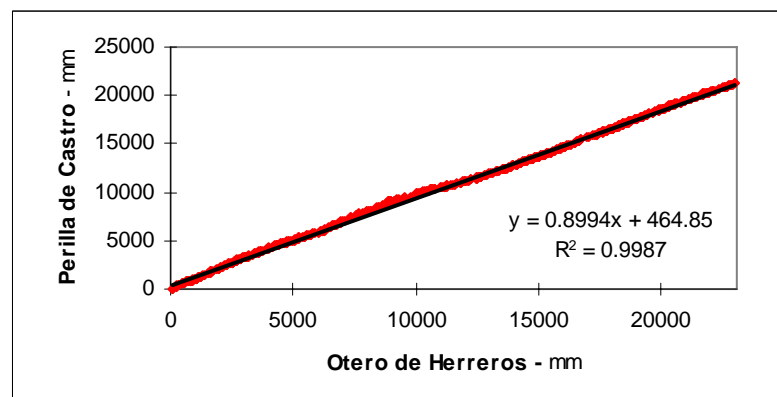
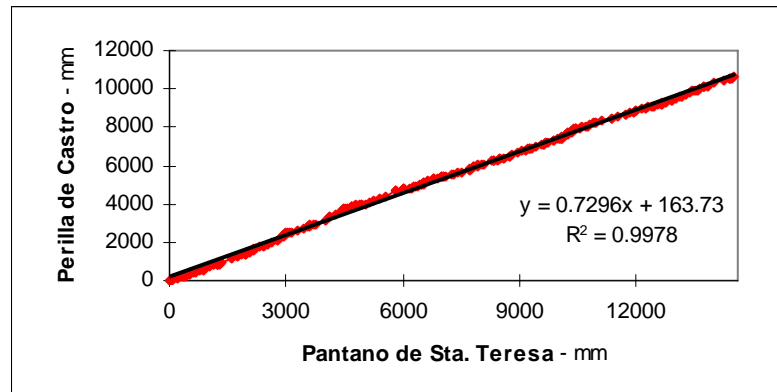
1. Poner en conexión las salidas del modelo híbrido estocástico-determinístico propuesto en esta investigación con modelos conceptuales de simulación continua de cuenca o de balance hídrico.
2. Probar el uso de otra clasificación sinóptica que tuviese en cuenta el campo T850-T500. Este gradiente térmico daría información sobre los procesos debido a la inestabilidad termodinámica.
3. Estudiar el comportamiento del modelo a citado en los puntos 1 y 2 para simulación y predicción de lluvia en otras cuencas de la Península Ibérica, por ejemplo del litoral mediterráneo, donde la lluvia presenta unas características completamente distintas a las analizadas en esta investigación.
4. Utilizar el modelo basado en *downscaling* estadístico formulado y aplicado en el capítulo 7 para desagregación de las salidas de un Modelo de Circulación General usado para predicción de futuros escenarios para el estudio de los efectos de un cambio climático.
5. Adaptación del modelo anteriormente citado para simulación de precipitación en condiciones climáticas del pasado.
6. Utilizar el modelo basado en *downscaling* estadístico formulado y aplicado en el capítulo 7 en predicción operativa como complemento a las salidas de un modelo dinámico de mesoscala.

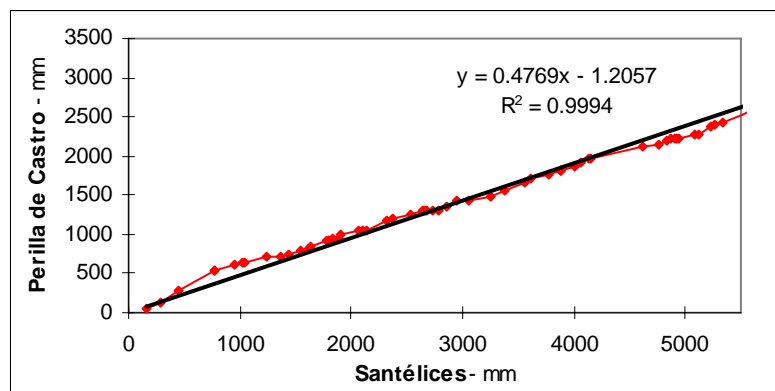
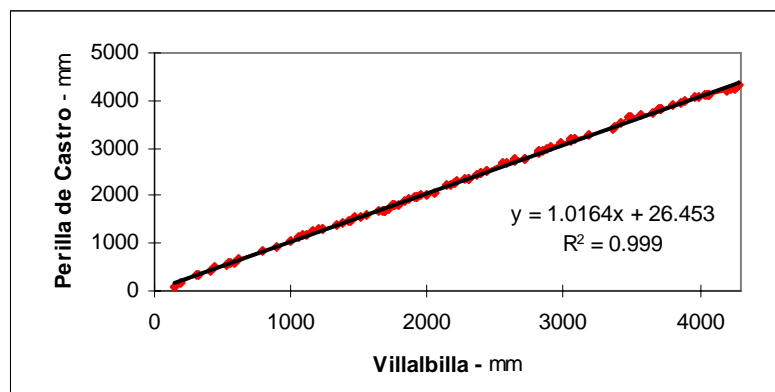
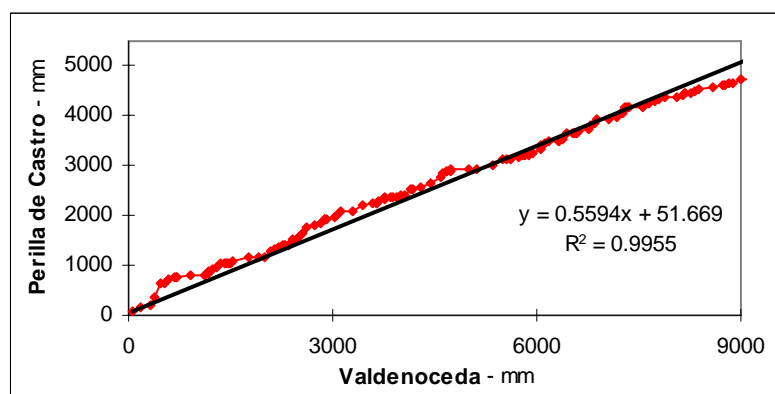
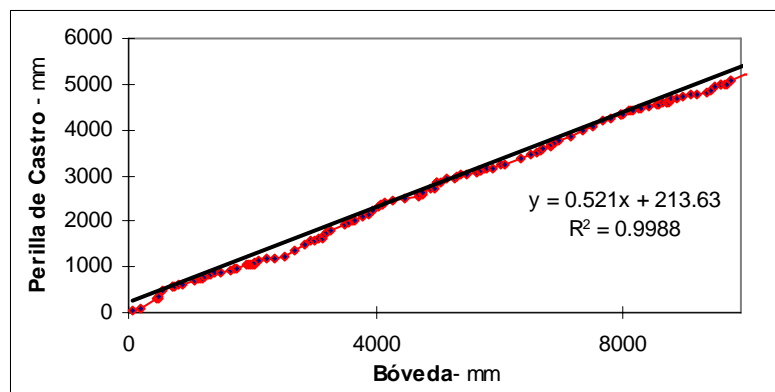
Anexos

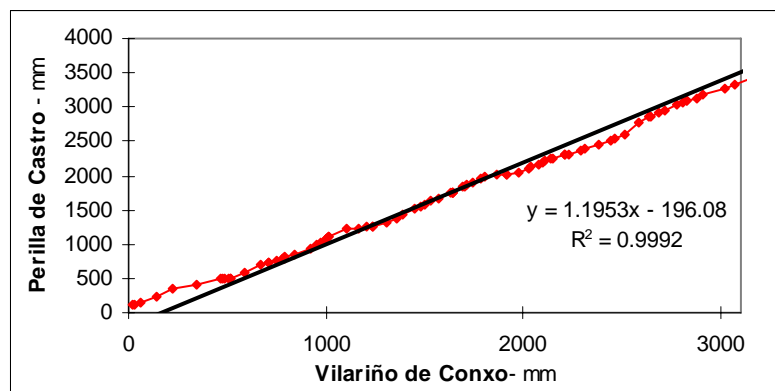
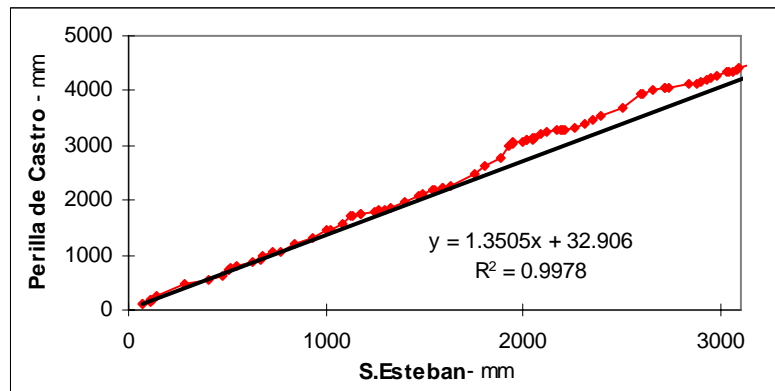
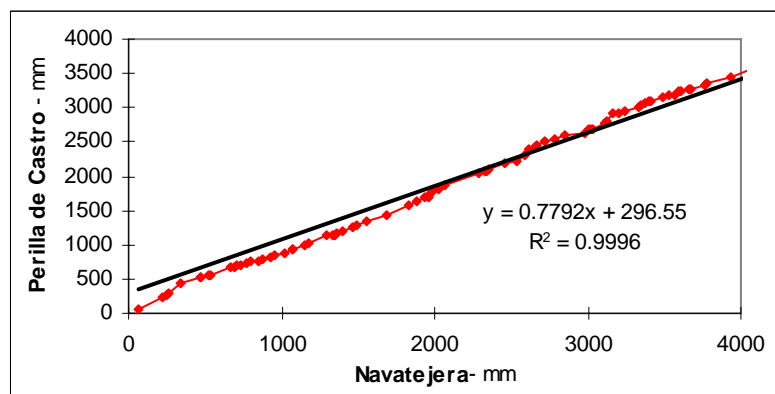
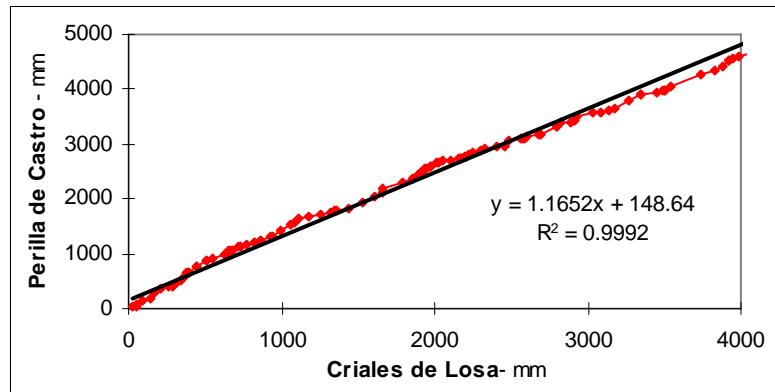
Anexo 1

Análisis de Dobles Masas





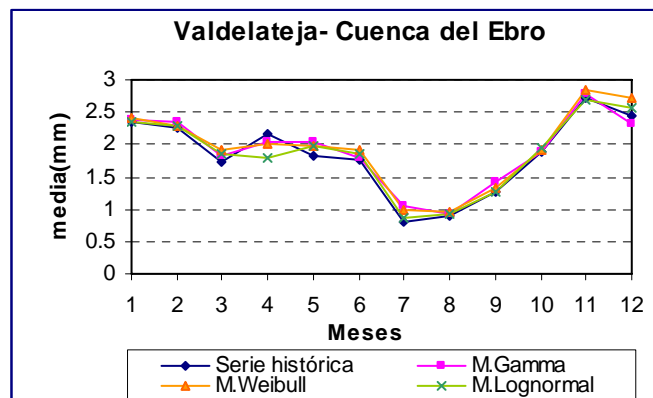
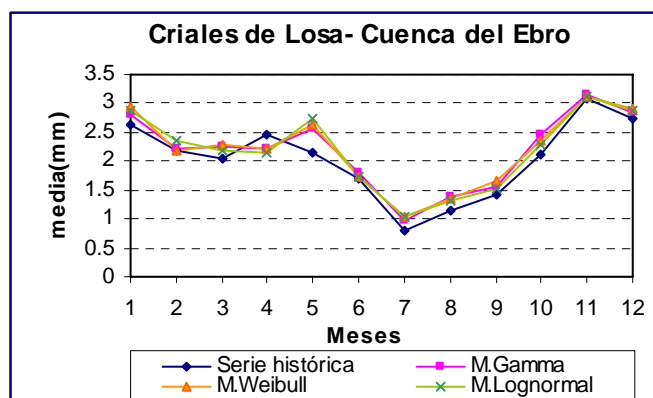
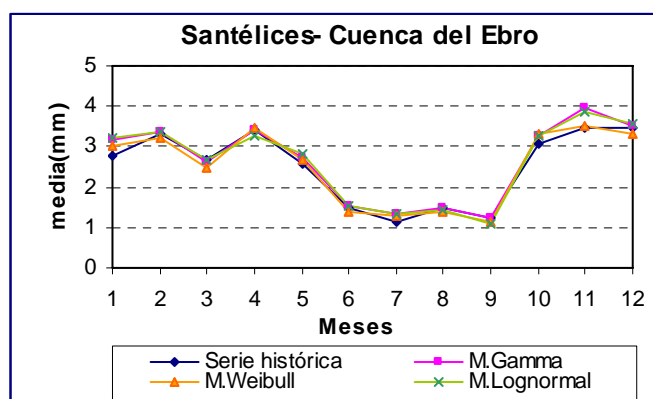
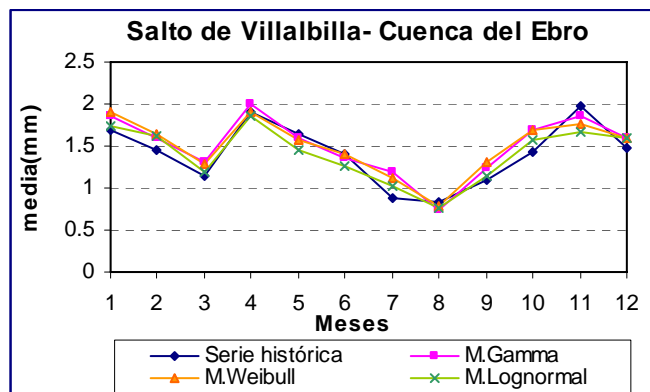


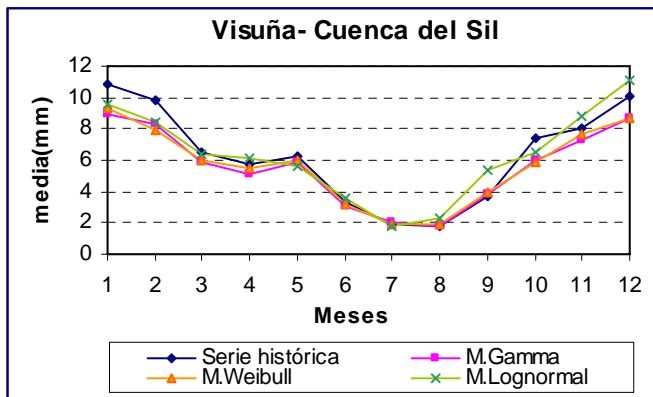
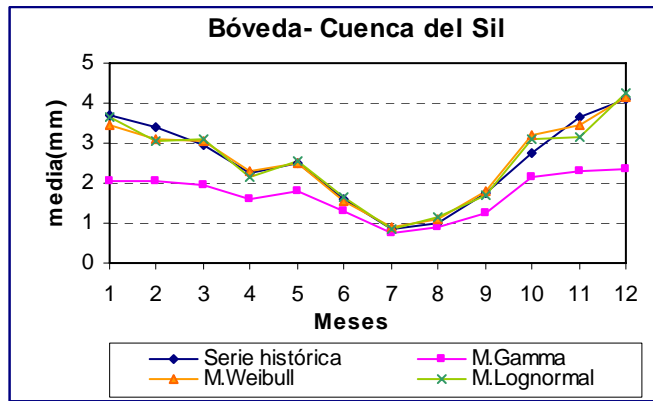
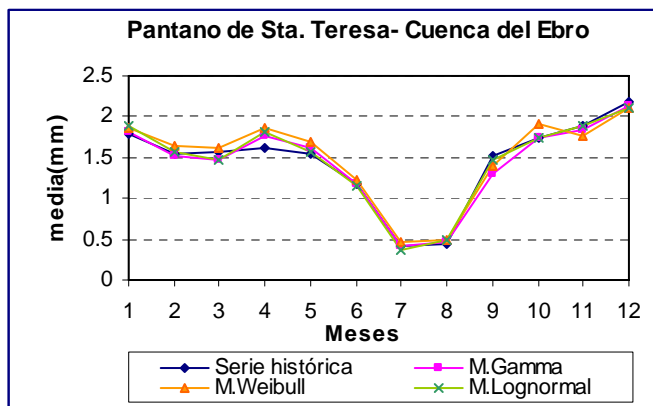
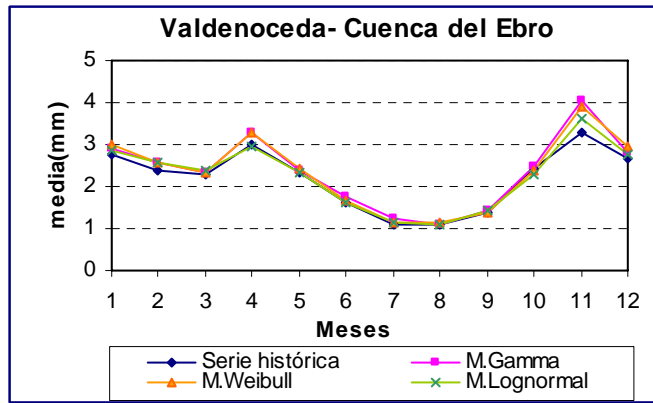


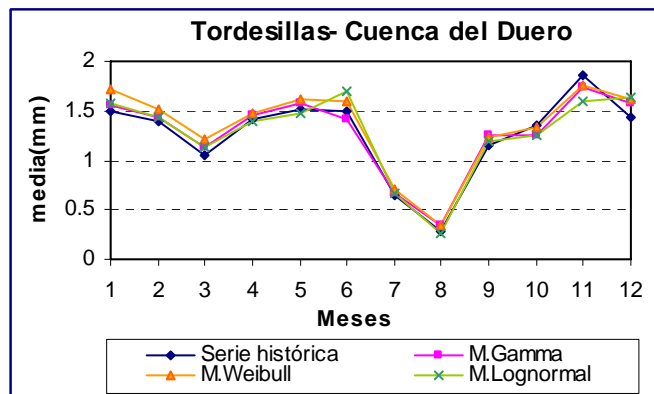
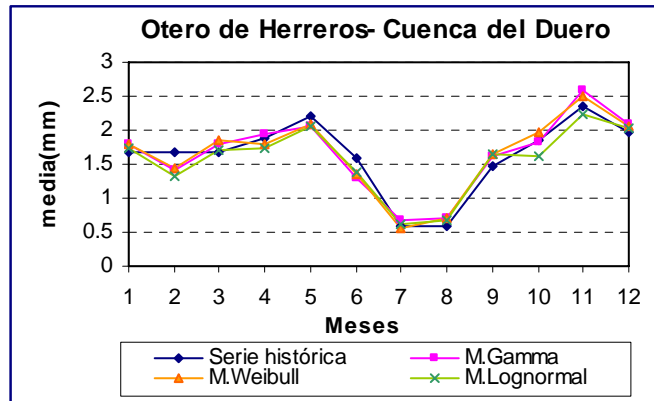
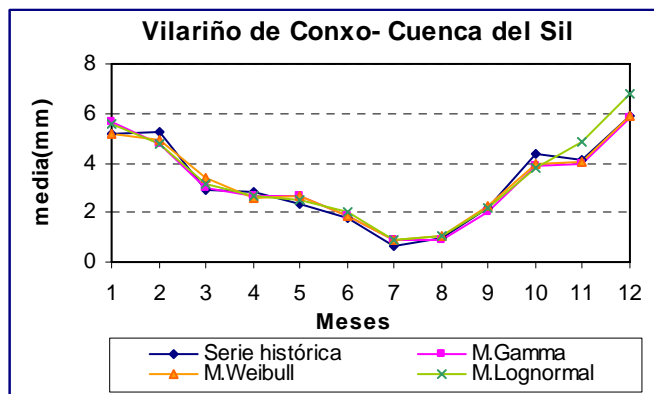
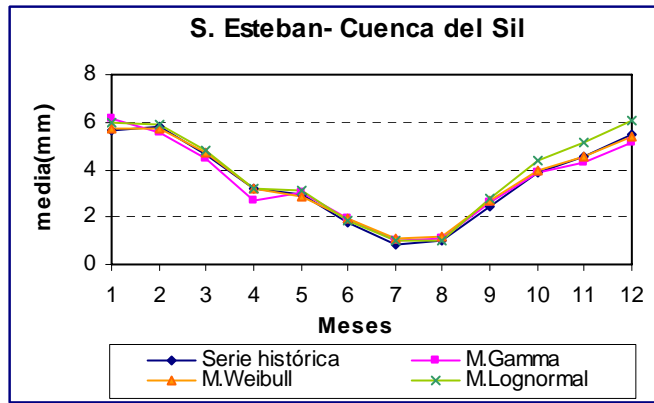
Anexo 2

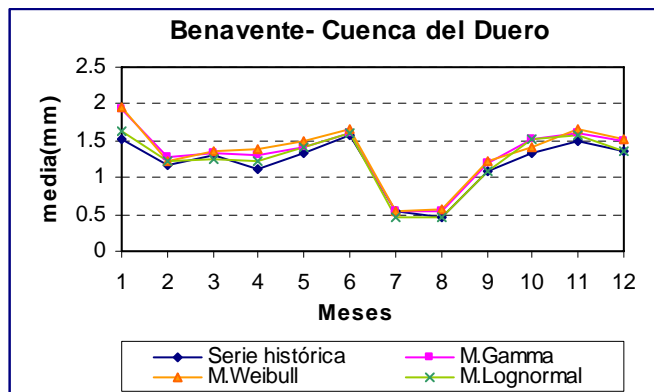
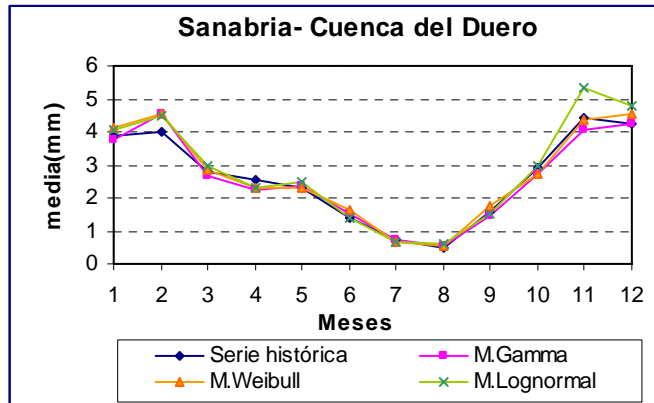
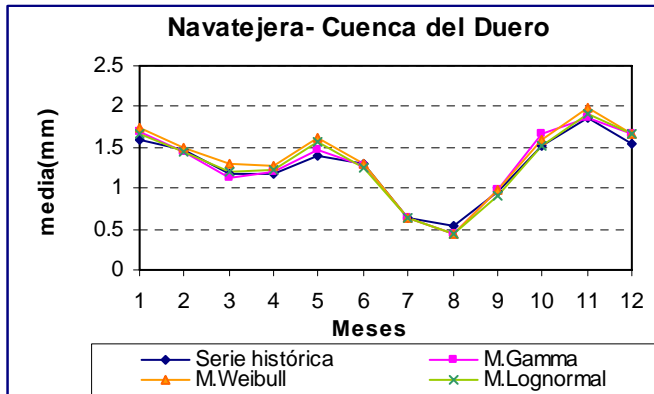
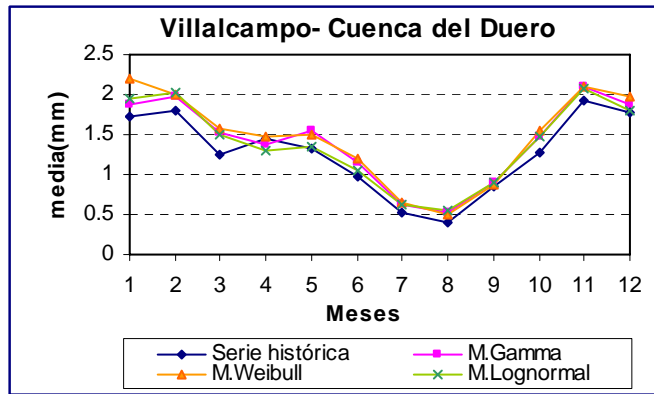
Comparación de Estadísticos Históricos y Simulados Obtenidos con el Modelo Basado en Procesos de Poisson

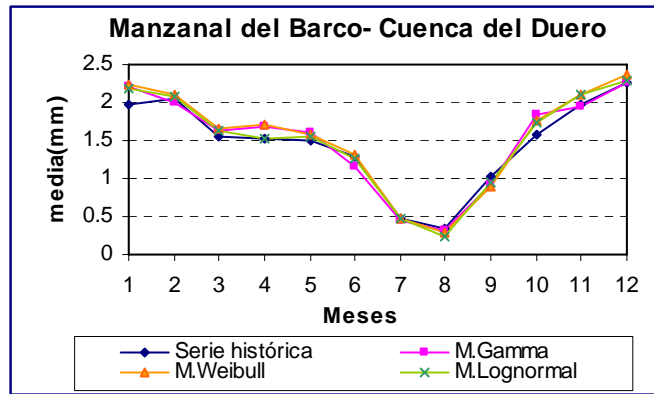
COMPARACIÓN DE MEDIAS HISTÓRICAS Y SIMULADAS



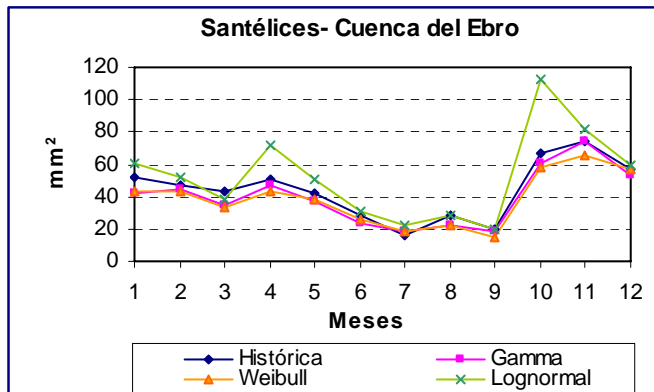
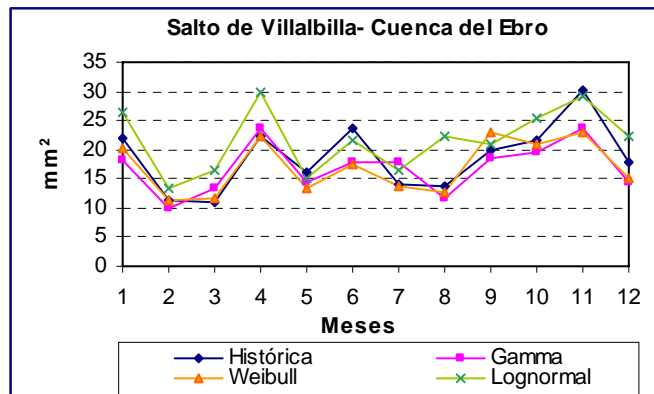


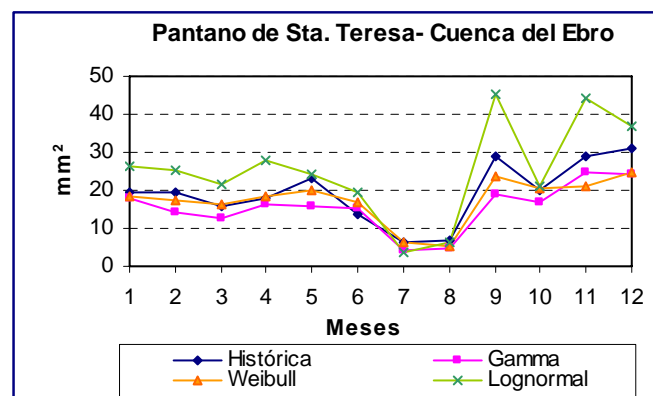
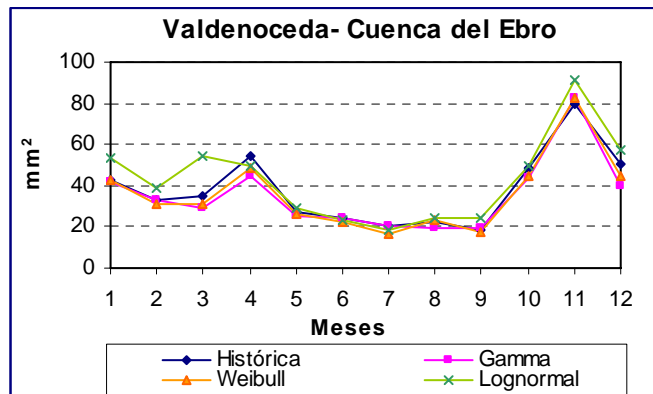
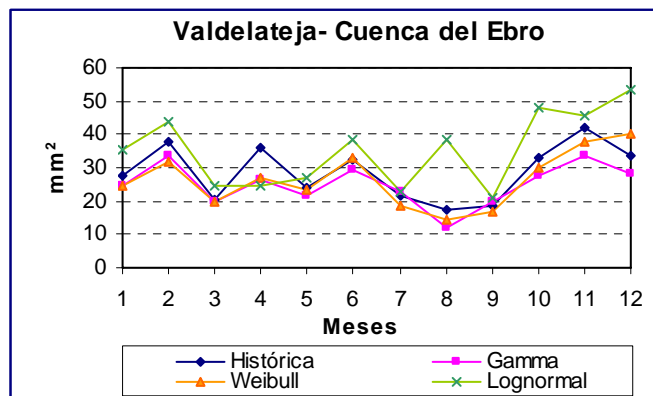
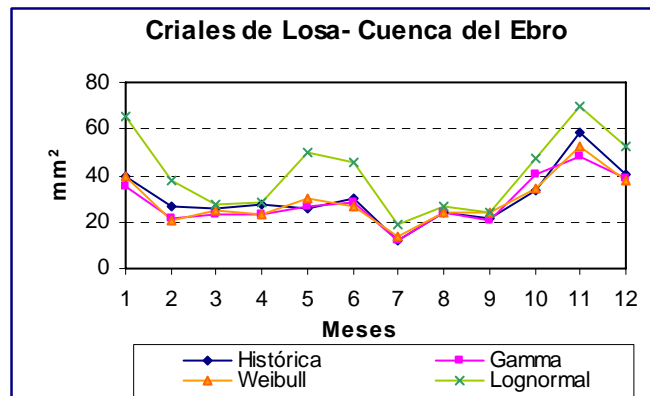


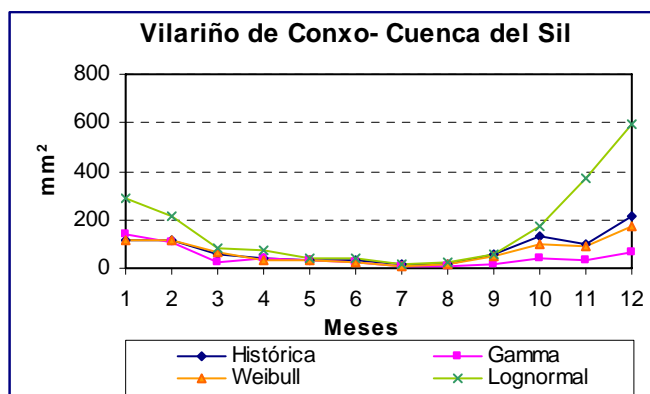
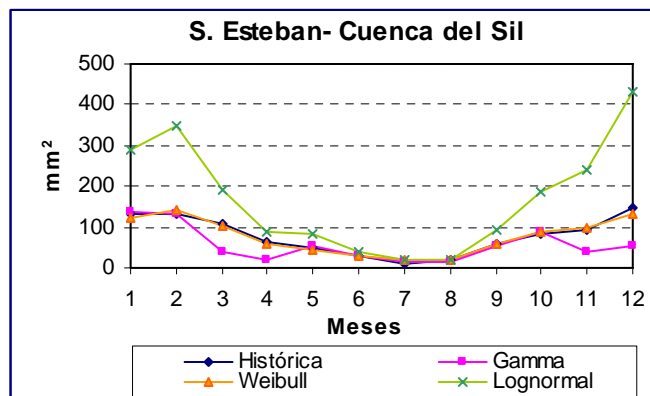
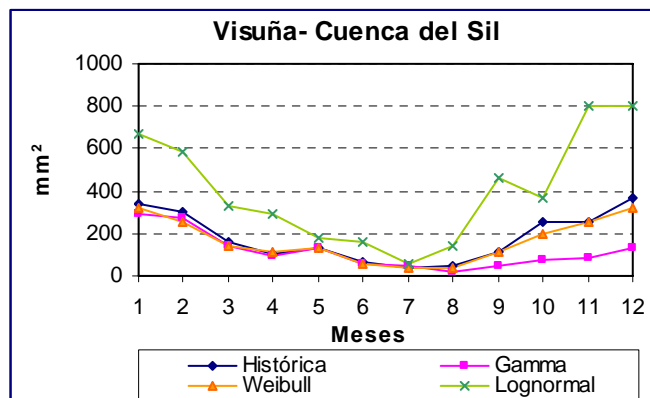
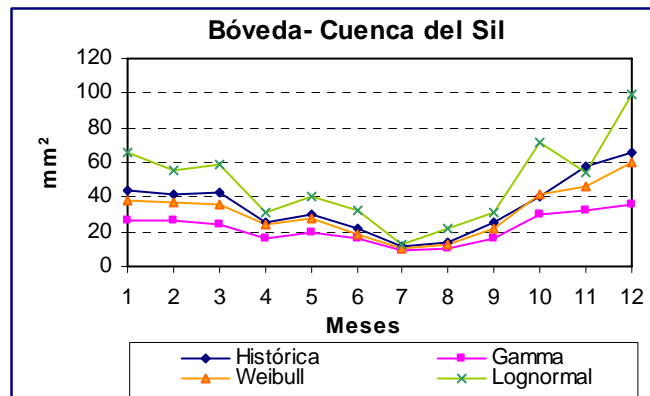


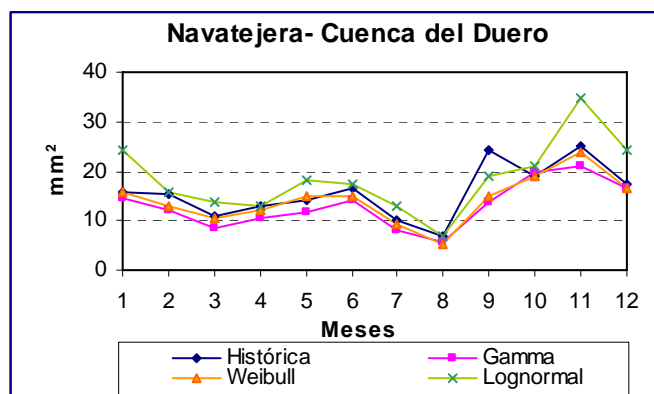
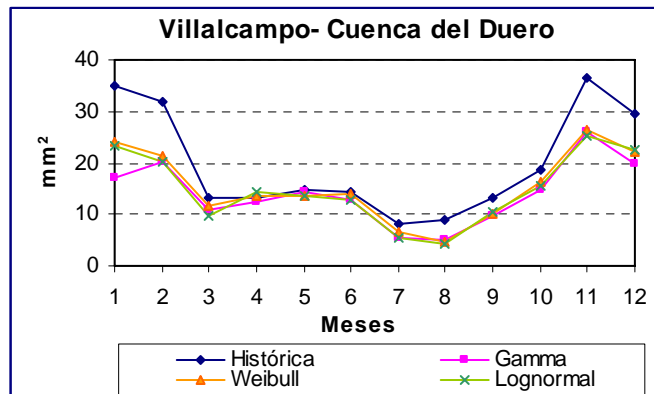
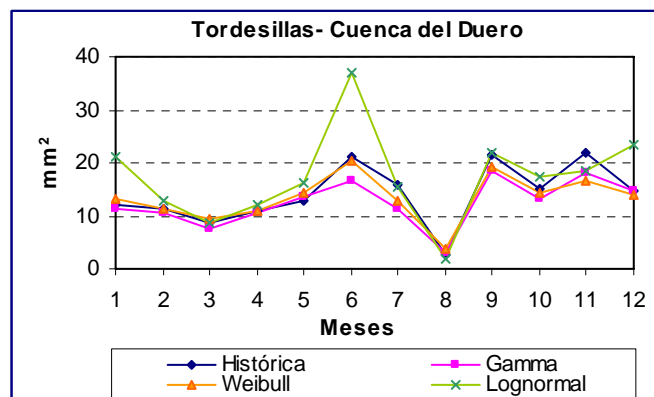
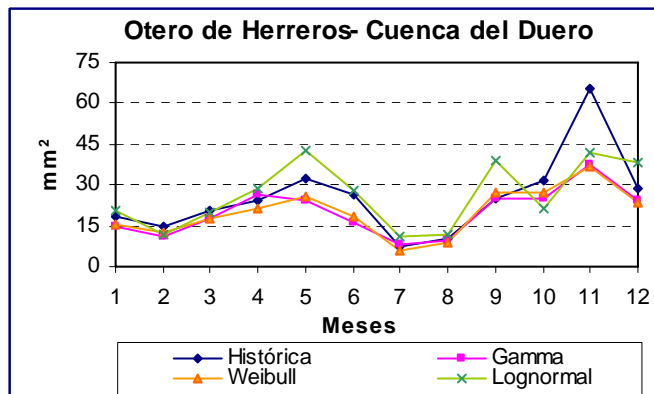


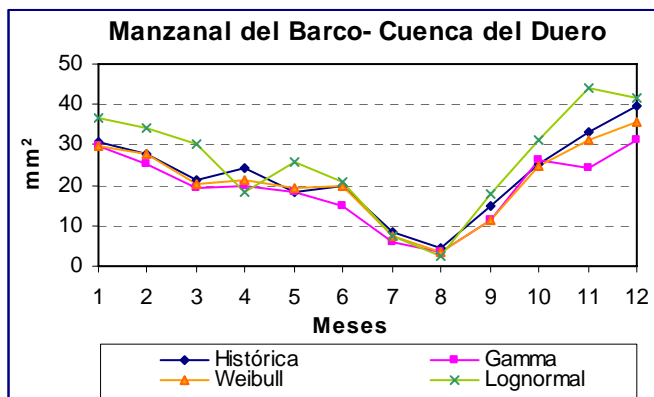
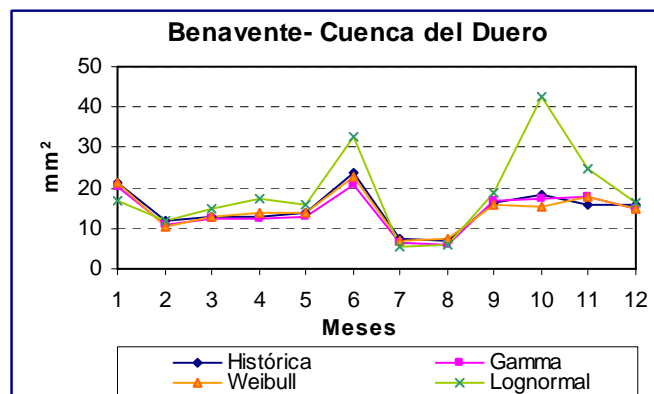
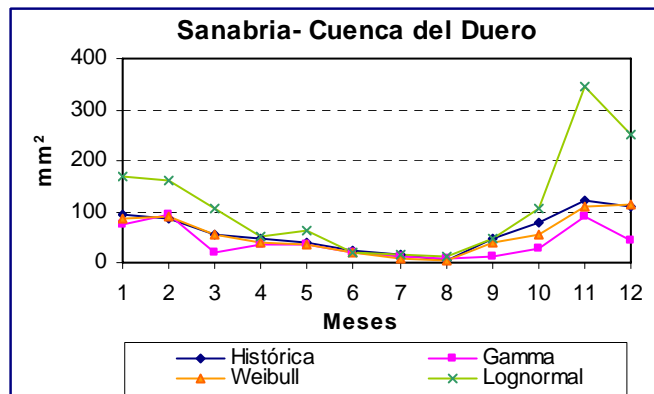
COMPARACIÓN DE VARIANZAS HISTÓRICAS Y SIMULADAS



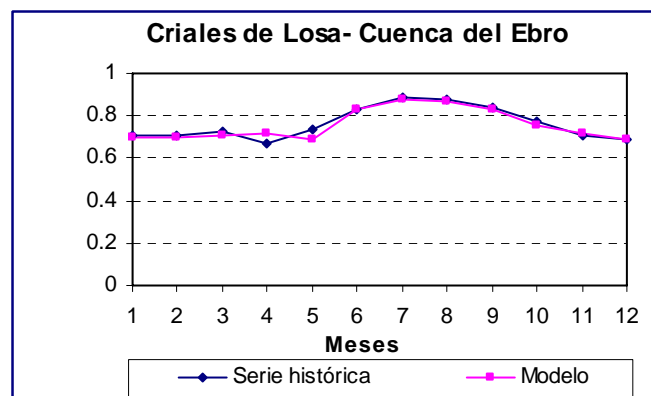
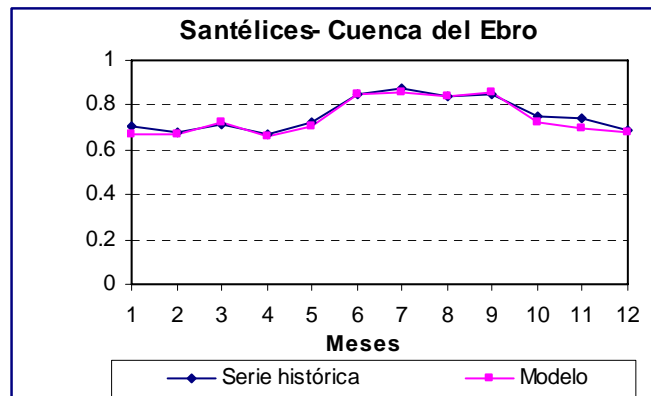
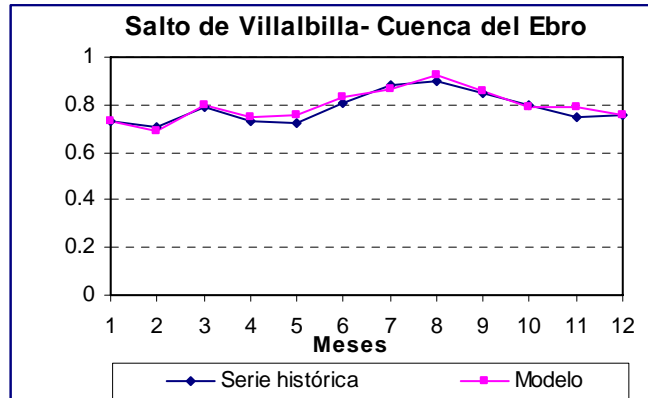


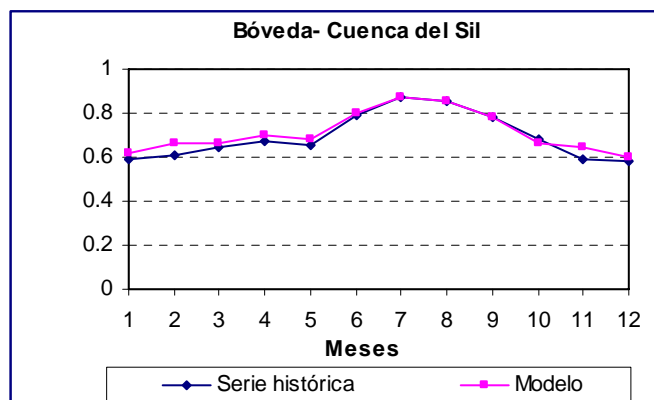
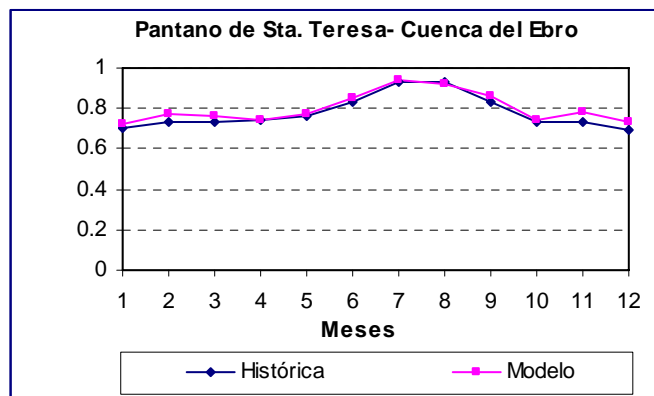
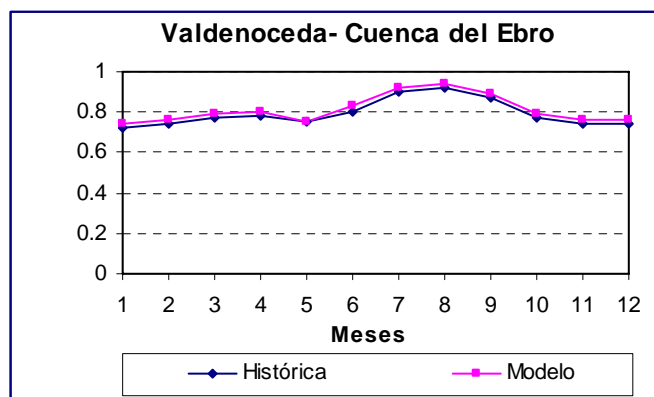
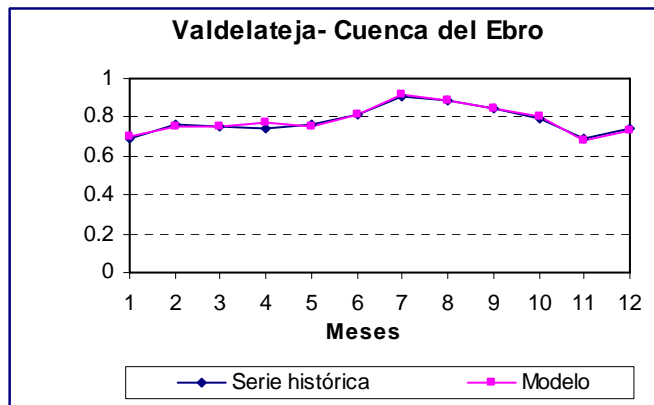


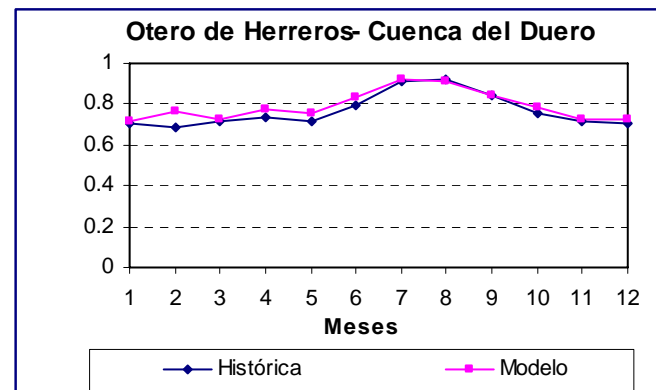
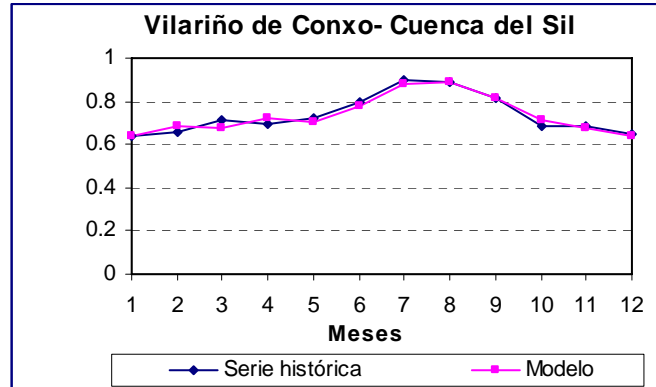
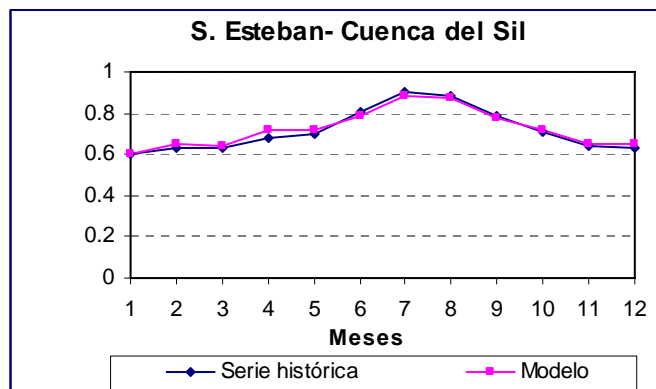
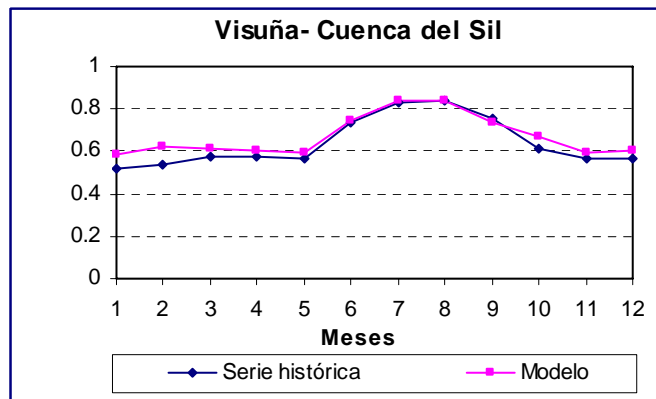


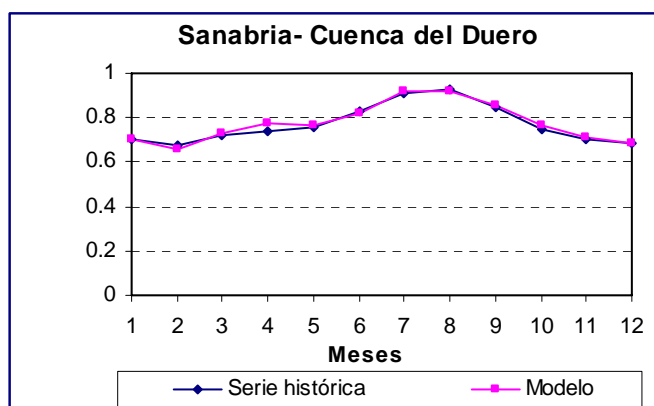
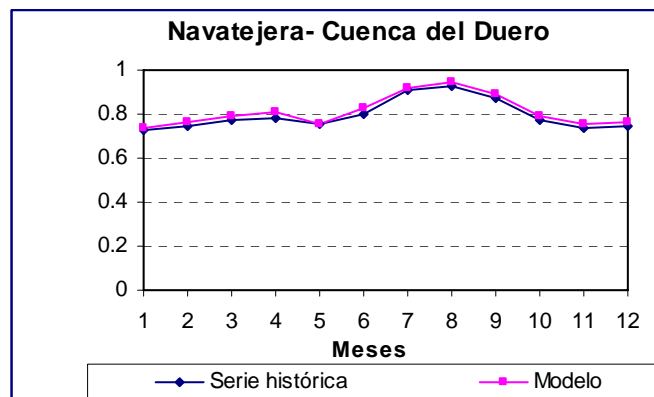
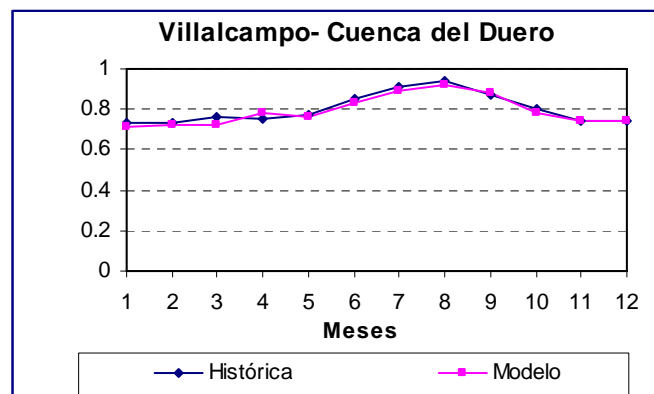
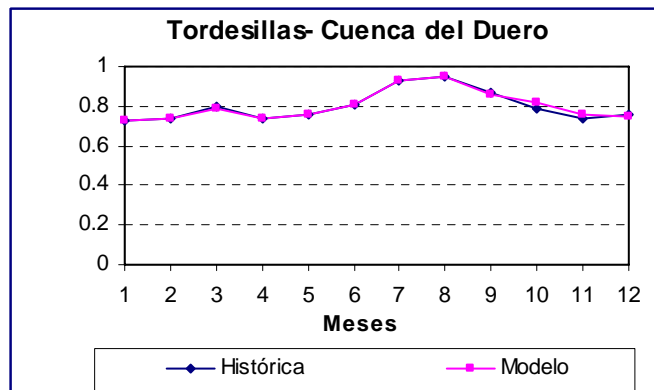


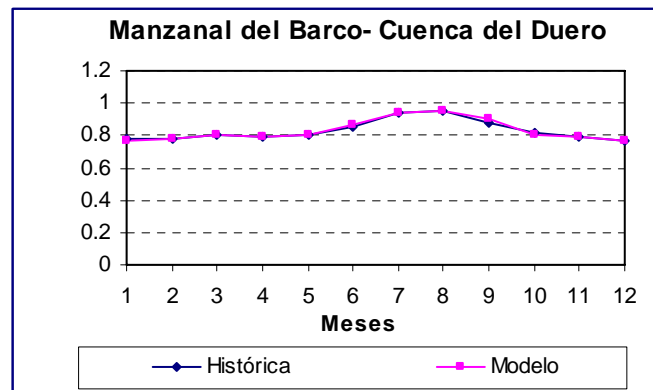
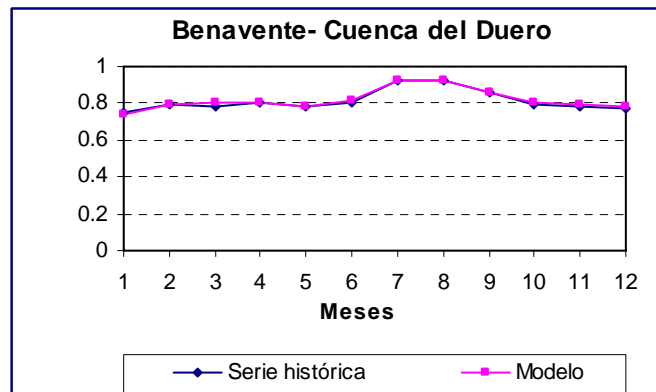
COMPARACIÓN DE LAS PROBABILIDADES DE LLUVIA CERO HISTÓRICAS Y SIMULADAS











Anexo 3

Comparación entre un Modelo Basado en Procesos
de Poisson y un Modelo Markoviano

Distancia estadística. Salto de Villalbilla- Cuenca del Ebro					
Estadístico	Markov Gamma	Markov Weibull	Poisson Gamma	Poisson Lognormal	Poisson Weibull
MEDIA	0.48	0.57	0.56	0.5	.6
VARIANZA	13.6	14.15	11.95	15.13	11.05
COVARIANZA	5.12	4.95	4.97	5.88	4.38
COR. LAG 1	0.16	0.16	0.22	0.34	.2
COR. LAG2	0.18	0.19	0.23	0.17	0.22
COR. LAG3	0.23	0.23	0.19	0.15	0.15
PROB.(0)	0.11	0.12	0.07	0.07	0.07

Distancia estadística. Santélices- Cuenca del Ebro					
Estadístico	Markov Gamma	Markov Weibull	Poisson Gamma	Poisson Lognormal	Poisson Weibull
MEDIA	1.02	0.99	0.73	0.52	0.74
VARIANZA	33.32	27.1	18.21	53.86	20.99
COVARIANZA	37.5	36.54	35.5	37.37	35.37
COR. LAG 1	0.62	0.63	0.65	0.82	0.64
COR. LAG2	0.24	0.25	0.25	0.25	0.27
COR. LAG3	0.17	0.18	0.21	0.21	0.21
PROB.(0)	0.08	0.08	0.07	0.07	0.07

Distancia estadística. Criales de Losa- Cuenca del Ebro					
Estadístico	Markov Gamma	Markov Weibull	Poisson Gamma	Poisson Lognormal	Poisson Weibull
MEDIA	0.74	0.61	0.73	0.82	0.83
VARIANZA	2.52	17.46	15.42	45.99	12.04
COVARIANZA	17.97	17.67	15.91	18.27	16.5
COR. LAG 1	0.37	0.38	0.36	0.55	0.38
COR. LAG2	0.11	0.15	0.21	0.11	0.18
COR. LAG3	0.11	0.10	0.20	0.15	0.17
PROB.(0)	0.09	0.09	0.08	0.08	0.08

Distancia estadística. Valdelateja- Cuenca del Ebro					
Estadístico	Markov Gamma	Markov Weibull	Poisson Gamma	Poisson Lognormal	Poisson Weibull
MEDIA	0.78	0.72	0.42	0.46	0.48
VARIANZA	23.98	19.07	17.18	37.19	14.78
COVARIANZA	10.09	9.49	10.68	10.94	9.96
COR. LAG 1	0.29	0.28	0.31	0.38	0.39
COR. LAG2	0.2	0.20	0.22	0.17	0.22
COR. LAG3	0.16	0.16	0.23	0.19	0.18
PROB.(0)	0.09	0.09	0.04	0.04	0.04

Distancia estadística. Valdenoceda- Cuenca del Ebro					
Estadístico	Markov Gamma	Markov Weibull	Poisson Gamma	Poisson Lognormal	Poisson Weibull
MEDIA	0.53	0.63	0.88	0.42	0.81
VARIANZA	29.66	35.19	16.67	27.97	10.76
COVARIANZA	30.76	31.26	33.21	29.41	31.59
COR. LAG 1	0.48	0.59	0.56	0.57	0.52
COR. LAG2	0.15	0.21	0.24	0.14	0.20
COR. LAG3	0.14	0.12	0.17	0.16	0.21
PROB.(0)	0.07	0.06	0.04	0.04	0.04

Distancia estadística. Bóveda- Cuenca del Sil					
Estadístico	Markov Gamma	Markov Weibull	Poisson Gamma	Poisson Lognormal	Poisson Weibull
MEDIA	0.98	1.03	0.66	0.75	0.64
VARIANZA	26.42	24.12	23.22	57.69	18.02
COVARIANZA	23.23	23.31	24.62	22.91	22.90
COR. LAG 1	0.45	0.44	0.50	0.70	0.50
COR. LAG2	0.29	0.27	0.14	0.24	0.11
COR. LAG3	0.23	0.24	0.11	0.15	0.10
PROB.(0)	0.12	0.13	0.10	0.10	0.10

Distancia estadística. Visuña- Cuenca del Sil					
Estadístico	Markov Gamma	Markov Weibull	Poisson Gamma	Poisson Lognormal	Poisson Weibull
MEDIA	2.92	3.09	3.32	3.07	3.30
VARIANZA	34.86	48.35	35.55	94.51	54.44
COVARIANZA	20.70	20.89	22.56	25.23	22.23
COR. LAG 1	0.65	0.82	0.68	0.60	0.87
COR. LAG2	0.48	0.60	0.43	0.43	0.45
COR. LAG3	0.40	0.48	0.37	0.14	0.31
PROB.(0)	0.12	0.15	0.14	0.14	0.14

Distancia estadística. S. Esteban- Cuenca del Sil					
Estadístico	Markov Gamma	Markov Weibull	Poisson Gamma	Poisson Lognormal	Poisson Weibull
MEDIA	1.52	1.57	0.90	1.13	0.49
VARIANZA	40.66	38.07	38.63	41.45	22.465
COVARIANZA	72.38	75.37	72.65	73.55	70.30
COR. LAG 1	0.45	0.60	0.45	0.88	0.63
COR. LAG2	0.35	0.45	0.35	0.46	0.27
COR. LAG3	0.36	0.43	0.26	0.37	0.27
PROB.(0)	0.11	0.12	0.06	0.06	0.06

Distancia estadística. Vilariño de Conxo- Cuenca del Sil					
Estadístico	Markov Gamma	Markov Weibull	Poisson Gamma	Poisson Lognormal	Poisson Weibull
MEDIA	1.78	1.93	0.99	1.52	0.82
VARIANZA	97.19	67.99	93.17	91.68	57.26
COVARIANZA	46.48	81	80.71	76.28	76.26
COR. LAG 1	0.51	0.63	0.54	0.88	0.66
COR. LAG2	0.48	0.53	0.45	0.55	0.40
COR. LAG3	0.40	0.47	0.32	0.41	0.33
PROB.(0)	0.05	0.06	0.07	0.07	0.07

Distancia estadística. Navatejera- Cuenca del Duero					
Estadístico	Markov Gamma	Markov Weibull	Poisson Gamma	Poisson Lognormal	Poisson Weibull
MEDIA	0.58	2.13	0.25	0.26	0.37
VARIANZA	15.88	61.39	12.76	16.76	9.68
COVARIANZA	4.69	11.73	3.36	3.33	2.96
COR. LAG 1	0.19	0.49	0.14	0.30	0.16
COR. LAG2	0.23	0.44	0.18	0.16	0.13
COR. LAG3	0.25	0.32	0.15	0.18	0.14
PROB.(0)	0.14	0.40	0.07	0.07	0.07

Distancia estadística. Pantano de Santa Teresa- Cuenca del Duero					
Estadístico	Markov Gamma	Markov Weibull	Poisson Gamma	Poisson Lognormal	Poisson Weibull
MEDIA	0.71	0.61	0.30	0.27	0.40
VARIANZA	18.73	14.98	17.02	28.08	12.60
COVARIANZA	9.94	9.04	8.01	8.16	8.76
COR. LAG 1	0.32	0.31	0.27	0.43	0.31
COR. LAG2	0.21	0.20	0.27	0.15	0.23
COR. LAG3	0.23	0.24	0.15	0.17	0.17
PROB.(0)	0.15	0.15	0.09	0.09	0.09

Distancia estadística. Otero de Herreros- Cuenca del Duero					
Estadístico	Markov Gamma	Markov Weibull	Poisson Gamma	Poisson Lognormal	Poisson Weibull
MEDIA	0.61	0.47	0.57	0.56	0.51
VARIANZA	38.71	30	32.76	33.80	32.32
COVARIANZA	5.06	5.02	5.00	5.91	5.07
COR. LAG 1	0.14	0.14	0.18	0.24	0.15
COR. LAG2	0.13	0.17	0.28	0.18	0.28
COR. LAG3	0.16	0.17	0.16	0.13	0.11
PROB.(0)	0.12	0.13	0.11	0.11	0.11

Distancia estadística. Salto de Tordesillas- Cuenca del Duero					
Estadístico	Markov Gamma	Markov Weibull	Poisson Gamma	Poisson Lognormal	Poisson Weibull
MEDIA	0.57	0.52	0.29	0.43	0.43
VARIANZA	10.9	11049	8.59	20.98	6.95
COVARIANZA	5.39	5.29	4.93	5.52	4.66
COR. LAG 1	0.26	0.24	0.25	0.38	0.24
COR. LAG2	0.13	0.16	0.15	0.16	0.15
COR. LAG3	0.16	0.21	0.13	0.15	0.12
PROB.(0)	0.1	0.11	0.04	0.04	0.04

Distancia estadística. Villalcampo- Cuenca del Duero					
Estadístico	Markov Gamma	Markov Weibull	Poisson Gamma	Poisson Lognormal	Poisson Weibull
MEDIA	0.56	0.55	0.58	0.55	0.81
VARIANZA	12.84	10.55	7.17	22.66	3.28
COVARIANZA	7.12	6.91	5.80	6.01	5.09
COR. LAG 1	0.23	0.27	0.26	0.41	0.26
COR. LAG2	0.28	0.25	0.16	0.21	0.15
COR. LAG3	0.30	0.30	0.20	0.23	0.20
PROB.(0)	0.10	0.11	0.07	0.07	0.07

Distancia estadística. Manzanal del Barco- Cuenca del Duero					
Estadístico	Markov Gamma	Markov Weibull	Poisson Gamma	Poisson Lognormal	Poisson Weibull
MEDIA	0.68	0.56	0.46	0.33	0.45
VARIANZA	19.54	13.1	15.07	20.21	6.38
COVARIANZA	10.56	10.54	9.55	10.25	8.82
COR. LAG 1	0.25	0.28	0.24	0.40	0.24
COR. LAG2	0.25	0.29	0.17	0.19	0.13
COR. LAG3	0.27	0.31	0.16	0.20	0.18
PROB.(0)	0.07	0.08	0.03	0.03	0.03

Distancia estadística. Sanabria- Cuenca del Duero					
Estadístico	Markov Gamma	Markov Weibull	Poisson Gamma	Poisson Lognormal	Poisson Weibull
MEDIA	1.13	1.1	0.79	1.22	1.22
VARIANZA	100.98	32.32	103.53	93.3	93.3
COVARIANZA	46.64	45.96	48.77	32.62	32.62
COR. LAG 1	0.43	0.48	0.41	0.73	0.73
COR. LAG2	0.34	0.37	0.30	0.45	0.45
COR. LAG3	0.35	0.35	0.28	0.31	0.31
PROB.(0)	0.11	0.11	0.05	0.05	0.05

Distancia estadística. Benavente- Cuenca del Duero					
Estadístico	Markov Gamma	Markov Weibull	Poisson Gamma	Poisson Lognormal	Poisson Weibull
MEDIA	0.46	0.46	0.56	0.30	0.64
VARIANZA	11.10	6.62	4.59	28.67	4.31
COVARIANZA	3.91	4.17	3.48	4.16	2.55
COR. LAG 1	0.18	0.30	0.22	0.31	0.16
COR. LAG2	0.13	0.17	0.20	0.14	0.20
COR. LAG3	0.25	0.26	0.14	0.18	0.15
PROB.(0)	0.09	0.08	0.03	0.03	0.03

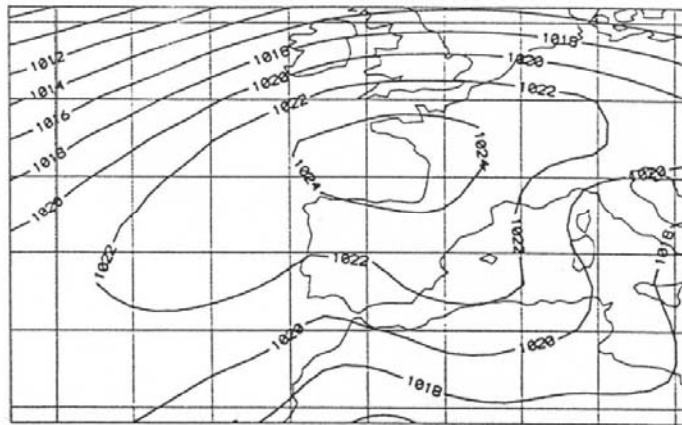
Anexo 4

Patrones Sinópticos

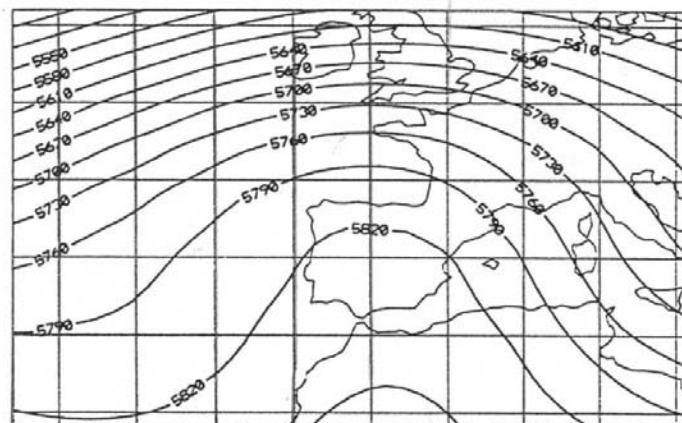
PATRÓN SINÓPTICO N° 1



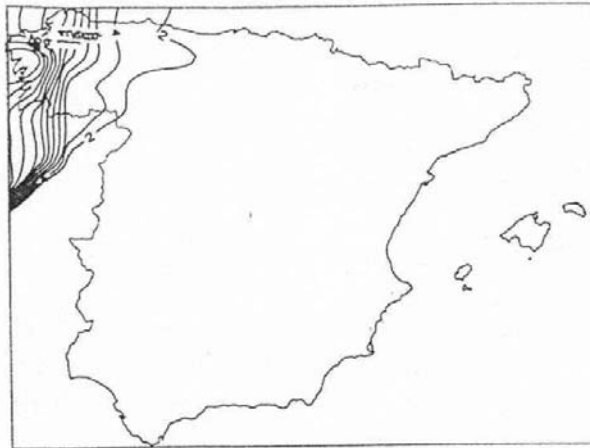
PRESION A NIVEL DEL MAR



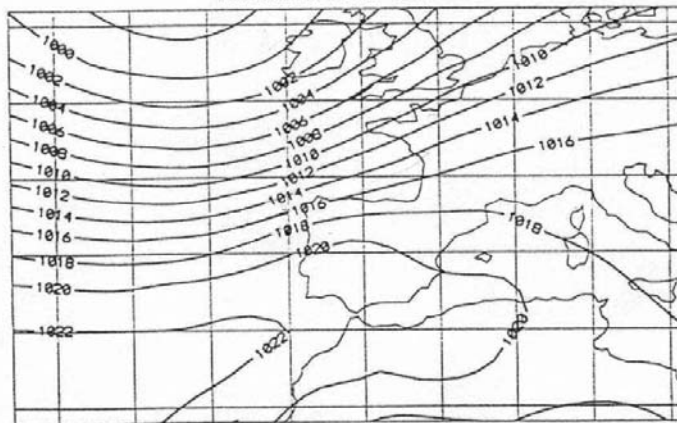
GEOFOTENCIAL 500mb



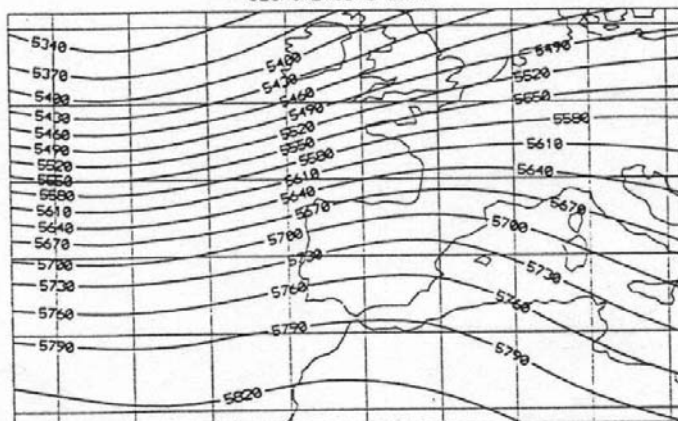
PATRÓN SINÓPTICO N° 2



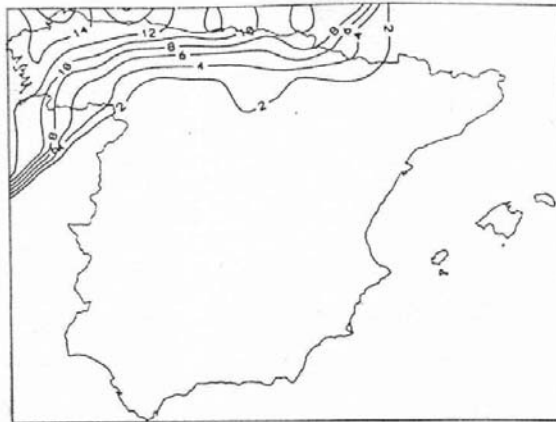
PRESION A NIVEL DEL MAR



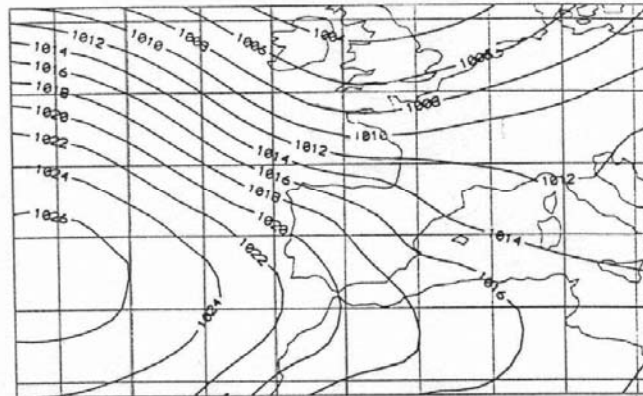
GEOPOTENCIAL 500mb



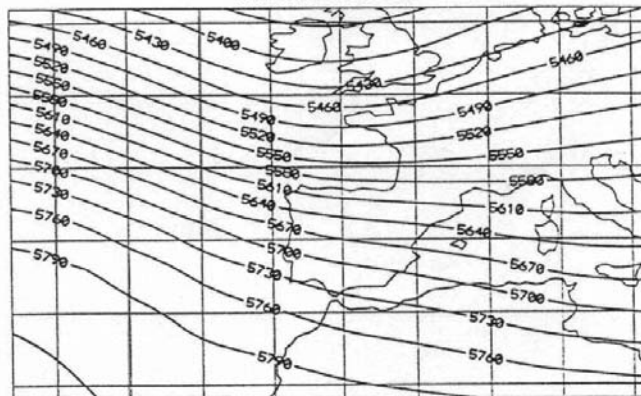
PATRÓN SINÓPTICO Nº 3



PRESION A NIVEL DEL MAR



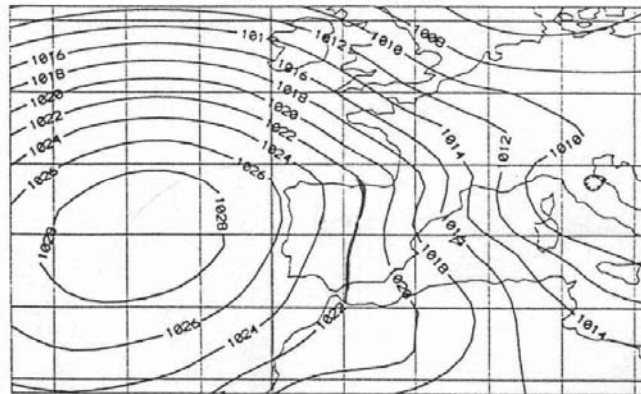
GEPOTENCIAL 500mb



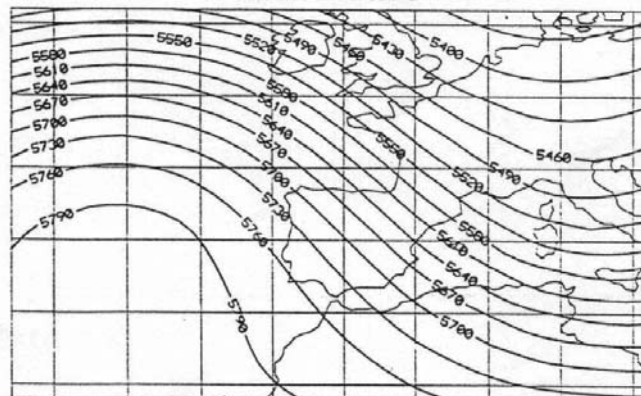
PATRÓN SINÓPTICO N° 4



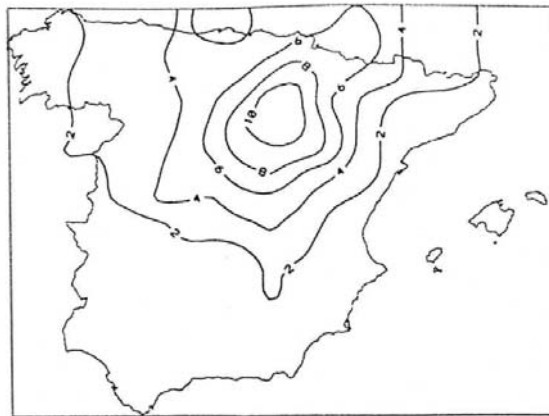
PRESION A NIVEL DEL MAR



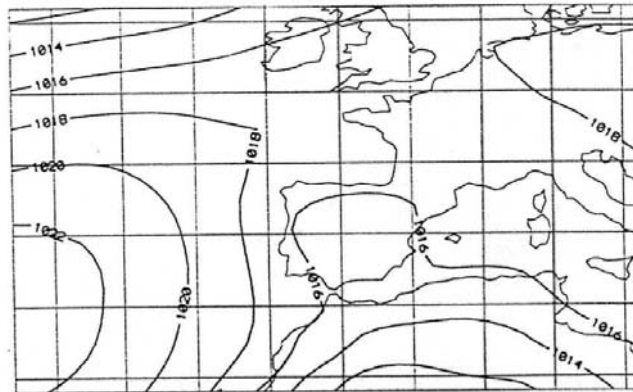
GEPOTENCIAL 500mb



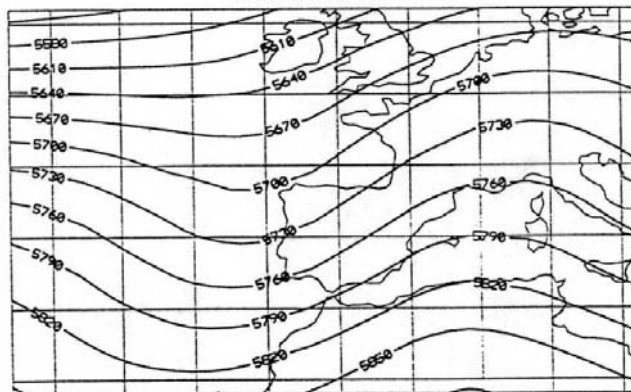
PATRÓN SINÓPTICO N° 5



PRESION A NIVEL DEL MAR



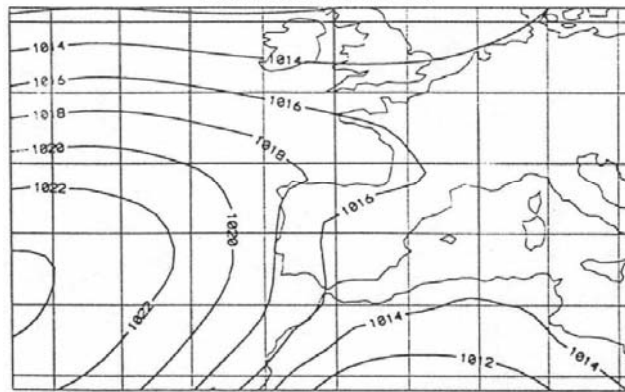
GEOPOTENCIAL 500mb



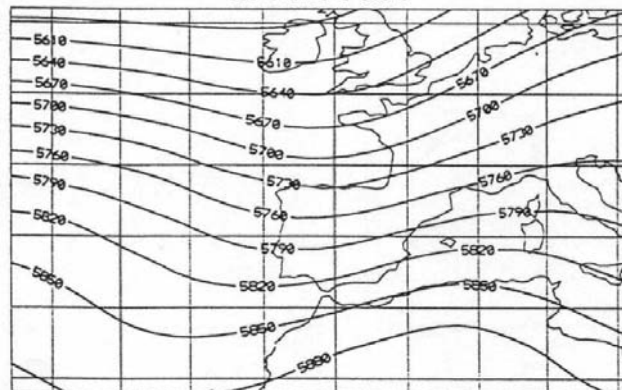
PATRÓN SINÓPTICO Nº 6



PRESION A NIVEL DEL MAR



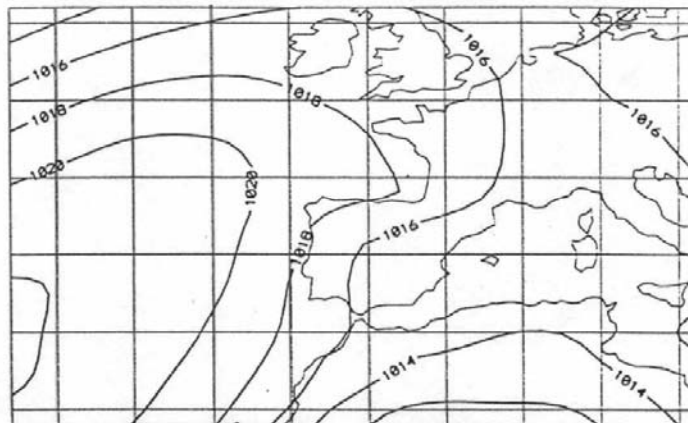
GEOPOTENCIAL 500mb



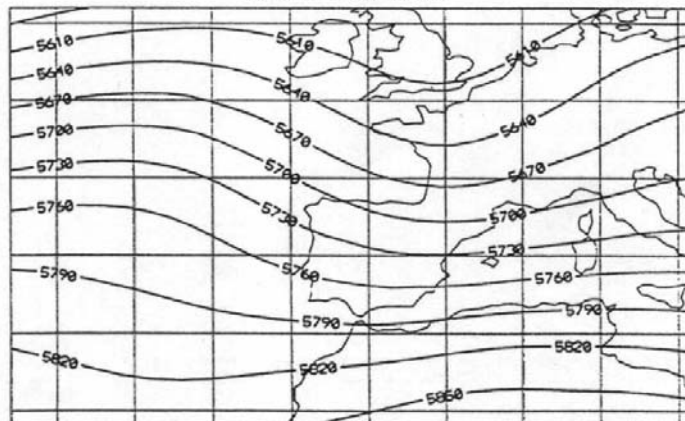
PATRÓN SINÓPTICO N° 7



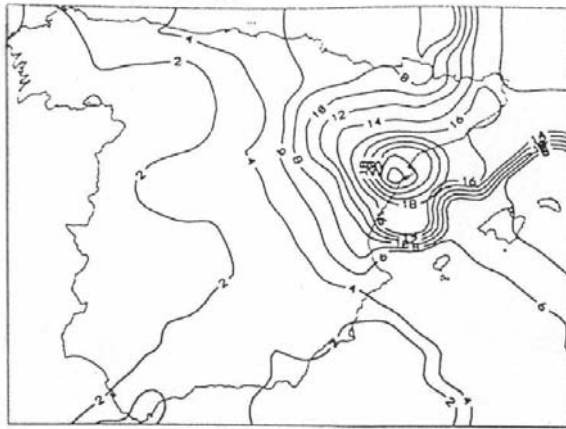
PRESION A NIVEL DEL MAR



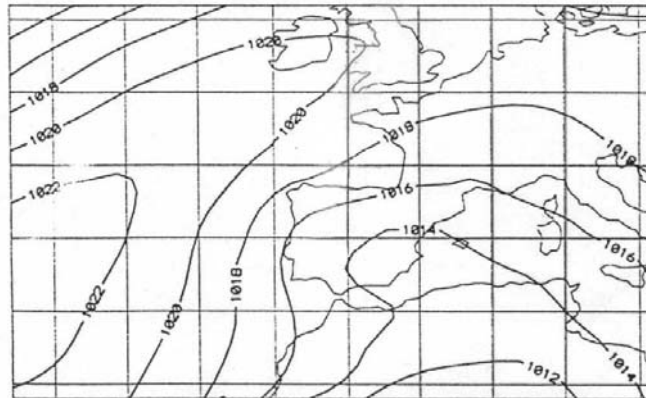
GEOPOTENCIAL 500mb



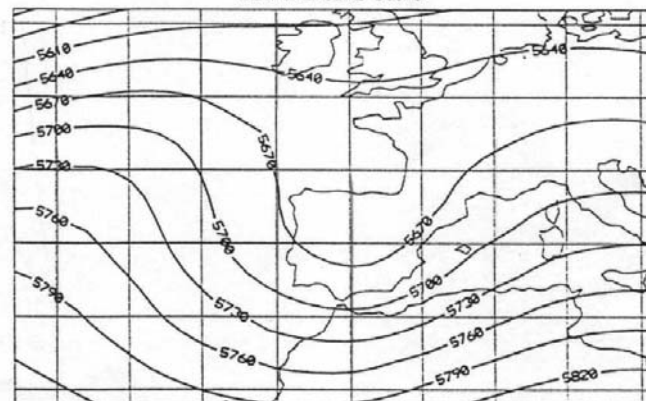
PATRÓN SINÓPTICO N° 8



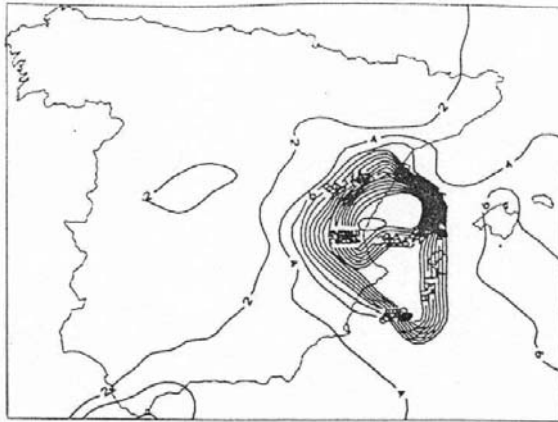
PRESION A NIVEL DEL MAR



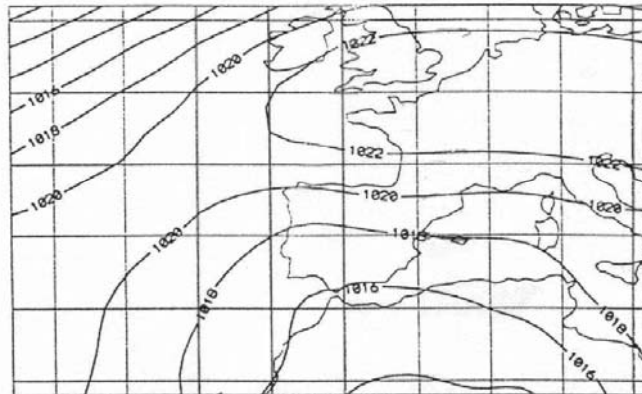
GEPOTENCIAL 500mb



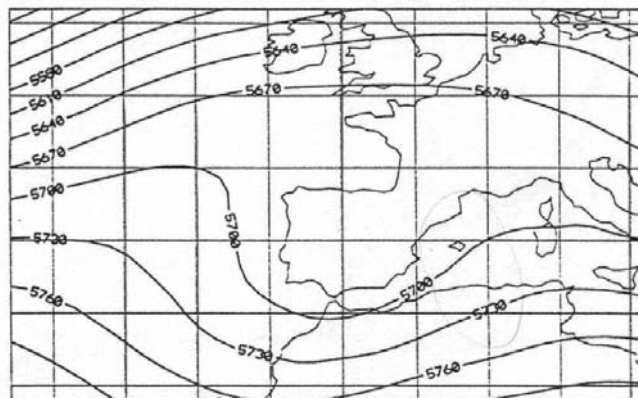
PATRÓN SINÓPTICO Nº 9



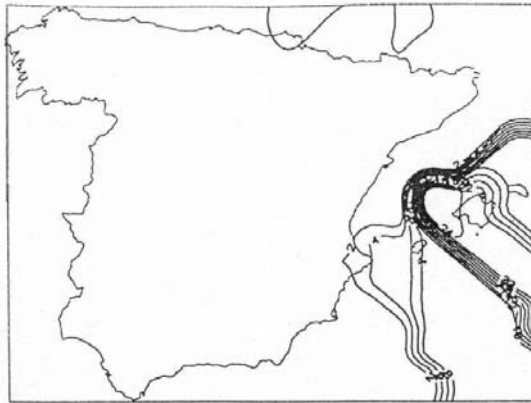
PRESION A NIVEL DEL MAR



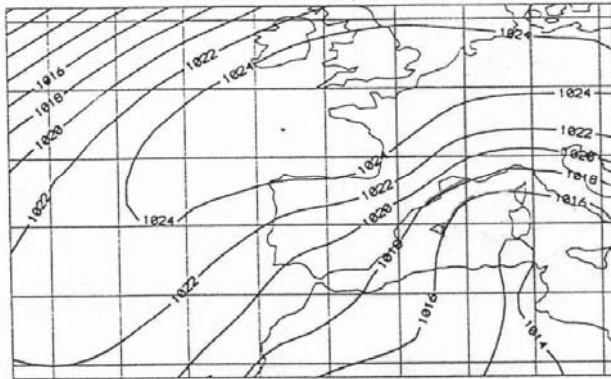
GEOPOTENCIAL 500mb



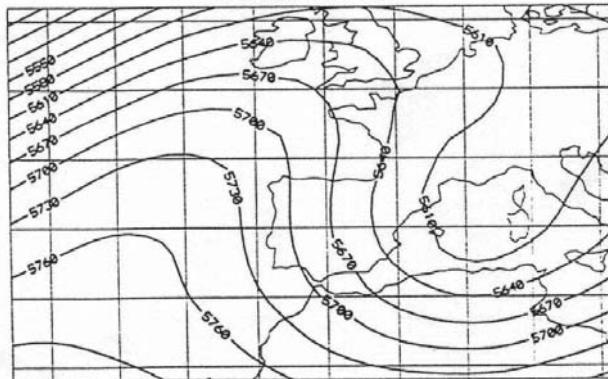
PATRÓN SINÓPTICO N° 10



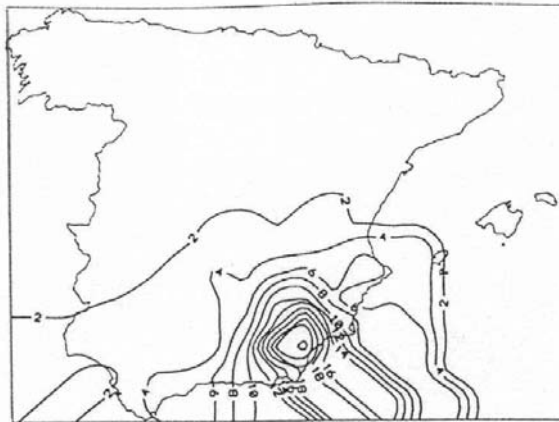
PRESION A NIVEL DEL MAR



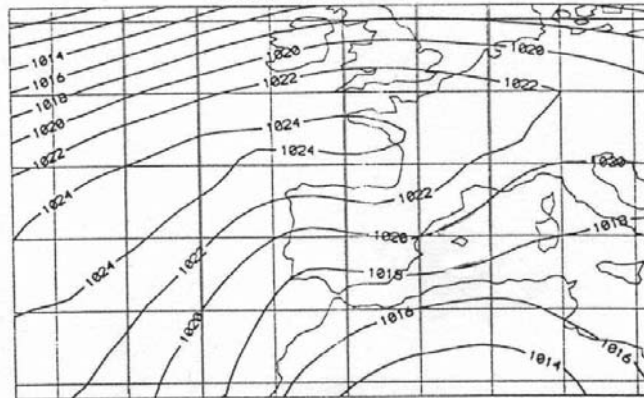
GECOTENCIAL 500mb



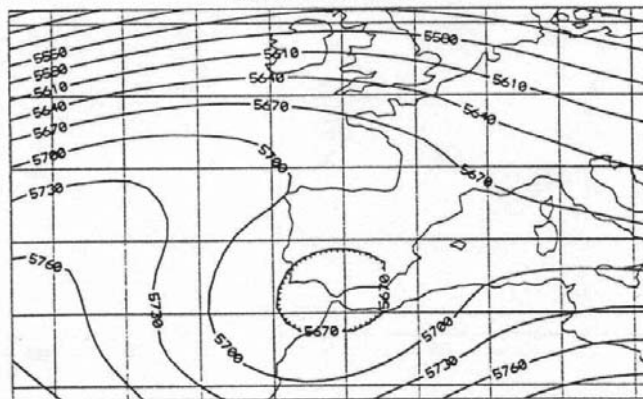
PATRÓN SINÓPTICO N° 11



PRESION A NIVEL DEL MAR



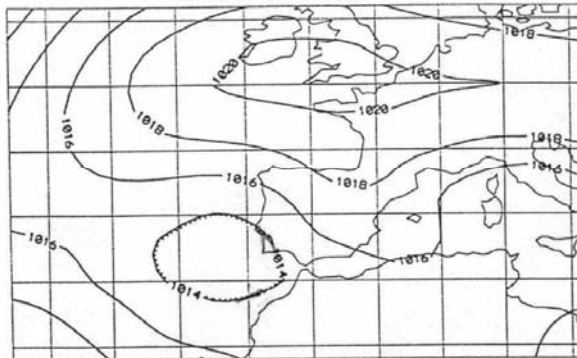
GEOFOTENCIAL 500mb



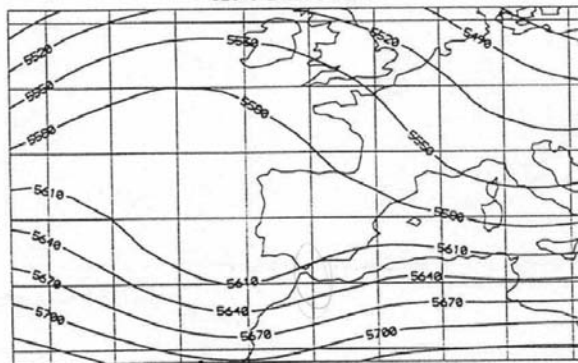
PATRÓN SINÓPTICO Nº 12



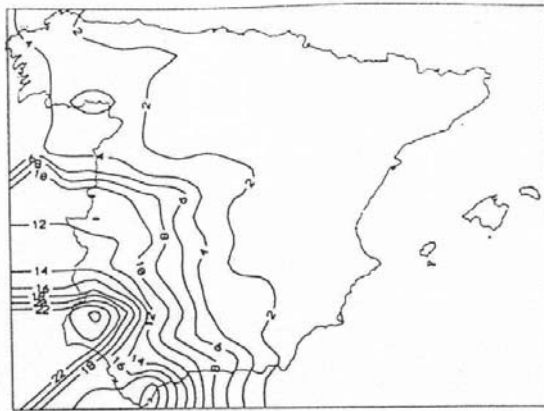
PRESION A NIVEL DEL MAR



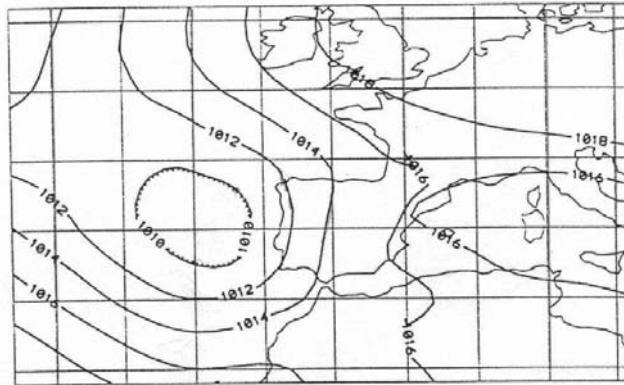
GEOPOTENCIAL 500mb



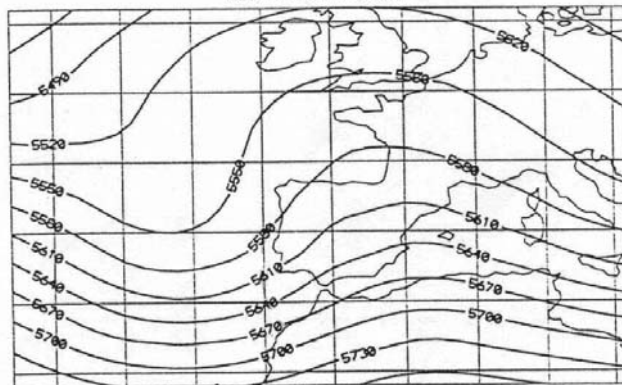
PATRÓN SINÓPTICO Nº 13



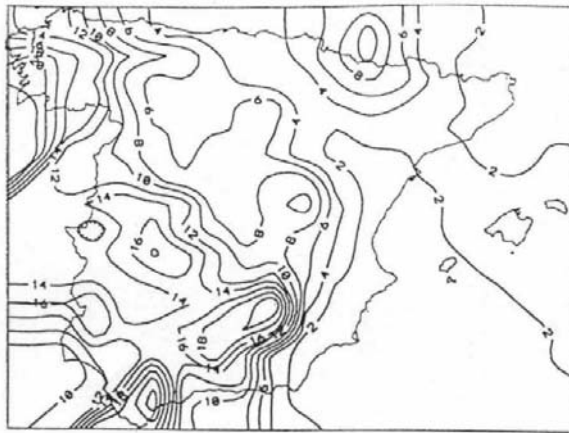
PRESION A NIVEL DEL MAR



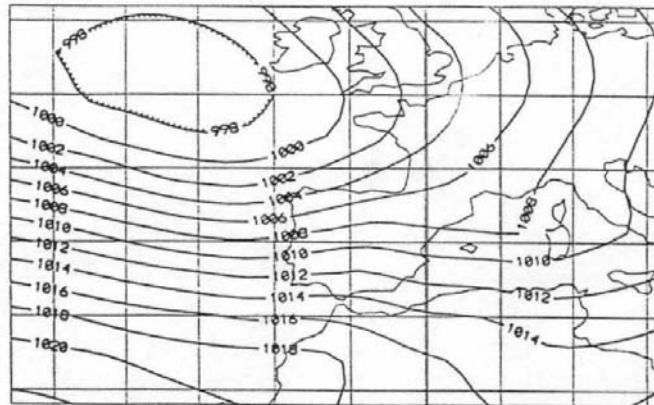
GEOPOTENCIAL 500mb



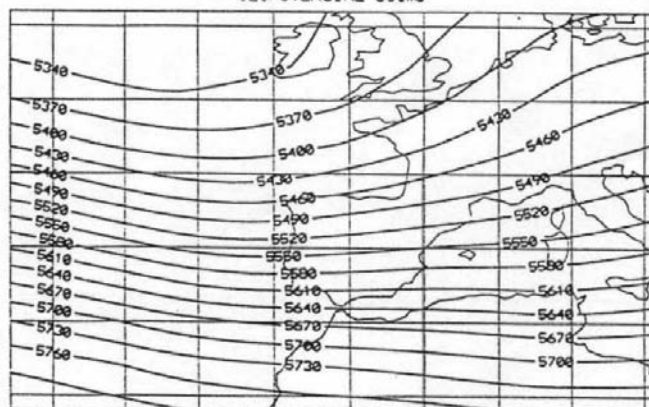
PATRÓN SINÓPTICO N° 14



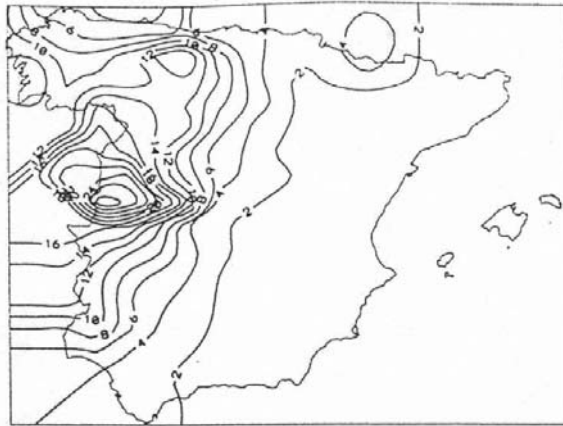
PRESION A NIVEL DEL MAR



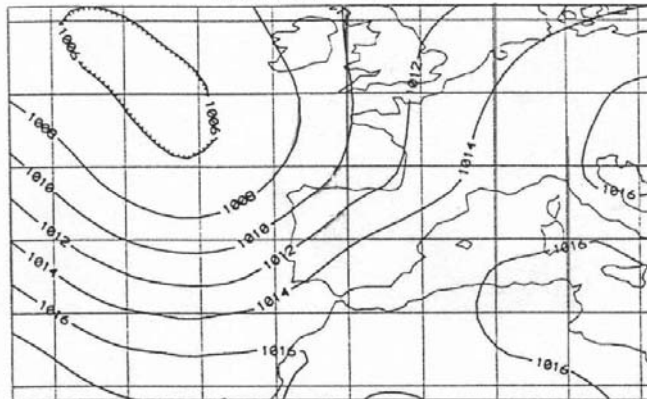
GEOPOTENCIAL 500mb



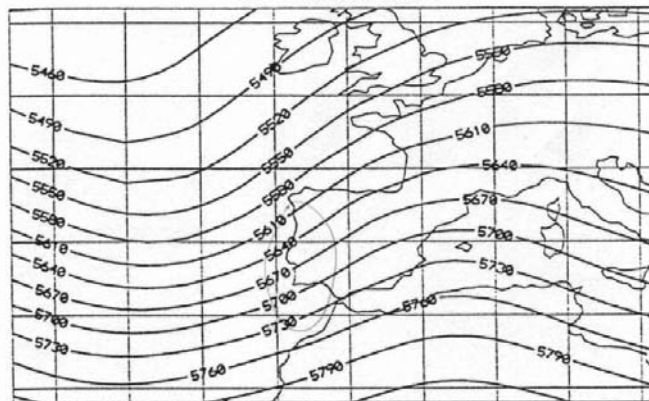
PATRÓN SINÓPTICO Nº 15



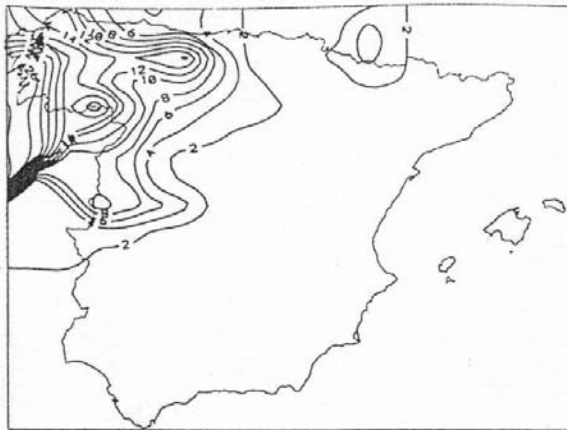
PRESION A NIVEL DEL MAR



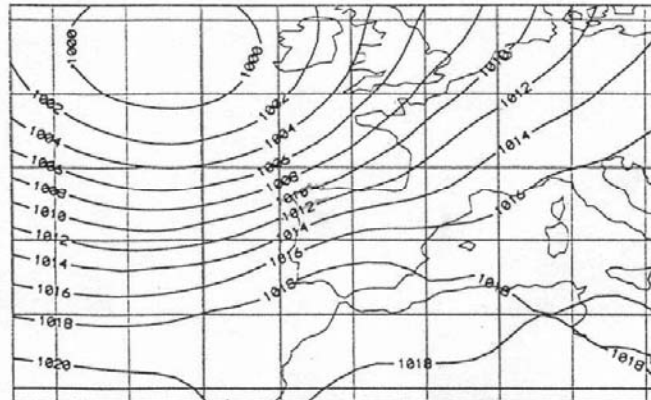
GEOPOTENCIAL 500mb



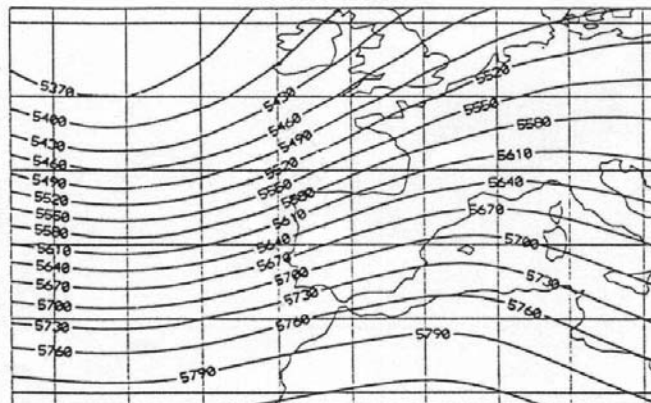
PATRÓN SINÓPTICO Nº 16



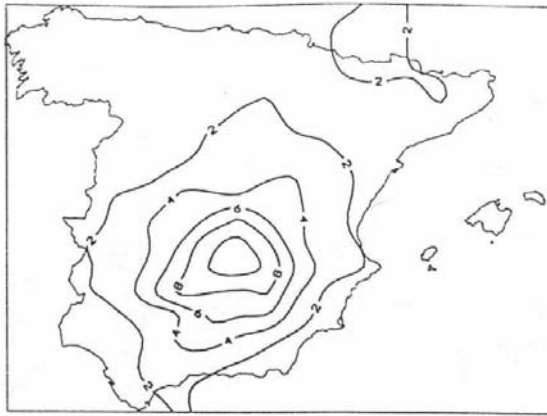
PRESION A NIVEL DEL MAR



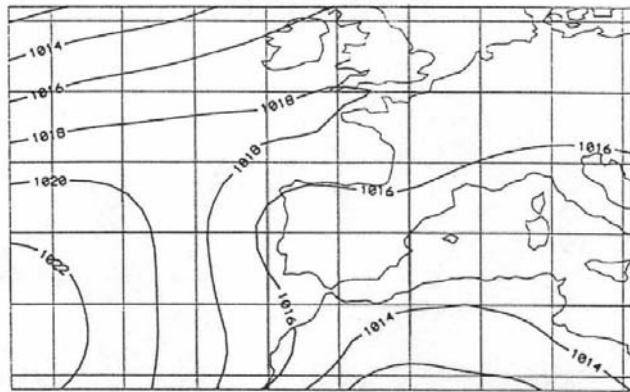
GEOPOTENCIAL 500mb



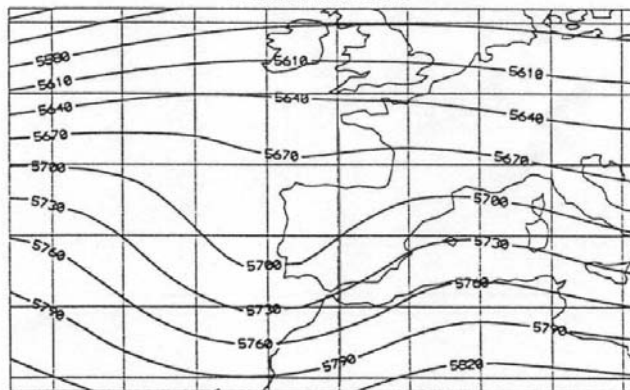
PATRÓN SINÓPTICO N° 17



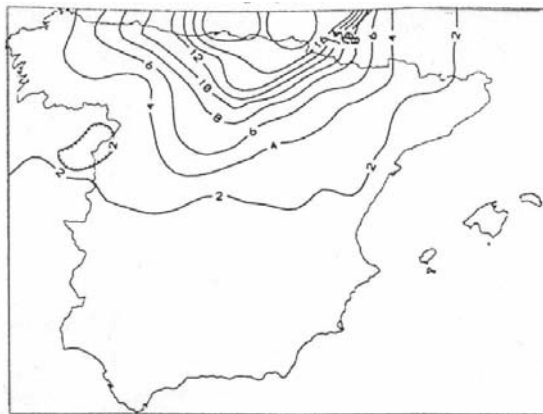
PRESION A NIVEL DEL MAR



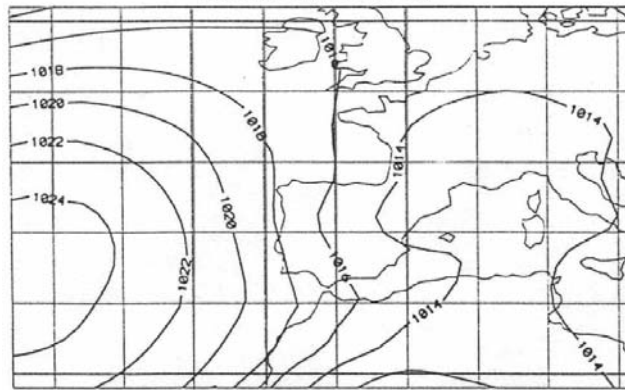
GEOFOTENCIAL 500mb



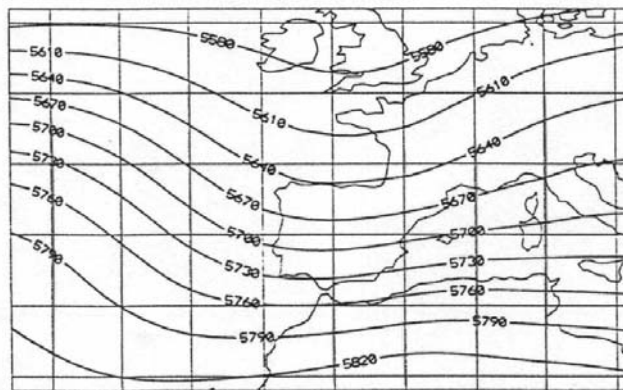
PATRÓN SINÓPTICO N° 18



PRESION A NIVEL DEL MAR



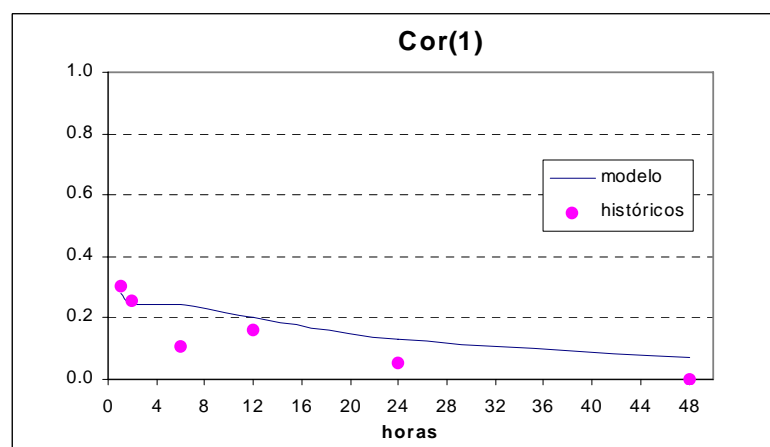
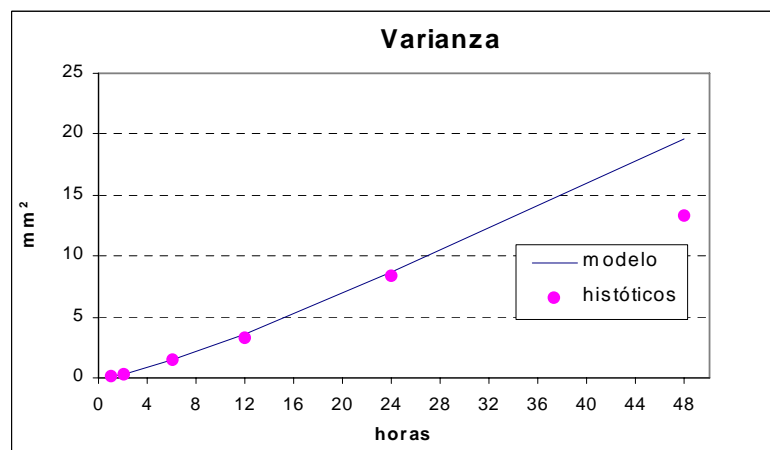
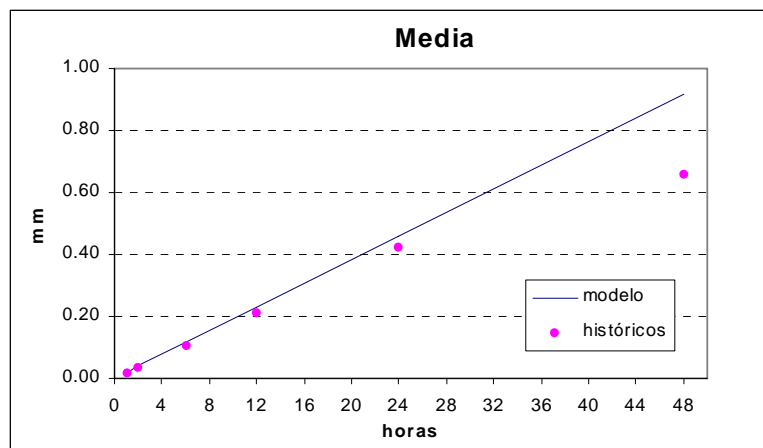
GEOPOTENCIAL 500mb

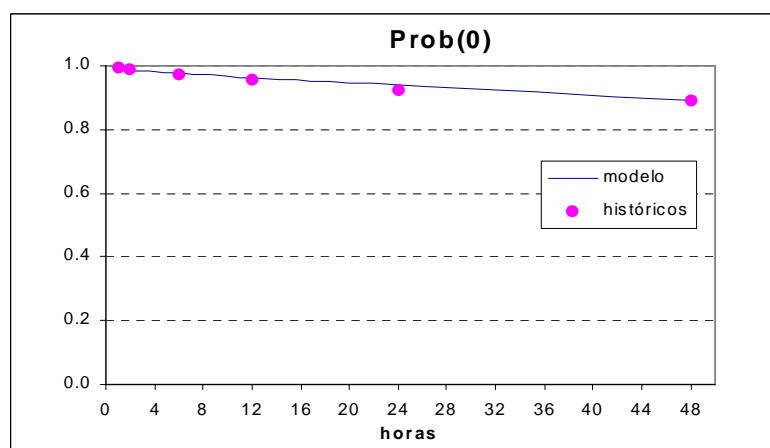
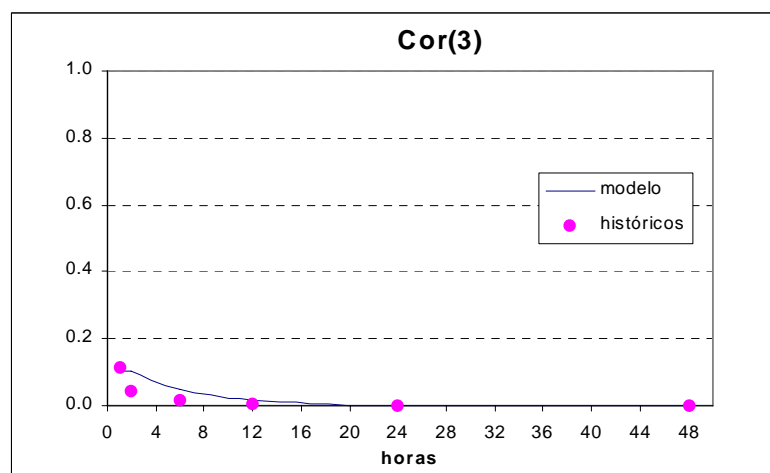
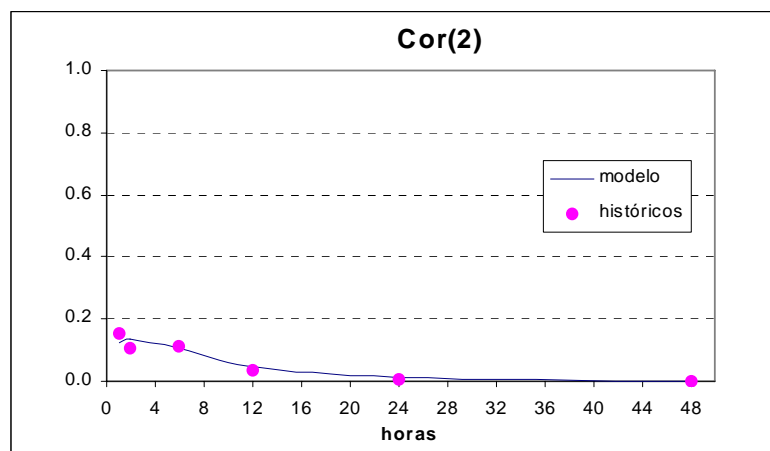


Anexo 5

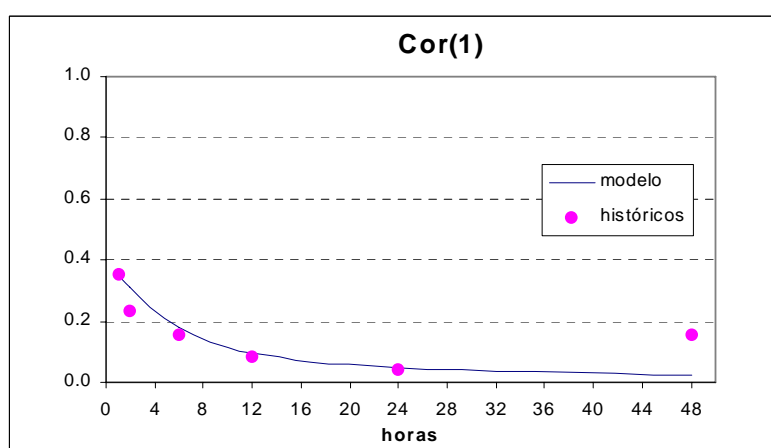
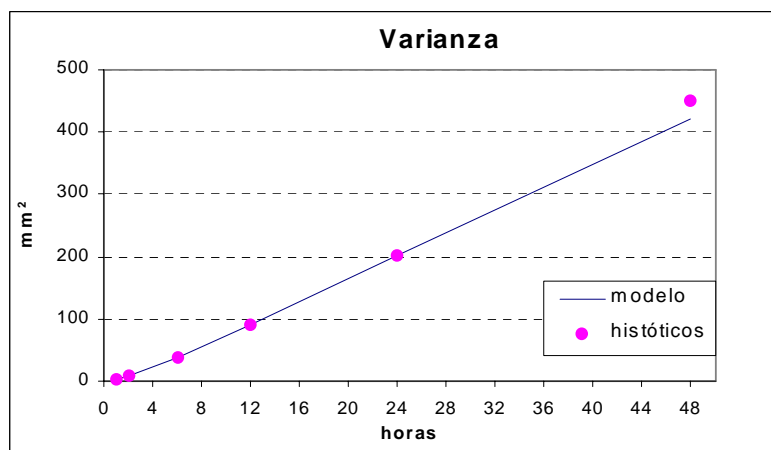
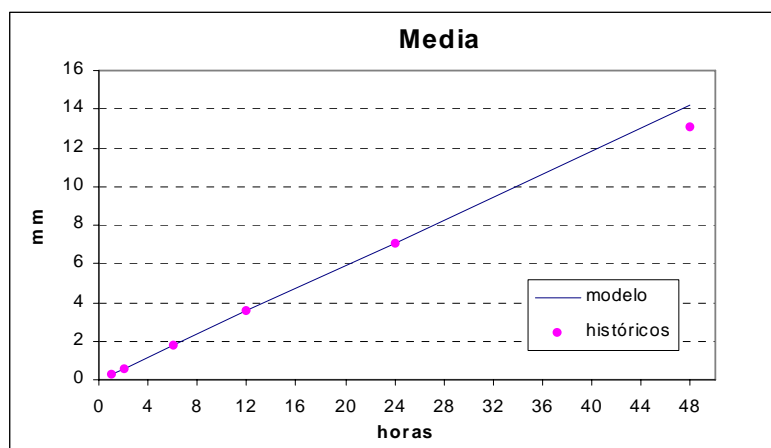
Comparación de Estadísticos Históricos y Teóricos Según el Modelo Híbrido de Bartlett- Lewis

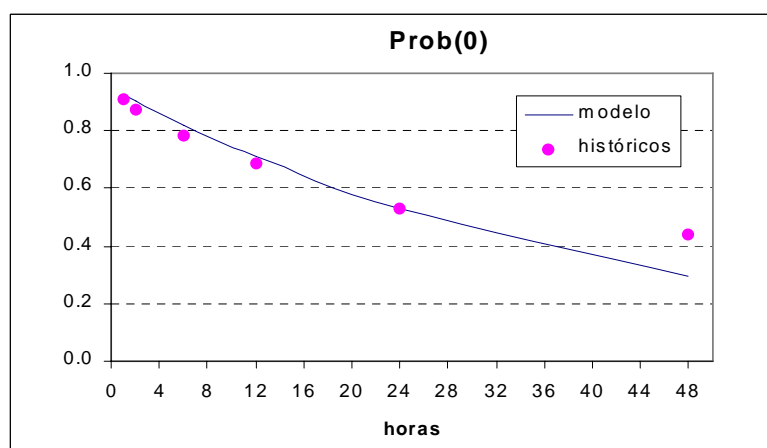
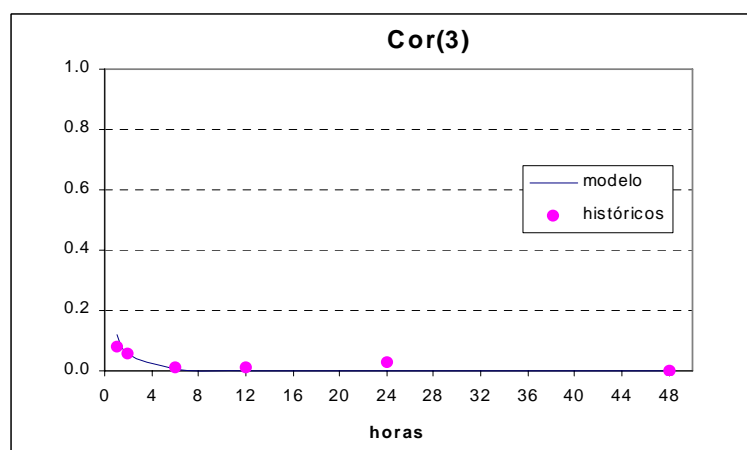
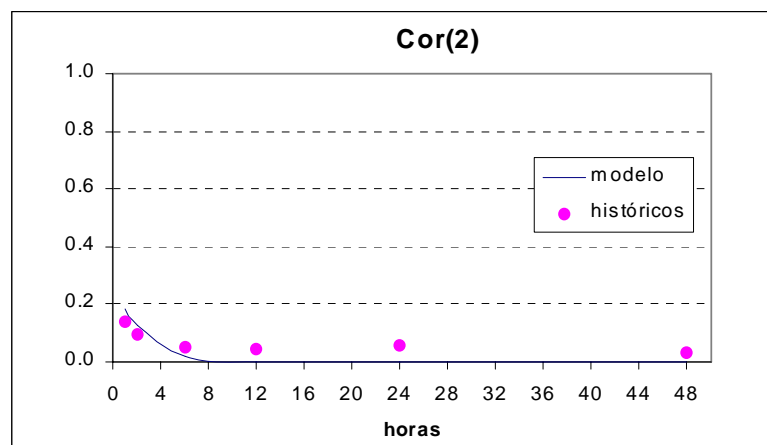
Cluster menos lluvioso





Cluster más lluvioso





Anexo 6

Implementaciones Informáticas

1 IMPLEMENTACIÓN INFORMÁTICA DEL CAPÍTULO 3

Todo el *software* necesario para este capítulo ha sido desarrollado en el lenguaje informático FORTRAN 90.

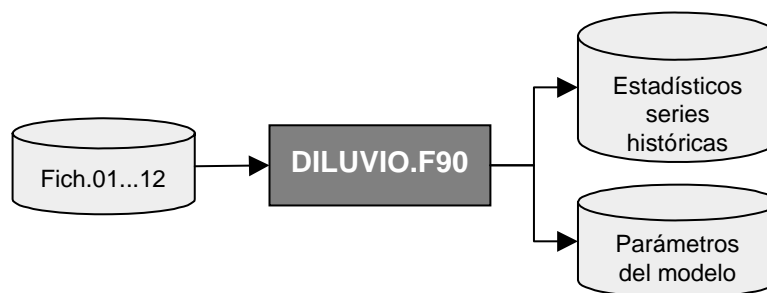
A continuación se explican todas las etapas por las que pasó el desarrollo de los programas necesarios para la aplicación del modelo formulado en este capítulo:

1.1 DIVISIÓN DE LAS SERIES DE DATOS HISTÓRICOS EN MESES



Las series de datos históricos de precipitación diaria representan la entrada del sistema informático. El programa TROCO.90 divide la serie original en doce ficheros correspondientes a cada uno de los meses del año.

1.2 ESTIMACIÓN DE LOS PARÁMETROS DEL MODELO Y CÁLCULO DE ESTADÍSTICOS PRINCIPALES



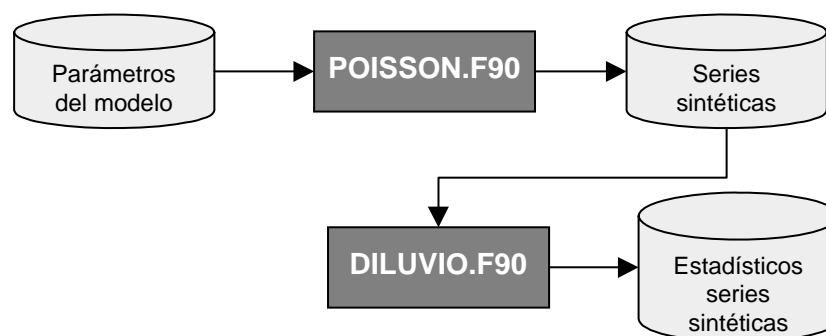
El programa DILUVIO.F90 desempeña un doble papel:

- Calcula los estadísticos de las series de entrada: media, varianza, covarianza, prob(0)...
- Calcula los siguientes parámetros:

Parámetros del modelo
Parámetro lambda de Poisson
Parámetro “p” de la distribución geométrica
Parámetros “ α ” y “ β ” de las distribuciones Gamma/Lognormal/Weibull

Estos son los parámetros que necesita como entrada el modelo de simulación de precipitación diaria.

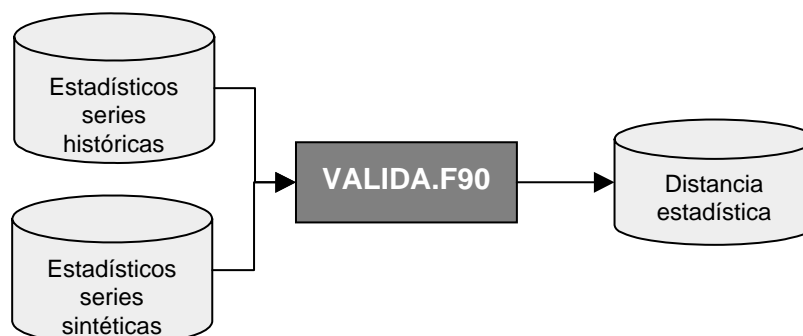
1.3 SIMULACIÓN DE SERIES SINTÉTICAS DE PRECIPITACIÓN



El programa POISSON.F90 representa la implementación informática del modelo matemático de simulación de precipitación propuesto. Como salida tiene las series sintéticas de precipitación diarias.

Las series sintéticas entran en el programa DILUVIO.F90 que admite tanto series históricas como sintéticas mediante un menú de entrada. En este caso sólo son de interés las salidas correspondientes a los estadísticos de las series simuladas.

1.4 VALIDACIÓN DEL MODELO Y ANÁLISIS DE RESULTADOS



Tanto los estadísticos de las series simuladas como los de las series sintéticas sirven de entrada al programa VALIDA.F90 que realiza como su nombre indica la validación del modelo, calculando las correspondientes distancias estadísticas.

2 IMPLEMENTACIÓN INFORMÁTICA DEL CAPÍTULO 4

La secuencia de programas informáticos que se han desarrollado se explican a continuación:

2.1 DIVISIÓN DE LAS SERIES DE DATOS HISTÓRICOS EN MESES

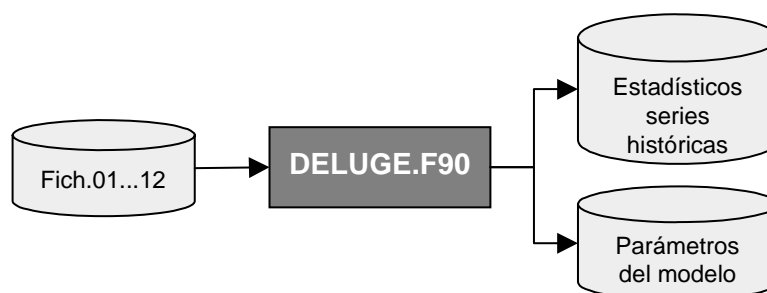


Todo el software necesario para este capítulo ha sido desarrollado en el lenguaje informático FORTRAN 90. Tanto el programa MARKOV.F90 como el DELUGE.F90 hacen uso de diversas librerías estadísticas IMSL de Microsoft®.

El funcionamiento de los programas que aparecen en el diagrama de flujo anterior se explica a continuación:

Las series de datos históricos de precipitación diaria representan la entrada del sistema informático. El programa TROCO.90 divide la serie original en doce ficheros correspondientes a cada uno de los meses del año.

2.2 ESTIMACIÓN DE LOS PARÁMETROS DEL MODELO Y CÁLCULO DE ESTADÍSTICOS PRINCIPALES



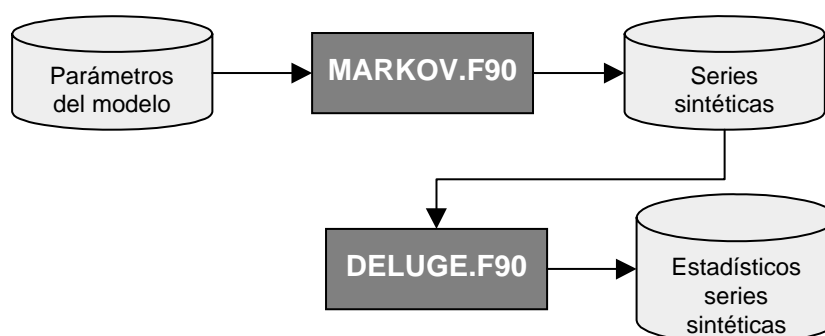
El programa DELUGE.F90 desempeña un doble papel:

- Calcula los estadísticos de las series de entrada: media, varianza, covarianza, $\text{prob}(0)$...
- Calcula los siguientes parámetros:

Parámetros del modelo
Parámetros de la cadena de Markov de dos estados.
Parámetros " α " y " β " de las distribuciones Gamma y Weibull

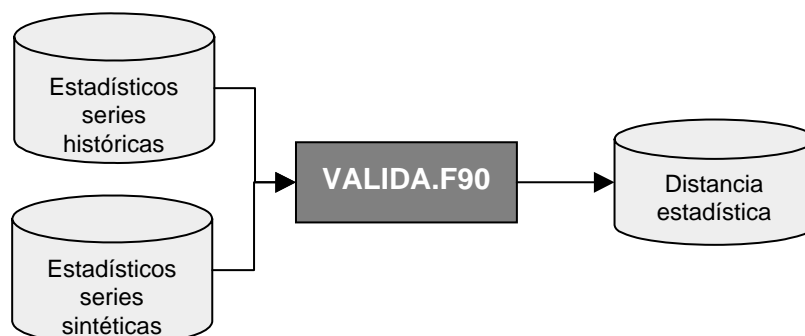
Estos son los parámetros que necesita como entrada el modelo.

2.3 SIMULACIÓN DE SERIES SINTÉTICAS DE PRECIPITACIÓN



El programa MARKOV.F90 es la verdadera implementación informática del modelo matemático de simulación de precipitación propuesto. Como salida tiene las series sintéticas de precipitación diarias. En este caso la duración de las series generadas es de 200 años.

2.4 VALIDACIÓN DEL MODELO Y ANÁLISIS DE RESULTADOS



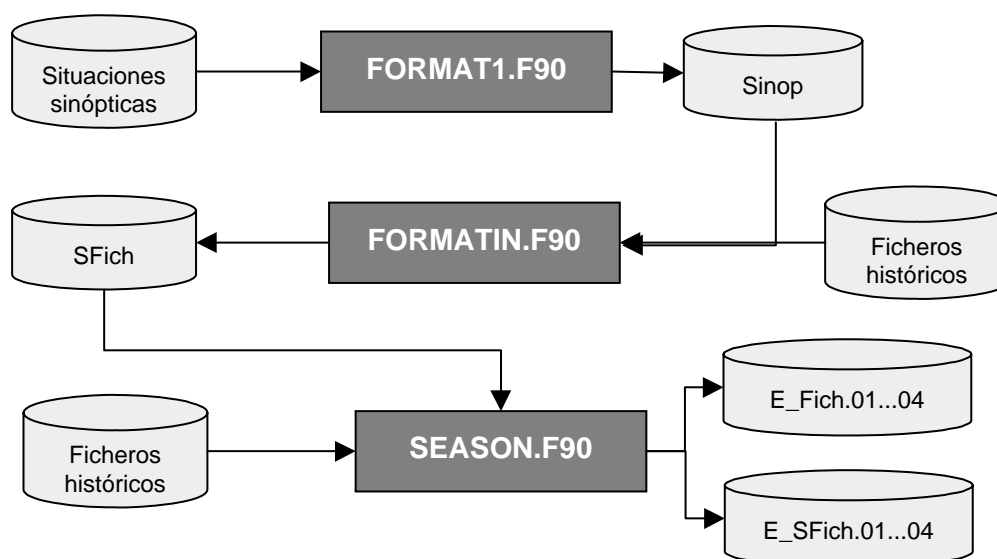
Las series sintéticas entran en el programa DELUGE.F90 que admite tanto series históricas como sintéticas mediante un menú de entrada. En este caso sólo son de interés las salidas correspondientes a los estadísticos de las series simuladas.

Tanto los estadísticos de las series simuladas como los de las series sintéticas sirven de entrada al programa VALIDA.F90 que realiza como su nombre indica la validación del modelo.

3 IMPLEMENTACIÓN INFORMÁTICA DEL CAPÍTULO 7.

Este apartado está organizado en cinco subapartados:

3.1 ADECUACIÓN DE FORMATOS Y SEPARACIÓN EN ESTACIONES.



El problema que se trata de resolver en este apartado procede del hecho de que la serie de situaciones sinópticas presenta un formato completamente distinto al fichero histórico de precipitación. Mientras que el primero es un columna con todos los días de los distintos años seguidos, el segundo está compuesto de varias filas, cada una de ellas contiene un mes donde cada columna representa un día de ese mes.

Se hacía necesaria para el trabajo posterior una homogeneización de formatos. Todo el software desarrollado ha sido realizado en el lenguaje informático Fortran 90. Se comentará brevemente el funcionamiento de los programas.

El programa FORMAT1.F90 cambia el formato de fichero de situaciones sinópticas y lo convierte en uno similar al histórico de precipitación. El fichero resultante se denomina con un nombre genérico Sinop.

Obviamente pueden faltar datos en el fichero histórico de precipitación y los años de comienzo y fin no tienen porqué coincidir con los correspondientes a Sinop. Esta es justamente la tarea del programa FORMATIN.F90.

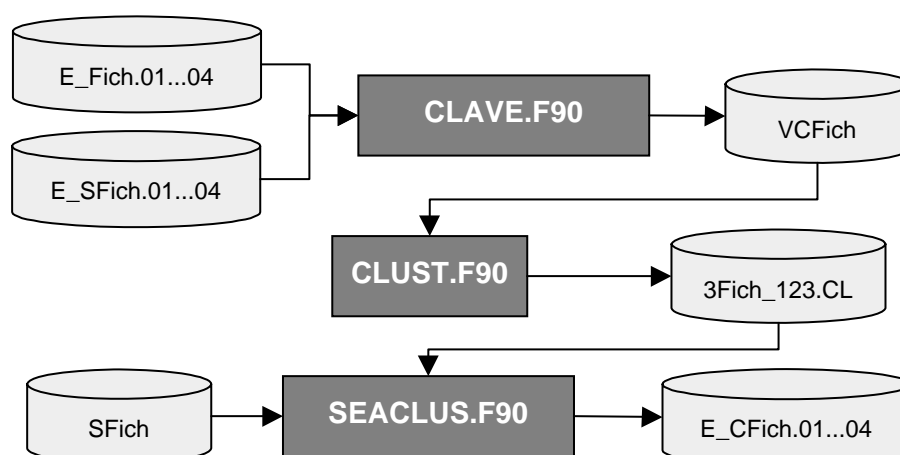
En conclusión, el objetivo que se persigue con los dos programas FORMAT1.F90 y FORMATIN.F90 es el poder tratar los dos tipos de ficheros (histórico de precipitación e histórico de situaciones sinópticas) con una metodología idéntica, es decir, sin una implementación específica para cada uno. Como resultado los dos ficheros tendrán el mismo número de filas correspondientes a los mismos años y a los mismos meses.

El fichero de salida es Sfich.txt. El contenido de este fichero está constituido por situaciones sinópticas.

A continuación tanto los ficheros de precipitación diaria como Sfich.txt son divididos en ficheros estacionales. Se consideran las estaciones de tres meses de duración, comenzando el invierno en diciembre.

Los ficheros de salida son cuatro archivos históricos de precipitación diaria: E_Fich.01... E_Fich.04 y cuatro de situaciones sinópticas: E_SFich.01... E_SFich.04

3.2 ANÁLISIS *K-MEANS CLUSTERING*: AGRUPACIÓN DE LAS SITUACIONES SINÓPTICAS EN *CLUSTERS*.



Con los programas pertenecientes a este apartado se persigue la agrupación de las 18 situaciones sinópticas de partida en *clusters*.

Los archivos generados por el programa SEASON.F90 son la entrada del programa CLAVE.F90 que calculará la precipitación media correspondiente a cada situación sinóptica y a cada estación del año. El archivo de salida del programa CLAVE.F90 es VCFich.txt. VC son las iniciales de variable clasificatoria, pues la precipitación media diaria por situación sinóptica va a ser la variable clasificatoria del análisis *k-means clustering* que se desarrollará a continuación.

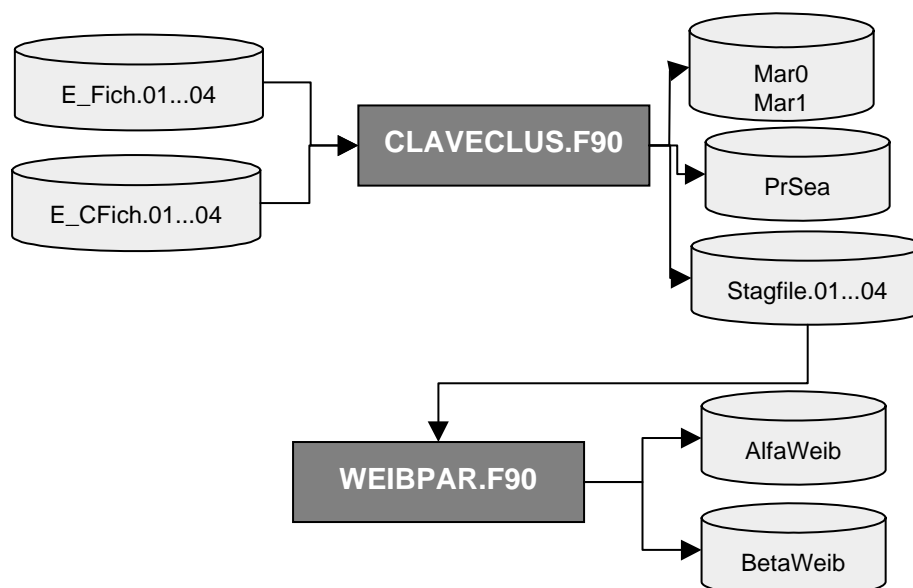
El programa CLUST.F90 es el programa que realiza un análisis *k-means clustering* para reducir el número de situaciones sinópticas por estación del año. Utiliza la IMSL STAT/LIBRARY KMEQN. La salida de este programa es 3Fich_123.CL. En él se encuentra la clave de transformación de situaciones sinópticas a *clusters*, es decir a qué *cluster* pertenece cada situación sinóptica, además da la información del valor del centro de gravedad de cada *cluster*.

El programa SEACLUS.F90 toma como entrada los siguientes archivos:

- Sfich.txt: fichero de situaciones sinópticas con un formato similar a Fich.txt
- 3Fich_123.CL: fichero clave de la asignación de situaciones sinópticas a *clusters*.

El programa SEACLUS.F90 realiza la transformación del fichero de situaciones sinópticas Sfich a *clusters*. Los archivos de salida son E_CFich.01... E_CFich.04.

3.3 ESTIMACIÓN DE LOS PARÁMETROS DEL MODELO.



Fundamentalmente es el programa CLAVECLUS.F90 el que calcula casi la totalidad de parámetros del modelo. Como entrada tiene:

- Los cuatro ficheros de precipitación diaria correspondientes a las cuatro estaciones del año; E_Fich.01,..., E_Fich.04.
- Los cuatro ficheros de *clusters* correspondientes a cada día para cada una de las estaciones del año: E_Cfich.01, ..., E_Cfich.04.

Como salida genera:

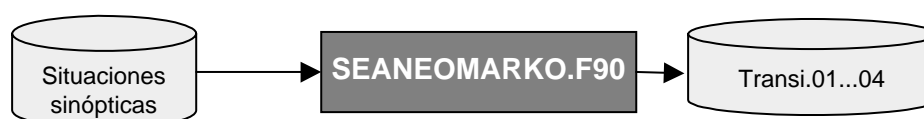
- Los ficheros MAR0 y MAR1 correspondientes a las probabilidades Prob (0/0) y Prob (1/0) respectivamente (las probabilidades Prob (0/1) y Prob (1/1) se obtiene por mera sustracción). Dichos archivos están constituidos por tres filas (correspondientes a los 3 *clusters*) y 4 columnas (cada una para cada estación del año). Estos ficheros contienen los parámetros necesarios para simular la Cadena de Markov de primer orden y 2 estados (0 y 1) que se ha de superponer a los calendarios de *clusters* de situaciones que se obtengan en simulación.
- Fichero PrSea.txt: contiene las probabilidades iniciales de la cadena de Markov. Es decir, en él aparecen las probabilidades de precipitación de cada uno de los *clusters* para cada estación del año. Estas probabilidades serán las

que se aplicarán siempre que el día anterior no pertenezca al mismo *cluster* que el día actual.

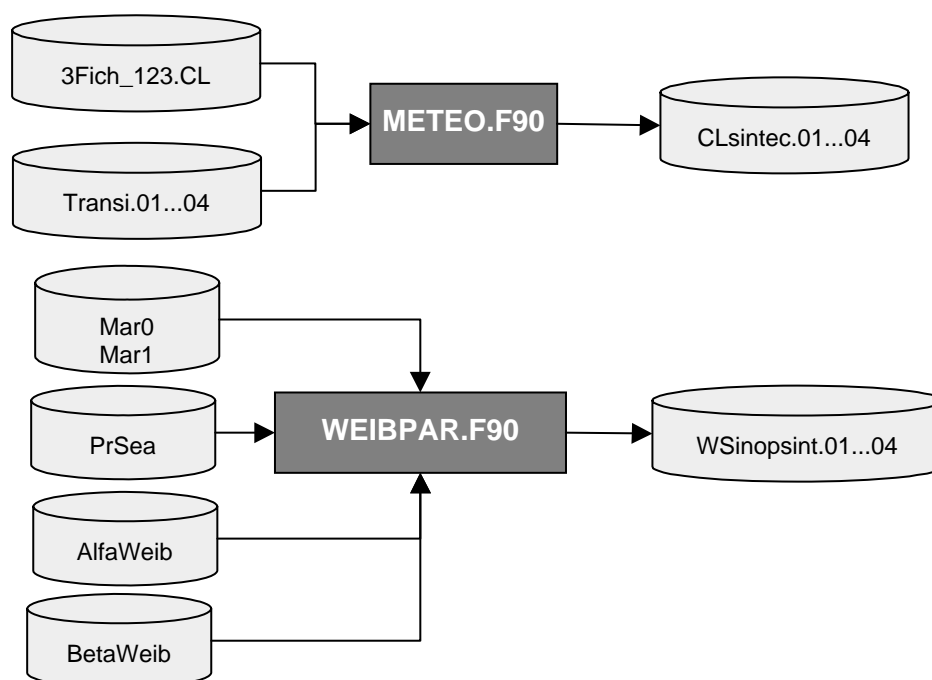
- Stagfiles. Se trata de archivos que contienen exclusivamente los datos de lluvia (sin ceros) que corresponden a cada estación del año. Su nombre se debe a que pueden servir como entrada a un programa estadístico como el Statgraphics para ser calculados los parámetros de una distribución, por ejemplo: Gamma, Weibull, Lognormal, etc.

Para el desarrollo de la investigación, no obstante, se ha optado por programar el software necesario para el cálculo directo de los parámetros. Se obtiene mayor eficiencia y rapidez. El programa WEIBPAR.F90 calcula los parámetros de la distribución Weibull. El programa CLAVECLUS.F90 da lugar, además, a otros archivos que serán comentados más adelante.

Por otra parte, es necesario estimar los parámetros para generación de series de situaciones sinópticas, que posteriormente serán transformadas a *clusters*. El programa SEANEOMARKO.F90 resuelve esta cuestión. Como entrada toma el fichero de situaciones sinópticas histórico. Como salida genera cuatro ficheros: Transi.01,..., Transi.04. Estos archivos consisten en cuatro matrices 18 x 18 albergando las probabilidades de transición y permanencia en estado correspondientes a las cuatro estaciones del año. Son estos ficheros los que se han utilizado para la confección de los calendarios de situaciones sinópticas que se explicarán en el siguiente apartado.



3.4 SIMULACIÓN.



En primer lugar hay que generar las series sintéticas de *clusters* de situaciones sinópticas. El programa METEO.F90, tomando como entradas los ficheros Transi.01, ..., 04, genera el esqueleto compuesto por situaciones sinópticas. Este mismo programa transforma las situaciones sinópticas a *clusters* guiado por el fichero 3Fich_123.CL, ya explicado.

Los ficheros de salida se denominan CLSintec.01,..., CLSintec.04.

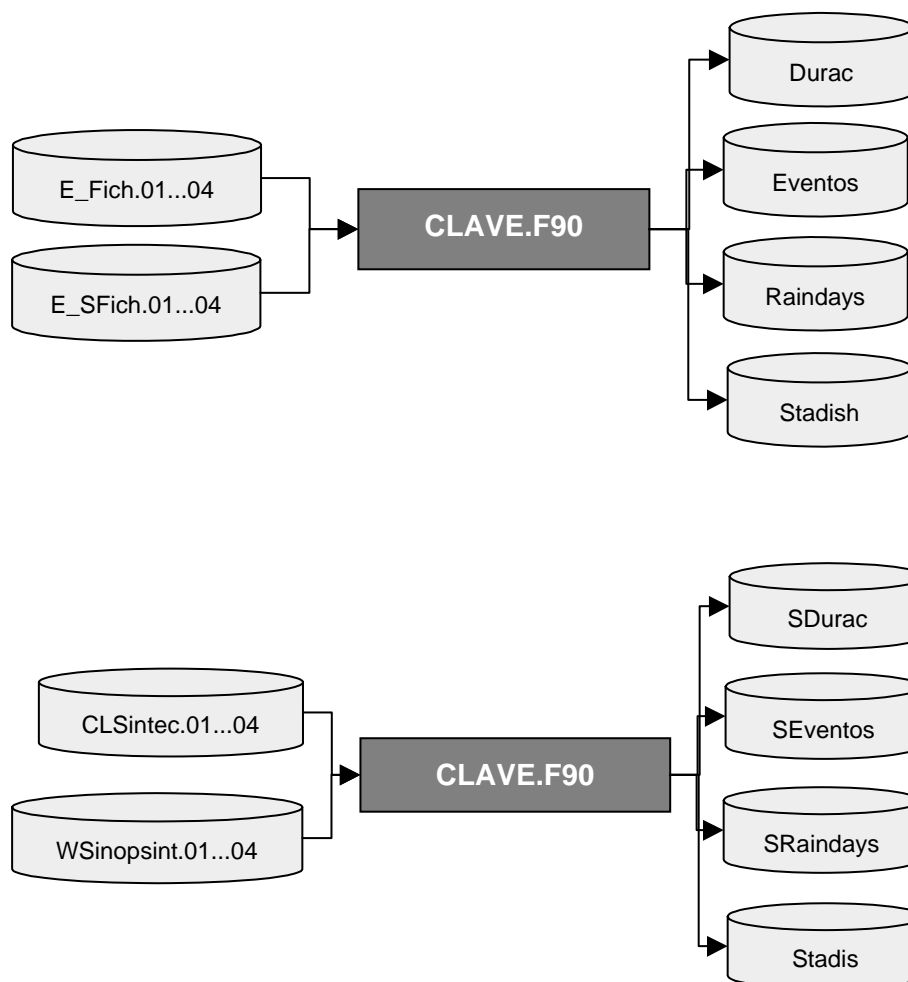
El verdadero programa de simulación de series de precipitación diaria es el programa TERMIWEIB.F90.

Los ficheros de entrada de este programa son los siguientes, sólo aparecen comentados los que no han sido citados anteriormente:

- MAR0 y MAR1
- PrSea
- AlfaWeib y BetaWeib, son los ficheros generados por WEIBPAR.F90, contienen los parámetros de la distribución Weibull.
- CLSintec.01, ..., 04.

- Los ficheros de salida del programa TermiWeib son, respectivamente: Wsinopsint.01, ..., 04.

3.5 ANÁLISIS DE RESULTADOS



Además de las salidas del programa CLAVECLUS.F90, ya comentadas, también genera otro tipo de ficheros que se exponen a continuación:

- Durac.txt, que da la duración media histórica de los *clusters*.
- Eventos.txt, contiene el número de eventos en promedio.
- Raindays.txt en él aparecen el número de días lluviosos.

Estos tres ficheros contienen esta información para cada una de las estaciones del año.

- Estadish: comprende los estadísticos diarios de media, desviación típica de la variable aleatoria cantidad de precipitación, tanto por *cluster* y estación del año, como exclusivamente estacionales.

El programa CLAVETEST.F90 toma como entrada los ficheros CLSintec.01, ..., 04 ,Gsinopsint.01, ..., 04 y Wsinopsint.01, ..., 04.

Sus ficheros de salida son los mismos, en cuanto a significado, que los anteriormente comentado del programa CLAVECLUS.F90, pero correspondientes a las series sintéticas de precipitación fruto de la simulación.

4 IMPLEMENTACIÓN INFORMÁTICA DEL CAPÍTULO 8. LÍNEA DE SIMULACIÓN

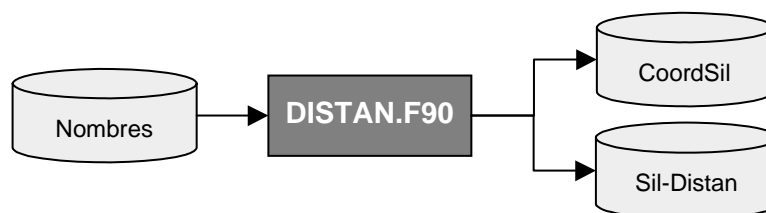
En este capítulo se trata la simulación y predicción de precipitación areal diaria. Se va a mostrar la secuencia de programas informáticos desarrollados comunes a ambos estudios. Posteriormente se presentarán los programas específicos de la línea de predicción.

El primer objetivo marcado en la implementación informática que a continuación se va a resumir, ha sido obtener un fichero de precipitación media areal con igual formato que el de una serie histórica de precipitación diaria ya analizada. El fin perseguido es la posibilidad de reutilizar todo el software generado para el apartado anterior, centrado en simulación de precipitación diaria en un punto geográfico tomando como base una clasificación sinóptica.

4.1 GENERACIÓN DE LA CUADRÍCULA DE LA CUENCA DEL SIL Y SITUACIÓN DE LOS PLUVIÓMETROS.

En primer lugar, hay que cuadricular la cuenca, situando los pluviómetros.

En el fichero Nombres.txt se encuentran los nombres de todas las estaciones pluviométrica de la cuenca del Sil y sus coordenadas x e y.

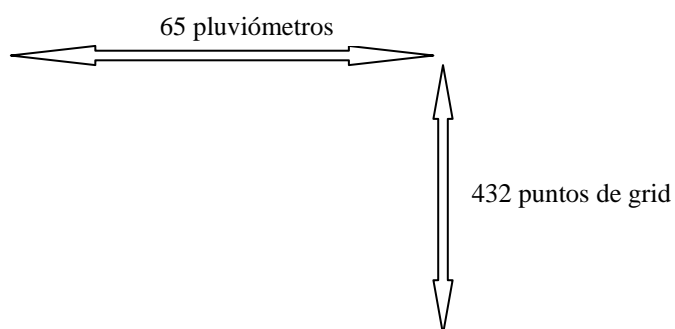


El programa DISTAN.F90 lee el fichero Nombres.txt. Sus funciones aparecen bosquejadas a continuación:

- Generar la cuadrícula de la cuenca. Comprende 24 puntos de ancho por 18 de alto.
- Calcular las distancias entre cada punto de rejilla y cada pluviómetro.

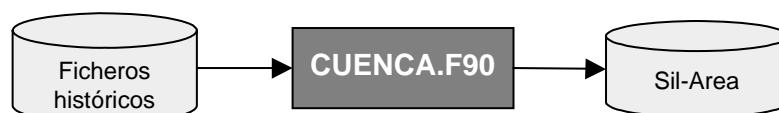
Los ficheros de salida son:

- CoordSil: está constituido por tres columnas, la primera representa al número de punto de rejilla las dos siguientes son sus coordenadas x e y respectivamente.
- Sil-Distan: en él aparecen las distancias de todos los pluviómetros a todos los puntos de rejilla. Es una matriz con un aspecto similar al siguiente:



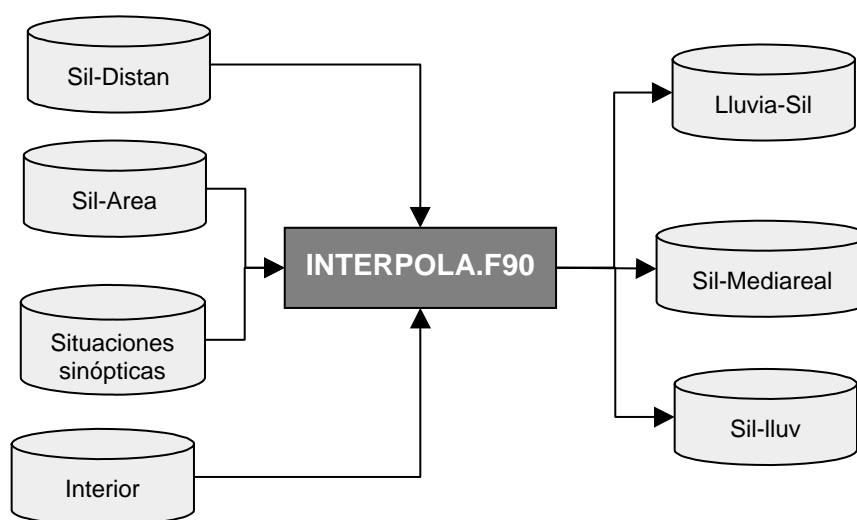
4.2 HOMOGENEIZACIÓN DE FORMATOS I.

A continuación se cambia el formato de los ficheros históricos para igualarlo al fichero histórico de las situaciones sinópticas en que los datos se muestran uno a continuación de otro en una sola columna.



El fichero de salida del programa CUENCA.F90 tendrá tantas columnas como pluviómetros tenga la cuenca, en este caso:65. El fichero de salida se denomina Sil-Area.txt.

4.3 PROCESO DE INTERPOLACIÓN Y CÁLCULO DE LA MEDIA AREAL DE PRECIPITACIÓN DIARIA EN LA CUENCA DEL SIL.



El programa INTERPOLA.F90 toma como entrada los siguientes archivos:

- Sil-Distan.txt
- Sil-Area.txt
- Fichero histórico de situaciones sinópticas.
- Interior: se trata de un fichero en el que aparece para todos los puntos de la cuadrícula si están o no dentro del mapa de la cuenca.

Los ficheros de salida son:

- Lluvia-Sil: contiene la lluvia diaria para cada uno de los puntos de *grid*.
- Sil-Mediareal.txt: en él aparece para cada día la siguiente información:
 - Media interpolada a toda la cuenca.
 - Media sin interpolar.
 - Número de pluviómetros considerados. Si el número de pluviómetros con dato de precipitación válido es menor o igual a 5 no se interpola y se asigna directamente el valor -99, que es el valor que entenderán los programas que actuarán a continuación como: “ausencia de datos”.

- Sil-lluv: presenta la lluvia media diaria estacional en cada punto de *grid*.

4.4 HOMOGENEIZACIÓN DE FORMATO II.



El programa `FORMATCUENCA.F90` cambia el formato del fichero `Sil-Mediareal.txt` para que sea totalmente similar a cualquiera de los ficheros históricos de precipitación diaria.

El fichero de salida es `Cuen_00.txt`.

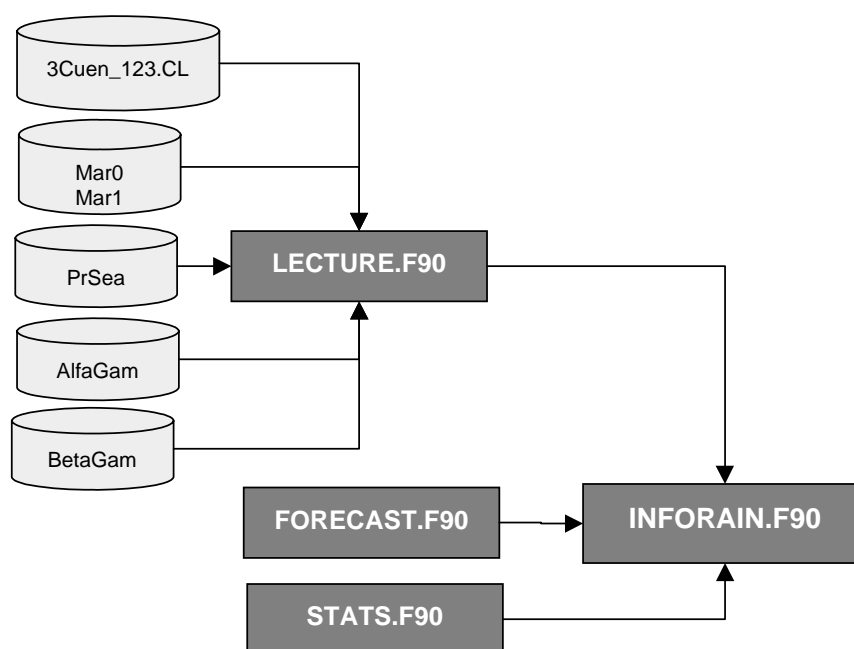
A continuación la secuencia de programas es la misma que la seguida en la aplicación del modelo en un punto geográfico.

5 IMPLEMENTACIÓN INFORMÁTICA DEL CAPÍTULO 8. LÍNEA DE PREDICCIÓN

Una vez estimados los parámetros del modelo, siguiendo la secuencia de programas ya comentados en apartados anteriores, se plantea en este punto la implementación de un programa informático en el lenguaje informático *Visual Basic* denominado `INFORAIN`. Sus salidas ya han sido expuestas, pero cuyo funcionamiento interno se tratará a continuación.

El programa `INFORAIN` presenta una interfaz cómoda para el usuario. Su manejo resulta claro e intuitivo, no obstante en caso de duda se puede consultar su ayuda estilo *Windows*.

El programa `INFORAIN` consta de diez formularios y un módulo donde se realiza la declaración de tipos, subrutinas y funciones de uso general en el programa. Hace llamadas a tres subrutinas, construidas en Fortran 90:



- **LECTURE.F90:** lleva a cabo la lectura de los ficheros donde se albergan los parámetros del modelo, además del fichero donde se encuentra la clave de la transformación de situaciones sinópticas a *clusters*: 3Cuen_123.CL.. Se explican brevemente a continuación:

Los ficheros MAR0 y MAR1 correspondientes a las probabilidades Prob (0/0) y Prob (1/0) respectivamente. Estos ficheros contienen los parámetros necesarios para simular la Cadena de Markov de primer orden y 2 estados (0 y 1), que indicará lluvia o día seco

Fichero PrSea.txt: comprende las probabilidades iniciales de la Cadena de Markov. Es decir, en él aparecen las probabilidades de precipitación de cada uno de los *clusters* para cada estación del año. Estas probabilidades serán las que se aplicarán siempre que el día anterior no pertenezca al mismo *cluster* que el día actual.

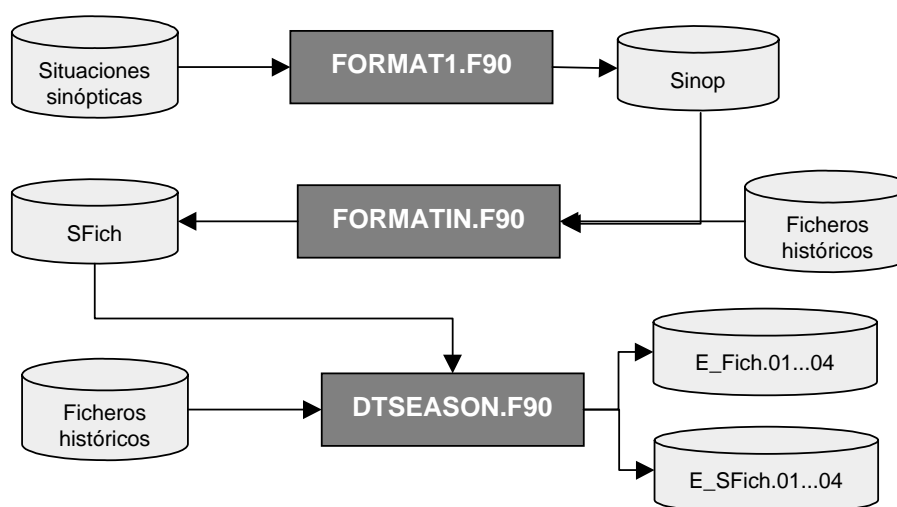
AlfaGam y BetaGam contienen los parámetros de la distribución Gamma.

- **FORECAST.F90:** es la verdadera subrutina de predicción en términos de probabilidad de no ser superado un cierto valor de precipitación.

- **STATS.F90**: subrutina que calcula los máximos, medias diarias estacionales y por situación sinóptica, cuartiles y demás información estadística que ofrece el programa INFORAIN.

6 IMPLEMENTACIÓN INFORMÁTICA DEL CAPÍTULO 9.

1 Homogeneización de formatos y separación en estaciones.



El proceso llevado a cabo en este apartado es similar al ya explicado en el capítulo 8. La diferencia estriba en que en el presente capítulo se trata no sólo con datos diarios sino también con series pertenecientes a otras escalas de agregación (media hora, 1 hora, 2, 12 y 24 horas).

Es necesaria una homogeneización de formatos ya que el fichero histórico de precipitación presenta un formato distinto al fichero que contiene la serie de situaciones sinópticas. De realizar esta operación se encarga el programa **FORMAT1.F90**. El fichero de salida es denominado **Sinop**.

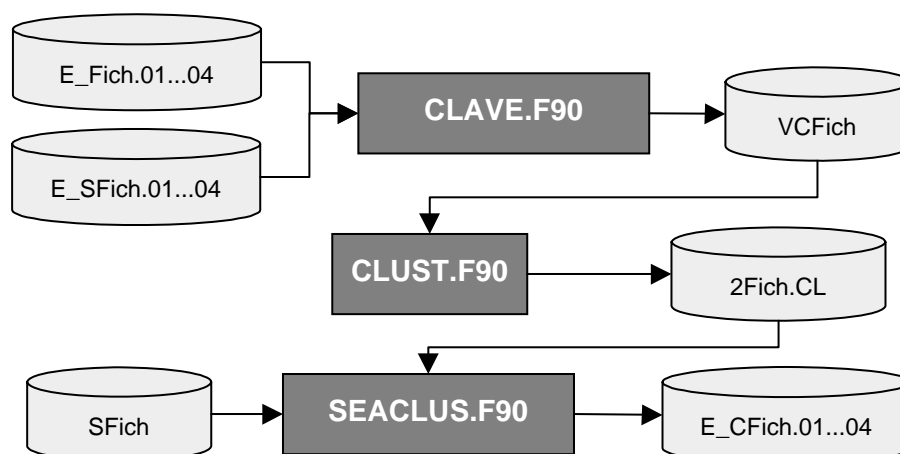
No obstante, el fichero histórico de precipitación puede presentar lagunas o huecos de datos, así como el período de la serie histórica puede no coincidir exactamente con el período de la serie de situaciones sinópticas. El programa **FORMATIN.F90** busca el tramo común de ambas series.

El fichero de salida es **Sfich** cuyo contenido son situaciones sinópticas.

A partir de este momento se puede trabajar con ficheros de situaciones sinópticas y ficheros de datos de precipitación con una metodología similar siguiendo de este modo la máxima de reutilización del software.

El paso siguiente es dividir tanto Sfich como los ficheros históricos de precipitación en fichero estacionales. Como en otros capítulos se considera también que las estaciones son de tres meses de duración, comenzando el invierno en diciembre. Esta separación en estaciones la realiza el programa DTSEASON.F90. Presenta un menú de entrada de modo que se puede escoger el nivel de agregación de trabajo.

6.1 ANÁLISIS K-MEANS CLUSTERING.



En este apartado se tiene como objetivo la clasificación de las dieciocho situaciones sinópticas en dos grandes *clusters*. Se llevará a cabo mediante un análisis *k-means clustering* que toma como variable clasificatoria la precipitación media diaria por situación sinóptica.

Los ficheros generados por el programa DTSEASON.F90 son la entrada del programa CLAVE.F90 que calculará la precipitación media correspondiente a cada situación sinóptica y a cada estación del año.

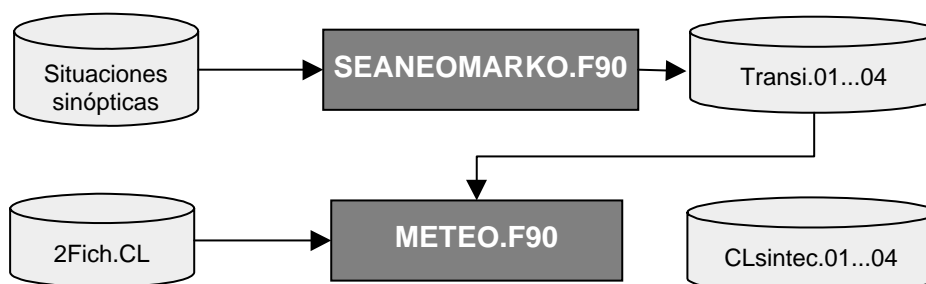
El fichero de salida del programa CLAVE.F90 es VCFich.

El programa CLUST.F90 es el programa que realiza un *k-means clustering* para dividir las dieciocho situaciones sinópticas en dos grupos. Utiliza la IMSL

STAT/LIBRARY KMEQN. La salida de CLUST.F90 es 2Fich.CL. En este fichero está la clave de transformación de situaciones sinópticas a *clusters*, es decir, allí aparece la información de a qué *cluster* pertenece cada situación sinóptica, así como el valor del centro de gravedad de cada *cluster*.

El programa SEACLUS.F90 realiza el cambio del fichero de situaciones sinópticas Sfich a ficheros de *clusters* de situaciones sinópticas estacionales: E_Cfich.01...04

6.2 ESTIMACIÓN DE PROBABILIDADES DE TRANSICIÓN Y PERMANENCIA EN ESTADO DE LAS SITUACIONES SINÓPTICAS Y GENERACIÓN DE FICHEROS SINTÉTICOS DE CLUSTERS.



Para simular la alternancia de situaciones sinópticas es necesario estimar los parámetros para generación de series de situaciones sinópticas. La sucesión de situaciones sinópticas de va a representar como una Cadena de Markov de primer orden.

El programa SEANEOMARKO.F90 toma como entrada el fichero de situaciones sinópticas y calcula las probabilidades de transición y permanencia en estado correspondientes a la Cadena de Markov. Los ficheros de salida son: Transi.01...04 para cada una de las estaciones del año.

Estos ficheros son la entrada del programa METEO.F90 que realiza la lectura del fichero 2Fich.CL donde se encuentra la equivalencia situación sinóptica-*cluster*. El programa METEO.F90 genera ficheros sintéticos de *clusters* para cada una de las estaciones del año: CLsintec.01...04.

6.3 GENERACIÓN DE SERIES SINTÉTICAS DE PRECIPITACIÓN SEGÚN EL MODELO HÍBRIDO DE BARTLETT-LEWIS.

En primer lugar, el programa CLSINTECDUR.F90 separa los ficheros CLsintec.01...04 en ocurrencias de clusters con sus correspondientes duraciones. Los ficheros de salida son FichSint.01...04. estos son la entrada del programa CMBLSS.F90 que genera ficheros de series sintéticas de lluvia según el modelo Híbrido de Bartlett-Lewis para los distintos niveles de agregación: 1 hora, 2, 6, 12, 24 y 48 horas.

6.4 CÁLCULO DE ESTADÍSTICOS PRINCIPALES Y ANÁLISIS DE BONDAD DEL MODELO.

El programa STATCLUS.F90 calcula los estadísticos de primer y segundo orden por cluster, tanto de los ficheros históricos como de los simulados para los distintos niveles de agregación.

Referencias

REFERENCIAS

- [1] Ballester, M. (1993). Meteorología. Física del Aire. *Eudema Universidad*.
- [2] Bardossy, A. and Caspary, H. J. (1991). Detection of climate change in Europe by analyzing European circulation patterns from 1881 to 1989. *Theoretical and Applied Climatology*. 42(3), 155-167.
- [3] Bardossy, A. and Plate, E. J. (1991). Modeling daily rainfall using a semi-Markov representation of circulation pattern occurrence. *Journal of Hydrology*, 122, 33-47.
- [4] Bardossy, A. and Plate, E. J. (1992). Space-time model for daily rainfall using atmospheric circulation patterns. *Water Resources Research*, 28(5), 1247-1259.
- [5] Bardossy, A. (1998). Generating precipitation time series using simulated annealing. *Water Resources Research*, 34(7), 17377-1744.
- [6] Berger, A. and Goossens, Chr. (1983). Persistence of wet and dry spells at Uccle (Belgium). *International Journal of Climatology*, 3(1), 21-34.
- [7] Bo, Z., S. Islam and E.A.B. Eltahir (1994): Aggregation-disaggregation properties of a stochastic rainfall model. *Water Resources Research*, Vol. 30, No. 12, 3423-3435.
- [8] Bogardi, J. J. Duckstein, L. And Rumambo O. H. (1988). Practical generation of synthetic rainfall event time series in a semi-arid climatic zone. *Journal of Hydrology*. 357-373
- [9] Bogardi, I., Matyasovszky, I., Bardossy, A. and Duckstein, L. (1993) Application of a space-time stochastic model of daily precipitation using atmospheric circulation patterns. *Journal of Geophysical Research*, 98, 1653-1667.
- [10] Brandsma, T. And Buishand, T. A. (1997). Statistical linkage of daily precipitation in Switzerland to atmospheric circulation and temperature. *Journal of Hydrology*, 198, 98-123.
- [11] Bras, R. And Rodríguez-Iturbe, I. (1976). Rainfall generation: A nonstationary time varying multidimensional model. *Water Resources Research*, 12(3), 450-456.
- [12] Brinkmann, W. A. R. (1993). Development of an Airmass Based Regional Climate Scenario. *Theoretical and Applied Climatology*. 47, 129-136.

-
- [13] Buishand, T. A. (1978). Some remarks on the use of daily rainfall models. *Journal of Hydrology*, 36, 295-308.
- [14] Burgueño, A. (1986): Distribución de la intensidad de lluvia y de su duración en Barcelona. Tesis Doctoral. Cátedra de Física del Aire – Dept. de Física de la Tierra y del Cosmos. Facultad de Físicas. Universitat de Barcelona.
- [15] Burgueño, A.; Redaño, A. and Llasat, C. (1989): Aspectos estadísticos y sinópticos de las precipitaciones intensas en Cataluña. *Memorias de la Real Academia de Ciencias y Artes de Barcelona*. Tercera Época. Núm. 875. Vol. XLIX. Núm. 7.
- [16] Burlando, P., and Rosso, R. (1991) Comment on " Parameter estimation and sensitivity analysis for the modified Bartlett-Lewis rectangular pulses model of rainfall." By Islam, S. et al. *Journal of Geophysical Research*, 95(d3), 9391-9395.
- [17] Calenda, G., Napolitano, F. (1999). Parameter estimation of Neyman-Scott processes for temporal point rainfall simulation. *Water Resources Research*, 225, 45-66.
- [18] Caskey, J. E., Jr. (1963). A Markov chain model for the probability of precipitation occurrence in intervals of various lengths. *Mon. Weather Review*, 91, 298-301.
- [19] Chang, Kavvas and Delleur (1984): Daily precipitation modeling by discrete autoregressive moving average processes. *Water Resources Research* 20(5),565-580.
- [20] Chin, E. H. (1977). Modelling daily precipitation occurrence process with Markov Chain. *Water Resources Research*, 13(6), 949-956.
- [21] Chin, E. H. and Miller, J.F. (1980). On the conditional distribution of precipitation amounts. *Monthly Weather Review*. 108, 1462-1464.
- [22] Coe, R. and Stern, R. D. (1982). Fitting models to daily rainfall. *Journal of Applied Meteorology*. 12(7), 1024-1031.
- [23] Cole, J. A., and Sherriff, J. D. F. (1972). Some single and multi_site models of rainfall within discrete time increments. *Journal of Hydrology*, 17, 97-113.
- [24] Colomer, M. A., Jarauta, E. (1994). Modelo estocástico de precipitación y temperatura diaria aplicado a la provincia de Lleida. XXI Congreso nacional de Estadística e Investigación Operativa, 18-21. Calella (Barcelona).

- [25] Colomer, M. A., Jarauta, E. (1995). Aplicación de la técnica de agregación alrededor de centros móviles para estimar los parámetros de un modelo estocástico de precipitación diaria. XXII Congreso nacional de Estadística e Investigación Operativa, 14-17. Sevilla.
- [26] Colomer, M. A., Jarauta, E. (1995). Modelización numérico estocástica aplicada a la generación de series de precipitación diarias. *IV Congreso de matemática aplicada*, 18-22, septiembre. Vich (Barcelona).
- [27] Colomer, M.A., Jarauta, E., kSeró M. (1995). Markov chain model for daily rainfall applied to the Northeast of Spain. *Fifth International Conference on precipitation. Space-time variability and dynamics of rainfall*. June 14-16, Elounda, Crete (Greece).
- [28] Colomer, M. A.(1996). Tesis Doctoral: Modelización numérico estocástica para simular series de precipitación y temperatura diarias. Aplicación en la provincia de Lleida. Universidad Politécnica de Cataluña.
- [29] Corte-Real, J., Qian and Xu H. (1998). Regional climate change in Portugal: Precipitation variability associated with large-scale atmospheric circulation. *International Journal of climatology*.18, 619-635.
- [30] Cowpertwait, P.S.P. (1991). Further developments of the Neyman-Scott clustered point process for modeling rainfall. *Water Resources Research*, vol. 27, No. 7, 1431-1438.
- [31] Cowpertwait, P. S. P., O'Connell, P. E., Metcalfe, A. V. And Mawdsley, J. (1996). Stochastic point process modelling of rainfall. I. Single-site fitting and validation. I. Regionalization and disaggregation. *Journal of Hydrology*, 175, 17-65.
- [32] Cox, D.R. and Miller, H.D. (1965). The Theory of Stochastic Processes. *Methuen, Nueva York*.
- [33] Cox, D.R. and Lewis, P.A.W. (1978). The Statistical Analysis of Series of Events. *Methuen, Nueva York*.
- [34] Cox, D.R. and Isham, V. (1980). Point processes. *Champan and Hall, Londres*.

- [35] Creutin, J. D. And Obled, C. (1982). Objective analyses and mapping techniques for rainfall fields: An objective comparison. *Water Resources Research*, 18(2), 413-431.
- [36] Duckstein, I., Fogel, M. M. and Kisiel, C. C. (1972). A stochastic model of runoff-producing rainfall for summer type storms. *Water Resources Research*. 8 (2), 410-421.
- [37] Eagleson, P. S. (1978). Climate, Soil and Vegetation. 2. The Distribution of Annual Precipitation Derived From Observed Storm Sequences. *Water Resources Research*. 14 (5), 713-721.
- [38] Eagleson, P. S. (1984). The distribution of catchment coverage by stationary rainstorms. *Water Resources Research*, 20(5), 581-590.
- [39] Eidsvik, K. J. (1980) Identification of models for some time series of atmospheric origin with Akaike's information criterion. *Journal of Applied Meteorology*, 19(4), 57-369.
- [40] Entekhabi, D., Rodriguez-Iturbe, I., and Eagleson, P. S. (1989). Probabilistic representation of the temporal rainfall process by the modified Neyman - Scott rectangular pulses model. Parameter estimation and validation. *Water Resources Research*, 25(2), 295- 302.
- [41] Esteban-Parra, M. J., Rodrigo, F.S. and Castro-Diez, Y. (1998). Spatial and temporal patterns of precipitation in Spain for the period 1880-1992. *International Journal of Climatology*, 18, 1557-1574.
- [42] Fernández-Mills, G., Lana X. And Serra, C. (1994). Catalanian Precipitation Patterns: Principal Component Analysis and Automated regionalization. *Theoretical and Applied Climatology*, 49. 201-212.
- [43] Fernández Mills, G. (1995). Principal component analysis of precipitation and rainfall regionalization in Spain. *Theoretical and Applied Climatology*. 50, 169-183.
- [44] Fernau, M. E. and Samson, P. J. (1990 a). Use of cluster analysis to define periods of similar meteorology and precipitation chemistry in eastern North America. Part I. Transport patterns. *Journal of Applied Meteorology*. 29(8), 735-750.

- [45] Fernau, M. E. and Samson, P. J. (1960 b). Use of cluster analysis to define periods of similar meteorology and precipitation chemistry in eastern North America. Part II. Precipitation patterns and pollutant deposition. *Journal of Applied Meteorology*. 29(8), 751-761.
- [46] Feyerherm, A. M., Bark, L. K. (1965-a). Goodness of fit of a Markov chain model for sequences of wet and dry days. *Journal of Applied Meteorology*. 6, 770-773.
- [47] Feyerherm, A. M., Bark, L. K. (1965-b). Statistical methods for persistent precipitation patterns. *Journal of Applied Meteorology*, 4, 320-328.
- [48] Fogel, M. M. and Duckstein, L. (1969). Pint rainfall frequencies in convective storms. *Water Resources Research*. 5 (6), 1229-1237.
- [49] Foufoula-Georgiou E. and Guttorp, P. (1986). Compatibility of continuous rainfall occurrence models with discrete rainfall observations. *Water Resources Research*. 22 (8), 1316-1322.
- [50] Foufoula-Georgiou E. and Lettenmaier, D. P. (1986). Continuous-time versus discrete-time point process models for daily rainfall. *Water Resources Research*. 22 (4), 531-542.
- [51] Foufoula-Georgiou E. and Lettenmaier, D. P. (1987). A Markov Renewal Model for rainfall Occurrences. *Water Resources Research*. 23 (5), 875-884.
- [52] Foufoula-Georgiou, E., Krajewski. (1995). Recent advances in rainfall modeling, estimation and forecasting. *Reviews of Geophysics, supplement*. 1125-1137.
- [53] Frey-Buness, F., Heimann, D. and Sausen, R. (1995). A statistical-dynamical downscaling procedure for global climate simulations. *Theoretical and Applied Climatology*. 50, 117-131.
- [54] Gabriel, R. And Newman, J. (1962). A Markov chain model for daily rainfall occurrence at Tel Aviv, Israel. *Q.J.R. Meteorology Society*, 88, 90-95.
- [55] Georgakakos, K. P. And Bras, R. L. (1984). A hidrologically useful station precipitation model. 2. Case studies. *Water Resources Research*. 20 (11), 1597-1610.

- [56] Giorgi, F. Marinucci, M. R. and Visconti, G. (1990). Use of a limited-area model nested in a general circulation model for regional climate simulation over Europe. *Journal of Geophysical. Research*, 95, 18413-18431.
- [57] Giorgi, F. and Mearns, L. O. (1991). Approaches to the simulation of regional climate change: A review. *Rev. Geophys.*, 29 (2), 191-216.
- [58] Giorgi, F. Marinucci, M. R. and Visconti, G. (1992). A 2 x CO₂ climate change scenario over Europe generated using a limited area model nested in a general circulation model. Climate change scenario *Journal of Geophysical. Research*, 97, 10011-10028.
- [59] Giorgi, F., Shields Brodeur, C. and Bates, G. T. (1994). Regional Climate Change Scenarios over the United States produced with a Nested Regional Climate Model: Spatial and Seasonal Characteristics. *Journal of Climate*. 7, 375-399.
- [60] Glasbey, C. A., Cooper, G., McGechan, M. B.(1995). Dissagregation of daily rainfall by conditional simulation from a point-process model. *Journal of Hydrology*, 165, 1-9.
- [61] Goodess C. M. And Palutikof, J. P. (1998). Development of daily rainfall scenarios for Southeast Spain using a circulation-type approach to downscaling. *International Journal of climatology*. 10, 1051-1083.
- [62] Grotch, S. L. and MacCracken, M. C. (1991). The use of general circulation models to predict regional climatic change. *Journal of Climate*, 4, 286-303.
- [63] Grotch, S. L. and MacCracken, M. C. (1991). The use of General circulation Models to predict regional climatic change. *Journal of Climate*. 4, 286-303.
- [64] Gupta, V. K. And Waymire, E. (1979). A stochastic kinematic study of subsynoptic space-time rainfall. *Water Resources Research*. 15 (3), 637-644.
- [65] Gupta, V. and Waymire, E. (1990). Multiscaling properties of spatial rainfall and river flow distributions. *Journal of Geophysical Rev.*, 95, 1999-2009.
- [66] Gupta, V. and Waymire, E. (1993). A statistical analysis of mesoscale rainfall as a random cascade. *Journal of Applied Meteorology*. 32(2), 251-267.
- [67] Guttorp, P. (1986). On binary time series obtained from continuous point process describing rainfall. *Water Resources Research*. 22 (6), 897-904.

- [68] Haan, C. T., Allen, D. M. and Street, J. O. (1976). A Markov Chain Model of Daily Rainfall. *Water Resources Research*. 12 (3), 443-449.
- [69] Hay L.E., McCabe G. J., Wolock, D. M. and Ayers, M. A. Ayers. Simulation of precipitation by weather type analysis, *Water Resources Research*. 27, 493-501.
- [70] Hay, L. E., McCabe Jr, G. J., Wolock, D.M. and Ayers, M. A. (1992). Use of weather types to disaggregate General Circulation Model predictions. *Journal of Geophysical Research*. Vol 97, No D3, 2781-2790.
- [71] Hopkins, J. W. And Robillard, P. (1964). Some statistics of daily rainfall occurrence for the Canadian prairie provinces. *Journal of Applied Meteorology*, 3, 600-602.
- [72] Hughes, J. P. And Guttorp, P. (1994). A class of stochastic models for relating synoptic atmospheric patterns to regional hydrologic phenomena. *Water Resources Research*. 30, 1535-1546.
- [73] Hughes, J. P., Lettenmaier, D. P. and Guttorp, P. (1993). A stochastic approach for assessing the effects of changes in regional circulation patterns on local precipitation. , *Water Resources Research*. 29, 3303-3315.
- [74] Islam, S., Entekhabi, D., Bras, R. L., and Rodriguez-Iturbe, I. (1990). Parameter estimation and sensitivity analysis for the modified Bartlett - Lewis rectangular pulses model of rainfall. *Journal of Geophysical. Research*. 95(d3), 2093 - 2100.
- [75] Ison, N.T., Feyerherm, A. M. And Bark, L. D. (1971). Wet period precipitation and the gamma distribution. *Journal of Applied Meteorology*. 10 (4), 658-665
- [76] Joanna Wibig. (1999). Precipitation in Europe in relation to circulation patterns at the 500hPa level. *International Journal of Climatology*, 19, 231-252.
- [77] Jones, P. D., Hulme, M. and Briffa, K. R. (1993). A comparison of Lamb circulation types with an objective classification scheme. *Journal of Climatology*, 13, 655-663.
- [78] Kalkstein, L. S., Tan, G., Skinlov, J. A. (1987). An evaluation of three clustering procedures for use in synoptic climatological classification. *Journal of Climate Applied Meteorology*. 26, 717-730.
- [79] Karl, T. R., Wang, W. Schlesinger, M. E. , Knight, R. W., and Portman, D. (1990). A method of relating general Circulation Model Simulated Climate to the observed local climate. Part I: Seasonal Statistics. *Journal of Climate*. Vol 3, 1053-1079

- [80] Katz, E. Q. Precipitation as a chain-dependent process.(1977). *Journal of Applied Meteorology.*, 16, 671-676.
- [81] Katz, R. W. (1977). An application of chain-dependent processes to meteorology. *Journal of Applied Probability.* 14, 598-603
- [82] Katz, R. W., and Parlangué, M. B. (1993). Effects of an index of atmospheric circulation on stochastic properties of precipitation. *Water Resources Research.* 29, 2335-2334.
- [83] Katz, R.W. y M.B. Parlangué: (1995): Generalizations of chain-dependent processes: Application to hourly precipitation. *Water Resources Research*, 31(5), 1331-1341.
- [84] Kavvas, L., and Delleur, J. W.(1981). A stochastic cluster model for daily rainfall sequences. . *Water Resources Research*, 17(4), 1151 - 1160.
- [85] Kilsby, C. G., Cowpertwait, P. S. P., O'Connell, P. E. and Jones P. D. Predicting rainfall statistics in Enfland and Wales using atmospheric circulation variables. *International Journal of climatology.* 18, 523-539.
- [86] Kim, J. W., Chang, J. T., Baker, N. L., Wilks, D. S. and Gates, W. L. (1984). The standard problem of climate inversion: determination of the relationships between local and large scale climate. *Monthly Weather Review.* 112, 2069-2077.
- [87] Koutsoyiannis, D. (1992). A nonlinear disaggregation method with a reduced parameter set for simulation of hydrologic series. *Water Resources Research*, 28(12), 3175-3191.
- [88] Koutsoyiannis, D. and Foufoula-Georgiou. (1992). A scaling model of storm hyetograph. *Water Resources Research*, 29(7), 2345-2361.
- [89] Lage, A., García-Bartual, R. (1997). Un modelo estadístico de lluvia en un punto geográfico. *Libro de resúmenes del XXIII Congreso Nacional de Estadística e Investigación Operativa*, 21.3-21.4
- [90] Lage, A., García-Bartual, R. (1997). Un modelo estocástico de precipitación diaria. Aplicación en las cuencas del Duero, Tajo, Sil y Ebro. *Libro de resúmenes de la XXVI Bienal de la Real Sociedad Española de Física*, 293-294.

- [91] Lage, A., García-Bartual, R. (1999). Aplicación de una clasificación sinóptica para usos hidrológicos. *Libro de resúmenes de la XXVII Bienal de la Real Sociedad Española de Física*.
- [92] Lage, A, Salsón, S. and García-Bartual, R.. (2000) Precipitation variability related to synoptic atmospheric patterns. *European Geophysical Society. XXV General Assembly*. Niza.
- [93] Lana,X., and Burgueño,A. (1998). Daily dry-wet behaviour in Catalonia (NE Spain) from the viewpoint of Markov Chains. *International Journal of Climatology*, 18, 793-815.
- [94] LeCam, L. A stochastic description of precipitation, in *4th Berkley Symposium on Mathematics, Statistics and Probability*, vol 3 165-186. University of California Press, Berkley, 1961
- [95] Lettenmaier, D. P. And Gan, T. Y. (1990). Hydrologic sensitivities of the Sacramento-San Joaquin River Basin, California, to global warming. *Water Resources Research*, 26(1).
- [96] Linés, A. (1985). Perturbaciones típicas que afectan a la Península Ibérica y precipitaciones asociadas. I.N.M. Serie A. Madrid.
- [97] Lovejoy, S. and Schertzer, D. (1985). Generalized scale invariance in the atmosphere and fractal models of rain. *Water Resources Research*, 21, 1233-1250.
- [98] Lovejoy, S. and Schertzer, D. (1990). Multifractals, universality classes and satellite and radar measurements of clouds and rain fields. *Journal of Geophysical Research*, 21, 1233-1250.
- [99] Maheras, P. (1989). Delimitation of the summer – dry period in Greece according to the frequency of weather – types. v *Theoretical and Applied Climatology*. 39(3), 171-176.
- [100] Mariën, J.L., and Vandewiele, G.L. (1986). A point rainfall generator with internal storm structure *Water Resources Research*, 22(4), 475-482.
- [101] Marroquin A. (1988) Estudio de los Procesos de Precipitación Diaria en Badajoz. Ph.D Thesis, Universidad de Extremadura, Badajoz.

- [102] Marroquin A., García J. A., Garrido, J. And Mateos, V. L. (1995). Neyman-Scott Cluster Model for Daily rainfall processes in Lower Extremadura (Spain): Rainfall Generating Mechanisms. *Theoretical and Applied Climatology*. 52, 183-193.
- [103] McGuffie, K., Henderson-Sellers, A., Holbrook, N., Kothavala, Z., Balachova, O. And Hoekstra, J. (1999). Assessing simulations of daily temperature and precipitation variability with Global Climate Models for present and enhanced greenhouse climates. *International Journal of Climatology*, 19, 1-26.
- [104] Medina, M. (1976). Meteorología básica sinóptica. *Paraninfo*.
- [105] Medina, M. (1985). Teoría de la predicción meteorológica. *I.N.M. Serie B*. Madrid
- [106] Mielke, P. W. (1973). Another family of distributions for describin and analyzing precipitation data. *Journal of Applied Meteorology*. 10(2),275-280.
- [107] Mielke, P.W. and Johnson, E. S. (1973). Three parameter kappa distribut8on maximum likelihood estimates and likelihood radio tests. *Mon. Weather Review*. 101 (9), 701-707.
- [108] Neyman, J.E., Scott, E. L. (1958). A statistical approach to problems of cosmology. *Journal Royal Statistical Society*, B, 20, 1-43.
- [109] Onof C., Wheater, H. S. (1994). Improvements to the modelling of British rainfall using a modified Bartlett - Lewis rectangular Pulse Model. *Journal of Hydrology*, 157, 177-195.
- [110] Onof C., Wheater, H. S. (1994). Note on the analytical expression of the inter - event time characteristics for Bartlett - Lewis type rainfall models. . *Journal of Hydrology*, 157, 197-210.
- [111] Osborn, H.B. (1983). Timing and duration of high rainfall rates in the Southwestern United States. *Water Resources Research*. 19 (4), 1036-1042.
- [112] Press, W.H., Flannery, B.P., Teukolsky, S. A., Vetterling, W.T., (1986). *Numerical Recipes*. Cambridge University Press, New York, 297-300.
- [113] Pyke, R. (1961a). Markov renewal processes: Definitions and preliminary properties. *Ann. Math. Stat.*, 32, 1231-1242.
- [114] Pyke, R. (1961b). Markov renewal processes with finitely many states. *Ann. Math. Stat.*, 32, 1243-1259.

- [115] Redmond, K. T. And Koch, R. W. (1991). Surface climate and streamflow variability in the western United States and their relationship to large-scale circulation indices. *Water Resources Research*, 27, 2381-2399.
- [116] Richardson, C. W. (1981). Stochastic Simulation of Daily Precipitation, Temperature and Solar Radiation. *Water Resources Research*. 17 (1), 182-190.
- [117] Risbey, J. S. and Stone, P. H. (1996). A case study of the adequacy of GCM simulations for input to regional climate change assessments. *Journal of Climate*, 9, 1441-1467.
- [118] Rodriguez Iturbe, I. And Mejia, H. M. (1974) Design of rainfall networks in space and time. *Water Resources Research*, 10(4),713-728.
- [119] Rodriguez Iturbe, I., Y. K. Gupta, and Waymire, E.. (1984). Scale considerations in the modeling of temporal rainfall. *Water Resources Research*, 20,1611-1619.
- [120] Rodriguez Iturbe, I.. (1986): Scale of fluctuations of rainfall models.*Water Resources Research*, 22(9), 15S-37S.
- [121] Rodriguez Iturbe, I., Cox D. R., and Isham V. (1988). A point process models for rainfall. Further developments. *Proc. Real Society*. London A, 417, 283 - 298 .
- [122] Rodriguez Iturbe, I., Febrebes de Power, i. B., and Valdés, J. B. (1987 b). Rectangular pulses point process models for rainfall: Analysis of empirical data. *Journal of Geophysical Research*. 92(D8), 9645 - 9656.
- [123] Roldán, J. (1982-a). Stochastic Daily precipitation Models. 1. A Comparison of Occurrence Processes. *Water Resources Research*. 18 (5). 1451-1459.
- [124] Roldán, J. (1982-b). Stochastic Daily precipitation Models. 2. A Comparison of Distribution of Amounts. *Water Resources Research*. 18 (5), 1461-1468.
- [125] Romero, R., Ramis, C. and Guijarro, J.A. (1999). Daily rainfall patterns in the Spanish Mediterranean Area: an objective classification. *International Journal of Climatology*, 19, 95-112.
- [126] Romero, R., Ramis, C., Guijarro, J.A. and Summer, G. (1999). Daily rainfall affinity areas in Mediterranean Spain. *International Journal of Climatology*, 19, 557-578.

- [127] Salsón, S., García-Bartual, R. (1997). Inferencia en procesos estocásticos de punteo aplicada a la desagregación de series hidrológicas. *Libro de resúmenes del XIII Congreso Nacional de Estadística*.
- [128] Salsón, S., García-Bartual, R. (1998). Desagregación de lluvias para aplicaciones en simulación de sistemas de recursos hidráulicos. *Revista de Obras Públicas*. 3378, 25-35.
- [129] Salsón, S., Lage, A. García-Bartual, R. (1999). Obtención de parámetros de un modelo estocástico de precipitación vinculados a patrones sinópticos. *Libro de resúmenes de la XXVII Bienal de la Real Sociedad Española de Física*.
- [130] Salsón, S., Lage, A. García-Bartual, R. (2000). Using the modified Bartlett-Lewis model as a tool for rainfall desegregation. Scaling properties. *Libro de abstracts de la European Geophysical Society. XXV General Assembly*. Niza.
- [131] Serra, C., Fernández Mills, G. Periago, M. C., and Lana, X. (1996). Winter and Autumn Daily Precipitation Patterns in Catalonia, Spain. *Theoretical and Applied Climatology*. 54, 175-186.
- [132] Serra, C., Fernández Mills, G., Periago, M. C. and Lana, X. (1998). Surface Synoptic circulation and daily precipitation in Catalonia. *Theoretical and Applied Climatology*. 59, 29-49.
- [133] Small, M. J. and Morgan, J. (1986). The Relationship Between a Continuous-Time Renewal Model and a Discrete Markov Chain Model of Precipitation Occurrence. *Water Resources Research*. 22 (10), 1422-1430.
- [134] Smith, J. A. (1987). Statistical modeling of daily rainfall occurrences. *Water Resources Research*. 23, 885-893.
- [135] Smith, J. A. and Karr A. F. (1983). A point process model of summer season rainfall occurrences. *Water Resources Research*. 19(1), 95-103.
- [136] Smith, J. A. And Karr A. F. (1985 a). Statistical inference for point process models of rainfall *Water Resources Research*, 21(1), 73-79.
- [137] Smith, J. A. and Karr A. F. (1985 b). Parameter estimation for a model of space-time rainfall. *Water Resources Research*, 21(8), 1251-1257.

- [138] Smith, R. E. And Schreiber, H. A. (1973). Point processes of seasonal thunderstorm rainfall, I. Distribution of rainfall events. *Water Resources Research*, 9 (4), 871-884.
- [139] Smith, R. E. And Schreiber, H. A. (1974). Point processes of seasonal thunderstorm rainfall, II. Rainfall depth probabilities. *Water Resources Research*, 10 (3), 418-423.
- [140] Tessier, Y., Lovejoy, S. and Scertzer, D. (1994). Universal multifractals in rain and clouds: theory and observations. *Journal of Applied Meteorology*, 32, 223-250.
- [141] Teugels, J. L. (1976). A bibliography on semi-Markov processes. *J. Comput. Appl. Math.*, 2(2), 125-144.
- [142] Thompson, M. E. and Kaseke, T. N. (1995). Estimation for partially observed Markov processes. *Stochastic Hydrology and Hydraulics*. 9, 33-47.
- [143] Todorovic, P. And Woolhiser, D. A. (1975). A stochastic model of n-day precipitation. *Journal of Applied Meteorology*. 14(1), 17-24.
- [144] Velghe, T., Troch, P. A., De Troch F. P., and Van de Velde, J.(1994) Evaluation of cluster-based rectangular pulses point process models for rainfall. *Water Resources Research*, 30(10),2847 - 2857.
- [145] Verhoest, N., Troch, P. A., De Troch F. P. (1997). On the applicability of Bartlett - Lewis rectangular Pulse Model. In the modelling of design storms at a point. *Journal of Hydrology*, 202, 108-120.
- [146] Von Storch, H., Zorita, E. and Cubash, U. (1993). Downscaling of climate changes estimates to regional scales: an applicaton to Iberian rainfall in Winter time. *Journal of Climate*. 6, 1161-1171.
- [147] Waymire, E., Gupta,V.K.(1981-a). The Mathematical Structure of Rainfall Representations 1. A Review of the Stochastic Rainfall Models, *Water Resources Research*, 17(5), 1261-1272.
- [148] Waymire, E., Gupta,V.K.(1981-b). The Mathematical Structure of Rainfall Representations 2. A Review of the theory of point processes. *Water Resources Research*, 17(5), 1273-1286.

- [149] Waymire, E., Gupta, V.K. (1981-c). The Mathematical Structure of Rainfall Representations 3. Some applications of the point process theory to rainfall processes. *Water Resources Research*, 17(5), -1287-1294.
- [150] Weiss, L., L. (1964). Sequence of wet and dry days described by a Markov chain probability model. *Mon. Weather Review*. 92, 169-176.
- [151] Wigley, T. M. L., Jones, P. D., Briffa, K. R. and Smith, G. (1990). Obtaining sub-grid scale information from coarse-resolution General Circulation Model output. *Journal of Geophysical Research*. Vol. 95, 1943-1953.
- [152] Wilby, R. L. (1994). Stochastic weather type simulation for regional climate change impact assessment. , *Water Resources Research*, 30(12), 3395-3403.
- [153] Wilby, R. (1995). Simulation of precipitation by weather pattern and frontal analysis. *Journal of Hydrology*. 173, 91-109.
- [154] Wilby, R. L. (1997). Non-stationarity in daily precipitation series: implications for GCM downscaling using atmospheric circulation indices. *International Journal of Climatology*, 17, 439-454.
- [155] Wilby, R. L., Hay, L. E., Leavesley, G. H. (1999). A comparison of downscaled and raw GCM output: implications for climate change scenarios in the San Juan River basin, Colorado. *Journal of Hydrology*, 225, 67-91.
- [156] Wilks, D. S. (1989-a). Conditioning Stochastic Daily Precipitation Models on total Monthly Precipitation. *Water Resources Research*. 25 (6). 1429-1439.
- [157] Wilks, D. S. (1989-b). Statistical specification of local surface weather elements from large-scale information. *Theoretical and Applied Climatology*. 40, 119-134.
- [158] Wilks, D. S. (1993). Comparison of three probability distributions for representing annual extreme and partial duration precipitation series. *Water Resources Research*, 29, 3543-3549.
- [159] Wilson, L. L., Lettenmaier, D. P. and Skillingstad, E. (1992). A hierarchical stochastic model of large-scale atmospheric circulation patterns and multiple-station daily precipitation. *Journal of Geophysical Research*. 97, 2791-2809.

-
- [160] Woolhiser, D. A. And Pegram, G. G. (1979). Maximum likelihood estimation of Fourier coefficients to describe seasonal variations of parameters in stochastic daily precipitation models. *Journal of Applied Meteorology*. 18 (1), 34-42.
- [161] Woolhiser, D. A. (1986). Seasonal and Regional Variability of Parameters for Stochastic Daily Precipitation Models: South Dakota, U. S. A. *Water Resources Research*. 22 (6). 965-978.
- [162] Woolhiser, D. A., T. O. Keefer, and Redmond, K. T. (1993). Southern Oscillation effects on daily precipitation in the southwestern United States. *Water Resources Research*. 29, 1287-1295.
- [163] Zucchini, W., and Guttorp, P. (1991). A hidden Markov model for space – time precipitation. , *Water Resources Research*. 27, 1917-1923.