



Agencia de Obra Pública de la Junta de Andalucía  
CONSEJERÍA DE FOMENTO Y VIVIENDA



Universidad de Granada

Unión Europea



Fondo Europeo  
de Desarrollo Regional

## **G-GI3002/IDII**

# **Dragados en el sistema portuario andaluz: método para la gestión y toma de decisiones**

Universidad de Granada, Universidad de  
Córdoba



### **TAREA 3:**

**Caracterización conjunta de agentes y simulación**



Agencia de Obra Pública de la Junta de Andalucía  
**CONSEJERÍA DE FOMENTO Y VIVIENDA**



**Universidad de Granada**

**Unión Europea**



Fondo Europeo  
de Desarrollo Regional

**05-09-2014**



1.	ANTECEDENTES .....	4
2.	ANÁLISIS PRELIMINAR .....	5
2.1.	DATOS EMPLEADOS .....	5
2.2.	VARIABILIDAD DE LOS AGENTES CLIMÁTICOS .....	9
3.	ANÁLISIS UNIVARIADO DEL CLIMA.....	11
3.1.	ALTURA DE OLA SIGNIFICANTE .....	11
	Distribución marginal estacionaria.....	11
	Distribución marginal no estacionaria .....	12
3.2.	PERÍODO DE PICO ESPECTRAL.....	14
	Distribución marginal estacionaria.....	14
	Distribución marginal no estacionaria .....	14
3.3.	VELOCIDAD DEL VIENTO.....	16
	Distribución marginal estacionaria.....	16
	Distribución marginal no estacionaria .....	16
4.	DEPENDENCIA TEMPORAL MULTIVARIADA DE LOS AGENTES CLIMÁTICOS: MODELO VAR 18	
5.	SIMULACIÓN DEL CLIMA .....	19
5.1.	ANÁLISIS DE DISTRIBUCIONES UNIVARIADAS .....	20
5.2.	ANÁLISIS DE DISTRIBUCIONES BIVARIADAS .....	24
6.	REFERENCIAS.....	26



## ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1: Plano de situación del punto SIMAR 2063084 .....	5
Figura 2: Proporción de datos útiles por año .....	6
Figura 3: Histograma normalizado para las variables $H_{m0}$ (panel a), $T_p$ (panel b) y $V_v$ (panel c) ...	7
Figura 4. Rosa del oleaje. Altura de ola en metros .....	8
Figura 5. Rosa de los vientos. Velocidad del viento en m/s .....	8
Figura 6. Box-plot de los datos separados por mes (panel a) y por años (panel b), para cada una de las variables aleatorias: altura de ola significativa $H_{m0}$ , período de pico espectral $T_p$ , dirección media de procedencia del oleaje $\theta_M$ , velocidad del viento $V_v$ y dirección media de procedencia del viento $\theta_v$ .....	9
Figura 7: Media, desviación estándar y autocorrelación de desfase 1 (ACF), para la altura de ola significativa (panel a), el período de pico espectral (panel b) y la velocidad de viento (panel c)	10
Figura 8: Distribuciones estacionarias ajustadas a la altura de ola significativa $H_{m0}$ .....	11
Figura 9: Cuantiles empíricos y modelados para probabilidad de no excedencia del 1%, 5%, 10%, 25%, 50%, 75%, 90%, 99%, 99.9%, correspondientes a la variable $H_{m0}$ .....	12
Figura 10: PDF (panel a) y CDF (panel b) marginal anual empírica y modelada con LNGPD-NE, correspondientes a la variable $H_{m0}$ .....	13
Figura 11: Distribuciones estacionarias ajustadas al período de pico espectral $T_p$ .....	14
Figura 12: Cuantiles empíricos y modelados para probabilidad de no excedencia del 1%, 5%, 10%, 25%, 50%, 75%, 90%, 99%, 99.9%, correspondientes a la variable $T_p$ .....	15
Figura 13: PDF y CDF marginal anual empírica y modelada con LN2MIX-NE, correspondientes a la variable $T_p$ .....	15
Figura 14: Distribuciones estacionarias ajustadas a la velocidad de viento $V_v$ .....	16
Figura 15: PDF y CDF marginal anual empírica y modelada con WBGPD-NE, correspondientes a la variable $V_v$ .....	17
Figura 16: PDF y CDF de los datos de altura de ola significativa para la señal original y simulada (panel a); PDF (panel b) y CDF en papel log normal (panel c), calculadas para cada año, de los datos originales (negro), y de los simulados (gris) .....	20
Figura 17: PDF y CDF de los datos de período de pico espectral para la señal original y simulada; PDF (panel a) y CDF en papel log normal (panel b), calculadas para cada año, de los datos originales (negro), y de los simulados (gris) .....	21
Figura 18: PDF y CDF de los datos de velocidad de viento para la señal original y simulada (panel a); PDF (panel b) y CDF en papel log normal (panel c), calculadas para cada año, de los datos originales (negro), y de los simulados (gris) .....	22
Figura 19: Simulaciones de altura de ola $H_{m0}$ mediante el método VAR .....	23
Figura 20: Distribución bivariada empírica $H_{m0}$ - $T_p$ de los datos originales (panel a) y de los simulados (panel b) .....	24
Figura 21: Distribución bivariada empírica $H_{m0}$ - $V_v$ de los datos originales (panel a) y de los simulados (panel b) .....	24
Figura 22: Distribución bivariada empírica $T_p$ - $V_v$ de los datos originales (panel a) y de los simulados (panel b) .....	25



## 1. ANTECEDENTES

El 15 de noviembre de 2013 comenzaron los trabajos del Convenio G-GI3002/IDII titulado Dragados en el sistema portuario andaluz: método para la gestión y toma de decisiones. En el marco del citado convenio, en este informe *“Caracterización conjunta de agentes y simulación”* se recogen los resultados de la Tarea 3, así como parte de los correspondientes a la Tarea 2. Este informe ha sido realizado por Rafael Bergillos Meca, Miguel Ángel Reyes Merlo y Ángela Tintoré Parra bajo la dirección de los doctores Manuel Díez Minguito y el IP del Proyecto Miguel Ortega Sánchez.

## 2. ANÁLISIS PRELIMINAR

### 2.1. DATOS EMPLEADOS

En este trabajo se han empleado los siguientes datos:

- Oleaje direccional proveniente de retroanálisis, correspondiente al punto SIMAR 2063084 para el período 1996-2013.

El emplazamiento de los puntos se muestra en la Figura 1 :



Figura 1: Plano de situación del punto SIMAR 2063084

De entre toda la información que incluye el punto SIMAR, se ha trabajado con las siguientes variables, cuyo período de muestreo es de 3 horas:

- $H_{m0}$ : Altura significativa espectral (m)
- $T_p$ : Período de pico espectral (s)
- Dir: Dirección media de procedencia del oleaje ( $0^\circ=N, 90^\circ=E$ )
- $V_v$ : Velocidad media del viento
- DirV: Dirección media de procedencia del viento ( $0^\circ=N, 90^\circ=E$ )

En primer lugar se ha analizado la proporción de datos disponible para cada año de registro. Como valor apto se ha escogido el umbral del 80%. De la Figura 2 se desprende que todos los años cumplen esta condición.

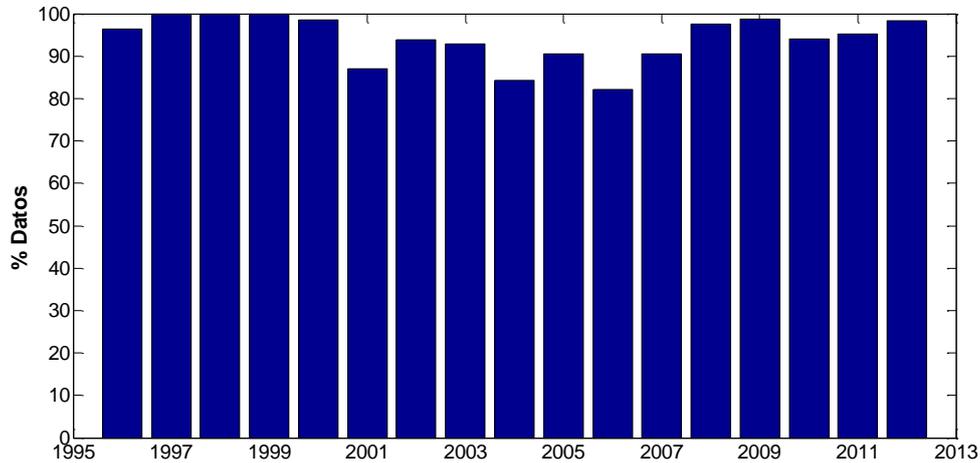
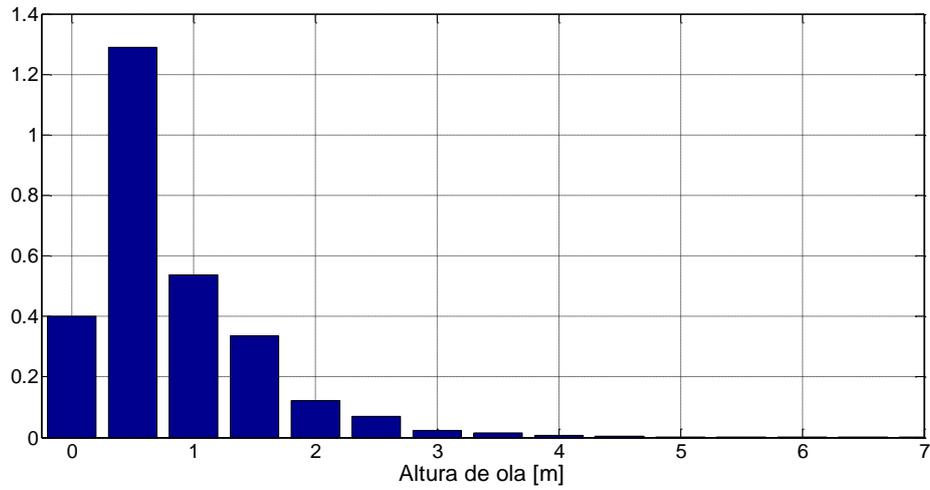


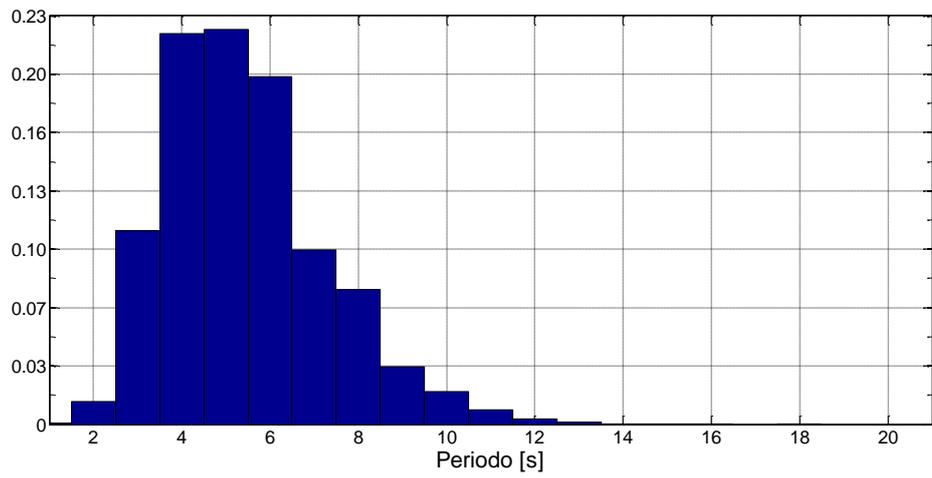
Figura 2: Proporción de datos útiles por año

En la Figura 3 se representan los histogramas de las variables  $H_{m0}$ ,  $T_p$  y  $V_v$ . Para la altura de ola significativa, los valores más frecuentes están comprendidos entre 0,5 y 1 m; para el período de pico en torno a 4 y 6 segundos y para la velocidad de viento sobre los 4 y 5 m/s.

a)



b)



c)

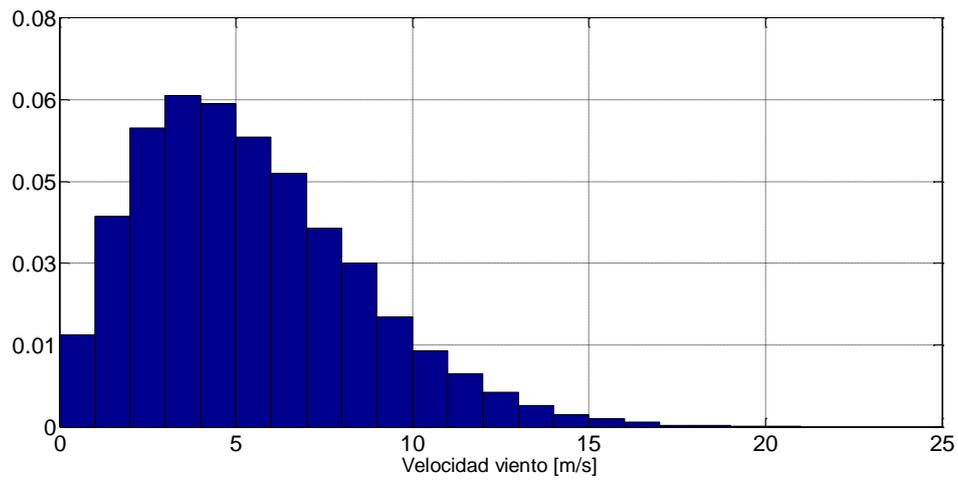


Figura 3: Histograma normalizado para las variables  $H_{m0}$  (panel a),  $T_p$  (panel b) y  $V_v$  (panel c).

### Rosa del Viento y del Oleaje

Para el punto SIMAR de estudio se tienen las rosas del oleaje y del viento mostradas en la Figura 4 y en la Figura 5, respectivamente.

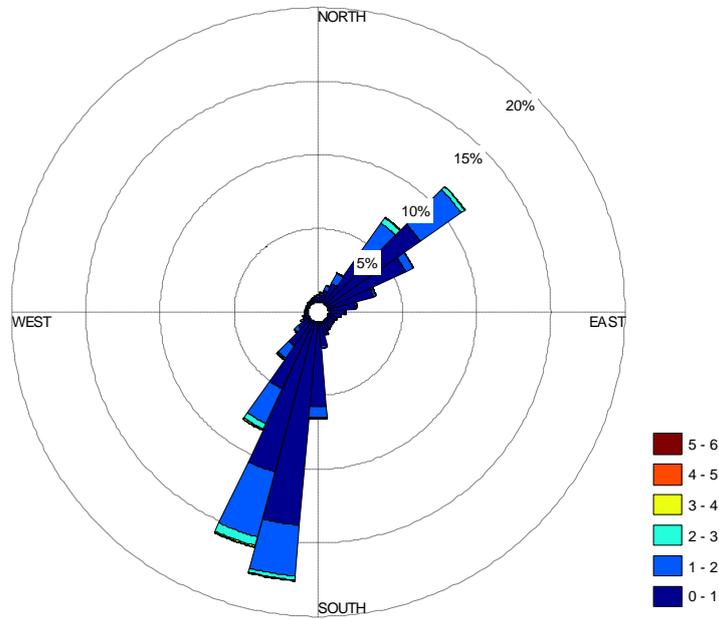


Figura 4. Rosa del oleaje. Altura de ola en metros

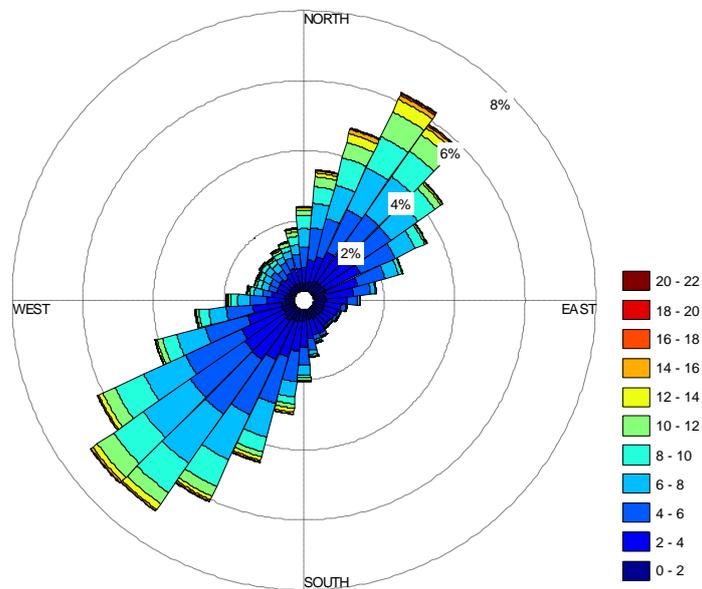


Figura 5. Rosa de los vientos. Velocidad del viento en m/s

Para el caso del oleaje, tanto la dirección de procedencia más intensa como la más frecuente coinciden, aproximadamente, con la SWS, seguida del NE. Para el caso del viento, la dirección más frecuente es la SW seguida de la NE.

## 2.2. VARIABILIDAD DE LOS AGENTES CLIMÁTICOS

En la realización de estas tareas se ha tenido especialmente en cuenta la variabilidad que exhiben los agentes climáticos. Las primeras aproximaciones para estudiar estas variaciones vienen representadas en las Figura 6 y Figura 7, para los datos del punto SIMAR.

En la Figura 6 se muestran los gráficos de cajas mensuales (panel a) y anuales (panel b), respectivamente. Éstos proporcionan la siguiente información:

- Mediana (o cuantil de 50%, Q2), señalada con una línea horizontal roja
- Cuantiles de probabilidad empírica 25% y 75% (Q1 y Q3), señalados con una caja azul
- Límites correspondientes a  $Q1-1,5 \cdot (Q3-Q1)$  y  $Q2+1,5 \cdot (Q3-Q1)$ , señalados con líneas verticales negras (en caso de que los datos siguiesen una distribución normal estos límites comprenderían aproximadamente al 99,3% de los datos)

La amplitud de la caja azul (diferencia entre Q3 y Q1) da una medida de la variabilidad de los datos.

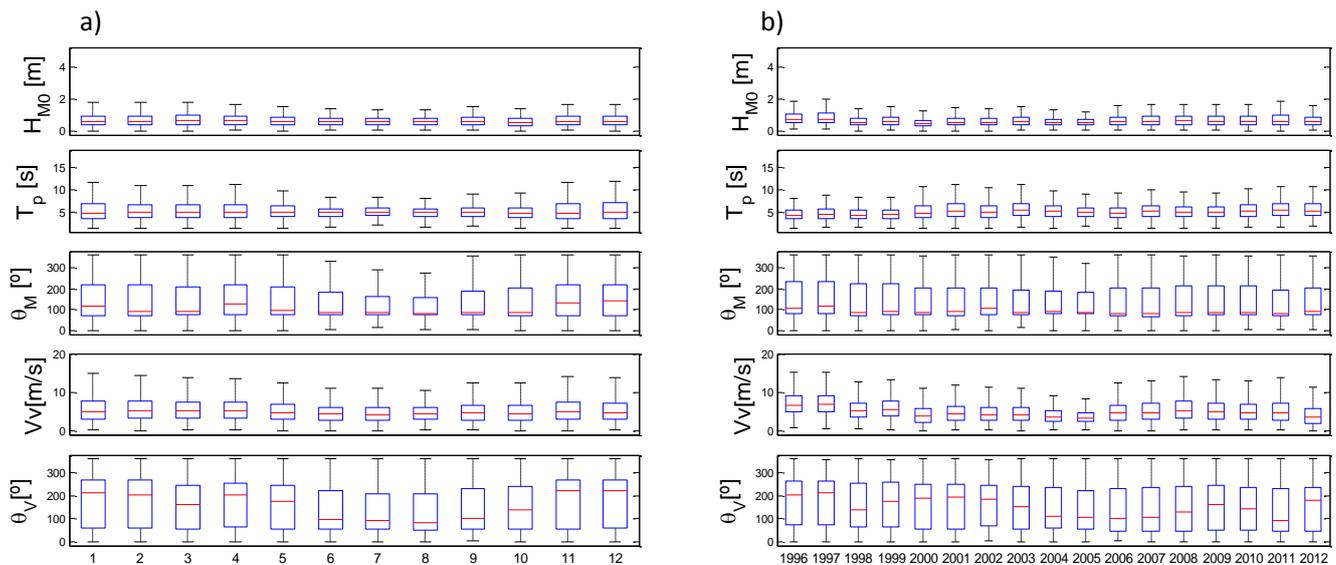


Figura 6. Box-plot de los datos separados por mes (panel a) y por años (panel b), para cada una de las variables aleatorias: altura de ola significativa  $H_{m0}$ , período de pico espectral  $T_p$ , dirección media de procedencia del oleaje  $\theta_M$ , velocidad del viento  $V_v$  y dirección media de procedencia del viento  $\theta_v$ .

Se identifica una variación estacional (Figura 6, panel a) de ciclo anual en los la altura de ola significativa y dirección del viento; siendo más marcada en el período pico espectral, dirección del oleaje y velocidad de viento, tanto en mediana como en dispersión.

También se observa que los datos presentan variabilidad interanual (Figura 6, panel b) tanto en media como en dispersión, siendo especialmente notoria en el registro de período de pico espectral y velocidad de viento.

Se concluye que todas las variables presentan variabilidad estacional e interanual. Dado que la duración del registro no es lo suficientemente amplia como para hacer un análisis adecuado de la variabilidad interanual, en este trabajo sólo se considera la variabilidad estacional.

En la Figura 7 se representan la media, la desviación estándar y la autocorrelación de desfase 1 de las variables altura de ola significativa, período de pico espectral y velocidad media de viento, calculadas para cada instante de medida del año y promediadas con una media móvil de 10 semanas. Las variables direccionales (dirección media del oleaje y dirección de viento) no se incluyen debido a que su media y desviación estándar no pueden calcularse de igual manera que en las variables lineales.

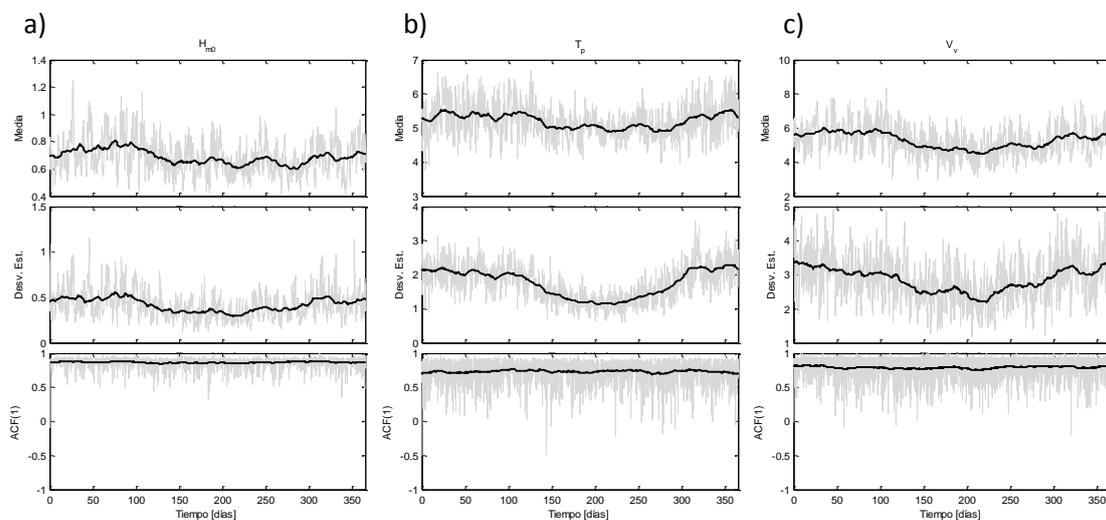


Figura 7: Media, desviación estándar y autocorrelación de desfase 1 (ACF), para la altura de ola significativa (panel a), el período de pico espectral (panel b) y la velocidad de viento (panel c)

Se observa una marcada variación estacional tanto en la media como en la variación estándar para las tres variables. En cambio, la autocorrelación de desfase 1 no presenta una variabilidad tan clara.

### 3. ANÁLISIS UNIVARIADO DEL CLIMA

El análisis univariado del clima se refiere al estudio de las variables climáticas de manera independiente, sin tener en cuenta su interacción con las demás.

Para las variables del punto SIMAR  $H_{m0}$ ,  $T_p$  y  $V_v^1$  el tratamiento será muy similar: cálculo del régimen de persistencia (excepto para  $T_p$ ) y ajuste de los datos tanto a una distribución estacionaria como no estacionaria (según se tenga o no en cuenta la variabilidad estacional).

#### 3.1. ALTURA DE OLA SIGNIFICANTE

En este apartado se estudian el régimen de persistencia y las distribuciones marginal estacionaria y no estacionaria de la altura de ola significativa.

##### Distribución marginal estacionaria

De entre las distribuciones Log-Normal, Weibull y Gamma, la distribución Log-Normal (LN) es la que presenta mejor ajuste.

A continuación, se emplea la distribución mixta estacionaria (LNGPD, ver (1)) para mejorar el ajuste.

El ajuste obtenido (*Probability Density Function* PDF y *Cumulative density Function* CDF) con la LN y LNGPD se representa en la Figura 8. Se puede observar que LNGPD proporciona un mejor ajuste de los datos que la LN.

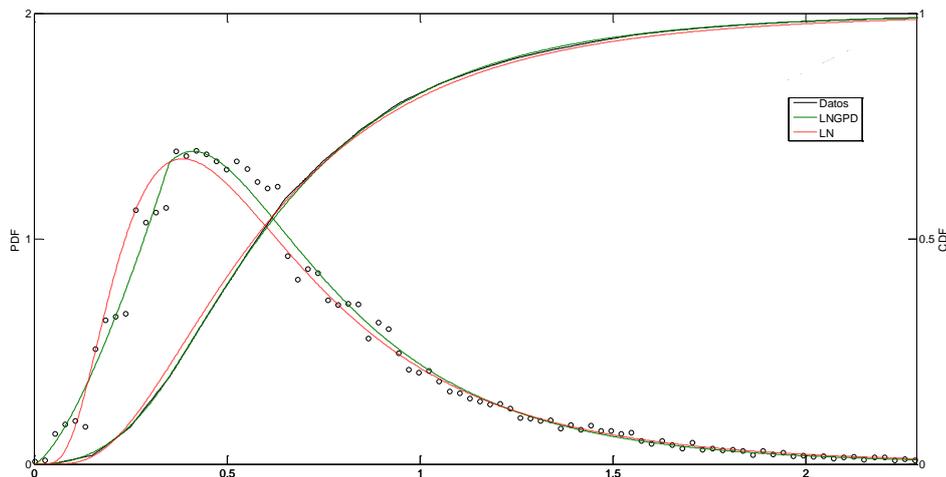


Figura 8: Distribuciones estacionarias ajustadas a la altura de ola significativa  $H_{m0}$

<sup>1</sup> En este apartado no se trabaja con las variables direccionales. Una aproximación al uso de dichas variables puede hacerse asumiendo que son variables lineales (ver (3)), aunque también podría analizarse el uso de distribuciones de variables direccionales, (e.g. wrapped normal distribution, ver (6))

## Distribución marginal no estacionaria

De la Figura 7 se observa que tanto la media como la desviación estándar de los datos de altura de ola significativa presentan variaciones estacionales. Para realizar un mejor ajuste de los datos se emplea la versión no estacionaria de la LNGPD, denominada LNGPD-NE (2).

Los parámetros del modelo se aproximan mediante series de Fourier de hasta cuarto orden. El mejor ajuste, medido a través del Bayesian Information Criterion (BIC, consultar (2)) es el [3 2 2], correspondiente a una aproximación de tercer orden en la media, de segundo orden en la desviación estándar y de segundo orden en el parámetro de forma de la GPD superior.

En la Figura 9 se representan los cuantiles empíricos y modelados (LNGPD-NE) para distintos valores de probabilidad de no excedencia. Se observa cómo el modelo reproduce adecuadamente la variabilidad.

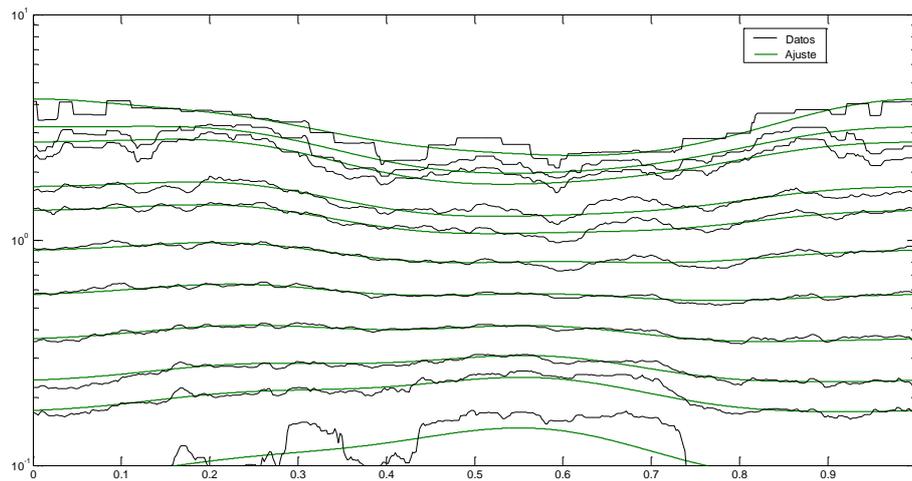
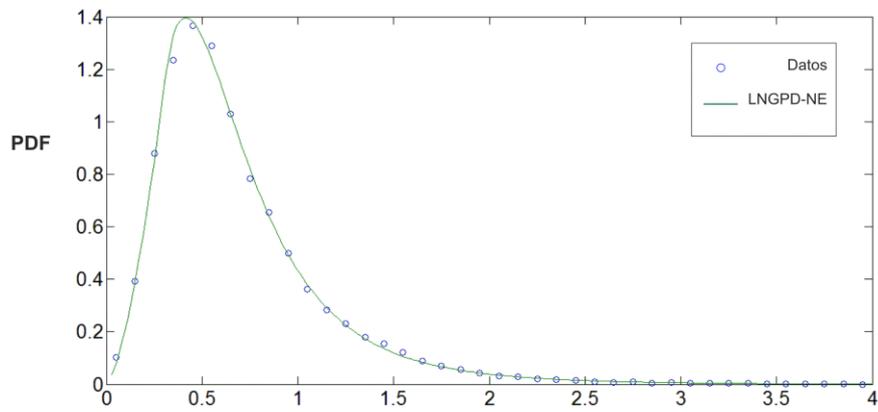


Figura 9: Cuantiles empíricos y modelados para probabilidad de no excedencia del 1%, 5%, 10%, 25%, 50%, 75%, 90%, 99%, 99.9%, correspondientes a la variable  $H_{m0}$

En la Figura 10 se representan las PDF y CDF anuales, tanto empíricas como modeladas. Se observa que el ajuste de LNGPD-NE a los datos medidos es muy bueno

a)



b)

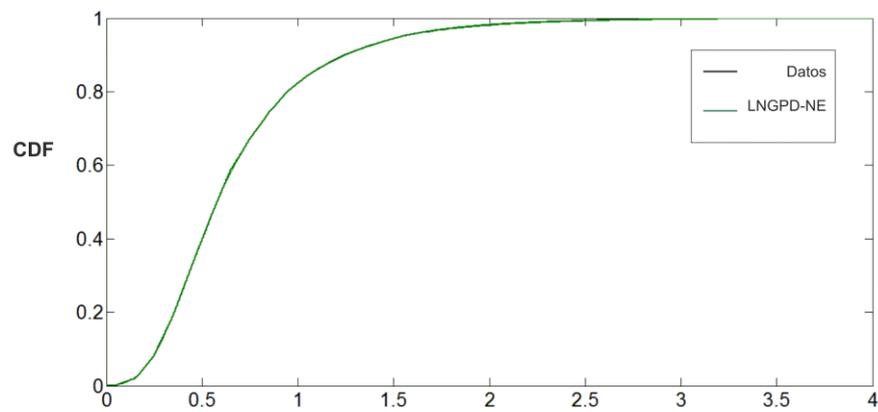


Figura 10: PDF (panel a) y CDF (panel b) marginal anual empírica y modelada con LNGPD-NE, correspondientes a la variable  $H_{m0}$

## 3.2. PERÍODO DE PICO ESPECTRAL

En este apartado se estudian las distribuciones marginal estacionaria y no estacionaria del período de pico espectral.

### Distribución marginal estacionaria

De entre las distribuciones Log-Normal, Weibull y Gamma, la distribución Log-Normal (LN) es la que presenta mejor ajuste.

A continuación, se emplea la distribución mixta estacionaria formada por dos LN (LN2MIX, ver (3)) para mejorar el ajuste.

El ajuste obtenido (PDF y CDF) con la LN y LN2MIX se representa en la Figura 11. Se puede observar que LN2MIX proporciona un mejor ajuste de los datos que la LN.

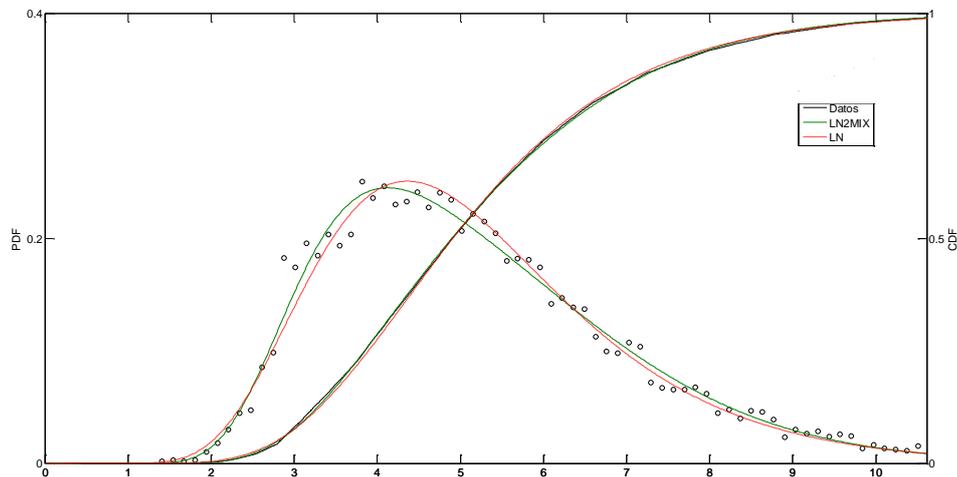


Figura 11: Distribuciones estacionarias ajustadas al período de pico espectral  $T_p$

### Distribución marginal no estacionaria

De la Figura 7 se observa que tanto la media como la desviación estándar de los datos de período pico presentan variaciones estacionales. Para realizar un mejor ajuste de los datos se emplea la versión no estacionaria de la LN2MIX, denominada LN2MIX-NE (3).

Los parámetros del modelo se aproximan mediante series de Fourier de hasta cuarto orden. El mejor ajuste, medido a través del BIC, es el [4 2 4], correspondiente a una aproximación de cuarto orden en el parámetro de proporción de la distribución mixta, de segundo orden en el parámetro de posición y de cuarto orden en el parámetro de escala de las dos log-normal.

En la Figura 12 se representan los cuantiles empíricos y modelados (LN2MIX-NE) para distintos valores de probabilidad de no excedencia. Se observa cómo el modelo reproduce adecuadamente la variabilidad.

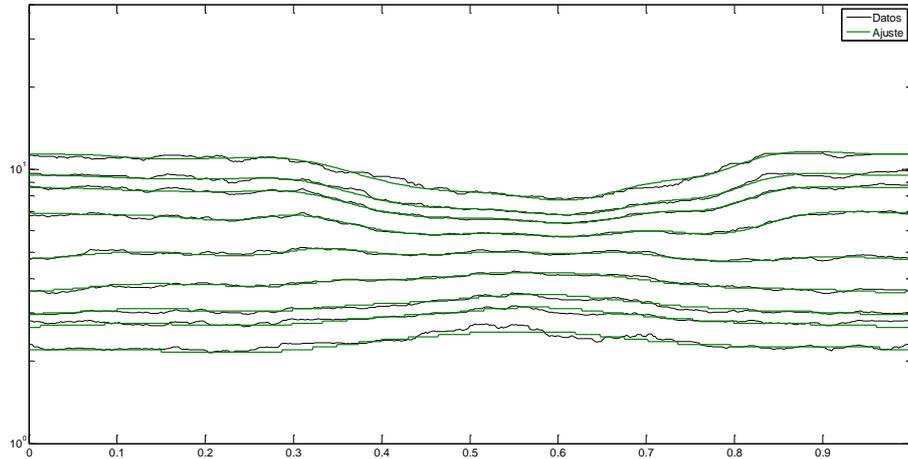


Figura 12: Cuantiles empíricos y modelados para probabilidad de no excedencia del 1%, 5%, 10%, 25%, 50%, 75%, 90%, 99%, 99.9%, correspondientes a la variable  $T_p$

En la Figura 13 se representan las PDF y CDF anuales, tanto empíricas como modeladas. Se observa que el ajuste de LN2MIX-NE a los datos medidos es muy bueno.

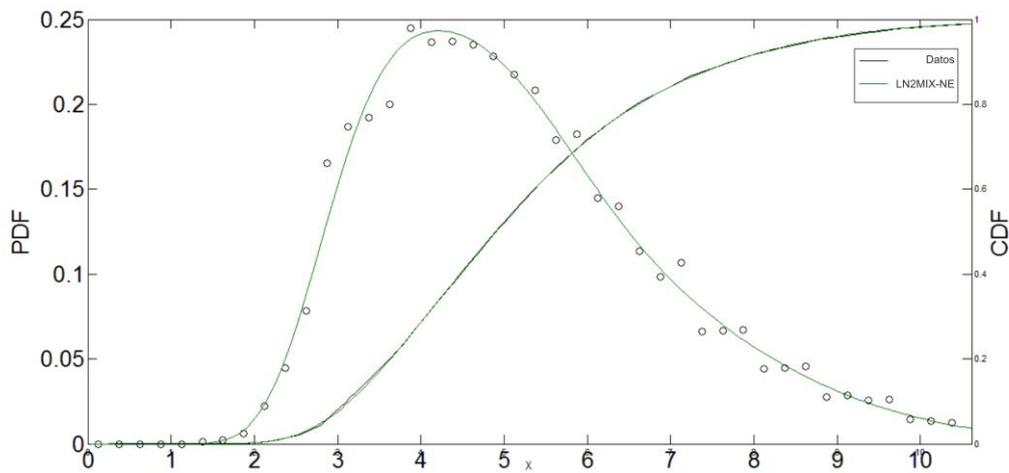


Figura 13: PDF y CDF marginal anual empírica y modelada con LN2MIX-NE, correspondientes a la variable  $T_p$

### 3.3. VELOCIDAD DEL VIENTO

En este apartado se estudian el régimen de persistencia y las distribuciones marginal estacionaria y no estacionaria de la velocidad del viento.

#### Distribución marginal estacionaria

De entre las distribuciones Log-Normal, Weibull y Gamma, la distribución Weibull (WB) es la que presenta mejor ajuste.

A continuación, se emplea la distribución mixta estacionaria (WBGPD, ver (3)), para mejorar el ajuste.

El ajuste obtenido (PDF y CDF) con la WB y WBGPD se representa en la Figura 14 . Se puede observar que WBGPD proporciona un ajuste de los datos parecido al de la WB.

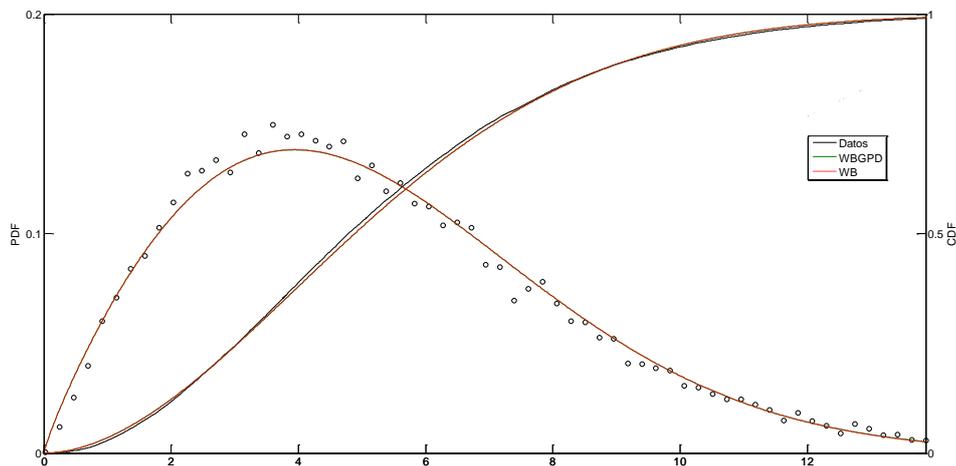


Figura 14: Distribuciones estacionarias ajustadas a la velocidad de viento  $V_v$

#### Distribución marginal no estacionaria

De la Figura 7 se observa que tanto la media como la desviación estándar de los datos de altura de velocidad de viento presentan variaciones estacionales. Para realizar un mejor ajuste de los datos se emplea la versión no estacionaria de la WBGPD, denominada WBGPD-NE (3).

Los parámetros del modelo se aproximan mediante series de Fourier de hasta cuarto orden. El mejor ajuste, medido a través del BIC, es el [1 1 1], correspondiente a una aproximación de primer orden en parámetro de escala de WB, de primer orden en el parámetro de forma de WB y de primer orden en el parámetro de forma de la GPD superior.

En la Figura 15 se representan las PDF y CDF anuales, tanto empíricas como modeladas. Se observa que el ajuste de WBGPD-NE a los datos medidos es muy bueno.

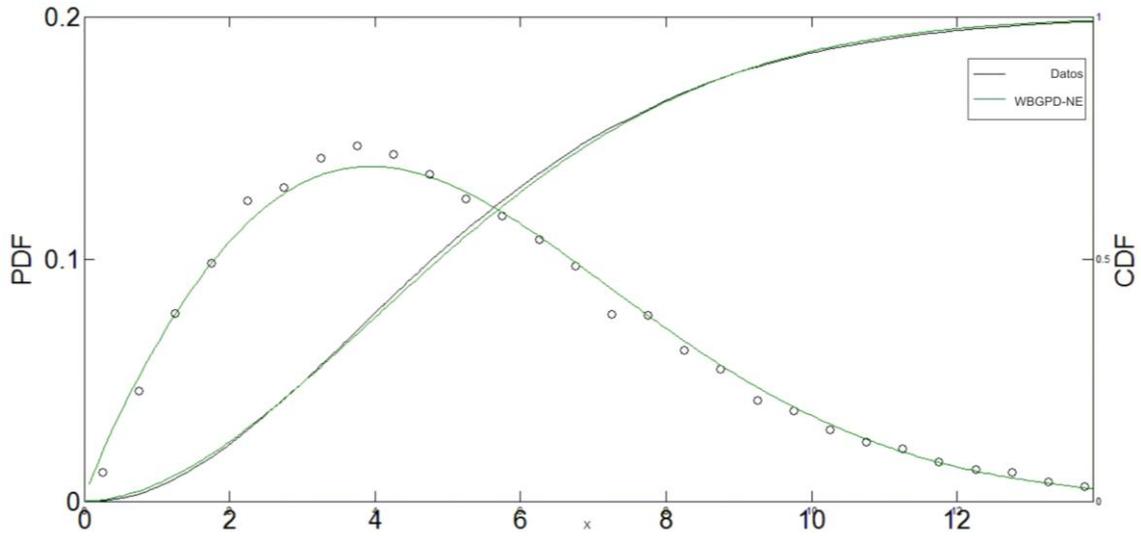


Figura 15: PDF y CDF marginal anual empírica y modelada con WBGPD-NE, correspondientes a la variable  $V_v$



## 4. DEPENDENCIA TEMPORAL MULTIVARIADA DE LOS AGENTES CLIMÁTICOS: MODELO VAR

Si bien se puede realizar un análisis de la dependencia temporal univariado para los principales agentes ( $H_{m0}$ ,  $T_p$  y  $V_v$ ) mediante el empleo de cópulas (2), el presente informe va a centrarse en un análisis multivariado.

El motivo es que las relaciones obtenidas en este análisis serán las utilizadas para hacer la simulación del clima.

Para llevar a cabo este análisis multivariado se emplean modelos autorregresivos vectoriales (VAR), que estudian la dependencia temporal entre las distintas variables, a saber:  $H_{m0}$ ,  $T_p$ ,  $V_v$ , Dir y DirV.

Para el ajuste del modelo VAR (ver (3)) se evalúan modelos desde el orden 1 hasta el 10, calculando el BIC para cada uno de los mismo. Se selecciona el de menor BIC, que es el correspondiente al orden 9. Esto significa que para el cálculo de las variables en el instante  $t$  se utiliza el valor de las variables desde el instante  $t-1$  hasta el instante  $t-9$ .



## 5. SIMULACIÓN DEL CLIMA

De acuerdo con el apartado anterior, se simulan nuevas series multivariadas de 25 años. Éstas se comparan con las de los datos originales, contrastando así el comportamiento del registro actual con el simulado. Los resultados se visualizan a través de la Figura 16 (altura de ola significativa), la Figura 17 (período pico espectral) y la Figura 18 (velocidad del viento). En éstas se representan la PDF y CDF de todo el conjunto de datos y las PDF y CDF de cada año, tanto de los datos originales como de los datos simulados.

## 5.1. ANÁLISIS DE DISTRIBUCIONES UNIVARIADAS

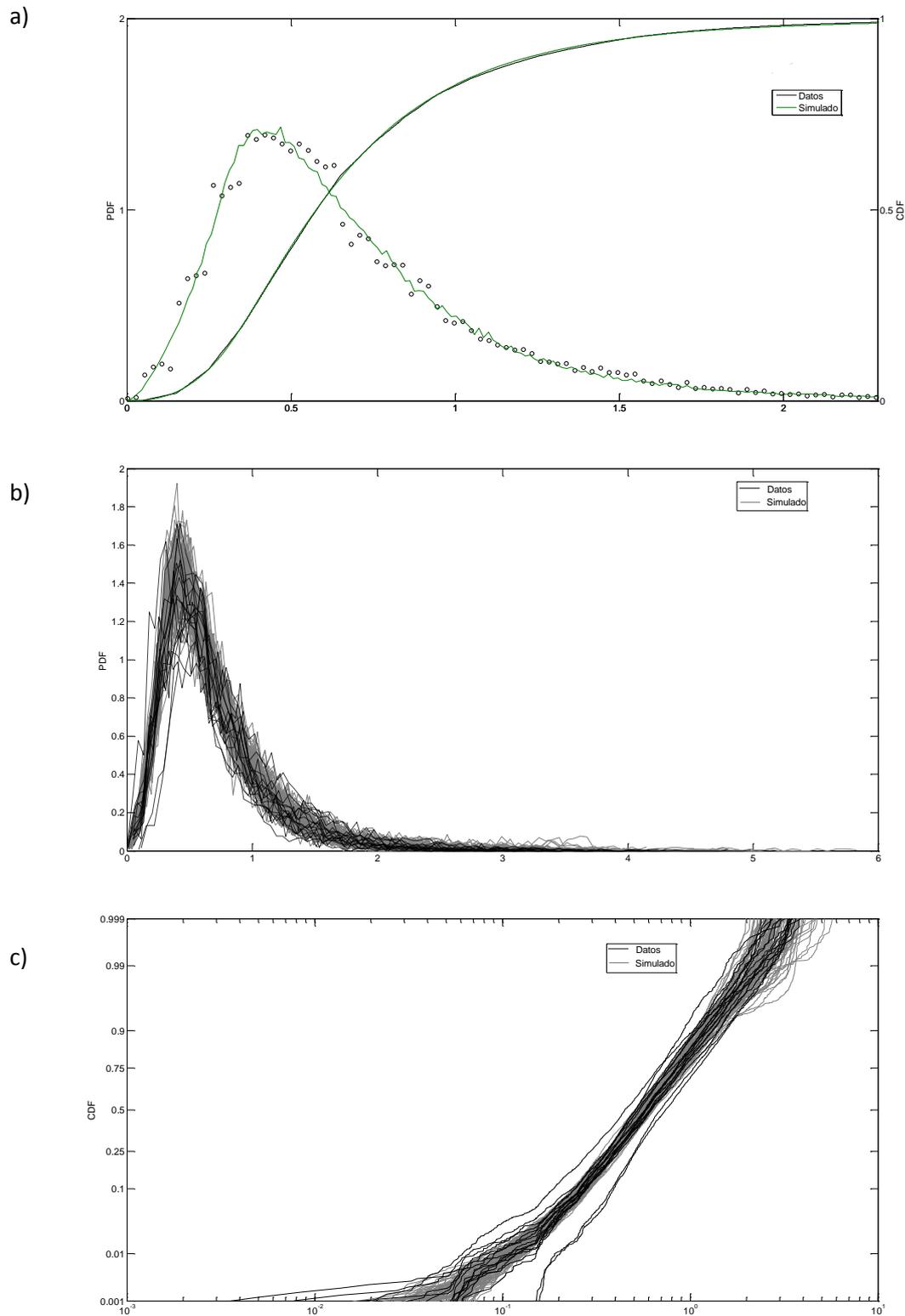


Figura 16: PDF y CDF de los datos de altura de ola significativa para la señal original y simulada (panel a); PDF (panel b) y CDF en papel log normal (panel c), calculadas para cada año, de los datos originales (negro), y de los simulados (gris)

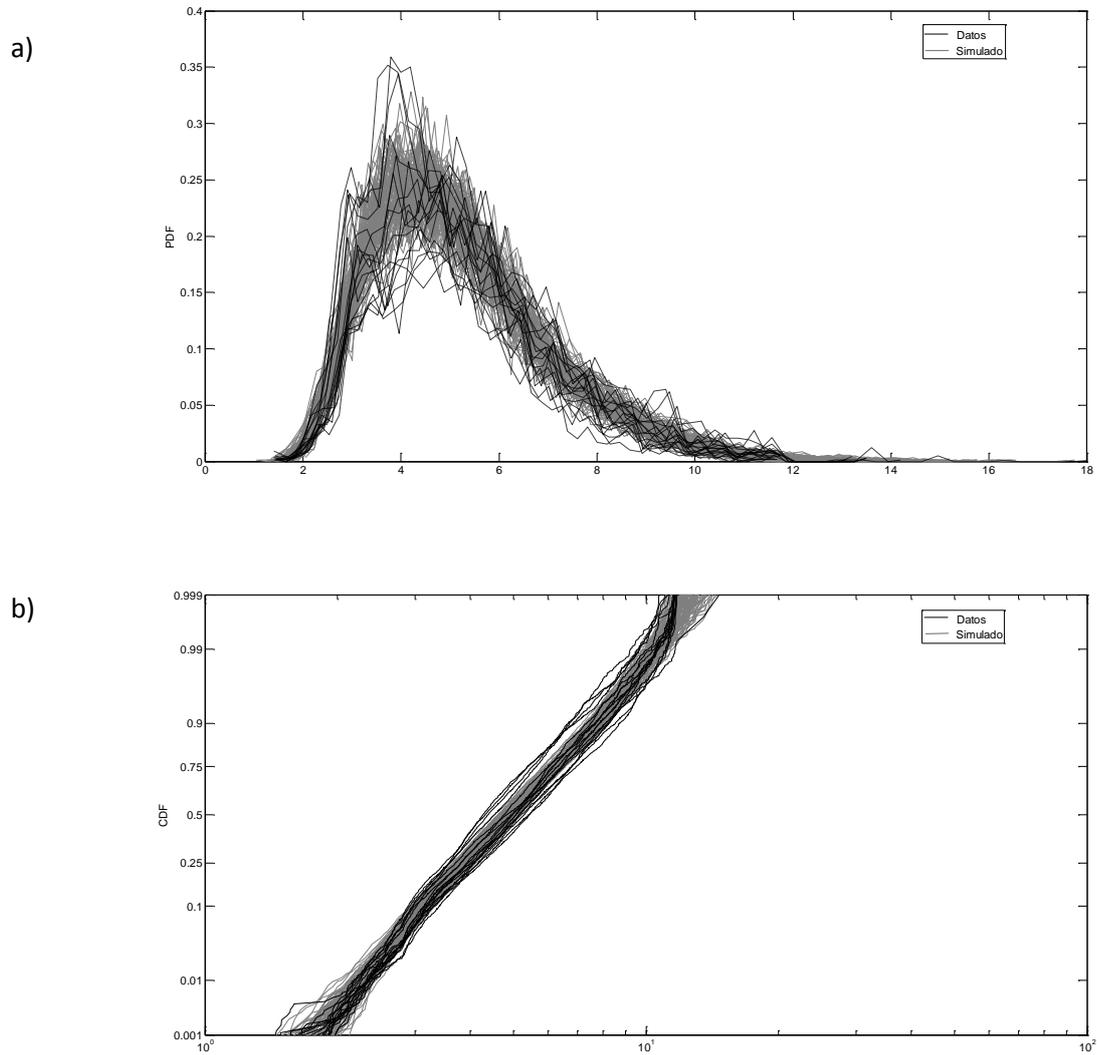


Figura 17: PDF y CDF de los datos de período de pico espectral para la señal original y simulada; PDF (panel a) y CDF en papel log normal (panel b), calculadas para cada año, de los datos originales (negro), y de los simulados (gris)

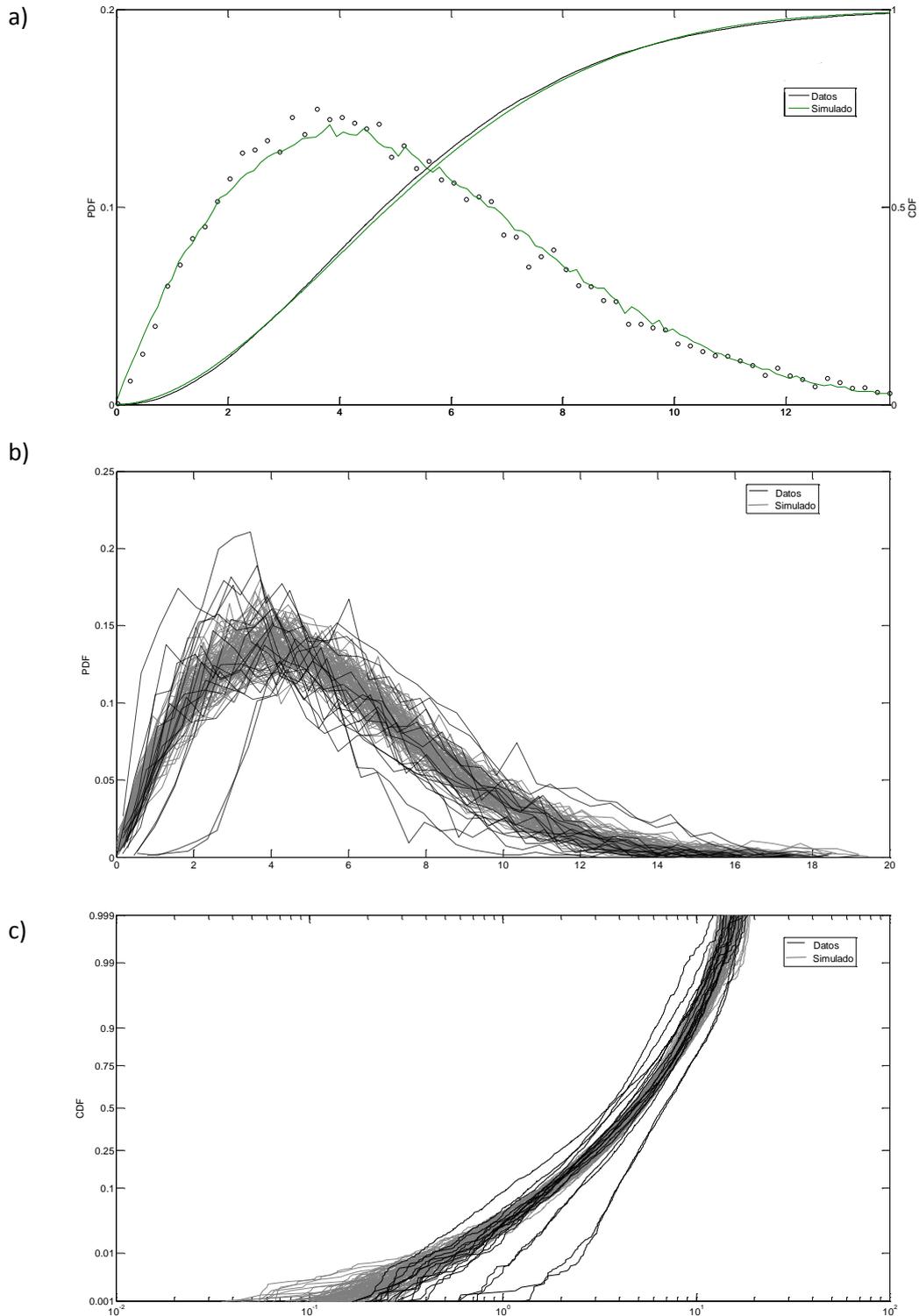


Figura 18: PDF y CDF de los datos de velocidad de viento para la señal original y simulada (panel a); PDF (panel b) y CDF en papel log normal (panel c), calculadas para cada año, de los datos originales (negro), y de los simulados (gris)

Se observa que la serie simulada presenta una variabilidad interanual similar a la que presentan los datos originales, excepto en algunos años (especialmente para la altura de ola y velocidad de viento de los datos originales) cuya distribución es cualitativamente diferente a la de los demás.

El potencial de este método es que nos permite realizar tantas simulaciones como queramos de los principales agentes climáticos, incluyendo la interacción existente entre los mismos.

Este hecho se ilustra en la Figura 19, en donde se recogen tres simulaciones de altura de ola significativa para una ventana temporal de 25 años cada una, empleando para ello el método VAR.

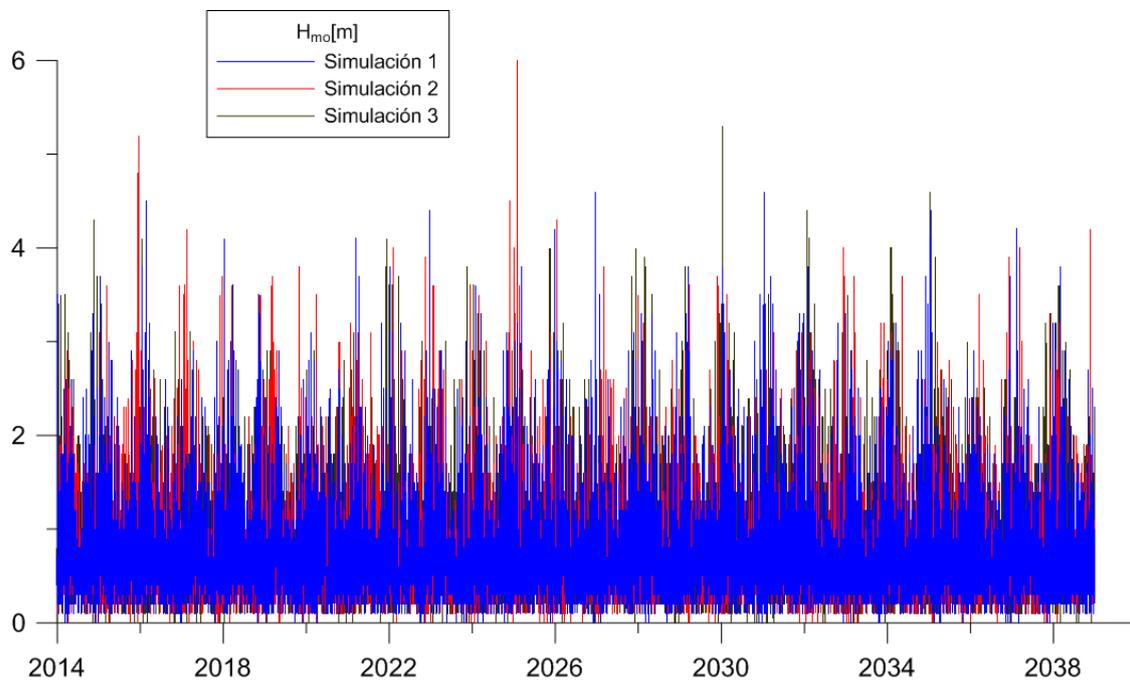


Figura 19: Simulaciones de altura de ola  $H_{m0}$  mediante el método VAR

## 5.2. ANÁLISIS DE DISTRIBUCIONES BIVARIADAS

Se comparan las distribuciones bivariadas, tanto empíricas como simuladas, de  $H_{m0}$ - $T_p$  (Figura 20),  $H_{m0}$ - $V_v$  (Figura 21) y  $T_p$ - $V_v$  (Figura 22). Se observa que, aunque la serie simulada recoge la tendencia global, no reproduce todas las características de las distribuciones bivariadas empíricas. De entre éstas cabe mencionar que las distribuciones con  $T_p$  presentan cierta bimodalidad que, si bien el método VAR no lo reproduce, sí es capaz de modelarlo y simularlo adecuadamente.

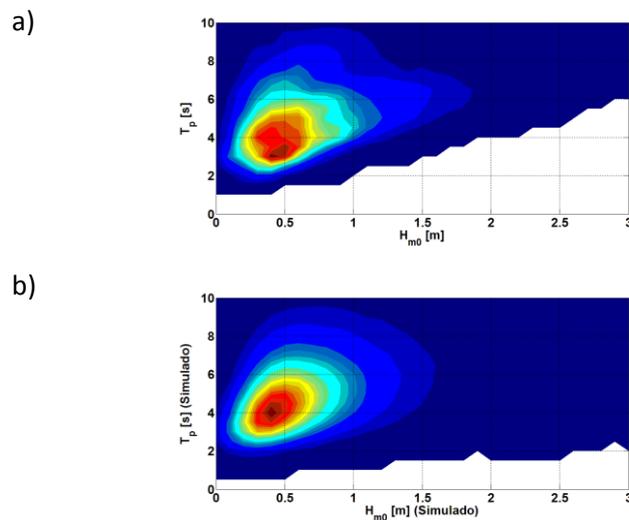


Figura 20: Distribución bivariada empírica  $H_{m0}$ - $T_p$  de los datos originales (panel a) y de los simulados (panel b)

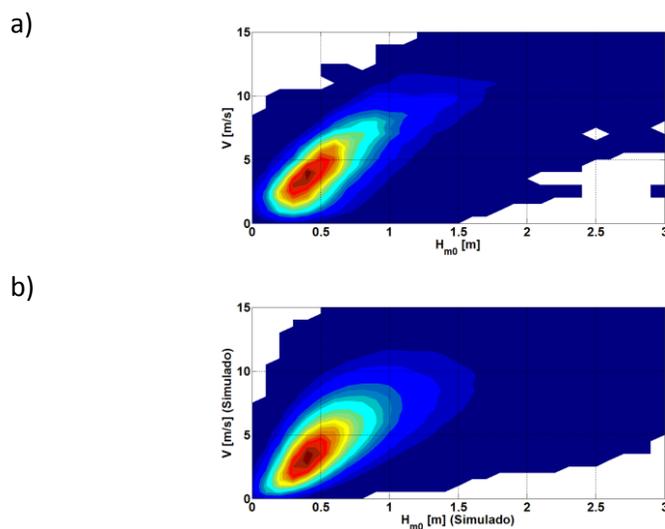


Figura 21: Distribución bivariada empírica  $H_{m0}$ - $V_v$  de los datos originales (panel a) y de los simulados (panel b)

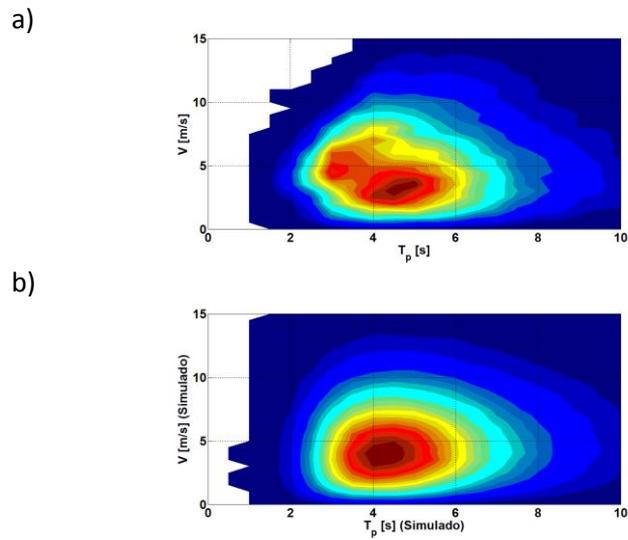


Figura 22: Distribución bivariada empírica  $T_p$ - $V_v$  de los datos originales (panel a) y de los simulados (panel b)

Hay que prestar especial atención a la relación  $H_{m0}/T_p$  (relacionado con el peralte) ya que el modelo no lo recoge dado que no incluye ningún limitante de tipo físico.



## 6. REFERENCIAS

1. *Unified distribution models for met-ocean variables: Application to series of significant wave height.* **Solari, Sebastián and Losada, Miguel Ángel.** Elsevier, 2012, Coastal Engineering, Vol. 68, pp. 67-77.
2. *Non-stationary wave height climate modeling and simulation.* **Solari, Sebastián and Losada, Miguel Ángel.** C9, 2011, Journal of Geophysical Research, Vol. 16.
3. *On the use of Vector Autoregressive (VAR) and Regime Switching VAR models for the simulation of sea and wind state parameters.* **Solari, Sebastián and Losada, Miguel Ángel.** 2011, Marine Technology and Engineering.
4. *Classical tidal harmonic analysis including error estimates in MATLAB using T\_TIDE.* **Pawlowicz, Rich, Beardsley, Bob and Lentz, Steve.** Elsevier, 2002, Computers & Geosciences, Vol. 28, pp. 929-937.
5. **Dyer, Keith.** *Estuaries: a physical introduction.* John Wiley, 1997.
6. **Fisher, Nicholas I.** *Statistical analysis of circular data.* Cambridge University Press, 1995.