

Predicciones marítimas locales en la franja litoral

Verificación

Caso de las predicciones para
El Puerto Exterior de A Coruña en Punta Langosteira

Nota técnica 4 de AEMET

José María Pascual Rodríguez
Javier Martín Martín



GOBIERNO
DE ESPAÑA

MINISTERIO
DE MEDIO AMBIENTE
Y MEDIO RURAL Y MARINO





Aviso Legal: los contenidos de esta publicación podrán ser reutilizados, citando la fuente y la fecha, en su caso, de la última actualización

© Ministerio de Medio Ambiente, y Medio Rural y Marino
Agencia Estatal de Meteorología
Madrid, 2011

Catálogo de Publicaciones de la Administración General del Estado:
<https://cpage.mpr.gob.es/>

NIPO: 784-11-011-1
<https://doi.org/10.31978/784-11-011-1>

Agencia Estatal de Meteorología (AEMET)
C/ Leonardo Prieto Castro, 8
28040 Madrid
<http://www.aemet.es/>

 @Aemet_Esp

 <https://www.facebook.com/AgenciaEstataldeMeteorologia>



Índice

0. Resumen	3
1. Introducción	3
1.1 Objetivo	
1.2 Antecedentes	
1.3 Proyecto 2009-2010	
1.4 Contenido	
2. Tratamiento de los datos	8
2.1 Datos observados	
2.1.1 Periodo de estudio	
2.1.2 Serie Climatológica	
2.2 Datos de predicciones (DMO)	
2.3 Datos Combinados	
2.4 Predicciones climatológicas y de persistencia	
2.4.1 Predicción climatológica	
2.4.2 Predicción de persistencia	
3. Análisis de la verificación del DMO	17
3.1 Consideraciones generales	
3.2 Análisis del DMO para Hp entre 18 y 48	
3.2.1 Altura del oleaje	
3.2.1.1 Distribuciones generales y condicionadas	
3.2.1.2 Índices y pericias	
3.2.1.3 Análisis categórico y valor de la predicción	
3.2.2 Comportamiento de la dirección del oleaje	
3.2.3 Comportamiento del periodo medio y de pico	
4. Análisis de la verificación del PPP	38
4.1 Descripción del PPP: <i>Downscaling</i> conceptual	
4.2 Análisis del PPP para Hp entre 18 y 48	
4.2.1 Altura del oleaje	
4.2.1.1 Distribuciones generales y condicionadas	
4.2.1.2 Índices y pericias	
4.2.1.3 Análisis categórico y valor de la predicción	
4.2.2 Comportamiento de la dirección del oleaje	
5. Comparación de DMO vs. PPP	52
5.1 Dirección del oleaje	
5.2 Alturas del oleaje	
5.2.1 Índices y pericias	
5.2.2 Índices categóricos y valor de la predicción	



José María Pascual Rodríguez
Javier Martín Martín

6. Visión rápida de la bondad del EP	58
7. Conclusiones	59
8. Agradecimientos	62
9. Bibliografía	63
Anexo I: Altura significativa registrada y espectral	64

Los autores:

José María Pascual es licenciado en Ciencias Físicas por la Universidad de Salamanca. En esa misma Universidad obtuvo la Suficiencia Investigadora en el Grado del Tercer Ciclo sobre Ciencias Atmosféricas.

Pertenece al Cuerpo de Diplomados en Meteorología del Estado en la Agencia Estatal de Meteorología, AEMET, donde, ha ocupado puestos de predictor en el Grupo de Predicción y Vigilancia de Santander y en A Coruña. En la actualidad está destinado en el Delegación Territorial en Galicia de la AEMET como Jefe de la Sección de Relaciones con los Usuarios y participa en el proyecto "Sistemas de Predicción de Oleaje" de AEMET.

Javier Martín Martín es Licenciado en Ciencias Físicas por la Universidad de Salamanca.

Becario de segundo año de la AEMET destinado en la Delegación Territorial en Galicia, donde participa en el proyecto "Sistemas de Predicción de Oleaje" de AEMET.

0. RESUMEN:

Como consecuencia del desarrollo en el apoyo meteorológico a obras portuarias en una zona local del litoral noroeste peninsular (Puerto exterior de A Coruña, Punta Langosteira), se ha desarrollado un post-proceso de ajuste local del modelo de oleaje del Centro Europeo mediante parametrizaciones, metodología que hemos denominado downscalig conceptual. Una verificación de predicciones, buscando la bondad de las mismas, entre las diferentes predicciones utilizadas: Salida directa del modelo (DMO), predicción local por downscalig conceptual (PPP) y producto final suministrado al usuario, validado por el predictor (EP), ha sido realizada. Se explican las metodologías utilizadas en todos los casos y se comentan los resultados obtenidos de la bondad del PPP propuesto de downscaling conceptual, resultando un eficiente post-proceso para aplicar en las predicciones marítimas locales en zonas del litoral, proporcionando una mejor predicción al usuario.

1. INTRODUCCIÓN

1.1 Objetivo:

Determinar la mejor metodología para el apoyo meteorológico específico a las distintas actividades que se realizan en el entorno costero-litoral, en particular, obras portuarias, como ayuda a los usuarios involucrados en las tomas de decisión tanto de planificación como de seguridad de obra.

1.2 Antecedentes:

Desde que comenzaron en el entorno de A Coruña las obras del puerto exterior, Punta Langosteira, fue solicitado un apoyo específico a AEMET a través de esta Delegación. Tras el estudio de viabilidad de la misma, se presentó un proyecto al usuario que fue utilizado por el mismo dentro del plan de seguridad de obra.



La prestación consiste en la predicción de las variables de viento (dirección en 16 rumbos, viento medio y racha en Km/h) y oleaje (dirección en 16 rumbos, altura significativa en m., periodo medio y periodo de pico en seg.) en tres documentos:

- determinista-corto: desde h+18 hasta h+102, hasta h+72 salidas trihorarias y el resto hexahorarias.
- determinista-largo: desde h+108 hasta h+240 en salidas hexahorarias.
- Probabilístico: con validez desde D+3 hasta D+9 a las 12 UTC., siendo D el día de elaboración de la pres-

tación, dando la probabilidad prevista de que se superen determinados umbrales de viento (10 y 15 m/seg.) y oleaje (2 y 4 m.)

Las predicciones deterministas se obtienen del modelo de oleaje del Centro Europeo (Mediterráneo) para el punto de grid más próximo a la zona de predicción (se encuentra a unos 16,7 Km., de la boya) coordenadas 43,5N - 8,5W, sometiéndolo a una corrección por downscaling aplicando las parametrizaciones locales obtenidas mediante el modelo conceptual de propagación del oleaje (influencia de la orografía y batimetría en la propagación), para suministrar los valores previstos en la localización de la boya Langosteira (43° 21.3' N; 8° 32.0' W; 40 metros de profundidad). Se generan dos salidas diarias, correspondiendo a las dos pasadas del modelo (00 y 12 UTC). El Producto final es corregido y validado por el predictor que aporta valor añadido en el periodo de nowcasting.

Las predicciones probabilísticas se obtienen de las salidas del modelo EPS de oleaje del Centro Europeo para el punto de grid más cercano a la zona de predicción, para la pasada de las 12 UTC. (Coordenadas 43,5N - 8,0W)



Tras la experiencia acumulada en esta prestación, la buena acogida por el usuario y las demandas de este sector a cubrir esta información meteorológica, hizo que se aplicara esta prestación a otras obras portuarias como la del Puerto de Valencia y se planteara el desarrollo preciso para poder disponer de esta prestación para cualquier punto del litoral español donde hubiere que realizar obras portuarias.

Todo ello nos motivó a estandarizar la metodología empleada, verificarla y desarrollar un método lo más automatizado posible, para poder ofertar esta prestación "Predicción marítima local" a cualquier usuario, en particular obras portuarias, del litoral español.

1.3 Proyecto 2009-2010:

Siguiendo la metodología establecida en el documento "Recommendations on the verification of local weather forecast" del ECMWF de oct-2003, se ha llevado a cabo la verificación de las predicciones de altura de oleaje para la zona de Punta Langosteira. El diseño para esta verificación ha consistido en análisis y comparación del modelo de olas del ECMWF (DMO), el post-proceso de downscaling llevado a cabo mediante parametrizaciones (PPP) y por último, el producto final que recibe el usuario validado por el predictor (EP). Se han determinado todos los métodos e índices expresados en la anterior cita como re-



comendaciones óptimas. Por ello, en el resto de este documento supondremos totalmente conocida esta guía de verificación, no exponiendo ningún recordatorio teórico al respecto. Para este trabajo se ha considerado el periodo comprendido entre el 01 de julio de 2008 y el 30 de junio de 2009, ambos inclusive. Se pretendía analizar un año de prestaciones dadas al usuario, donde las salidas de post-proceso definitivas comenzaron el 01 de julio de 2008. Sin embargo, lagunas en las observaciones de la boya, principalmente en el periodo primaveral, hacen un periodo efectivo de estudio de 9 meses.

Como el objetivo del apoyo meteorológico era pronosticar las condiciones del estado de la mar en la zona de Punta Langosteira, entendiéndose por ello, aquellas condiciones que quedaban representadas por los datos observados por la Boya de Puertos del Estado ubicada en esa zona, es por lo que se han utilizado esos datos como referencia de verificación, es decir, analizaremos la bondad de los sistemas de predicción en cuanto sean capaces de reproducir lo mejor posible el estado de la mar reflejado en las observaciones de dicha boya.

El estado de la mar lo consideramos, a los efectos de este trabajo, caracterizado por la altura significativa del oleaje ($H_{1/3}$) y su dirección media (D_m), aunque también expondremos un ligero comentario al comportamiento de los periodos del oleaje, medio (T) y de pico (T_p).

Desde el punto de vista del modelo de predicción consideramos para ello la dirección, altura y periodos de la mar combinada (viento y fondo) con la altura expresada en metros, la dirección en grados y los periodos en segundos.

Como datos observados de la boya disponemos de los registros horarios de altura significativa del oleaje ($H_{1/3}$) en metros, su dirección en grados y periodos, medio y de pico, en segundos.

La boya facilita en sus registros también la altura equivalente espectral (H_{m0}), es decir, la obtenida tras generar de los registros el espectro del oleaje, que es aquel parámetro obtenido como tratamiento estadístico del espectro del oleaje, que se corresponda lo más estrechamente posible a las medidas de altura significativa (el promedio del tercio de las olas más altas durante el periodo de muestreo, $H_{1/3}$).

La elección de la variable a utilizar para la caracterización de la altura del oleaje, entre las dos antes citadas, es la altura significativa ($H_{1/3}$). Esto se debe a que el control en tiempo real de los pronósticos llevados a cabo por los usuarios finales y los predictores es realizado mediante la información en tiempo real que se suministra de la Boya de Puertos del Estado, y en esas tablas sólo se facilita el registro horario de la altura significativa. Además este parámetro tiene una definición basada directamente en las observaciones marítimas, calculado directamente del registro, y es más conocido y entendible por cualquier usuario del mar. La altura significativa espectral es un parámetro derivado de cálculos matemáticos en los registros, al cual se le asigna la mejor aproximación (de forma genérica) a lo real, que es la altura significativa, aunque su relación depende en buena medida de la amplitud del espectro, muy buena en espectros estrechos, y más aproximada en espectros más amplios.



Hay que dejar claro que dado que los modelos numéricos de oleaje son espectrales, el resultado de pronóstico de altura de oleaje que facilitan es la altura significativa, como mejor salida para la altura significativa.

Intentaremos pues, como un anexo adicional a nuestro trabajo, comprobar la validez de la representatividad de la altura significativa espectral como buen parámetro de la altura significativa y obtener conclusiones al respecto.

Se han realizado los procesos necesarios para automatizar la creación de la base de datos desde las distintas fuentes de procedencia, tanto de las observaciones como de las predicciones, convirtiéndolas al formato común definido en la base de datos.

Así mismo se han dejado establecidos los moldes de cálculo donde, desde la consulta de la base de datos, se tienen los resultados, tanto en tabla como en gráficos de los distintos conceptos requeridos en los criterios de verificación que se han seguido.

Todo ello nos permite disponer de un paquete integrado con herramientas ofimáticas de amplio uso (Access y Excel con procesos ligados a ellas en visual basic) que puede ser usado rutinariamente de forma rápida y por diferentes profesionales para realizar las verificaciones de cualesquiera predicciones de este tipo que se lleven a cabo en el litoral, con el requisito obvio de que se disponga de datos de observación representativos del lugar de predicción, como suele ser en el caso de obras portuarias.

Para probar la funcionalidad de todos estos desarrollos se realizará un estudio similar con el apoyo que se está facilitando para el puerto de Valencia. Luego se puede generalizar a todas las zonas del litoral donde Puertos del Estado disponga de boyas costeras, para realizar una verificación objetiva de diferentes sistemas de predicción marítima costera.

Dado que los datos provenientes de Puertos del Estado con control de verificación rigurosa tienen bastante lapso de tiempo en su disponibilidad, se han habilitado los procesos de conversión de fuentes de esos datos más en tiempo real, aunque perdiendo el rigor del control de calidad de los mismos, pero que pueden ser de utilidad para monitorizar verificaciones de predicciones más rutinarias, por ejemplo, de periodos semanales, mensuales, trimestrales, etc.

1.4 Contenido

Comenzamos el trabajo con la exposición detallada del tratamiento de los datos (punto 2), tanto de los datos observados (boya) como de los datos de las distintas predicciones y los datos combinados entre ambos, formado el conjunto de episodios que se analizan.

En el punto 3 abordamos el análisis de la verificación del DMO. Tras el análisis en su conjunto del mismo, restringimos nuestra verificación comparativa al periodo de predicciones hasta el horizonte de predicción de h+48, (es decir, todas las predicciones desde el h+18 hasta el h+48, ambas incluidas), para cuyo conjunto evaluaremos la bondad de las predicciones en mayor detalle, tanto para la altura del oleaje como para la dirección y periodos medio y de pico.



En el punto 4 el análisis de la verificación para el PPP. Para ello, comenzaremos explicando y justificando la metodología empleada para el post-proceso mediante parametrizaciones utilizando el modelo conceptual de propagación del oleaje. Posteriormente presentamos la misma verificación para el postproceso que la realizada para el DMO para los horizontes de predicción entre 18 y 48, tanto para la altura del oleaje y la dirección del mismo. No se realiza análisis del comportamiento de los periodos pues no se ha realizado modificación alguna a los mismos en el post-proceso propuesto.

En el punto 5 mostramos una comparativa entre los dos sistemas de predicción para concluir que la última (PPP) presenta mejor bondad para los requerimientos del usuario final, lo que nos permite aceptar como válido la metodología utilizada para el PPP denominada downscaling conceptual.

En el punto 6, evaluaremos el EP (Producto final) para analizar la contribución del predictor. Dado que éste sólo interviene en el nowcasting, consideramos estas comparativas hasta el horizonte de predicción h+24 (es decir, tres pronósticos, h+18, h+21 y h+24). Se comprueba que no hay aporte significativo estadísticamente en cuanto a la calidad de las predicciones que pudiera ser realizada mediante la diagnosis, por lo que se propone desarrollar un proceso de diagnosis automatizada que aporte al nowcasting el valor añadido de la persistencia unida a la tendencia del modelo. Sin embargo, se considera que el valor del predictor a la predicción está en la determinación del mejor modelo, en el momento de la elaboración de la predicción, respecto de los disponibles. En el periodo en estudio considerado sólo se disponía del modelo del Centro Europeo y de su postproceso. Hoy en día se disponen de más métodos de downscaling, contando con modelos más locales, por lo que se ha desarrollado una monitorización en tiempo real de todos ellos para ayudar al predictor en esta toma de decisión.

En el punto 7 estableceremos las conclusiones a las que ha llevado el presente trabajo y estableceremos líneas de desarrollo y ampliación del mismo.

En el Anexo I hacemos un análisis de la relación entre la altura significativa $H_{1/3}$, calculada directamente del registro y la obtenida del espectro del oleaje, altura significativa espectral, H_{m_0} , para los registros de la boya Langosteira y se mostrarán los resultados y consecuencias del mismo.



2. TRATAMIENTO DE LOS DATOS:

2.1 DATOS OBSERVADOS:

2.1.1 Periodo de estudio:

Para la verificación se han utilizado los datos de la Boya de Punta Langosteira de Puertos del Estado, obtenidos a través de su base de datos, es decir, ya depurados y con control de calidad del registro, y extrayendo sólo aquellos registros con calidad correcta. Desde el 01-07-2008 a las 00 utc., hasta el 30-06-2009 a las 23 utc., hay un total de 6334 registros horarios, serie bastante completa excepto para los meses de abril, mayo y junio de 2009, donde, prácticamente la boya estuvo sin registrar.

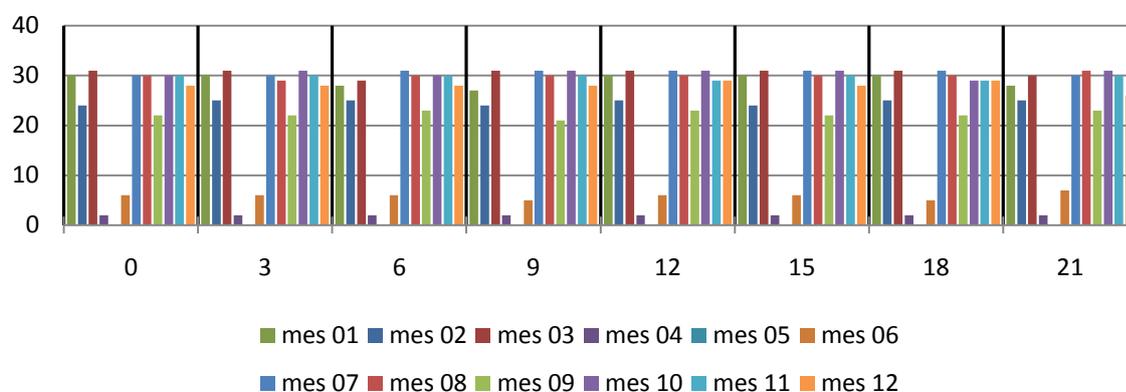
Como los registros de la boya son horarios y los pronósticos son trihorarios, se realizó un *upscaling* temporal de las medidas observadas para que representaran las condiciones predominantes en el periodo trihorario a la hora dada y para ello se eligió el promedio entre la hora en curso, la anterior y la posterior. Mediante este *upscaling*, y como está ampliamente recogido en la práctica de la verificación, asumimos que este valor horario debe ser el más representativo para analizar el que facilita el modelo de predicción, para la misma hora, con resolución temporal cada tres o seis horas.

Así pues, se consideran episodios observados los correspondientes a las horas 00-03-06-09-12-15-18-21 utc., de cada día, cada uno con el valor promedio trihorario antes detallado, para todas las variables consideradas: altura significativa (H13), dirección media (Dmd), periodo medio (Tm) y periodo de pico (Tp)

La base de datos de episodios de la boya queda pues, constituida por los siguientes campos:

Fecha; hora (utc); h13 (m.); tm (seg.); Tp (seg.); Dmd (en grados de 0 a 359)

Disponemos para el periodo de estudio de un total de 2107 episodios, con un reparto por meses y horas ilustrado en el siguiente gráfico:



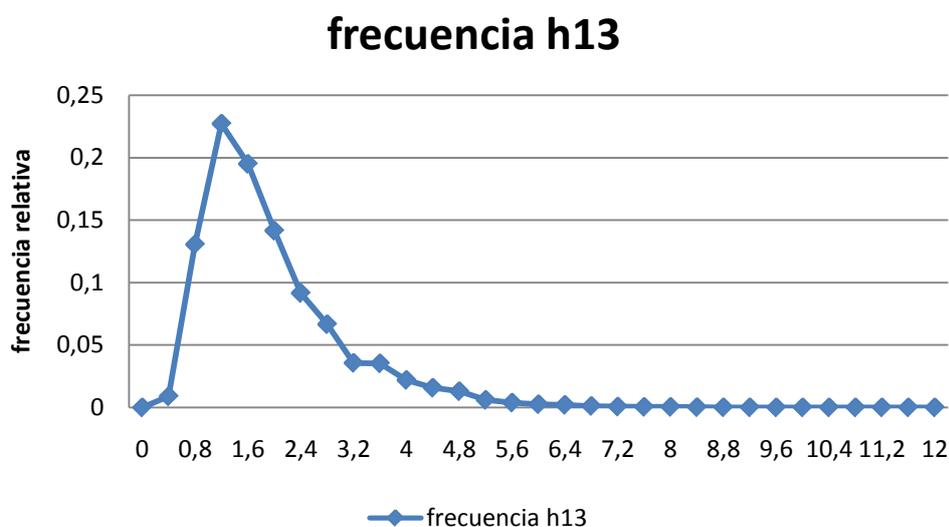
Como se observa en la gráfica, la distribución de la muestra es bastante uniforme en los distintos meses y las distintas horas del día, si exceptuamos los meses de abril (sólo con 2

episodios), mayo (que no tiene registros) y junio (con sólo 6 episodios). Por ello, se puede considerar que disponemos de una buena muestra para la evaluación de los modelos, teniendo en cuenta que las lagunas existentes impedirán, en todo caso, sacar conclusiones sobre comportamientos sobre filtrados temporales (estaciones, meses, etc.).

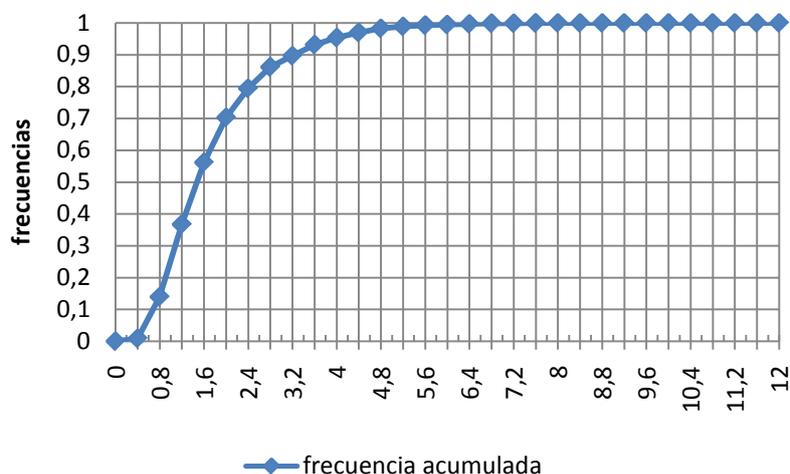
2.1.2 Serie Climatológica:

Para la boya de Langosteira de Puertos del Estado disponemos de una serie de registros horarios desde 07-05-1998 a las 10 utc hasta el 21-10-2007 a las 21 utc con un total de 76607 registros. En su reparto por meses, días y horas, se garantiza que en cualquiera de esas series se dispone de un mínimo de 7 años en la más corta y de 9 años en la más larga. Consideramos que hay suficientes registros en todos los casos para disponer de una buena representación del comportamiento del oleaje en la zona de la boya.

Con esta serie hemos determinado la distribución muestral y la correspondiente densidad de probabilidad (frecuencia acumulada) que son necesarias para determinar los índices del error lineal en el espacio de probabilidades, y que mostramos en los siguientes gráficos:



frecuencia acumulada

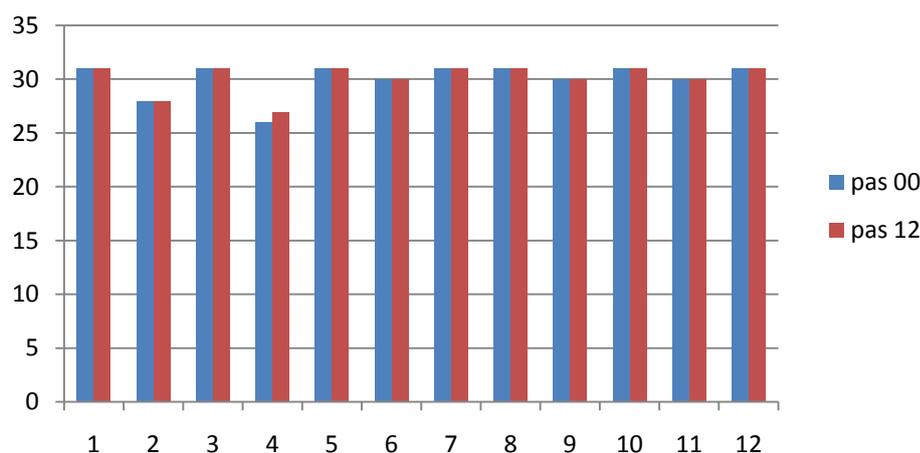


Podría haberse abordado el problema de la determinación de estas frecuencias mediante el ajuste del oleaje climatológico a una distribución de Rayleigh que, como está establecido en [10], representa la población de oleaje), calculando el ajuste a la misma; comprobando la bondad estadística de dicho ajuste; y, una vez obtenida la función poblacional, utilizarla para la determinación de los errores en el espacio de probabilidades. Hoy en día, dada la facilidad informática de trabajar con grandes volúmenes de datos, es más cómodo y preciso obtener directamente los valores del espacio de probabilidades directamente del total de datos siempre que se disponga de un número de datos razonablemente grande, como se ha realizado en este trabajo, sin que ello conlleve pérdida alguna de la calidad en los resultados, pues no precisamos realizar suposición o hipótesis alguna, como es el caso de asumir que el oleaje se comporta estadísticamente, como una distribución dada.

2.2 DATOS DE PREDICCIONES (DMO):

Para el periodo de estudio disponemos de un total de 16967 predicciones para la pasada de 00 utc, y de 17014 predicciones para la pasada de 12 utc. Como cada boletín de predicción suministra pronósticos desde el horizonte de predicción 18 hasta el 240, en total si el boletín se generó, dispone de 47 predicciones. Para ver la distribución de la muestra por pasadas y meses, basta elegir un horizonte de predicción, pues en un boletín, si existe, están todos los horizontes y si no existiera no hay ningún horizonte.

Para el $hp=36$ la distribución por meses de las dos pasadas es la mostrada en el siguiente gráfico:



Como puede observarse, sólo en el mes de abril se dieron algunas lagunas en la muestra, pero aún así disponiendo de un número muy significativo de registros. Podemos concluir que disponemos de una muestra muy homogéneamente repartida a lo largo del año para las dos pasadas.

Se construye una base de datos de predicciones con los siguientes campos:
Fecha (de validez); hora (de validez, utc.); pasada; Hp (horizonte de predicción); altura (de oleaje en m.); Dm (dirección media del oleaje en grados); T (periodo medio, en seg.) y Tpico (Periodo de pico en seg.).

2.3 DATOS COMBINADOS:

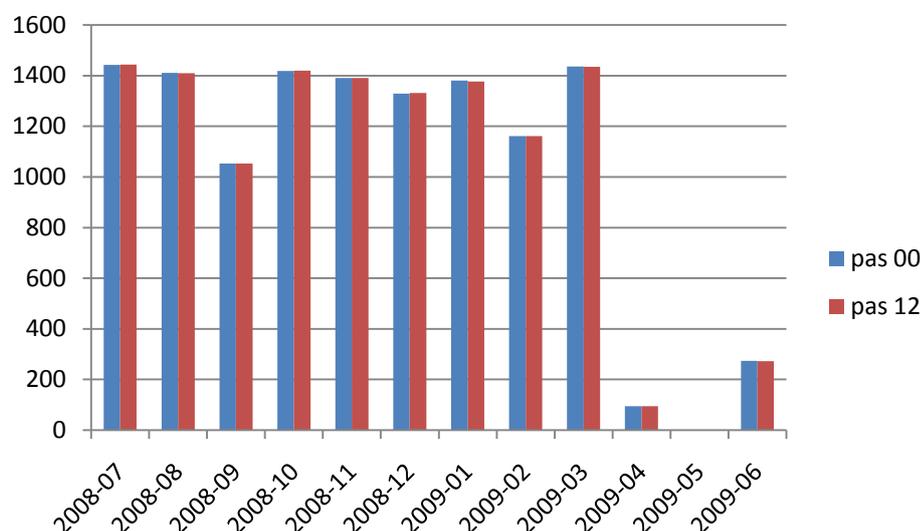
Una vez construidas las dos tablas principales, de datos observados y de predicciones, es preciso relacionarlas para obtener los registros comunes que se deben comparar. Para ello construimos en cada tabla un nuevo campo que servirá como elemento relacional: está formado por la concatenación de los siguientes campos: [fecha]+ "-" +[hora]. Para cada fecha y cada hora tendremos una observación y todas las predicciones realizadas con validez para esa fecha y hora. Estas distintas predicciones quedan particularizadas unas de otras por el campo horizonte de predicción (Hp).

La tabla combinada obtenida mediante la relación "que el campo relacional en ambas tablas sea igual" queda constituida por los siguientes campos:

Fecha; hora; pasada; Hp (horizonte de predicción); Dmd (dirección boya); H13 (altura significativa boya); Tby (periodo medio boya); Tpby (periodo de pico boya); Dm (dirección modelo); altura (altura del modelo); T (periodo medio del modelo) y Tpico (periodo de pico del modelo).

Comprobaremos ahora la distribución de la muestra conjunta para el trabajo.

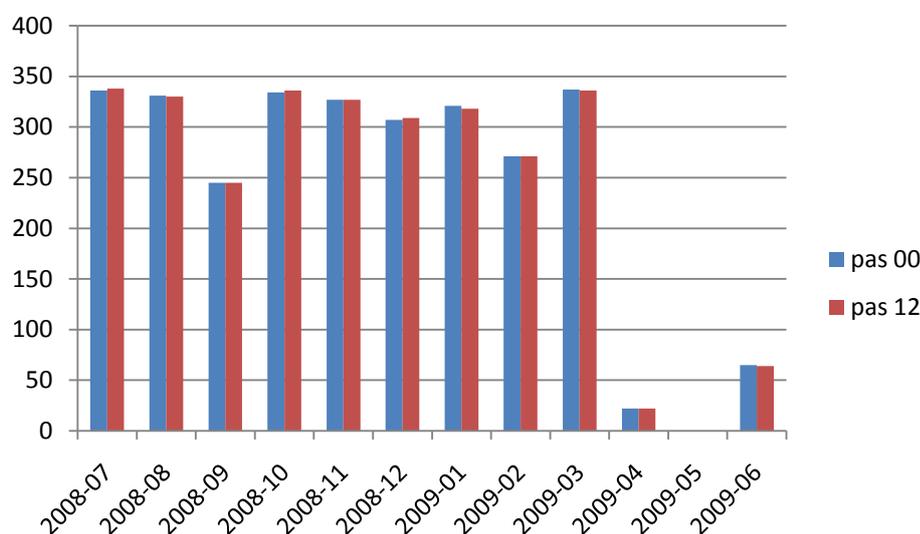
La muestra está formada por 12388 registros tanto para la pasada de 00 como para la pasada de 12. Su reparto por meses y pasadas es:



Vemos que la muestra de trabajo dispone de datos bien repartidos y abundantes para todos los meses del año, excepto para abril, mayo y junio, donde son muy escasos. Este periodo de laguna en los datos observados, impide obtener conclusiones del comportamiento del modelo en el periodo primaveral.

Como posteriormente nos ceñiremos al análisis más profundo del comportamiento del modelo para $H_p \leq 48$ necesitamos conocer la disponibilidad de datos para este caso.

Para la pasada de 00 utc., disponemos de una muestra de trabajo de 2896 registros y para la pasada de 12 utc., de otros 2896 registros. Su reparto por meses es:



Es decir, como en el conjunto completo de alcances, una muestra muy aceptable de datos durante todos los meses excepto para abril, mayo y junio.

En cuanto a la disponibilidad de registros para el análisis del modelo postproceso (PPP), es el mismo que para el DMO, pues el primero sólo existe cuando existe la información de la que se deriva, y siempre que exista el DMO existe también el PPP.

2.4 PREDICCIONES CLIMATOLÓGICAS Y DE PERSISTENCIA:

Con estas predicciones de referencia sólo determinamos la altura del oleaje, por lo que su comportamiento, al ser una variable continua lo establecemos en términos de calidad mediante sus índices

Al ser una variable continua, se calculan los estadísticos de MSE (error cuadrático medio), MAE (error absoluto medio), ME (error medio) y LEPS (error lineal en el espacio de probabilidades). Decidimos también calcular el error% que es el MAE relativo a la altura prevista, expresado en %, pues por ejemplo, un error de 0,5 m. no es lo mismo sobre una altura prevista de 2 metros que sobre una altura de 6 m., y este parámetro nos dará una indicación del comportamiento del error con la altura.

Para determinar las correspondientes pericias de un sistema de predicción, tomamos como referencia la mejor información disponible sin predicción de modelo, es decir, la persistencia y/o la climatología.

Es por ello, por lo que analizamos estas dos predicciones de base, para adoptar cuál será la referencia en nuestro estudio en el cálculo de pericias.



2.4.1 Predicción climatológica:

Las predicciones climatológicas tendrán valores previstos trihorarios para los horizontes de predicción de $H_p=18$ a $H_p=48$. Para generar estos valores, hemos utilizado la serie climatológica (comentada en la página 11). Para obtener valores climatológicos horarios no disponemos de series suficientemente largas para promediar, pues en el mejor de los casos contaríamos con 9 datos por serie horaria.

Calculando el promedio diario del oleaje para cada día del año normal disponemos, en el peor de los casos, de 24 registros horarios y 7 años, lo que permite determinar el valor de predicción climática de oleaje diario con series de al menos 161 registros, número de registros suficientemente grande para tener significación estadística el dato climatológico calculado.

Así creamos la predicción climatológica con 22 predicciones, 11 para cada pasada siendo los valores del $H_p=18, 21, \dots, 48$, el valor medio para la fecha y hora de validez como lo hemos definido anteriormente. Obviamente cada valor es constante siempre, por construcción climatológica, pero preferimos construirlo con cada pasada y formato similar a las predicciones operativas del modelo de cara a tener una homogeneidad de formatos de predicciones para facilitar las automatizaciones en las salidas de verificación.

Índices:

En la siguiente tabla presentamos los valores de los principales índices, que son constantes para todos los periodos de predicción:

MSE	SESGO	ERROR%	MAE
1,260	-0,137	48,723	0,797

La existencia de un ligero sesgo negativo nos indica que el periodo anual de estudio se comportó, en promedio, con más oleaje del normal para el mismo periodo anual climatológico.

2.4.2 Predicción de persistencia:

Para generar las predicciones de persistencia, utilizamos el valor de las variables "Fecha, hora, h_{13} , T_m , T_p , D_{md} " de la boya dos horas antes de la primera predicción, es decir:

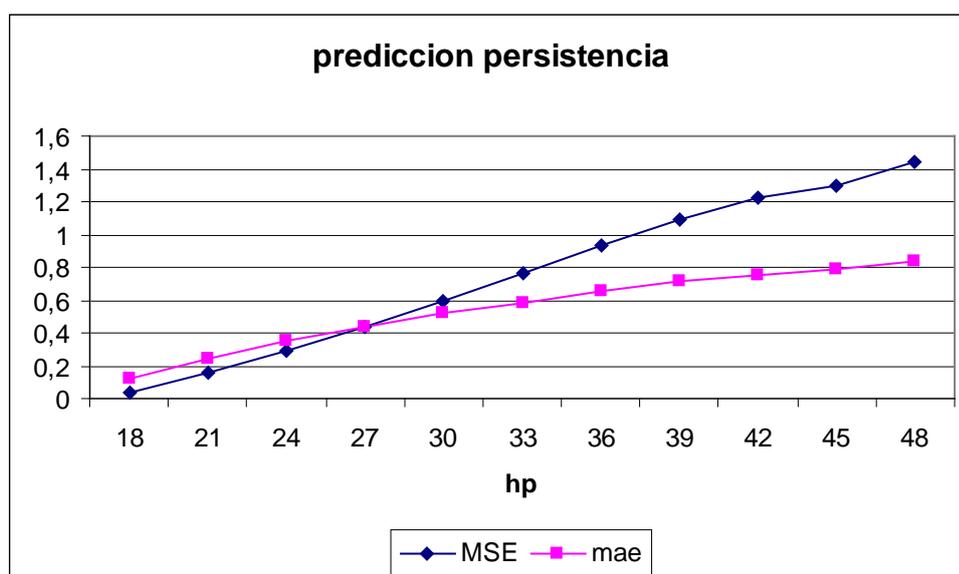
- Para la pasada de las "00" el valor de las 16 utc para hacer la primera predicción a las 18 con $H_p=18$ hasta $H_p=48$.
- Para la pasada de las "12" el valor de las 4 utc para hacer la primera predicción a las 6 con $H_p=18$ hasta $H_p=48$.

Con este procedimiento conseguimos unas predicciones emitidas a las mismas horas que las del modelo (por eso las identificamos con las correspondientes pasadas del modelo)

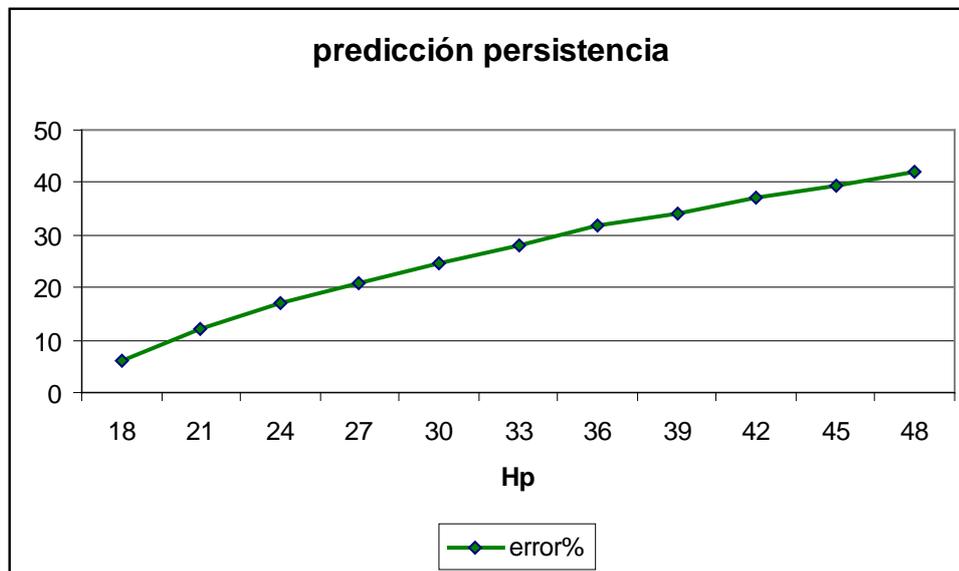
generadas con los últimos datos de boya disponibles antes de la emisión de cada predicción.

Dado que la persistencia muestra su mayor potencialidad en los primeros horizontes de predicción y dado que sólo se hará un estudio en detalle de los modelos hasta el Hp=48, sólo hemos verificado este sistema de predicción hasta el Hp=48. Hemos mantenido para cada pasada de construcción los mismos horizontes de predicción que el DMO, y así el Hp 18, que es la primera salida disponible a la hora de suministro del DMO, se corresponde con una validez real del modelo de persistencia de 2 horas. Asignamos el mismo Hp para poder comparar realmente los mismos momentos de predicción.

En la siguiente gráfica mostramos el comportamiento de este modelo respecto al MSE y MAE, con respecto a los horizontes de predicción:



Como es esperable, se observa la fuerte tendencia creciente de este modelo a la pérdida de bondad al aumentar el periodo de validez. Teniendo en cuenta los índices del modelo climatológico, podemos ver que, aproximadamente para un Hp de 45 presentan similar fiabilidad respecto del MSE y respecto del MAE para el Hp 48. Similar comportamiento es mostrado por el error%, como se observa en el siguiente gráfico:



Es por ello, que podemos concluir que en el intervalo de estudio de Hp 18 a Hp 48 debemos utilizar como modelo de referencia para las pericias el modelo de persistencia. Sus índices promedio para todo el conjunto a estudiar son:

MSE	SESGO	ERROR%	MAE
0,751	0,015	26,626	0,545

Presentamos también los valores del LEPS:

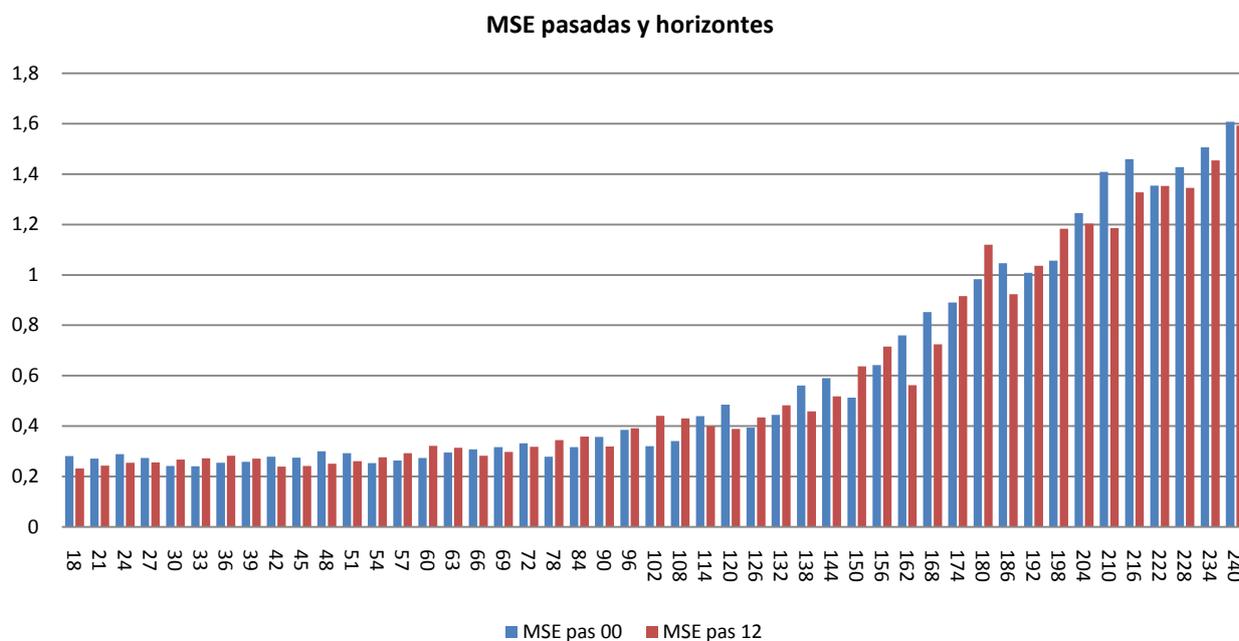
LEPS1	LEPS2
0,224	0,308

3. ANÁLISIS DE VERIFICACIÓN DEL DMO (CENTRO EUROPEO):

3.1. Consideraciones generales

Como punto de partida se analizan las salidas directas del modelo desde el h+18 hasta el h+240, para las dos pasadas del modelo, calculando el MSE, MAE, ME y el error%.

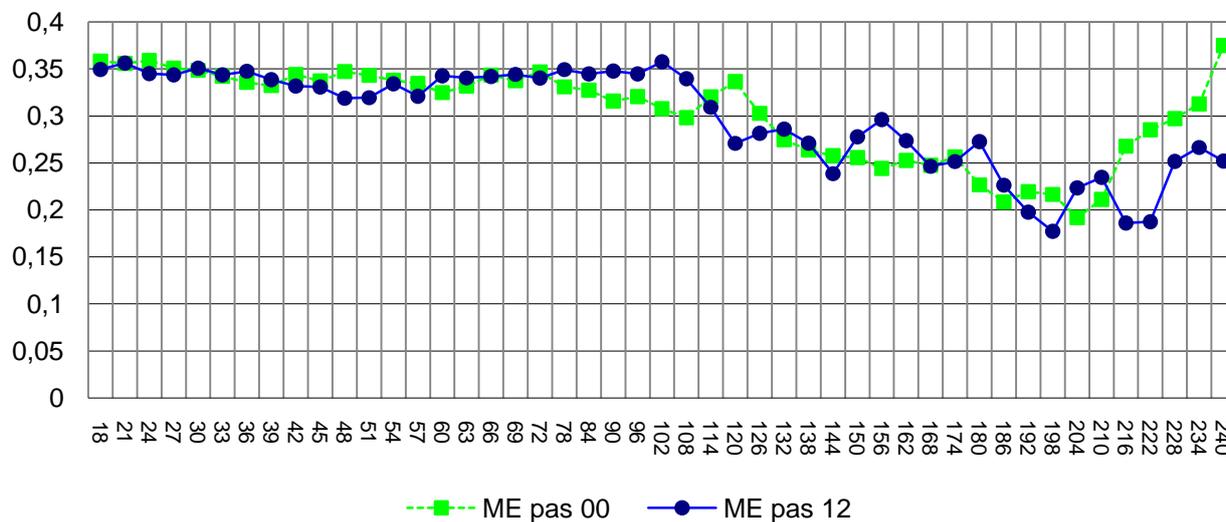
En la siguiente gráfica mostramos dicho comportamiento respecto del MSE para las dos pasadas del modelo y todos los horizontes de predicción. Dados los valores de la predicción climatológica, observamos que el modelo muestra pericia predictiva hasta un alcance de Hp 204, por encima del cual los índices de la predicción climatológica son mejores al modelo. Es pues, un alcance límite del valor de las predicciones del DMO como información en toma de decisiones.



Como vemos, el modelo para cada una de las pasadas, respecto de este índice, presenta un comportamiento muy homogéneo hasta aproximadamente hP 60, a partir de ahí muestra una tendencia ligeramente ascendente hasta aproximadamente hP 120 y desde ahí hasta hP 240 la tendencia del MSE es fuertemente ascendente.



ME pasadas y horizontes

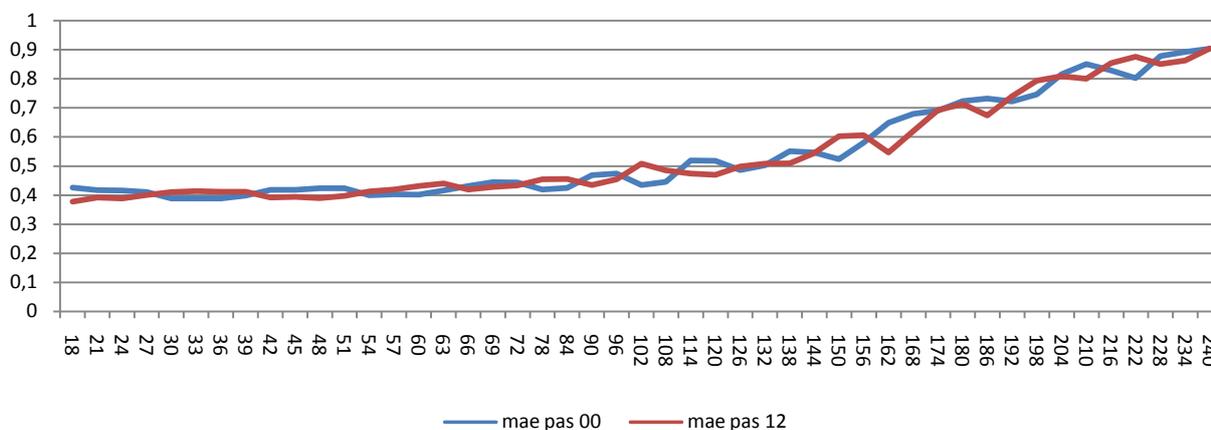


error% pasadas y horizontes



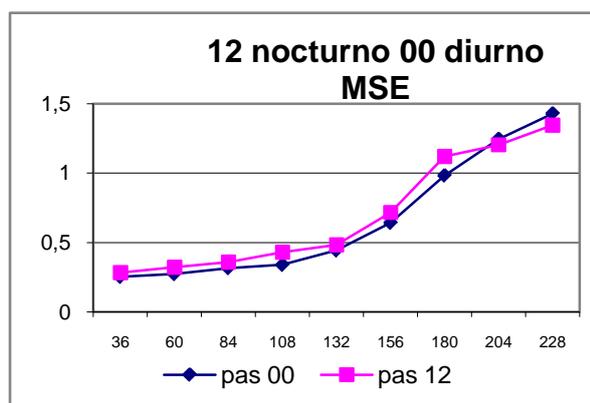


mae pasadas y horizontes



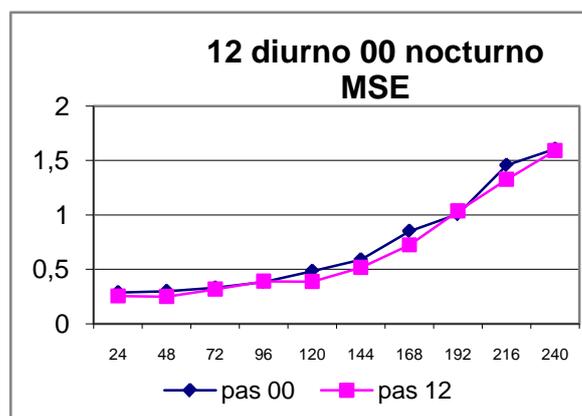
Se observa una homogeneidad de comportamiento, tanto respecto al MSE, ME, error% y MAE hasta el horizonte de predicción de h+60, pero debido al periodo de utilidad de la información por el usuario, que recibe la actualización para cada pasada, los análisis comparativos sólo se realizarán hasta el h+48.

Respecto de las pasadas, en todos los estadísticos, se deduce la existencia de cierta onda de desfase entre ellas de unas 12 horas, lo que parece indicar que el modelo, independientemente de la pasada, pronostica mejor (mejores índices) las situaciones diurnas que las nocturnas. Esto se muestra claramente en los siguientes gráficos en los que comparamos horizontes de predicción para los cuales en una pasada se corresponde con momentos diurnos (12 utc) y para la otra pasada se corresponde con periodos nocturnos (00 utc) y viceversa:



En el gráfico de la izquierda se observa que es mejor la pasada de 00 que predice momentos diurnos que la pasada de 12 que predice momentos nocturnos, para los mismos hp.

En el gráfico de la derecha es mejor la pasada de 12 que predice momentos diurnos frente a la pasada de 00 que para los mismos hp predice momentos nocturnos.





Para poder disponer de una muestra de predicciones suficientemente amplia, sería mejor poder trabajar con las dos pasadas conjuntamente, es decir, asumiendo la hipótesis de que ambas son muestras de la misma población o modelo.

El resumen de los índices para todos los alcances es:

Modelo	MSE	ME	ERROR%	MAE
pas 12	0,583	0,298	34,204	0,542
pas 00	0,595	0,303	34,669	0,546
Todos	0,589	0,301	34,437	0,544

Como puede deducirse es un poco mejor las pasadas de 12 que la de 00, analizadas en conjunto.

La posibilidad de poder tratarlas conjuntamente, se resolvió mediante validación estadística. Se sometieron a test de homogeneidad no paramétricos, resultando en todos ellos, significativamente probada la homogeneidad, por lo que ambas pasadas son consideradas muestras de la misma población y admiten un tratamiento estadístico conjunto.

TEST UTILIZADOS Y RESULTADOS PARA PROBAR LA HOMOGENIEDAD DE LAS PASADAS:

Lo que intentamos probar es que ambas pasadas, como muestras estadísticas son muestras representativas de la misma población, en este sentido, probar que ambas muestras son homogéneas. Para ello, hacemos el estudio de la homogeneidad respecto del comportamiento de ambas muestras respecto al Sesgo (ME) y al MSE, siendo la metodología seguida igual en ambos casos. Para hacer el estudio utilizamos los test estadísticos no paramétricos de Kolmogorov-Smirnov y Wilcoxon-Mann-Whitney.

KOLMOGOROV-SMIRNOV.

1. Hacemos una tabla de frecuencias clasificando en intervalos el Sesgo en un estudio y el MSE en el otro. Para el sesgo hacemos 38 intervalos para cada una de las muestras, es decir, $m=n=38$. Para el MSE hacemos 8 intervalos, es decir, $m=n=8$.
2. Calculamos $F_n(x) = (n^\circ x(i) \leq \text{que } x)/n$ "para serie de la pasada =12"
Calculamos $G_n(x) = (n^\circ x(i) \leq \text{que } x)/n$ "para serie de la pasada =00"
3. Hacemos la resta $|F_n(x) - G_n(x)|$ para todos los valores, entonces obtenemos:
 $D_{m,n} = \max |F_n(x) - G_n(x)|$, fijamos un nivel de significación $\alpha = 0.05$ para una distribución del estadístico "Kolmogorov-Smirnov para dos muestras $m=n$ " que representamos por $D_{n,m;\alpha}$ de donde se acepta la hipótesis si $D_{m,n} < D_{m,n;\alpha}$, por lo que las series de la pasada de las "12" y las "00" son homogéneas.



Para el SESGO:

Obtenemos que $D_{38,38} = 0,0098$ y $d_{38,38;0.05} = 11/38 = 0.2895$, lo cuál implica que:
 $D_{m,n} < d_{m,n;\alpha}$.

Para el MSE:

Obtenemos que $D_{8,8} = 0,048$ y $d_{8,8;0.05} = 5/8 = 0.625$, lo cuál implica que:
 $D_{m,n} < d_{m,n;\alpha}$.

Por lo tanto según el test de homogeneidad "Kolmogorov-Smirnov", con el nivel de significación considerado, aceptamos la hipótesis de homogeneidad de ambas series, son muestras de la misma población.

WILCOXON-MANN-WHITNEY

1. Hacemos una distribución de frecuencias en un estudio para el Sesgo y en otro para el MSE, para cada pasada en 8 rangos.
2. Entonces juntamos las dos series y las ordenamos de menor a mayor.
3. Calculamos la "Distribución de muestreo" $U = \sum(D_{ij})$, donde:

$$D_{ij} = 1 \text{ si } Y_j < X_i$$

$$D_{ij} = 0 \text{ si } Y_j > X_i$$

Es decir, se cuenta el número de cambios de la muestra. Este estadístico U se aproxima por una normal siempre y cuando el tamaño de las muestras m,n sea parecido, en nuestro caso $m=n=8$, y además $m,n > 5$, que también se cumple en nuestro caso pues $m=n=8$.

Así pues, $(U - (mn/2)) / \sqrt{(mn(m+n+1))/12} \approx N(0,1)$

Definimos $C_{\alpha/2} = mn/2 + Z_{\alpha/2} \sqrt{(mn(m+n+1))/12}$

siendo $Z_{\alpha/2} = 1.96$ para el nivel de significación de 0.05

Por tanto, para el nivel de significación es 0.05, se acepta la hipótesis de que las dos series son muestras de la misma población si $P\{U \geq C_{\alpha/2}\} \leq \alpha/2$, es decir:

$$mn - C_{\alpha/2} < U < C_{\alpha/2}$$

Para el SESGO, $U=35$, $m=n=8$, es decir, $13,337 < 35 < 50.663$

Para el MSE, $U=31$, $m=n=8$, es decir, $13.337 < 31 < 50.663$

Así pues, según este test, también podemos considerar las dos muestras (pasadas) homogéneas con un nivel de significación de 0.05.

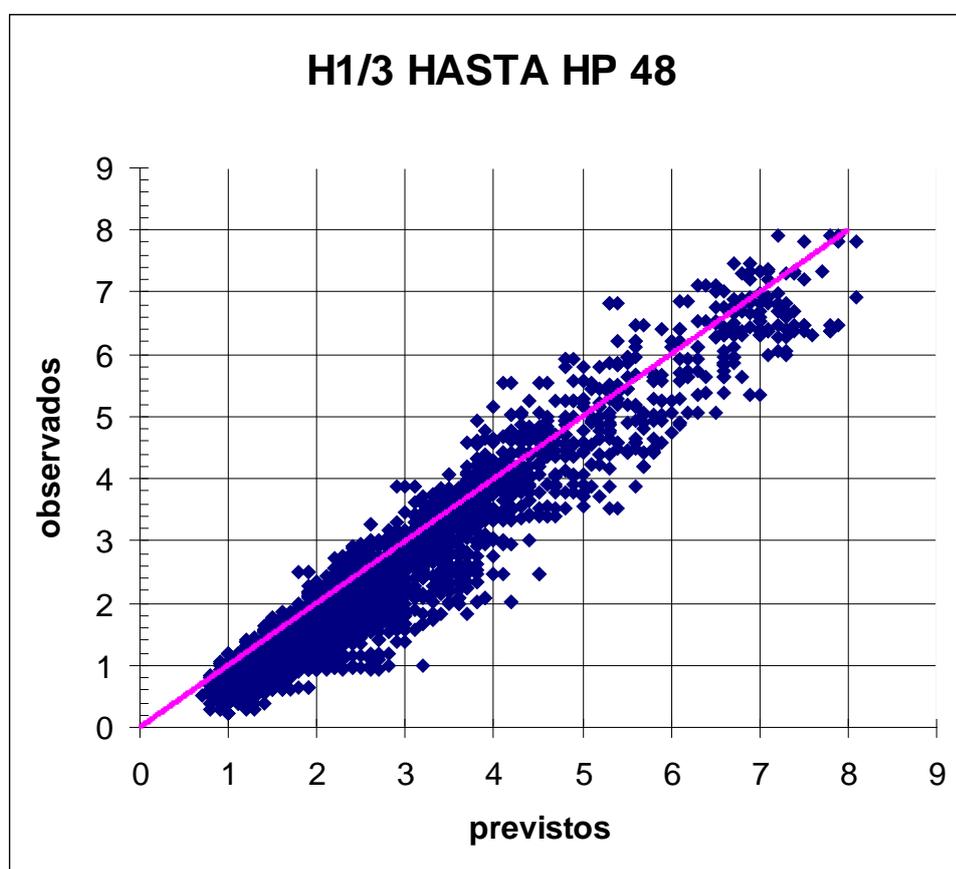
3.2 ANALISIS DEL DMO PARA HP ENTRE 18 Y 48.

Disponemos para el análisis de un total de 5792 registros.

3.2.1 Altura del oleaje

3.2.1.1 Distribuciones generales y condicionadas

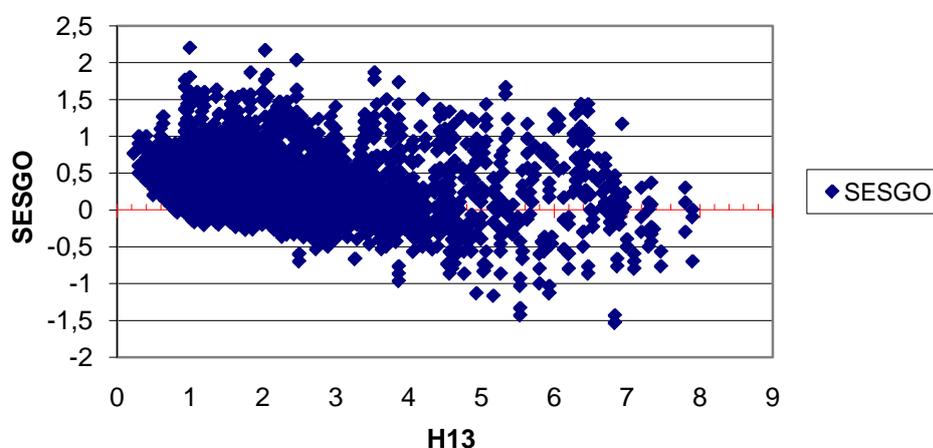
En primer lugar estableceremos gráficos de dispersión de los valores observados frente a los valores previstos:



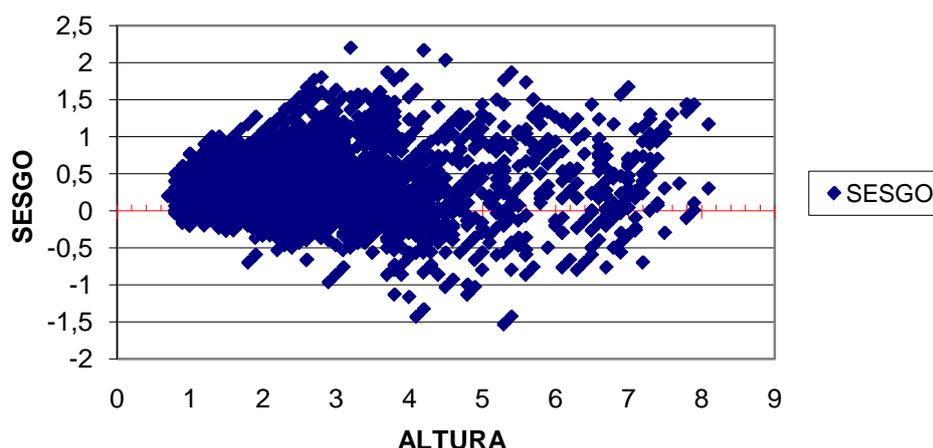
Es claro observar que el modelo exhibe una sobrepredicción (este sesgo está indicado mediante el valor del ME (0,344)), en toda la escala de valores observados, aunque algo menos acusada para los valores altos. Así por ejemplo, para alturas observadas de 2 m. las predicciones se mueven entre 1,8 y 3,6, mientras que para alturas observadas de 6 metros las predicciones se mueven entre 4,8 y 7,4.

Esto se aprecia en los siguientes gráficos en los que representamos el sesgo frente a los valores observados y frente a los valores previstos. Vemos que respecto de los valores observados el sesgo tiene una tendencia decreciente e incluso desaparece con el valor creciente de la altura observada, mientras que frente a los valores previstos exhibe un comportamiento más uniforme. Es decir, el modelo exhibe un sesgo homogéneo para todas las alturas previstas, pero parece que el modelo no representa lo observado por la boya de la misma forma para oleajes pequeños que para oleajes grandes.

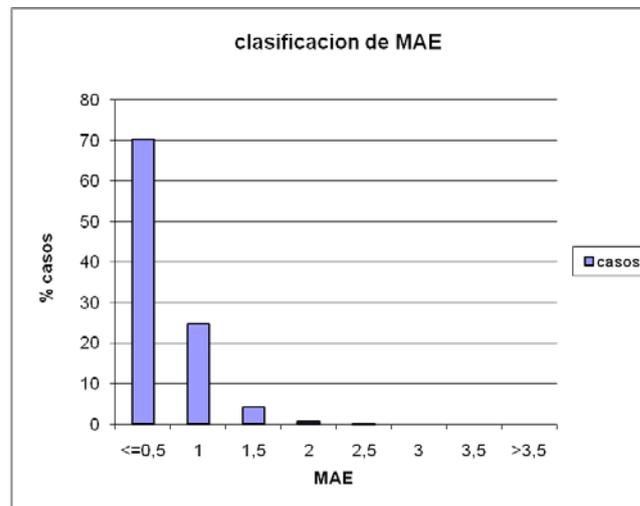
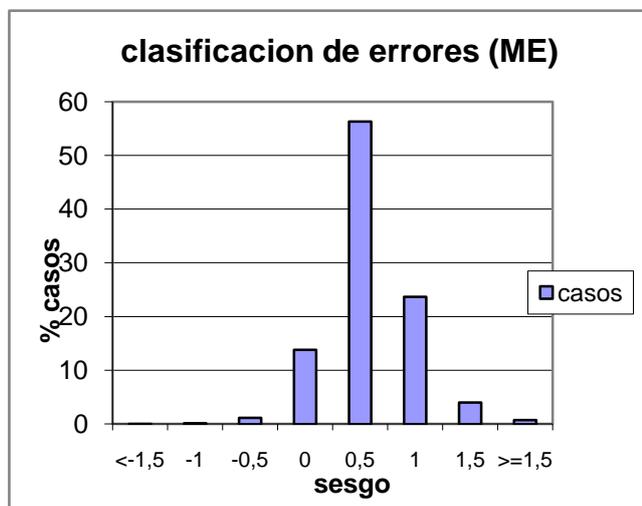
SESGO FRENTE ALTURAS OBSERVADAS



SESGO FRENTE ALTURAS PREVISTAS



Si analizamos la distribución de los errores mediante el sesgo y MAE en rangos de 0,5 m., como se muestra en los siguientes gráficos, observamos que en el 71,52 % de las predicciones el ME es menor o igual a 0,5 y el 95,23% menor o igual a 1m.



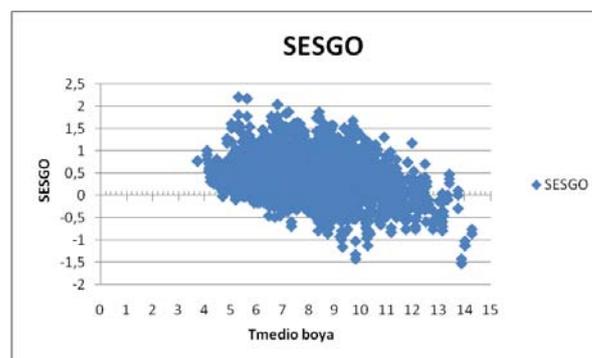
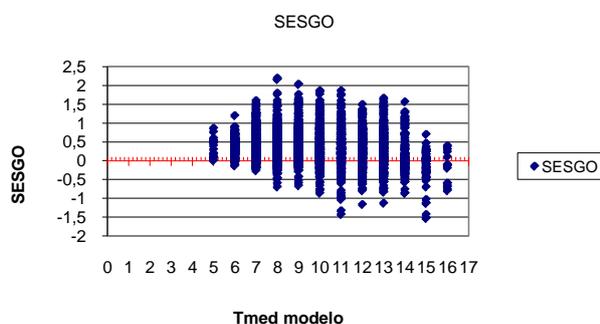
Respecto del MAE, el 70,28% de las predicciones es menor o igual a 0,5 m. y el 95,04% es menor o igual a 1m. Sólo en un 0.09% de las predicciones los errores en MAE son mayores de 2m.

Si analizamos la distribución de los índices por rangos de alturas, como mostramos en la siguiente tabla, vemos que las predicciones van empeorando en situaciones de alturas de oleaje mayores, nos equivocamos en más cantidad, sin embargo si nos fijamos en el parámetro error% observamos que es al revés, es decir, aunque erramos en más cantidad, ésta, relativa al valor pronosticado, es menos relevante. Respecto del ME, éste se mantiene prácticamente igual en todos los rangos de alturas, aunque hay una disminución en el rango de 4 a 6 m. (al aumentar el MAE para este mismo rango, quiere decir, que ya no sobrepredecimos tanto como en los otros rangos).

En todo caso, es de resaltar que la resolución promedio de las predicciones es inferior a los $|0.55|$ m.

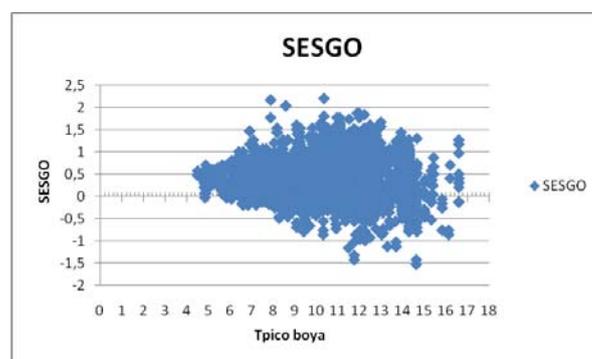
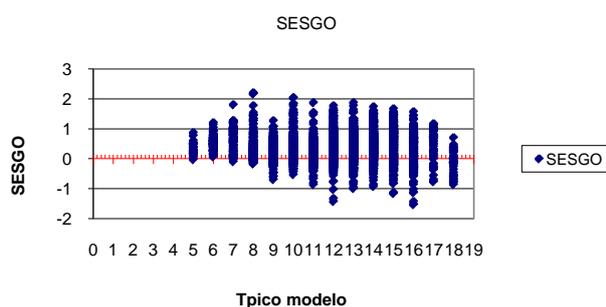
ALTURAS	MSE	BIAS (ME)	MAE	ERROR%	CUENTA
[0 -2)	0,159	0,317	0,334	36,14	2516
[2 - 4)	0,314	0,378	0,438	24,21	2710
[4 - 6)	0,485	0,261	0,544	13,47	405
>=6	0,458	0,377	0,539	8,87	161
Total:					5792

También podemos ver la distribución del comportamiento de la altura del oleaje respecto del periodo medio y periodo de pico:



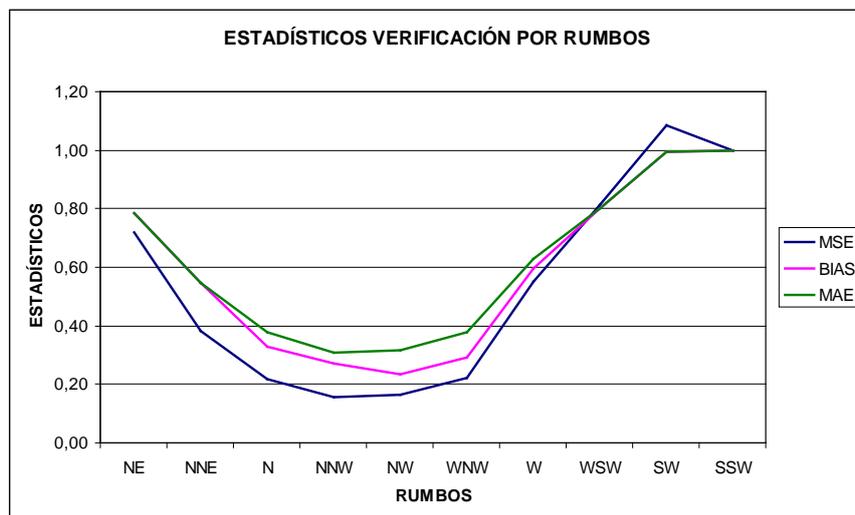
Dado que la predicción del periodo del oleaje la suministramos en segundos enteros y la boya en décimas, es por lo que la distribución del ME (sesgo) respecto del periodo del modelo presenta discontinuidades. Sin embargo el comportamiento en ambas distribuciones es muy similar. Cabe destacar que el modelo no pronostica oleajes de periodo inferior a 5 s., mientras que la boya observa a partir de 4. Sin embargo el nº de episodios con periodos tan bajos (oleaje en zona generatriz), son muy escasos respecto del total. Es fácil deducir de estos gráficos que el ME va decreciendo al aumentar el periodo, habiendo sobrepredicción en periodos por debajo de 10 s., y sesgo más débil, casi neutro, hasta 14 s. El modelo previó periodos de hasta 16 s., pero la boya no pasó de 14 s. (aunque fueron episodios muy escasos)

Respecto del periodo de pico:



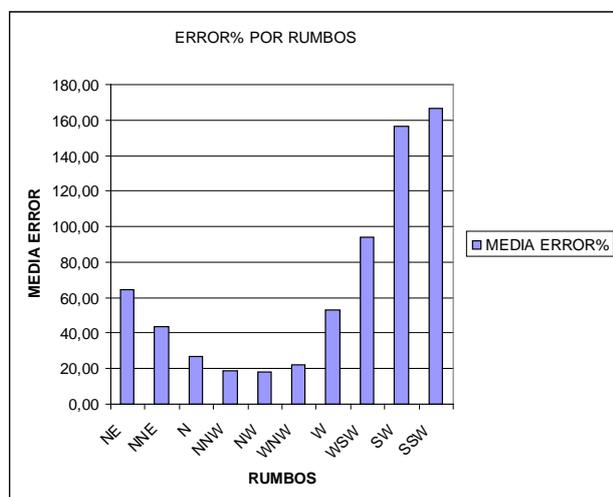
El comportamiento respecto del periodo de pico es muy similar. En este caso el comportamiento del ME es similar para todo el rango. En este caso, los valores mínimos previstos y observados coinciden en 5 pero para los máximos el modelo sigue sobreprediciendo, el máximo observado es inferior a 17 y el modelo presenta casos con 18, aunque son pocos episodios.

Vamos a presentar ahora el comportamiento de los índices del oleaje respecto de la dirección del oleaje:



En el gráfico de la izquierda podemos ver claramente como el comportamiento del modelo respecto de las predicciones que se intentan extraer de él, presenta una dependencia muy grande de la dirección del oleaje prevista. Hay unos rumbos donde la verificación presenta estadísticos razonables y determinadas direcciones donde, claramente se observa que el modelo no es buen

predictor para la zona. Es pues el parámetro más indicado para abordar metodologías de mejoras en la predicción local, es decir, mediante post-procesos.



En la siguiente gráfica podemos ver que se obtienen las mismas conclusiones si analizamos el error%, mediante el cual eliminamos la posible dependencia de la altura del oleaje, en determinados rumbos los errores se disparan respecto de un comportamiento más homogéneo en otros (N, NNW, NW y WNW).

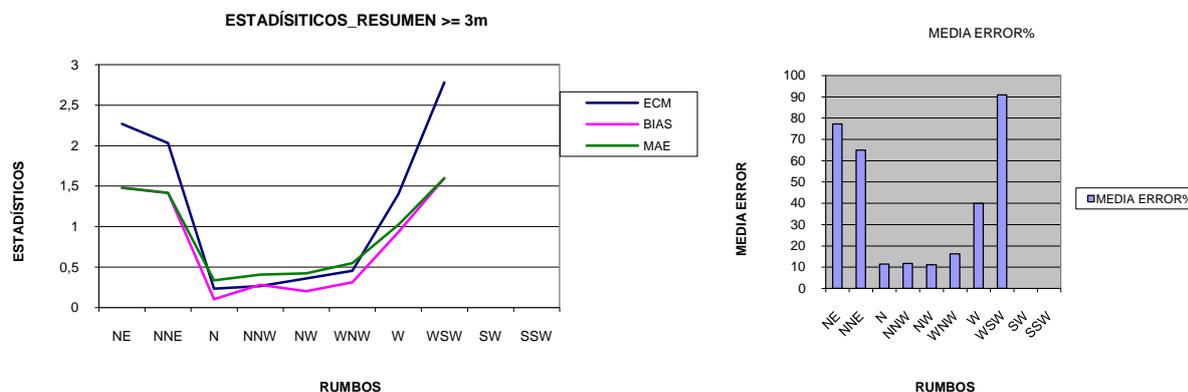
En todos los casos de comportamiento anómalo, hay una sobrepredicción clara.

En los índices primeros MSE, ME y MAE, el aumento de los mismos podría deberse a que en esos rumbos se dan oleajes más altos en promedio, lo que, en buen sentido, haría que se pueda desviar la predicción en valores mayores que frente a oleajes más bajos. Este efecto queda eliminado con el comportamiento del error%.

yores que frente a oleajes más bajos. Este efecto queda eliminado con el comportamiento del error%.



Hemos determinado también este comportamiento sólo para alturas de oleaje superiores a 3 m.:



Vemos que a partir de 3 m. no existen las direcciones previstas de SW y SSW, el resto mantiene el mismo comportamiento que para el total de alturas.

3.2.1.2 Índices y pericias

Los valores de los índices para estos Hp son:

Modelo	MSE	ME	ERROR%	MAE
pas 12	0,255	0,341	27,778	0,398
pas 00	0,270	0,346	28,656	0,408
Todos	0,263	0,344	28,217	0,403

También para estos horizontes presenta mejores índices la pasada de 12 que la de 00, aunque, como hemos probado estadísticamente, le daremos un tratamiento conjunto.

LEPS:

Una vez disponemos de los valores de la frecuencia acumulada climatológica (espacio de probabilidades) para la altura del oleaje, podemos determinar el valor de este índice para las previsiones del modelo. Este índice mide la probabilidad climatológica del valor previsto menos la probabilidad climatológica del valor observado. Como en este caso el valor climatológico más frecuente está en torno a 2 metros, este índice nos valora bastante bien el comportamiento en torno a ese valor, pudiendo medir bien la bondad de la predicción en ese intervalo. Un fallo muy grande en oleajes poco probables es poco penalizado por el índice, pero errores más pequeños en el intervalo de los valores más probables penaliza mucho la bondad. Es decir, equivocarnos en 0,5 m en valores en torno a 2 m, penaliza mucho más que un error de 2 m. en oleajes de 8 m.



Este índice tiende a considerar que los valores más probables deben ser bien previstos, mientras que los valores muy poco probables, pueden ser previstos con imprecisión, debido, precisamente, a su rareza.

Para el caso que estamos analizando nos parece un buen estadístico para evaluar la bondad de la predicción y comparar los distintos modelos.

En la práctica se aplica un LEPS corregido de los efectos cola (LEPS2), es decir, que tiende a compensar en el índice los errores en las colas de la distribución, que como hemos dicho, en el índice original, prácticamente no computan. El primero es orientado negativamente y el segundo orientado positivamente.

En nuestro caso, determinamos las dos formas del índice en todo el estudio de verificación, LEPS1 el original y LEPS2 el corregido.

Los resultados obtenidos para el DMO entre hp 18 y 48 son:

LEPS1	LEPS2
0,128	0,641

SIGNIFICACIÓN ESTADÍSTICA DE LOS ÍNDICES DE VERIFICACIÓN:

Como compararemos estos índices con los obtenidos por otros sistemas de predicción y al tratarse de cuantificadores estadísticos, es necesario que determinemos, para un nivel de significación dado, el intervalo de confianza de los mismos, que en el caso de verificación tiende a denominarse mejor, intervalo de predicción pues utilizamos como índices de muestras, estadísticos de muestras aleatorias en vez de parámetros de modelos de probabilidad [9].

En nuestro caso, dado que el nº de casos es muy grande, aplicamos directamente la distribución normal para estimar el índice poblacional, conocido el de la muestra y su cuasi-desviación típica en la muestra.

Para el DMO, las estimaciones de los índices con un 95% de intervalo de predicción son:

	MSE	MAE	ERROR%
Intervalo de confianza -:	0,252	0,395	27,446
Intervalo de confianza +:	0,273	0,411	28,981

	LEPS1	LEPS2
Intervalo de confianza -:	0,124	0,623
Intervalo de confianza +:	0,131	0,658



Para el modelo de persistencia (base de cálculo de los índices de pericia):

	MSE	MAE	ERROR%
Intervalo de confianza -:	0,694	0,527	25,851
Intervalo de confianza +:	0,803	0,562	27,251

	LEPS1	LEPS2
Intervalo de confianza -:	0,219	0,290
Intervalo de confianza +:	0,229	0,325

ÍNDICES DE PERICIA:

Determinamos los índices de pericia de los parámetros de verificación de variables continuas, cogiendo como referencia la persistencia:

Índice de pericia = [(índice predicción) - (índice referencia)] / [(índice predicción perfecta) - (índice referencia)]

MSESS = 0.650

MAESS = 0.261

LEPS1SS = 0.429

LEPS2SS = 0.481



3.2.1.3 Análisis categórico y valor de la predicción

Dado que el usuario utiliza la información como una entrada para sus tomas de decisión en la planificación de sus actividades, y éstas dependen de distintos umbrales, se ha llevado a cabo también una verificación categórica para los umbrales de 2 m., de 3,5 m., y de 5 m., calculando todos los índices de pericia indicados en el documento guía del Centro Europeo [1] ya citado. Además hemos determinado las curvas del valor de las predicciones como otro parámetro para determinar la bondad de las mismas.

Se ha desarrollado para ello un proceso automatizado, programado en Excel para el cálculo de todas las tablas y gráficos a partir de la tabla general de datos que se obtiene de la base de datos combinada, lo que nos permite generar este análisis categórico para cualquier predicción de forma automatizada y uniforme.

Los resultados obtenidos son:

a) Para el umbral de 2 m.

	OBSERVADO >2	OBSERVADO <=2	TOTAL
PREVISTO >2	2148	820	2968
PREVISTO <=2	47	2777	2824
TOTAL	2195	3597	5792

POD (HR)	0,979		
F (POFD)	0,228		
BS (BRIER SCORE)	0,150		
bias	1,352	KSS	0,751
		HSS	0,702
PC	0,850		
		TS	0,712
POD (HR)	0,979	Ar	1124,786
		ETS	0,541
FAR	0,276		
		OR	154,774
F (POFD)	0,228	ORSS	0,987



Determinamos el valor de la predicción para esta toma de decisión:



b) Para el umbral de 3,5 m.

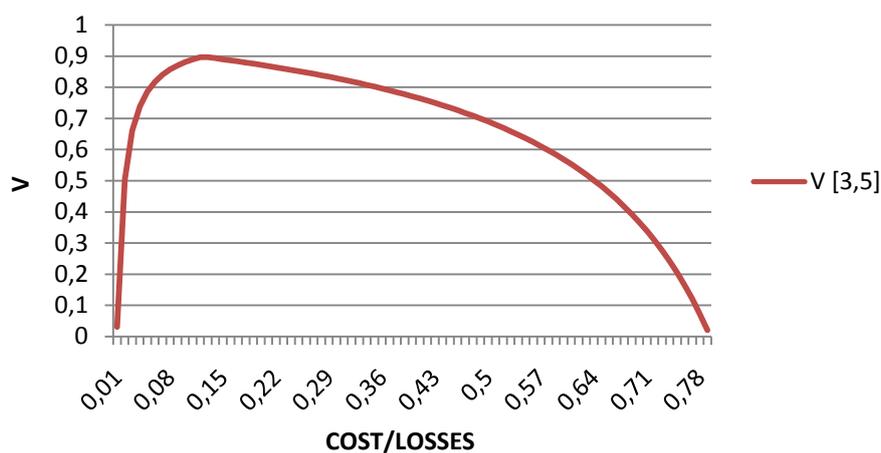
	OBSERVADO >3,5	OBSERVADO <=3,5	TOTAL
PREVISTO >3,5	665	173	838
PREVISTO <=3,5	48	4906	4954
TOTAL	713	5079	5792

POD (HR)	0,933		
F (PODF)	0,034		
BS (BRIER SCORE)	0,038		
bias		1,175	KSS 0,899
			HSS 0,836
PC		0,962	
			TS 0,751
POD (HR)		0,933	Ar 103,158
			ETS 0,718
FAR		0,206	
			OR 392,882
F (POFD)		0,034	ORSS 0,995



Su valor de predicción es:

VALOR DE LA PREDICCIÓN



c) Para el umbral de 5 m.:

	OBSERVADO >5	OBSERVADO <=5	TOTAL
PREVISTO >5	216	64	280
PREVISTO <=5	29	5483	5512
TOTAL	245	5547	5792

POD (HR)	0,882		
F (PODF)	0,012		
BS (BRIER SCORE)	0,016		
bias		1,143	KSS 0,870
			HSS 0,814
PC		0,984	
			TS 0,699
POD (HR)		0,882	ar 11,844
			ETS 0,687
FAR		0,229	
			OR 638,108
F (POFD)		0,012	ORSS 0,997

Y el correspondiente valor de predicción es:



Area= 48,55

Como podemos ver, sólo para el caso del umbral de 2 m. pueden ser utilizados todos los índices de pericia, pues el nº eventos y no eventos está en el mismo orden de magnitud. Sin embargo en los otros dos casos, y más en particular en el último, el nº de no eventos es de mayor orden de magnitud que el nº de eventos, por lo que sólo algunos índices de pericia pueden ser usados, aquellos que tienen corrección de aleatoriedad, es decir, ETS y HSS.

De forma experimental se ha determinado también el índice OR y su pericia ORSS. Los tres índices a considerar mantienen la propiedad de imparcialidad, pero sólo el ORSS tiene la propiedad de regularidad, por lo que tiene su interpretación común al que se obtendría mediante el diagrama ROC.

El OR nos indica cuánto es más probable acertar el aviso umbral que no hacerlo. El ORSS normaliza esos valores para presentarlos entre -1 y 1 siendo 1 la predicción perfecta y 0 sin pericia. Obviamente cuando los valores de este índice ya son muy próximos a 1 es muy difícil apreciar mejoras a través de este índice, por lo que en comparativa entre sistemas de predicción tendrá en este caso poca utilidad, pues ya manifiesta excelentes resultados en el DMO.

Aunque los umbrales mostrados en el análisis categórico cubren la gama de oleajes observados en la zona de estudio, no cubren todo el rango de umbrales de decisión, por lo que sólo podemos concluir sobre el comportamiento del modelo, con esa salvedad.

Para proceder a una caracterización más firme hemos procedido a determinar dos comportamientos:

a) Calculamos la pericia de predicciones multicategorías, distribuyendo toda la gama de oleajes en las siguientes categorías excluyentes:

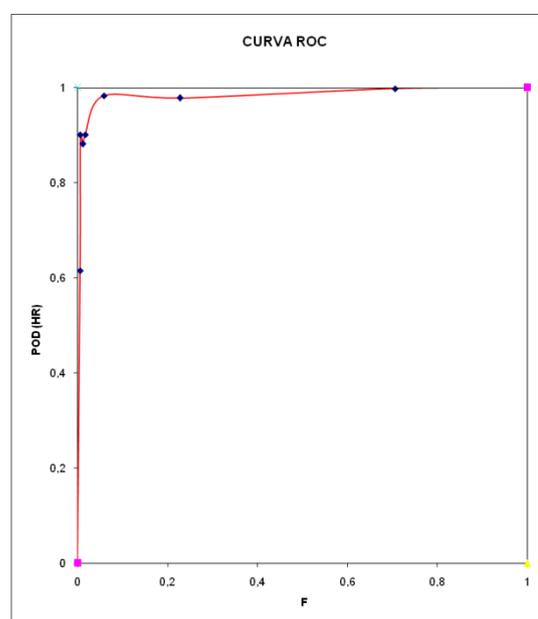
$[0, 2) \cup [2, 3.5) \cup [3.5, 5) \cup [5, \infty)$

Para ello determinamos los dos índices recomendados en la Guía utilizada de verificación, el KSS y el HSS. Sin embargo, dado que el HSS es el que presenta correcciones de aleatoriedad, utilizaremos este último en todas las comparaciones. Los resultados obtenidos son:

previstos	observados				TOTAL
	[0 - 2)	[2 - 3,5)	[3,5 - 5)	[5 - INF)	
[0 - 2)	2497	19	0	0	2516
[2 - 3,5)	1031	1293	28	0	2352
[3,5 - 5)	1	224	375	26	626
[5 - INF)	0	0	73	225	298
TOTAL	3529	1536	476	251	5792

PC (PROPORTION CORRECT)	0,758
KSS	0,437
HSS	0,412

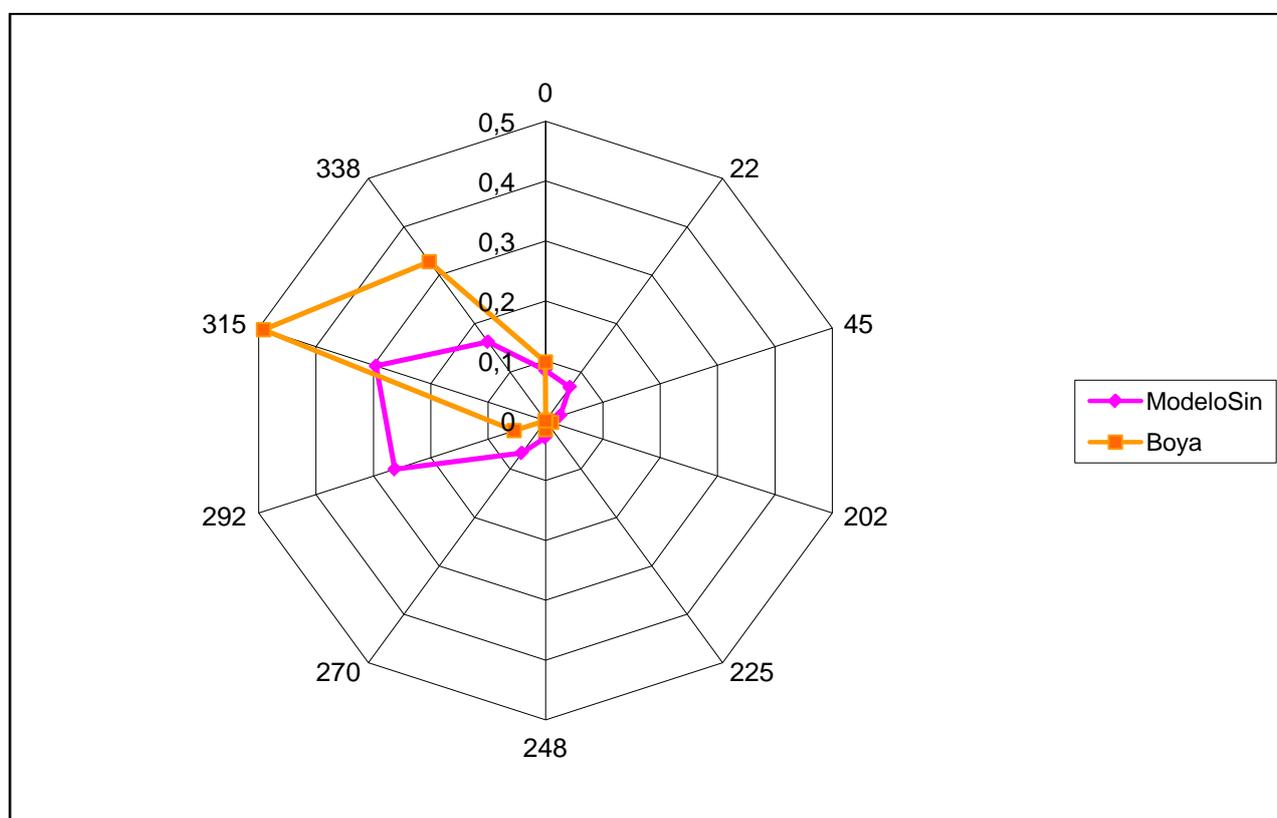
b) Determinamos la curva ROC. Para ello calculamos las tablas de contingencia binarias para umbrales de 1 m. en 1m. (intervalos inferiores estarían en el orden de magnitud de la precisión de la predicción, el MAE). La curva ROC obtenida es la presentada a la derecha. Como ocurre con el ORSS no nos va a permitir discernir mejoras entre los distintos sistemas de predicción pues los valores alcanzados ya son muy elevados.



3.2.2 Comportamiento de la dirección del oleaje

Dado que en los pronósticos se facilita la dirección del oleaje mediante el rumbo de la rosa de 16 rumbos, se compara con el rumbo registrado por la boya. En este caso al no ser la variable continua, hemos adoptado el criterio de comprobar la bondad viendo la distribución de frecuencias previstas y observadas, es decir, intentamos comprobar la bondad, si los oleajes previstos, respecto de la dirección, generan una rosa de rumbos similar a la obtenida por los oleajes observados. Tanto más se aleje una rosa de la otra, tanto peor es capaz el modelo de pronosticar el oleaje incidente en la boya.

Las rosas obtenidas y comparadas son:



Como se observa fácilmente del gráfico superior, el modelo, al igual que ocurre en los comportamientos de alturas por rumbos, presenta problemas de bondad importantes en determinadas direcciones de oleaje previsto, que realmente o no son registradas por la boya o lo son en frecuencias diferentes. Una conclusión evidente de este resultado es que el oleaje previsto en el punto de grid, respecto de la zona de la boya, que está más próxima a la costa, tiende a adaptarse al perfil de ésta, modelando tanto el rumbo incidente como posiblemente las alturas, al menos en unos rumbos determinados.



José María Pascual Rodríguez
 Javier Martín Martín

3.2.3 Comportamiento de los periodos medio y de pico:

Hemos combinado los periodos tanto previstos como observados para estar dado en segundos enteros, para lo cual hemos aproximado los valores de la boya al entero más próximo, pues las predicciones ya se facilitaban en este formato.

Al ser valores discretos, la mejor forma de verlo es como un diagrama de dispersión, pero en forma de matriz, anotando en cada celda el nº de casos computados del total de 5792 episodios.

Para los colores de celdas hemos elegido el siguiente criterio:

Escola:	0	0
	>=1	<50
	>=50	<100
	>=100	<200
	>=200	<300
	>=300	>=300

Para el periodo medio:

T-boya

T-dmo	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
5	0	0	0	2	14	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
6	0	0	0	19	193	94	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
7	0	0	0	10	159	420	108	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
8	0	0	0	4	77	439	502	21	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
9	0	0	0	0	10	135	442	249	13	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
10	0	0	0	0	1	42	240	585	198	15	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
11	0	0	0	0	0	5	50	267	392	65	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0
12	0	0	0	0	0	0	11	69	202	157	39	5	2	0	0	0	0	0	0	0
13	0	0	0	0	0	0	0	6	45	130	100	17	6	3	0	0	0	0	0	0
14	0	0	0	0	0	0	0	1	8	17	73	28	7	2	0	0	0	0	0	0
15	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	42	11	6	0	0	0	0	0	0
16	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5	10	0	0	0	0	0	0	0
17	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
18	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
19	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
20	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0



José María Pascual Rodríguez
 Javier Martín Martín

También respecto de esta variable hay una sobrepredicción del modelo al periodo medio observado en la boya:

MSE	BIAS (ME)	error%	MAE
4,509	1,915	25,889	1,925

Vemos que prácticamente todo el error es debido al BIAS, de unos 2 seg.. Esto hace que se podrían calibrar las predicciones restando el bias, sobre todo a partir del periodo previsto 8, umbral a partir del cual se aprecia más la sobrepredicción.

Respecto del periodo de pico:

Tp-DMO	Tp-boya																			
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
5	0	0	0	0	9	4	10	9	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
6	0	0	0	0	17	46	31	29	2	12	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
7	0	0	0	0	2	15	41	10	9	21	3	4	0	2	0	0	0	0	0	0
8	0	0	0	0	0	28	106	102	7	5	3	1	0	0	0	0	0	0	0	0
9	0	0	0	0	2	11	70	350	137	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
10	0	0	0	0	0	10	36	159	397	84	5	7	2	0	0	0	0	0	0	0
11	0	0	0	0	4	2	17	60	207	530	67	2	2	0	0	0	0	0	0	0
12	0	0	0	0	0	1	6	38	57	319	540	34	2	0	0	0	2	0	0	0
13	0	0	0	0	1	3	8	18	33	71	426	274	40	0	0	0	0	0	0	0
14	0	0	0	0	0	0	0	2	6	20	76	221	187	1	0	0	2	0	0	0
15	0	0	0	0	0	0	4	4	9	6	13	44	220	73	0	0	0	0	0	0
16	0	0	0	0	5	0	5	0	1	7	4	8	26	147	28	0	2	0	0	0
17	0	0	0	0	0	0	1	1	0	2	6	0	5	29	6	2	2	0	0	0
18	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	11	28	7	3	0	0	0
19	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
20	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

En este caso, la sobrepredicción también se observa, si bien es menor en valor:

MSE	BIAS (ME)	error%	MAE
3,774	1,471	16,603	1,621

También podría calibrarse restando 1 seg., al periodo de pico previsto a partir del valor 9, umbral a partir del cual más se aprecia la sobrepredicción.



4. Análisis de la verificación del PPP:

4.1 Descripción del PPP: *Downscaling conceptual*.

Como es bien sabido, los modelos numéricos de oleaje presentan problemas en los pronósticos en las zonas litorales, límite en la interfaz mar-tierra, entre otras cosas porque la resolución espacial del modelo no contempla las características orográficas de la costa que inciden directamente en la forma de propagarse el oleaje.

Tradicionalmente en predicción, el valor añadido que un predictor aportaba a las salidas de los modelos era la capacidad de disponer de los modelos conceptuales adecuados respecto de los fenómenos meteorológicos que el modelo, por su resolución espacio-temporal y de escala, no podía contemplar. A este proceso podemos denominarlo *downscaling conceptual*.

Pues bien, en los modelos de oleaje, las teorías básicas de propagación del oleaje nos permiten disponer del modelo conceptual apropiado para realizar el *downscaling conceptual* en las zonas costeras. En este caso, es posible, con un buen grado de aproximación y suficiente simplicidad, implementar este procedimiento en la forma de parametrizaciones locales.

Las características de la zona litoral que influyen decisivamente en la propagación del oleaje son el perfil de la línea de costa en cuanto a obstáculos naturales a la propagación, y la batimetría de la misma en cuanto a la delimitación del oleaje en aguas profundas, de transición o someras y en cuanto a la orientación en la dirección de la propagación (refracción). Dado que no estamos interesados en obtener unas medidas precisas del estado de agitación del nivel del mar localmente, para lo cual se precisan modelos espectrales de muy alta resolución espacio-temporal utilizados en ingeniería civil, sólo precisamos adaptar las previsiones realizadas por nuestro modelo de oleaje base (DMO) a las condiciones locales existentes, las cuales no son visualizadas por el modelo debido a que su resolución espacial es mayor a la de las características que intervienen en el estado del mar final.

Partimos, pues, con la premisa de que el valor del estado del mar dado por el DMO es correcto en el punto donde él lo calcula (el punto de grid más cercano). A partir de aquí, estableceremos correcciones a este oleaje haciéndolo propagar al punto en cuestión. El factor principal en esta corrección por propagación del oleaje está dado por la dispersión angular en cuanto a la altura del oleaje y en cuanto a la dirección por el efecto de ir sintiendo el fondo (refracción) tendiendo a orientarse en la dirección perpendicular a las isobatas.

El efecto de la profundidad (somerismo) puede tener un efecto en la altura del oleaje, si estamos en zona de rompientes. En este tipo de prestaciones se pretende facilitar al usuario las condiciones del estado de la mar como mar en aguas profundas en la zona más próxima al litoral donde esta asunción puede ser realizada. A partir de ahí, como hemos comentado antes, se precisan modelos muy locales que simulen el nivel de agitación en las distintas zonas de la obra portuaria, teniendo en cuenta las alteraciones en la batimetría, colocación de diques, etc., efectos, pues, de difracción, refracción y reflexión del oleaje inicial.

El lugar de pronóstico (zona de la boya) está a una profundidad de 40 metros, lo que hace que oleajes con periodos medios superiores a 5 segundos tendrían consideración de aguas profundas. Dado que, como hemos visto en la distribución por periodos, son muy escasos los episodios con periodo medio menor a 5 segundos y, además, el modelo siempre pronostica valores mayores o iguales a 5, podemos despreciar correcciones por esta causa.



Así pues sólo parametrizaremos las condiciones locales en el punto de pronóstico (ubicación de la boya Langosteira), debidas a la dispersión angular en cuanto a la altura del oleaje, y a la refracción en cuanto al cambio de dirección del oleaje.

La dispersión angular depende del coseno α^2 elevado a 2s; siendo α el ángulo entre la dirección y el lugar al que debe llegar (dispersión) y s la frecuencia del oleaje. Esto es lo que se aplica mediante propagación espectral. Sin embargo, se obtienen buenas estimaciones, para ángulos menores de 70° por la fórmula aproximada de:

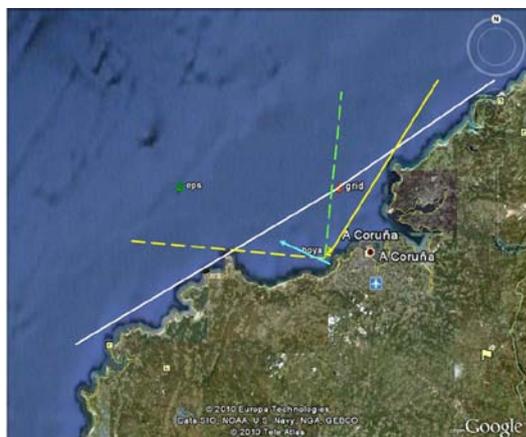
$$H = H_s \cos \alpha$$

Con esta expresión, que tiene su justificación en que la energía se dispersa como el coseno cuadrado de α , y, como la energía de la ola es proporcional al cuadrado de la altura de la misma, podemos estimar que la altura es proporcional al coseno de α .

Aplicando este criterio, muy fácil de determinar en cada caso simplemente analizando los obstáculos que la línea de costa pone al oleaje y considerando que éste tenderá a orientarse hacia la dirección del gradiente batimétrico, en nuestro caso entre el WNW Y NW, establecemos:

Las direcciones de oleaje en el punto de grid del N, NNW, NW y WNW se consideran que llegarán al punto de la boya sin dispersión angular, pues la distancia entre ambos puntos, 16,7 Km., puede considerarse de tamaño suficiente para albergar frentes de ondas de esas direcciones sin perturbar (zona delimitada por líneas discontinuas en la imagen siguiente). El resto de las direcciones recibidas en el punto de grid, sufrirán dispersión angular en los siguientes ángulos:

- NE se orientará entre el N y NNW- entre 45 y 55 °: Coeficiente: 0.60
- NNE se orientará entre N y NNW- entre 30 y 40° : Coeficiente: 0.80
- SW se orienta a WNW: de 60 a 70°: Coeficiente: 0.40
- WSW se orienta entre WNW y NW: 45 a 55°: Coeficiente: 0.60
- W se orienta entre WNW y NW: 30 a 40°: Coeficiente: 0.80



Se aplican estos coeficientes a los valores previstos por el DMO para obtener las alturas del PPP. Además se modifica la dirección del oleaje para irlo orientando hacia el gradiente batimétrico, aunque sin alcanzarlo totalmente porque aún estamos lejos de la línea de costa. Así los ENE y NE se orientarán como NNE, el NNE se orienta como N, el N se orientará hacia el NNW, el SSW, SW, WSW y W hacia el WNW y el WNW hacia el NW, pues el gradiente batimétrico tiende hacia las direcciones entre el WNW y el NW (flecha en la imagen de la izquierda). Para ser

precisos, el cambio en el ángulo de orientación dependerá también del periodo del oleaje, pero en nuestro caso, sólo estamos introduciendo estimaciones adecuadas, y además, las diferencias que se pueden obtener estarían dentro de la pérdida de información que hemos adoptado al trabajar con los 16 rumbos.

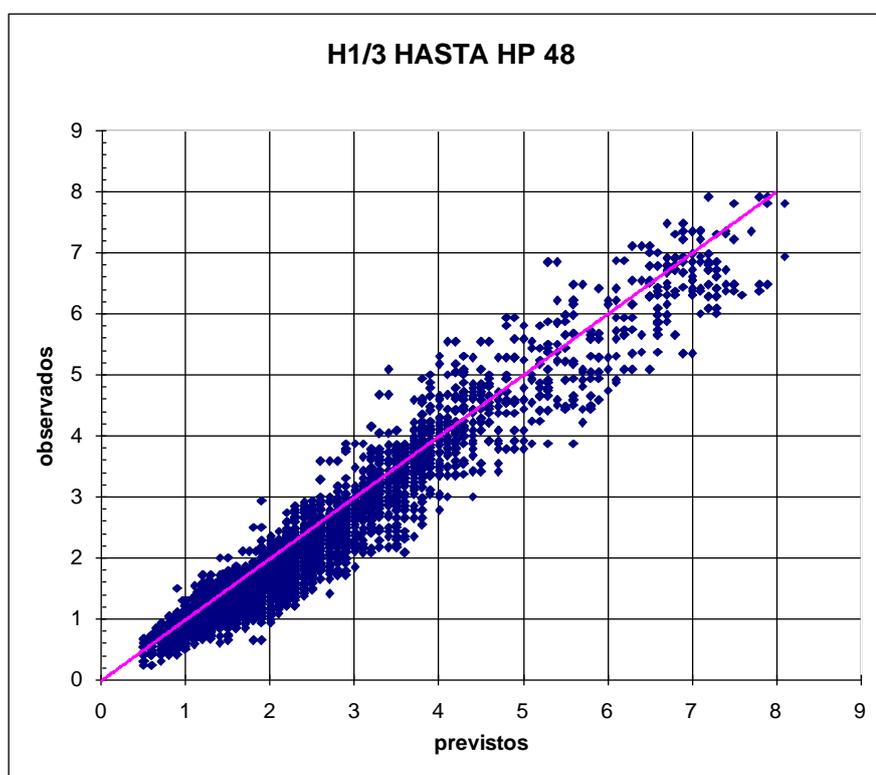
Con estas parametrizaciones muy fáciles de calcular e implementar en cualquier punto del litoral, tenemos un método de downscaling conceptual simplemente analizando el sitio de pronóstico respecto del punto del DMO base. Esta metodología es la que se ha utilizado para determinar el pronóstico de oleaje en playas de forma automatizada, teniendo previamente establecidas las matrices de las parametrizaciones por rumbos para cada playa, y además teniendo en cuenta el efecto del gradiente batimétrico en la zona de playa para poner un límite máximo a la ola incidente en ella, es decir, la limitación de entrada de oleaje por somerismo.

4.2 Análisis del PPP para Hp entre 18 y 48

4.2.1 Altura del oleaje

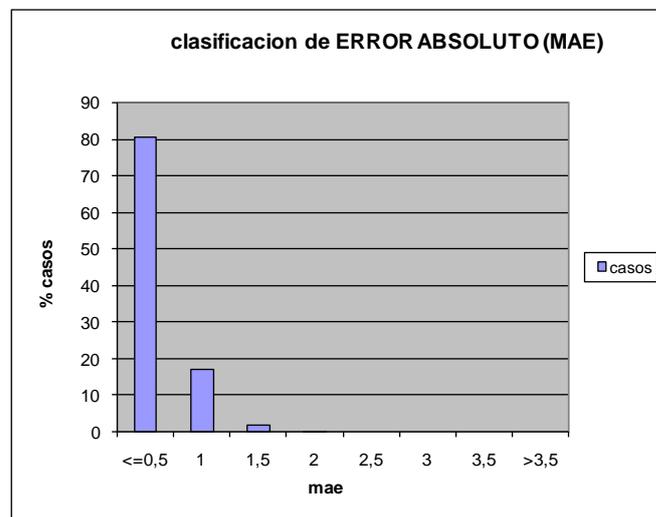
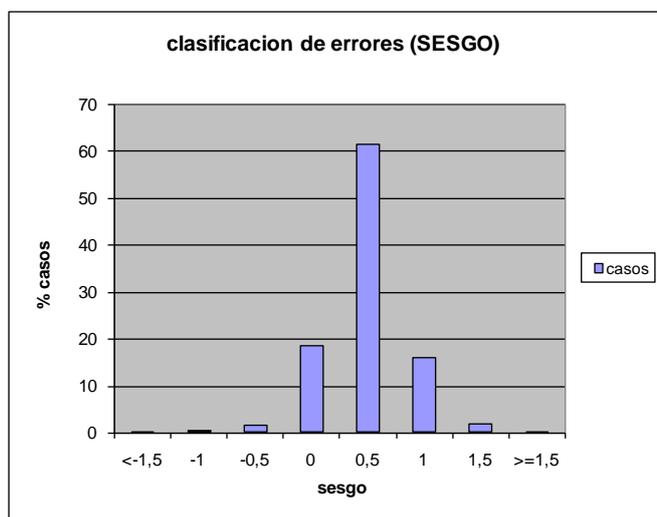
4.2.1.1 Distribuciones generales y condicionadas

Seguiremos la misma metodología que hemos expuesto para el DMO, analizando tanto la altura del oleaje como la dirección del mismo. No se realiza la verificación de los periodos, dado que no han sido corregidos en este post-proceso.



Este modelo sigue manifestando un sesgo positivo, entre otras cosas porque no se ha sometido el post-proceso a una calibración de ese tipo, y eso quiere decir que a pesar de las parametrizaciones realizadas el sistema base tiene en la zona una sobrepredicción implícita, la cual no es abordada en el postproceso.

El comportamiento de los distintos índices de error es:

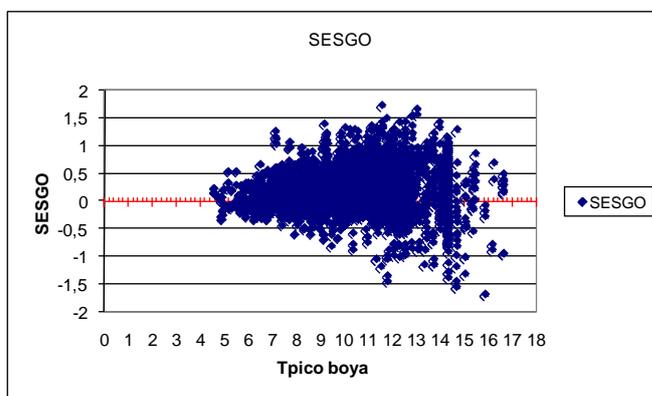
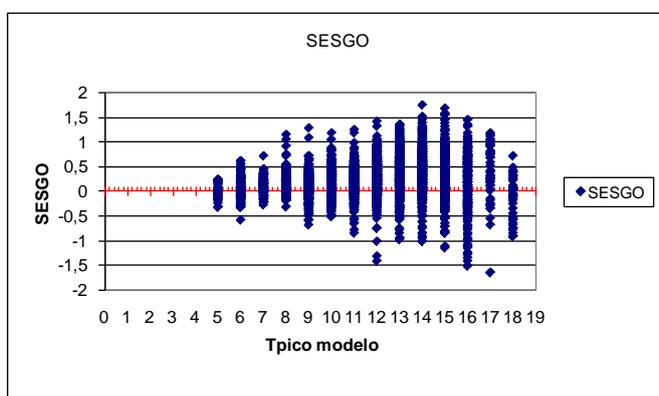
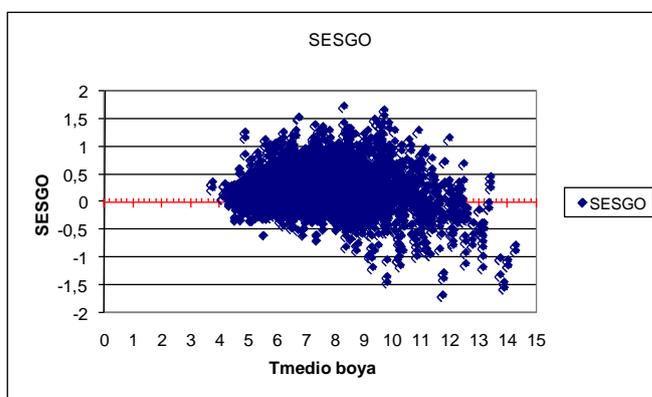
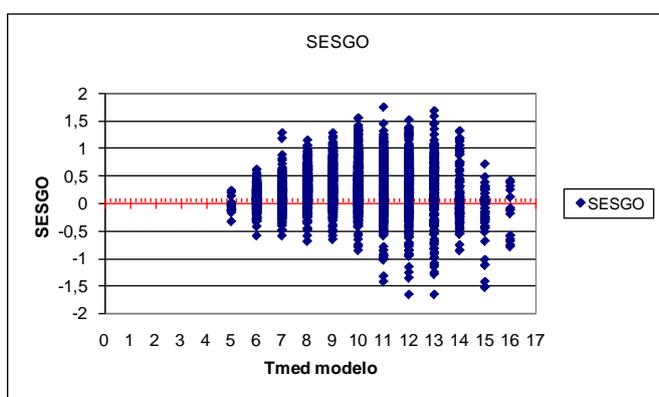
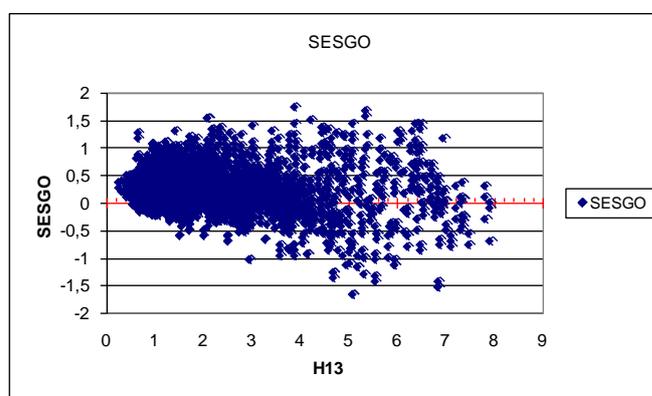
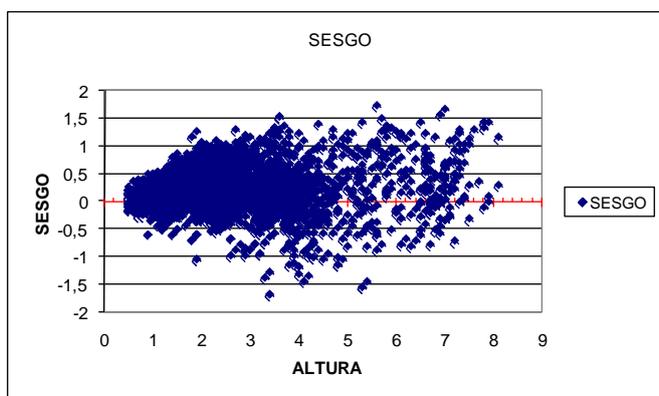


El 80,4% de los episodios presentan un mae inferior o igual a 0,5 y el 97,7% es inferior o igual a 1,0 m.

Respecto del comportamiento de los distintos índices por alturas, la siguiente tabla nos lo resume:

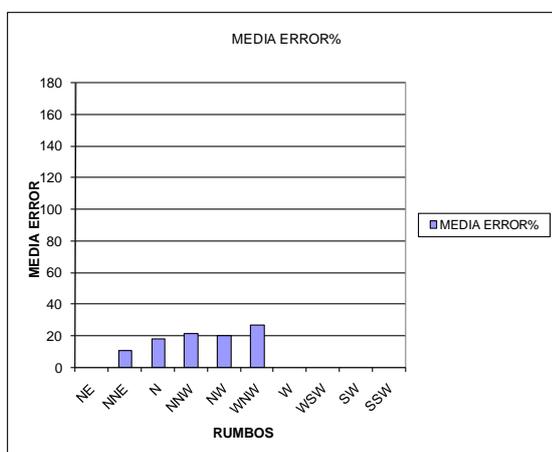
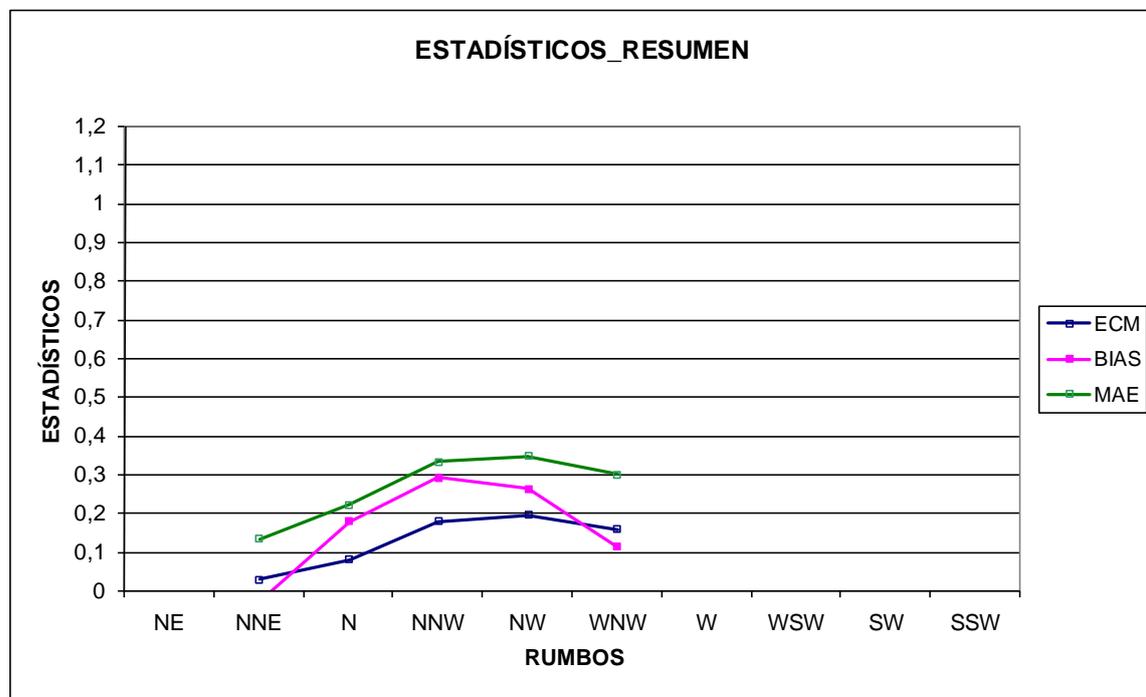
ALTURAS	MSE	BIAS(ME)	MAE	ERROR%	CUENTA
[0 - 2)	0,094	0,204	0,249	24,625	2770
[2 - 4)	0,213	0,283	0,366	18,413	2498
[4 - 6)	0,385	0,163	0,498	11,395	363
>=6	0,458	0,377	0,539	8,874	161
				Total:	5792

Presentaremos a continuación los gráficos de dispersión del sesgo frente a las alturas previstas y observadas y frente al periodo medio y periodo de pico, previstos y observados:

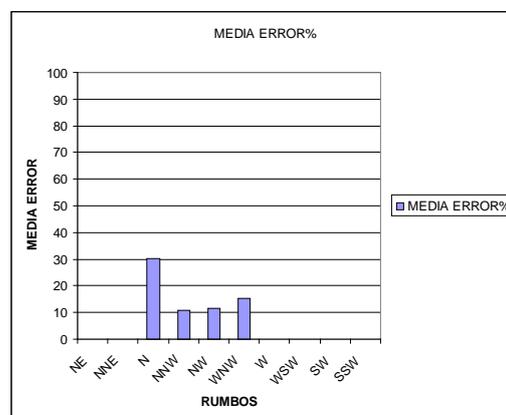
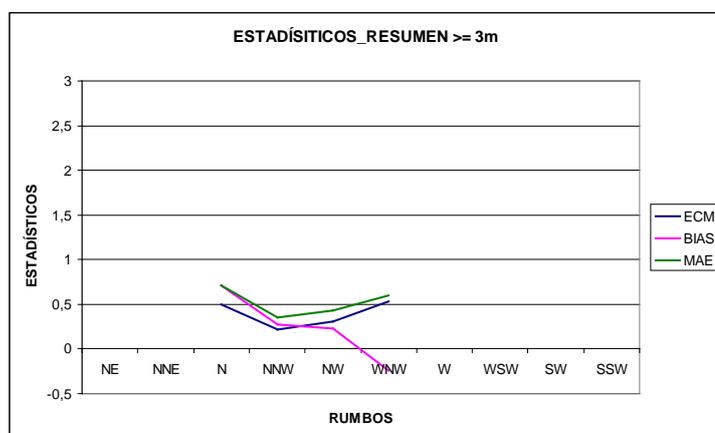


Todos los gráficos nos reafirman en que el modelo de postproceso y el DMO de partida son el mismo, pero con las parametrizaciones de downscaling, hemos suavizado todas las dispersiones.

Presentamos ahora el comportamiento respecto de las direcciones del oleaje:



En este aspecto concreto es donde el método aplicado de downscaling conceptual ha realizado los principales ajustes de corrección de los errores. Es visible en los dos gráficos que ahora existe una uniformidad en el comportamiento de todos los índices analizados para todos los rumbos del oleaje que han quedado. Claramente, este sencillo método nos ha permitido adaptar las salidas para el punto de grid del DMO a la zona del pronóstico. Vamos a comprobar que para alturas de más de 3 m. también los resultados son satisfactorios.



4.2.1.2 Índices y pericias

MSE	BIAS(ME)	error%	MAE
0,174	0,240	20,679	0,323

Los intervalos de confianza (o de predicción) para estos índices son:

	MSE	MAE	ERROR%
Intervalo de confianza -:	0,166	0,316	20,174
Intervalo de confianza +:	0,181	0,330	21,184

Determinamos ahora el índice LEPS en forma similar a como se hizo para el DMO:

LEPS1	LEPS2
0,115	0,697

Además el intervalo de confianza para un nivel de significación del 5% es:

	LEPS1	LEPS2
Intervalo de confianza -:	0,112	0,680
Intervalo de confianza +:	0,119	0,714



ÍNDICES DE PERICIA:

Determinamos los índices de pericia de los parámetros de verificación de variables continuas, cogiendo como referencia la persistencia:

Índice de pericia = [(índice predicción) - (índice referencia)] / [(índice predicción perfecta) - (índice referencia)]

MSESS = 0.768

MAESS = 0.407

LEPS1SS = 0.486

LEPS2SS = 0.562



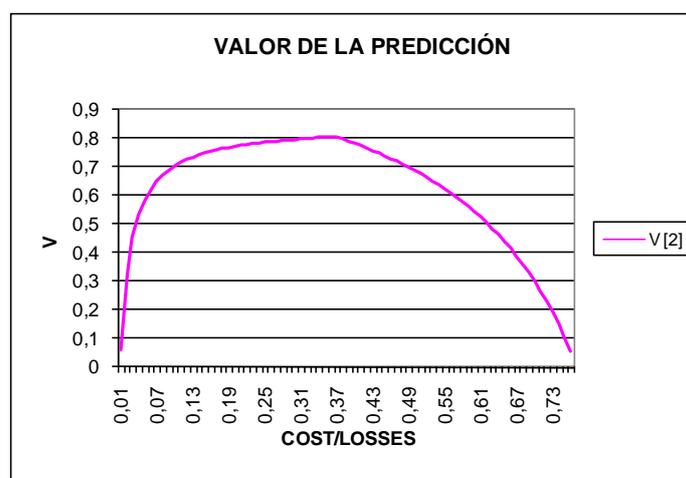
4.2.1.3 Análisis categórico y valor de la predicción

Siguiendo la metodología establecida en este trabajo, hemos realizado el estudio del comportamiento del PPP con el enfoque en la toma de decisiones respecto de los umbrales de 2 m., 3,5 m., y 5 m. Los resultados obtenidos son:

	OBSERVADO >2	OBSERVADO <=2	TOTAL
PREVISTO >2	2138	604	2742
PREVISTO <=2	57	2993	3050
TOTAL	2195	3597	5792

POD (HR)	0,974				
F (POFD)	0,168				
BS (BRIER SCORE)	0,114				
bias		1,249		KSS	0,806
				HSS	0,769
PC		0,886			
				TS	0,764
POD (HR)		0,974		ar	1039,138
				ETS	0,624
FAR		0,220			
				OR	185,867
F (POFD)		0,168		ORSS	0,989

El correspondiente valor de predicción para este umbral se aprecia en la representación frente a la relación C/L:





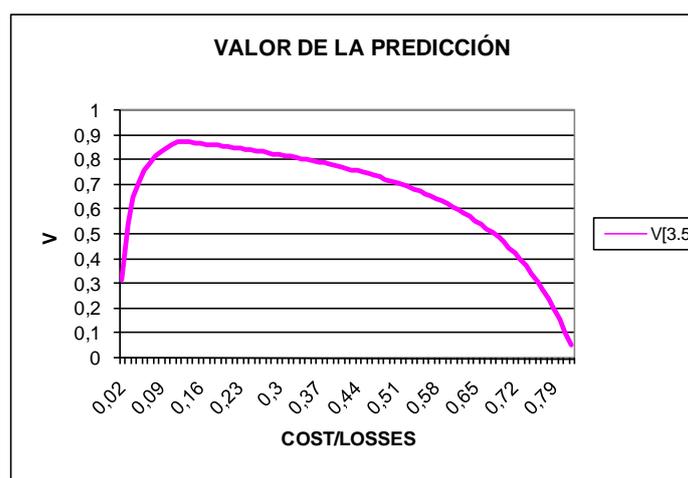
José María Pascual Rodríguez
Javier Martín Martín

Para 3,5 m:

	OBSERVADO >3,5	OBSERVADO <=3,5	TOTAL
PREVISTO >3,5	645	133	778
PREVISTO <=3,5	68	4946	5014
TOTAL	713	5079	5792

POD (HR)	0,905				
F (PODF)	0,026				
BS (BRIER SCORE)	0,035				
bias		1,091		KSS	0,878
				HSS	0,845
PC		0,965			
				TS	0,762
POD (HR)		0,905		ar	95,772
				ETS	0,732
FAR		0,171			
				OR	352,739
F (POFD)		0,026		ORSS	0,994

Y el correspondiente valor de predicción es:



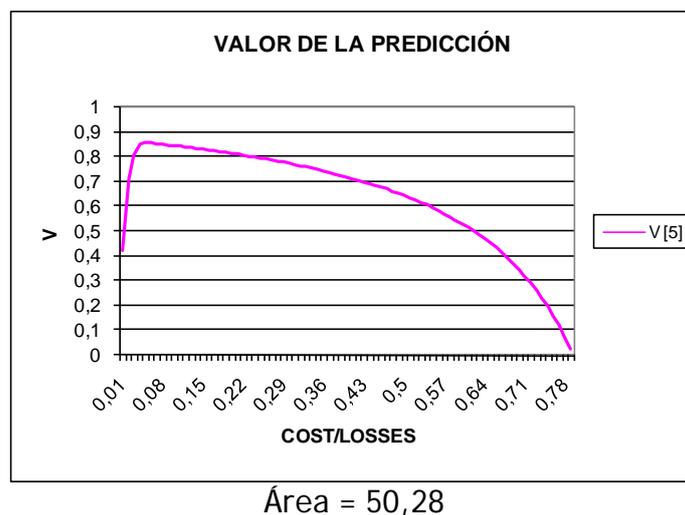


Para 5 m.:

	OBSERVADO >5	OBSERVADO <=5	TOTAL
PREVISTO >5	213	55	268
PREVISTO <=5	32	5492	5524
TOTAL	245	5547	5792

POD (HR)	0,869				
F (PODF)	0,010				
BS (BRIER SCORE)	0,015				
bias		1,094		KSS	0,859
				HSS	0,823
PC		0,985			
				TS	0,710
POD (HR)		0,869		ar	11,336
				ETS	0,699
FAR		0,205			
				OR	664,657
F (POFD)		0,010		ORSS	0,997

Y el correspondiente valor de predicción para este umbral es:





Presentamos a continuación el análisis multicategorico para toda la amplitud de alturas de oleaje distribuidas en intervalos excluyentes:

$[0,2)$ U $[2,3.5)$ U $[3.5,5)$ U $[5, \infty)$

Los principales índices del comportamiento del PPP multicategoricos son:

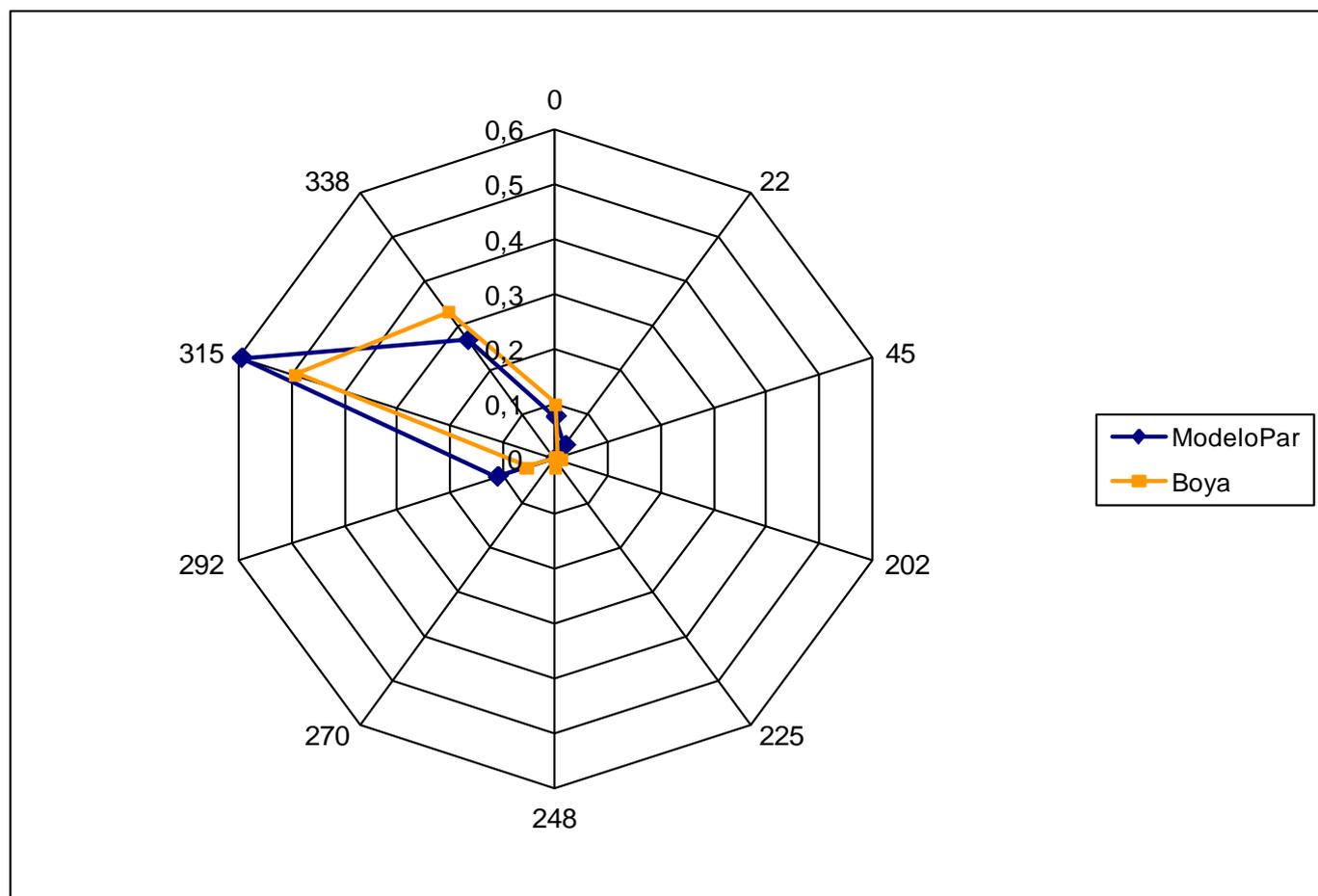
	[0 - 2)	[2 - 3,5)	[3,5 - 5)	[5 - INF)	TOTAL
PREVISTO [0 - 2)	2744	26	0	0	2770
PREVISTO [2 - 3,5)	785	1331	44	2	2162
PREVISTO [3,5 - 5)	0	179	370	31	580
PREVISTO [5 - INF)	0	0	62	218	280
TOTAL	3529	1536	476	251	5792

PC (PROPORTION CORRECT)	0,805
KSS	0,480
HSS	0,459

Como se comentó en el caso del DMO, la curva ROC no aporta información añadida, al ser difícil obtener mejora significativa de un método de verificación que ya en la base es muy elevado. Por esta razón y dado que los valores ROC son similares a los obtenidos en el DMO, no son presentados aquí.

4.2.2 Comportamiento de la dirección del oleaje

Al igual que se procedió con anterioridad en el DMO, encontramos la mejor forma de ver el comportamiento del PPP comparándola con la distribución de frecuencias de la boya. La rosa de rumbos obtenida es la siguiente:



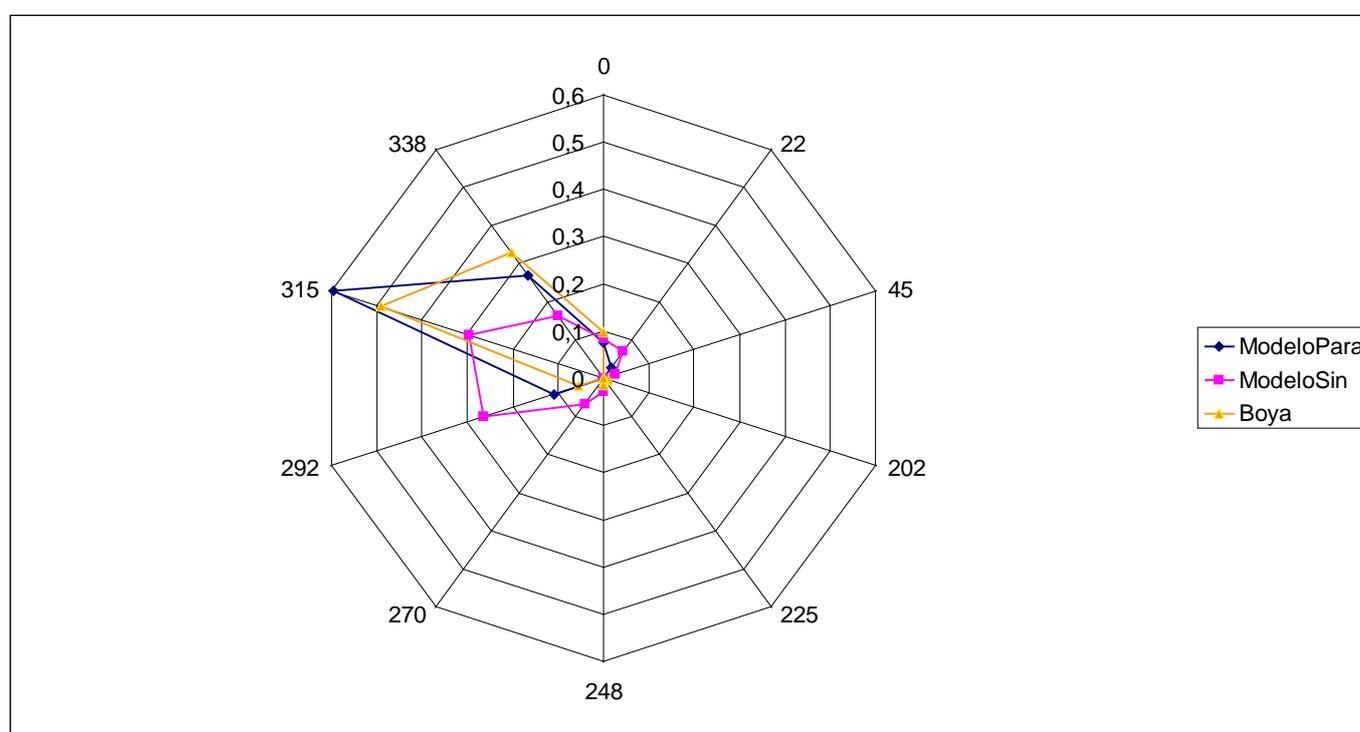
Vemos como ahora las predicciones del rumbo del oleaje se ajustan bastante bien a las observadas por la boya. Es decir, hemos conseguido con las parametrizaciones realizadas propagar adecuadamente el rumbo del oleaje desde el punto de grid a la zona de pronóstico con la simple aplicación del modelo conceptual del comportamiento del oleaje y las características del litoral que intervienen significativamente en dicha propagación.



5. COMPARACIÓN DEL DMO VS. PPP

5.1 Dirección del oleaje

Como primer punto destacamos la bondad en el ajuste en cuanto a la dirección del oleaje que se observa en la rosa de rumbos y frecuencias de ambos modelos, DMO y PPP frente a la boya.



En segundo lugar, presentamos una tabla resumen de todos los índices obtenidos en las distintas fases de la verificación:

5.2 Alturas del oleaje

5.2.1 Índices y pericias

	MSE	ME	MAE	%	LEPS1	LEPS2
DMO	0,263	0,344	0,403	28,217	0,128	0,641
PPP	0,174	0,24	0,323	20,679	0,115	0,697

Vemos que todos los índices mejoran, es decir, de forma generalizada las predicciones del PPP presentan mayor calidad que las del DMO. Para poder asegurar esto debemos de utilizar los intervalos de confianza determinados para todos los índices, y así se cumple en todos ellos



que con un nivel de significación del 5% podemos asegurar que el PPP exhibe mejor calidad que el DMO en cuanto a la altura del oleaje.

Podemos ver esta misma mejora comparando las pericias de los índices, respecto de la persistencia y del PPP respecto del DMO:

	MSESS	MAESS	LEPS1SS	LEPS2SS
DMO VS.PERS.	0.650	0.261	0.429	0.481
PPP VS. PERS.	0.768	0.407	0.486	0.562

Podemos ahora considerar como nueva referencia el DMO y determinar la pericia del PPP respecto del DMO:

	MSESS	MAESS	LEPS1SS	LEPS2SS
PPP VS. DMO	0.338	0.198	0.101	0.156

Concluyendo, respecto de la calidad de la predicción, el PPP que hemos implementado tiene una ganancia en pericia respecto del modelo original DMO, para la predicción marítima local en la zona de la Boya Langosteira.

5.2.2 Índices categóricos y valor de la predicción

Para los índices de pericia de predicciones categóricas, análisis del comportamiento del modelo en la toma de decisión de 3 umbrales, como se explicó en su momento, para el primer umbral, próximo a la mediana de valores, todos los índices son representativos. Sin embargo, para los umbrales menos probables, sólo tienen significación aquellos que tienen implementada la corrección de aleatoriedad, HSS y ETS. Por otra parte, ya indicamos que el índice ORSS no es de gran utilidad por mostrar altos valores ya en el DMO, por lo que es difícil, analizar mejoras significativas en este índice (similar a lo que ocurría en la curva ROC).

Como consecuencia de todo ello, veremos la comparación para los índices HSS y ETS.

Desde el punto de vista de la bondad de las predicciones toda la teoría establecida desde Murphy, 1993 [3], distingue tres tipos de bondad: la consistencia, la calidad y el valor. Dado que la consistencia está unida al buen juicio del predictor y su objetividad, no es valorable en nuestro caso, por lo que debemos determinar la bondad del sistema de predicción respecto de las otras dos características. Acabamos de justificar la bondad del PPP frente al DMO en cuanto a la calidad.

La teoría matemática al respecto, demostrada por Murphy [3], establece que mejor calidad implica mejor valor. Ahora bien, el concepto del valor de la predicción depende de la utilidad concreta que cada usuario haga de la misma y para poder recoger todos los posibles casos utilizamos analizamos el valor respecto del coste/pérdida. Así pues, lo que nos explica la teoría de la bondad de las predicciones es que mejores pericias de calidad, significarán mejores pe-



ricias categóricas y por tanto mejor valor. Debemos, pues, medir ese valor total, por ejemplo, mediante el área determinada por la curva del valor frente al coste/pérdida, y esta área será mayor. Sin embargo, el aumento del área debe de mantener la forma de la curva, del valor frente al coste/pérdida, porque de lo contrario, podemos obtener predicciones de mayor valor, pero modificando la zona de mayor utilidad de las mismas, en el máximo del valor, con lo que tendremos mejores predicciones pero para usuarios de necesidades diferentes. Cuando lo que pretendemos mediante análisis de verificación de una predicción, es encontrar métodos de mejora o elección entre distintos sistemas de predicción, no debemos contentarnos con mejorar los índices de calidad, y por tanto de decisión y el valor, condición necesaria, sino que es condición suficiente también el mantener la forma de la curva del valor.

Es por ello, que en cuanto a la toma de decisiones para distintos umbrales, midiendo la pericia de los sistemas de predicción para discriminar distintos umbrales, hemos incluido el área de la curva del valor, como forma de corroborar las condiciones necesarias de bondad.

En nuestro caso, tanto para las categóricas y multicategóricas obtenemos:

DMO	HSS	ETS	A(area)
2m	0,702	0,541	40,74
3,5m	0,836	0,718	52,31
5m	0,814	0,687	48,55

PPP	HSS	ETS	A(area)
2m	0,769	0,624	47,31
3,5m	0,845	0,732	54,41
5m	0,823	0,699	50,28

Y para las multicategóricas, (HSS, KSS y Porcentaje de aciertos):

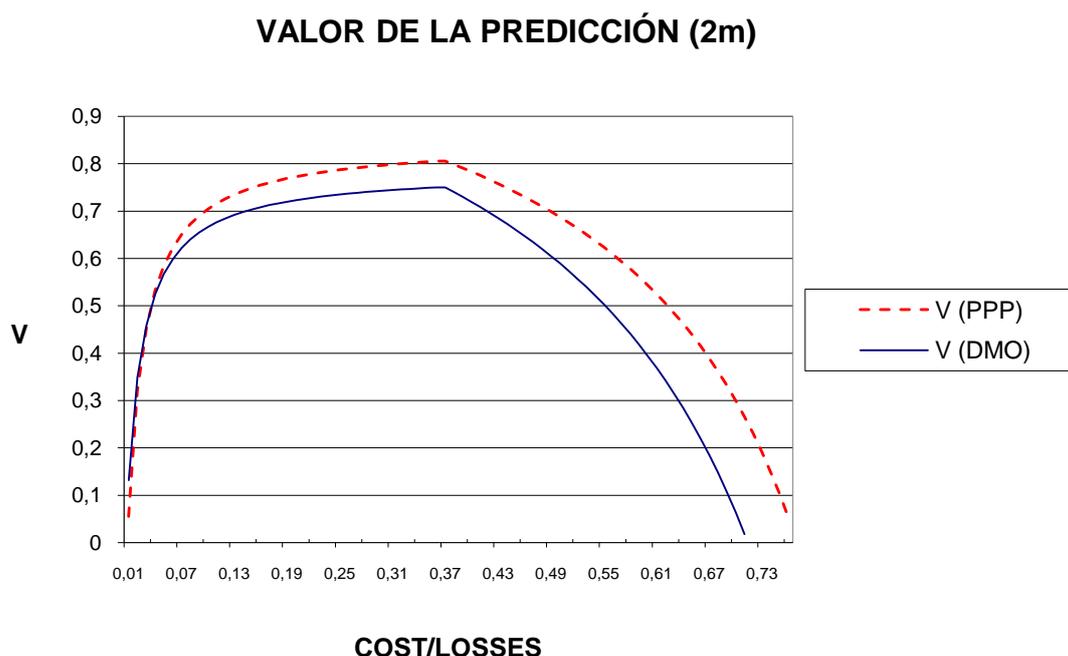
	HSS	KSS	PC
DMO	0,412	0,437	0,758

	HSS	KSS	PC
PPP	0,459	0,48	0,805

Vemos como el PPP mejora significativamente los índices en todos los umbrales estudiados, lo que conlleva a una mejora en el área del valor, es decir, en el valor de la predicción.

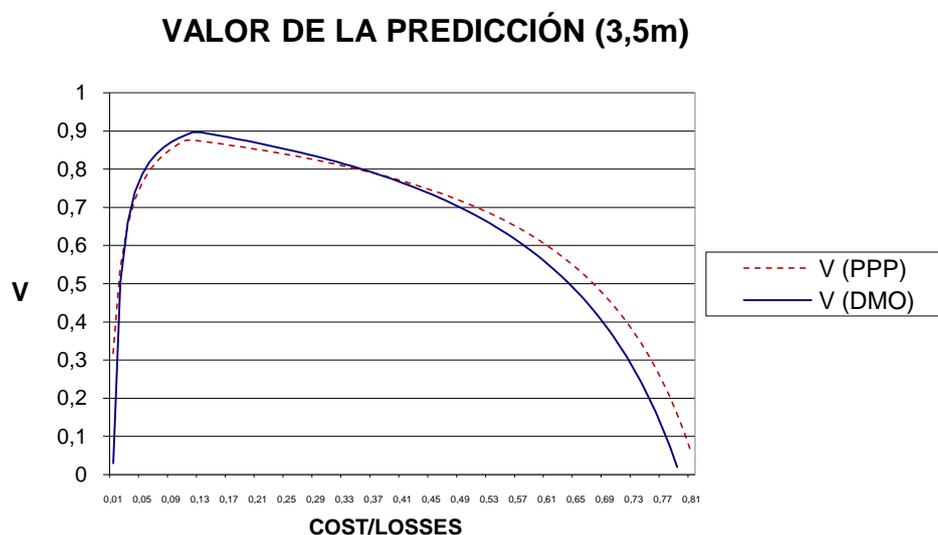
Ahora, mediante la comparación de las curvas valor para los tres umbrales trabajados (2, 3.5 y 5 m.) veremos que no alteramos la forma de dicho valor:

Para 2 m.:



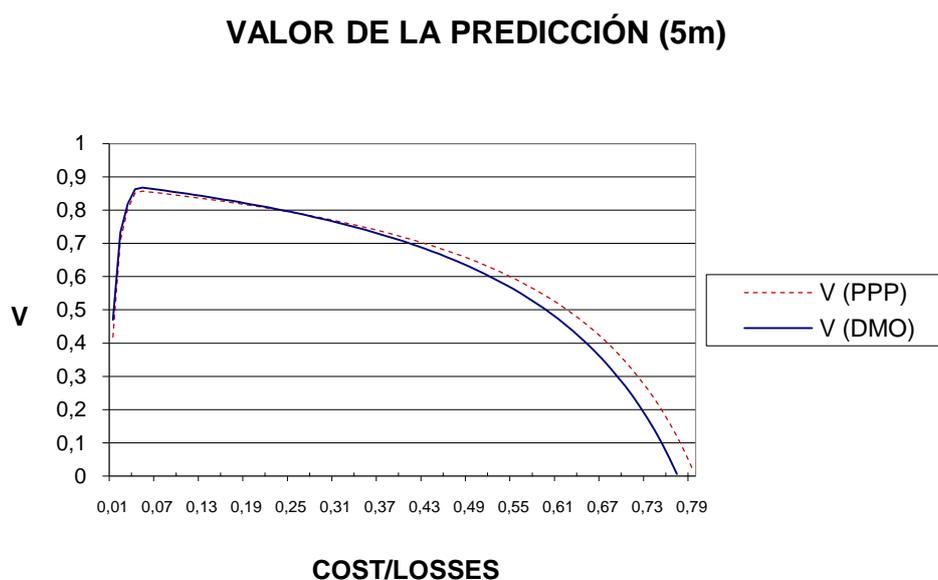
Aquí se observa con claridad que en el principal umbral para el usuario, y el que corresponde aproximadamente a la mediana de los datos observados, mejoramos el valor sin alterar la forma de la curva, y ganando valor en toda la escala de coste/pérdida. Así por ejemplo si nos fijamos en la zona de valor $>0,7$ vemos que la hemos aumentado, es decir, la predicción PPP satisface a mayor número de necesidades de información.

Para 3,5 m.:



Estos casos al ser menos probables, y por tanto menos modificables por la parametrización realizada, presentan menor ganancia en valor. Mantienen la forma de la curva original y, si nos fijamos en la zona de valor $>0,7$ vemos que prácticamente se mantiene igual, aunque hay una débil disminución en la zona del máximo.

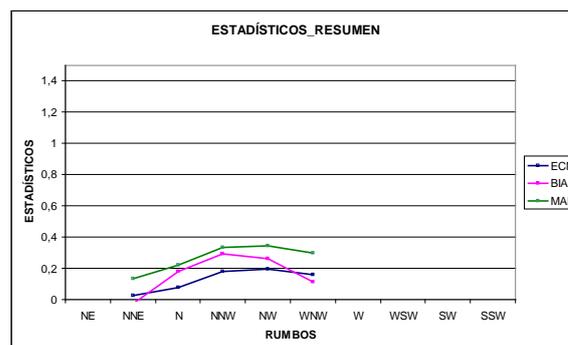
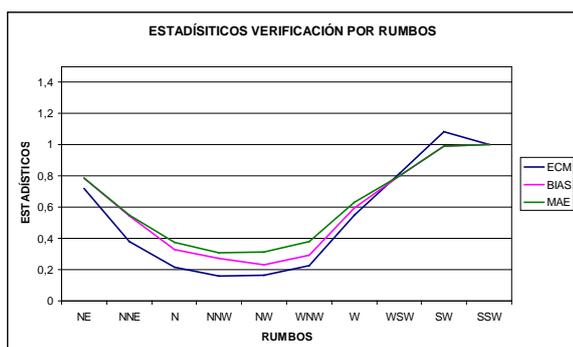
Para 5 m.:



Aquí podemos expresar las mismas conclusiones que en el umbral anterior, prácticamente la curva es la misma.



Como finalización de estas conclusiones, vamos a mostrar como el peor comportamiento del DMO, que se observó en la distribución respecto de los rumbos, para algunas direcciones concretas, ha sido muy bien corregido en el PPP:



A la izquierda el DMO y a la derecha el PPP, donde se ve cómo el método de parametrizaciones obtenidas mediante métodos estimados sobre el modelo conceptual de propagación del oleaje ha permitido atenuar los errores, lo que ha aportado una mejora en todos los parámetros de bondad de las predicciones PPP.

En este punto, hemos de remarcar que, como comprobación del método utilizado en la estimación de las parametrizaciones utilizadas, mediante técnicas de regresión, hemos calculado los coeficientes multiplicativos en cada rumbo, obtenidos de los datos de la muestra trabajada de DMO y datos observados, conduciendo a lo siguiente:

Rumbo	Coef. estimado	Coef. regresión
SW	0.40	0.41
WSW	0.60	0.53
W	0.80	0.81
NE	0.60	0.60
NNE	0.80	0.71

Como puede concluirse de la tabla anterior, podemos también validar el método de parametrización empleado en el PPP, no sólo porque los resultados son satisfactorios, sino porque concuerdan con estimaciones sacadas del tratamiento conjunto de los datos.

Por todo lo analizado mediante la verificación de ambos modelos, el DMO y el PPP podemos concluir que, con un buen nivel de significación las predicciones del PPP en ningún caso empeoran a las del DMO en cualquier cualidad de su comportamiento que analicemos, por lo que se puede afirmar que las predicciones del PPP presentan mejor bondad que las del DMO. Es pues, mejor sistema de predicción para el caso que hemos estudiado, de las predicciones marítimas locales en la franja litoral: zona de la Boya Langosteira.



La ventaja de la parametrización mediante el que hemos denominado downscaling conceptual estriba en que puede ser aplicable a cualquier punto del litoral sin más que realizar un estudio detallado de las características físicas del lugar (perfil de línea de costa, batimetría) respecto del punto grid del DMO del que se realiza el PPP.

Es deseable que, en lugares donde se disponga de datos observados, se puedan ensayar otras técnicas más precisas y documentadas de downscaling, ya sea mediante técnicas de regresión categorizadas, o mediante redes neuronales, pero donde no existan datos de boyas, el downscaling conceptual es un buen método para mejorar la bondad de las predicciones, como hemos probado en este trabajo.

6. VISIÓN RÁPIDA DE LA BONDAD DEL EP

Una vez se dispone del PPP para cada pasada, éste es comprobado por el predictor. En función de la diagnosis de la situación meteorológica en vigor, y con su criterio subjetivo de la misma, puede realizar una modificación en los primeros periodos de validez (now-casting), digamos que entre el hp 18 (primer pronóstico elaborado) y el hp 24, o como mucho, el hp 30.

El principal aporte subjetivo a las predicciones se realiza en cuanto a que a la hora de emisión de las predicciones, el predictor dispone de información de la boya, y por tanto puede realizar un diagnóstico más preciso de cómo el modelo está reproduciendo la situación, pudiendo hacer los ajustes necesarios en el muy corto plazo. Es decir, se daría un valor añadido incorporando manualmente la persistencia, que como se ha mostrado con anterioridad, exhibe un mejor comportamiento de la predicción hasta el hp 30. A partir del hp 30 el modelo verifica mejor. Por ello, podemos analizar el aporte del valor añadido del predictor para el periodo hp 18 hasta hp 24.

Hemos realizado de nuevo el cálculo de todos los estadísticos e índices para el PPP para este nuevo conjunto de datos, siguiendo toda la metodología mostrada en este trabajo, sólo para la altura del oleaje. Luego, hemos realizado lo mismo, con el EP y las conclusiones obtenidas son las siguientes:

Los valores de los índices de verificación no presentan diferencia entre ambos para un nivel de significación del 5%, aunque se aprecia una ligerísima disminución del MSE y MAE en el EP mientras que se aumenta un poco el ME (sesgo). El significado de esto es que se plasma claramente la actitud conservadora del predictor (común en todos los procesos de predicción subjetivos), es decir, cuando el predictor en su diagnosis subjetiva ve que el modelo está prediciendo de menos, modifica el PPP para poner más oleaje, pero cuando ocurre al revés, hace prevalecer el modelo PPP (actitud conservadora). Esta parcialidad en las modificaciones realizadas hace que el valor añadido del predictor, respecto de la verificación en la bondad de las predicciones, no se vea reflejada.

A este respecto, se propone como técnica de mejora para el EP, realizar una diagnosis y su downscaling automatizado, leyendo el valor de la boya, comparándolo con el previsto en el hp 30, detectando la tendencia entre ellos y con ello realizando el downscaling para el hp 18, 21, 24 y 27.



Sea la altura leída por la boya antes de la elaboración de la predicción "a". Sea "b" el valor de la altura pronostica para el hp 30. Caben 3 posibilidades:

Si $a = b$ Se pone el valor de a para todos los hp de 18 a 27

Si $a > b$ o $a < b$, se determina linealmente la tendencia y se aplica dicha tendencia para calcular los valores de hp 18 a hp 27

Con este simple método, en el muy corto plazo añadimos el valor de la persistencia, donde sabemos que presenta mejor comportamiento, pero ajustándola a la evolución prevista por el modelo.

Otra contribución en valor añadido al EP del predictor, sería la elección del modelo base a utilizar para las salidas finales. Se supone que se disponen de distintos sistemas de predicción. En este caso, el diagnóstico subjetivo del predictor permitirá determinar con buena precisión cuál de las distintas predicciones está recogiendo con mejor bondad la situación del estado de la mar y su evolución en el corto plazo. Elegido el sistema más adecuado al momento concreto de realizar la predicción, el EP se elaboraría con ese modelo.

Para poder llevar a cabo esta tarea hemos desarrollado una monitorización en tiempo real de las distintas predicciones disponibles por el predictor, y su predicción desde el hp 0 hasta el hp 72 comparada con los datos de la boya desde el hp 0 hasta el hp 15 (último dato disponible de la boya en el momento de elaborar el EP). La información se presenta mediante gráfico de líneas y se accede a ella a través de la intranet. También se presentan gráficamente el comportamiento de los distintos modelos en los últimos 7 días como ayuda adicional al predictor en la elección del modelo más adecuado en cada suministro.

7. CONCLUSIONES

Siguiendo las recomendaciones para la verificación de predicciones del tiempo locales del Centro Europeo de Octubre de 2003, dadas a los Estados Miembros, hemos procedido a evaluar la bondad de las predicciones marítimas locales en un punto del litoral noroeste peninsular, determinado por la posición de la boya de Langosteira. Para el concepto de bondad de las predicciones utilizamos la establecida por Murphy en 1993.

Tras el análisis del comportamiento del DMO (Centro Europeo), vimos que en el periodo comparado del 01 de julio de 2008 al 30 de junio de 2009, para los horizontes de predicción hp 18 (primer valor previsto) y hp 48, todos los horizontes pueden ser tratados homogéneamente, es decir, como una muestra conjunta, lo que nos permite disponer de un conjunto de datos suficientemente amplio para obtener resultados con buen nivel de significación estadística (o con un alto grado de confianza).

Si bien, en conjunto las predicciones exhiben un razonable nivel de pericia respecto de la mejor información previa existente, que en nuestro caso es la persistencia, al analizar las distribuciones condicionadas de los estadísticos de la altura de oleaje frente a la altura, periodos y direcciones del oleaje, comprobamos que es respecto de esta última variable donde las predicciones encuentran comportamientos diferenciados comparadas con las observadas. Esto también ocurre con el análisis de las direcciones, utilizando para ello rosas de rumbos de oleaje, previstas y observadas, apreciándose un claro desajuste entre ellas.



Podemos, pues, concluir que si bien el DMO da buenas previsiones, no representa adecuadamente bien la totalidad de situaciones dadas en la boya. En este caso, la distancia del punto de grid a la boya y la cercanía de esta a la costa, son condicionantes suficientes para justificar tales desajustes.

Hemos probado la utilidad del estadístico de verificación LEPS, comprobando su validez en nuestro caso, en el que la principal toma de decisiones del usuario final se realiza en un umbral dentro de los valores más probables, por lo que dicho índice, aparte de medirnos la calidad de la predicción, nos está determinando una medida del valor para un umbral que cumpla las condiciones indicadas de estar en la zona de valores más probables.

Proponemos un método de downscaling para solventar y mejorar las predicciones del DMO a la boya, creando un PPP con el método que hemos denominado downscaling conceptual. Parametrizamos los cambios en la propagación del oleaje por refracción y dispersión angular, existentes entre el punto de grid y el punto de la boya, sin más que aplicar una estimación de la parametrización a utilizar en cada caso de oleaje. Para ello, basta tener en cuenta las características del litoral y barimetría existentes en la zona donde se aplican. Para comprobar la bondad de este downscaling, procedemos a la verificación de estas predicciones, PPP para el mismo periodo y mediante la misma metodología utilizada anteriormente. Concluimos en que se mejoran significativamente todos los estadísticos de verificación, así como los índices de pericia y valor de predicción en cuanto al análisis categórico respecto a umbrales de toma de decisión.

Como metodología para establecer el valor de la predicción hemos propuesto que se analicen los índices categóricos y valor de la predicción para un umbral próximo a la mediana o al valor medio del valor del oleaje, pues así nos garantizamos la existencia razonable tanto de eventos como de no eventos para tener significación en los índices.

Hemos probado también que las parametrizaciones utilizadas en el downscaling conceptual se corresponden en el mismo grado de estimación a las que se deducen mediante los métodos de regresión lineal entre los datos previstos y observados para los distintos rumbos.

Además hemos comprobado que la rosa de rumbos previstos del PPP y la observada se ajustan muy razonablemente.

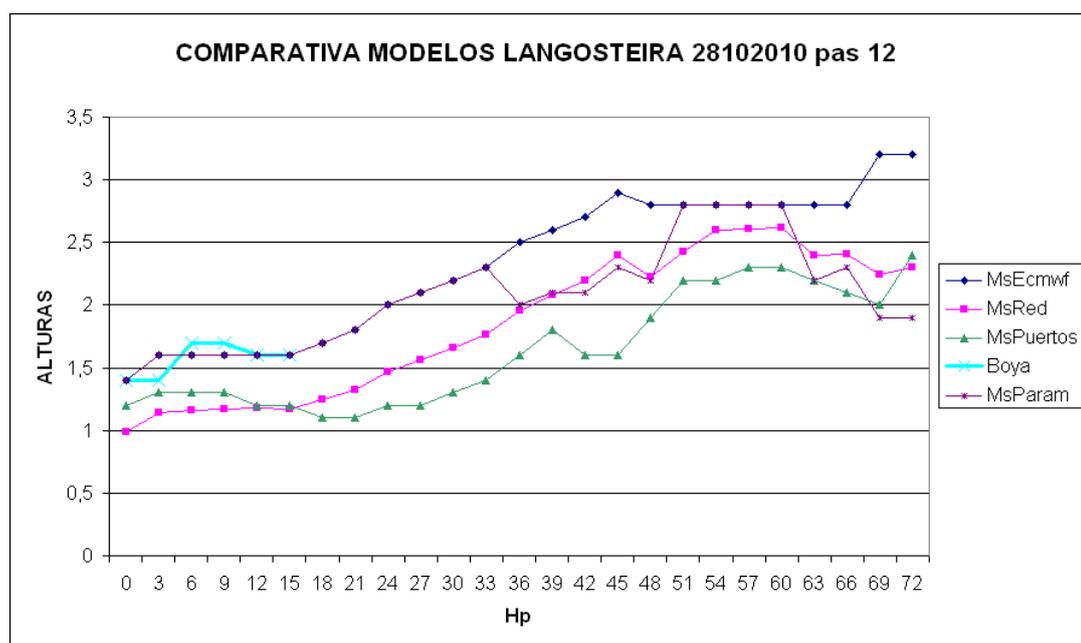
También hemos analizado el EP, modificado en el muy corto plazo por el predictor respecto del PPP, para los horizontes de predicción del hp 18 al hp 24, comprobando que no existe aporte de valor añadido con significación estadística, debido a la concepción conservadora de las modificaciones subjetivas realizadas.

A este respecto, proponemos como líneas de futuro, desarrollar procesos de diagnóstico automatizados que permitan dar un EP con valor de la persistencia (la mejor bondad en esos horizontes), combinada con la tendencia del modelo. Además proponemos que el valor del predictor se focalice en la elección del mejor sistema de predicción de los disponibles para ser utilizado en cada momento para el EP.

Como consecuencia de todo este trabajo, se han desarrollado procesos informáticos que permiten la semiautomatización de todos los cálculos y gráficos presentados en este estu-

dio de verificación, así como del tratamiento de los datos de partida, tanto de modelo como observados por la boya.

También se ha desarrollado una monitorización en tiempo real del comportamiento de los distintos sistemas de predicción disponibles en cada momento por el predictor, así como su comportamiento en los últimos 7 días, para permitir al predictor aportar un valor añadido al producto final.



Como utilización de estos desarrollos se están realizando estudios de verificación del comportamiento del DMO para un punto del litoral noroeste peninsular en aguas libres (Cabo Vilano) y un punto del Mediterráneo, Boya Valencia Exterior, como comprobación del grado de automatización de los procesos implicados y los procedimientos implementados como metodología de verificación de predicciones marítimas locales en zonas del litoral.

Quedan propuestas, como continuación de este trabajo, la implementación y verificación comparada de otras técnicas de downscaling, ya sea mediante modelos de oleaje de resolución espacial más fina, ya mediante técnicas estadísticas, bien utilizando la regresión categorizada o bien, usando redes neuronales.



José María Pascual Rodríguez
Javier Martín Martín

8. AGRADECIMIENTOS

En primer lugar, a la Agencia Estatal de Meteorología, AEMET, por alentar, permitir y facilitar este trabajo, muy especialmente al personal del Departamento de Desarrollo que creyó en el proyecto y lo hizo suyo. A Puertos del Estado por colaborar desinteresadamente poniendo a nuestra disposición los datos de la red de boyas que precisábamos.

En la Delegación Territorial en Galicia de la AEMET, a todos los compañeros y amigos que nos han ayudado y aportado su saber para que el trabajo se realizara, en especial a Juan Pablo García Melgar y José Hierro que desarrollaron operativamente la prestación objeto de esta verificación; Ángel Garitagoitia que puso todo su buen hacer informático a nuestra entera disposición y, con abuso por nuestra parte, lo exprimimos más de lo debido; a Rafael Sánchez, que siempre está ahí, siempre escucha y sus comentarios precisos están por todo el texto, a Paco Infante que nos ayudó y exigió seguir adelante cuando decaíamos y a Filgueira, por su continua ayuda.

No debemos olvidar, para finalizar, pero no menos importante, nuestro entorno familiar a quienes este trabajo le ha robado mucho tiempo de dedicación, y por derecho, también es suyo.

José María Pascual Rodríguez
Javier Martín Martín



9. BIBLIOGRAFÍA:

- 1.- Recommendations On the verification of local weather forecast (at ECMWF Member States). Pertti Nurmi. October 2003.
- 2.- 4th International Verification Methods Workshop. June 2009.
(http://www.bom.gov.au/bmrc/wefor/staff/eee/verif/verif_web_page.html)
- 3.- What Is a Good Forecast? An essay on the nature of goodness in weather forecasting. Allan H. Murphy. AMS June 1993
- 4.- Comparative Evaluation of Weather Forecasting Systems: Sufficiency, Quality, and Accuracy. Martin Ehrendorfer and Allan H. Murphy. AMS September 1988
- 5.- Understanding forecast verification statistics. S. J. Mason. RMetS. Meteorological Applications 15: 31-40 (2008).
- 6.- Decision making and the value of forecasts in a generalized model of the cost-loss ratio situation. Allan H. Murphy. Mon. Wea. Rev. 113,362-369 (1985)
- 7.- Use and Value of Multiple-Period Forecast in a Dynamic Model of the Cost-Loss Ratio Situation. Edwards S. Epstein and Allan H. Murphy. Mon. Wea. Rev. 116: 746-761(1988)
- 8.-How to judge the quality and value of weather forecast products. John E Thornes. Meteorol. Appl. 8. 307-314 (2001).
- 9.- Forecast Verification: A Practitioners's Guide in Atmospheric Science. Ian T. Jolleffe and David B. Stephenson. Wiley. 2003.
- 10.- Manual de Análisis y Pronóstico de Olas. OMM nº 446. 1978
- 11.- Ciclo de vida de las olas: Generación.
http://meted.ucar.edu/marine/mod2_wlc_gen_es/print.htm
- 12.- Ciclo de vida de las olas: propagación y dispersión.
http://meted.ucar.edu/marine/mod3_wlc_propdis_es/print.htm
- 13.- Introduction to Physical Oceanography. Robert H. Stewart. Sept-2008
- 14.- The Wave Model. Peter Jansen. ECMWF 1995
- 15.- Meteorological Training Course: Numerical methods and the adiabatic formulation of models: Wave Model. Peter Jansen. ECMWF. 2010.



ANEXO I: ALTURA SIGNIFICANTE REGISTRADA Y ESPECTRAL.

Hemos comentado durante el trabajo, a la hora de determinar el parámetro que caracteriza la altura del oleaje, que en la actualidad se disponen de dos parámetros para ello: La altura significativa, obtenida directamente del registro de oleaje ($H_{1/3}$), y la obtenida de la distribución del espectro energético de las olas de dicho registro (H_{m0}). De forma cotidiana nos encontramos que se caracteriza la altura del oleaje mediante la altura significativa sin matizar cuál de los parámetros se ha utilizado para su determinación. Ello hace pensar que son dos parámetros equivalentes entre sí, al menos con un gran grado de exactitud para considerarlos así. Analicemos esto con un poco de detalle:

La altura significativa es calculada con los registros continuos de una boya mediante el valor medio del tercio de las olas más altas, computado durante una longitud de registro prefijada (que puede ser de 20 a 30 minutos, lo que significa unas 200 olas aproximadamente). Para cada uno de esos registros, vemos que en cada momento la boya registra el nivel del mar, formando dichos valores en continuo una ondulación sobre el nivel medio del mar determinado para esa longitud de registro. El $H_{1/3}$ es la altura media del tercio de las olas más altas del registro analizado. Este valor, se consideró históricamente como el que mejor reflejaba el oleaje dado por un observador experimentado en las observaciones del estado de la mar, es decir, la altura característica observada visualmente. En la actualidad este valor es denominado altura significativa del oleaje, que es la que se facilita como dato de observación en tiempo real del estado de la mar por todos los registradores automáticos.

Por otra parte, un registro continuo del nivel del mar, registrado por una boya, puede ser sometido a un tratamiento matemático descomponiéndolo en la suma de varias ondulaciones cada una de ellas de una frecuencia. Esto es realizado mediante la técnica base de análisis de Fourier o análisis armónico, y da lugar al conocido como análisis espectral del oleaje. Este procedimiento ha demostrado su gran potencial al permitir generar mediante ellos modelos de predicción del oleaje, como el modelo WAM del Centro Europeo, cuyas salidas han sido utilizadas en este trabajo. Según esta teoría espectral del oleaje, un registro de olas es descompuesto, por medio de análisis armónico, en un gran número de olas sinusoidales de diferentes frecuencias, amplitudes y fases.

La energía de estas olas es una función de la amplitud (a) al cuadrado:

$$E = \frac{1}{2} \rho g a^2$$

Además, la altura de una de estas olas es $H = 2 a$

La distribución de la energía de las olas respecto de la frecuencia, es conocida como espectro de olas (estrictamente espectro de energía de olas). El momento de orden cero m_0 de esa distribución nos da la superficie encerrada por la curva de la distribución, es decir, la energía total del registro de olas que ha determinado el espectro. Esa energía está relacionada con la altura mediante:

$$H_e = ((8 E)/(\rho g))^{1/2}$$

Tendríamos así la altura equivalente proveniente de la distribución espectral. Sin embargo, se busca un valor que se corresponda, tan estrechamente como sea posible, a la altura significativa



$H_{1/3}$, deducida directamente del registro de olas, que es el parámetro utilizado mediante observación, para caracterizar el estado de la mar respecto a la altura del oleaje, y esta altura equivalente no satisface este requisito.

El valor establecido obtenido del espectro de olas como mejor concordancia a la altura significativa es [10], [14]:

$$H_{m0} = \sqrt{2} H_e$$

En teoría la correspondencia entre H_{m0} y $H_{1/3}$ es válida sólo para espectros muy estrechos, pero las aproximaciones obtenidas en el caso de espectros más amplios son suficientemente buenas en la mayoría de las aplicaciones prácticas.

En nuestro caso, el modelo de predicción, al ser espectral, nos da como altura de ola significativa la obtenida por este método, es decir, la H_{m0} , mientras que lo comparamos con la altura significativa de la boya, $H_{1/3}$. Si ambos valores son coincidentes, no hay ningún problema, pero si no lo fueran, estaríamos computando errores al modelo que son más bien debidos a la generación del parámetro utilizado.

Como en la serie climatológica de la boya de Langosteira con registros que van desde el 07-05-1998 al 21-10-2007, disponemos tanto del $H_{1/3}$ como del H_{m0} para cada valor horario, podemos hacer un ligero análisis de la correlación existente entre ambos parámetros, o ambas formas de determinar el estado del oleaje.

En total tenemos 76607 registros con los siguientes campos: H_{m0} , H_{13} .

Definimos el error ME como la diferencia entre el H_{m0} y el $H_{1/3}$

$$ME = H_{m0} - H_{1/3}$$

Definimos el error absoluto, MAE como:

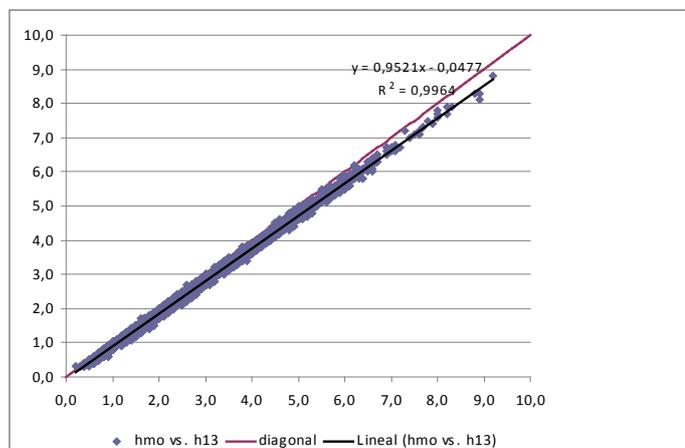
$$MAE = \text{ABS}(ME)$$

Los valores promedios obtenidos son:

medhmo	medh13	ME	MAE
1,926	1,787	0,139	0,139

Vemos que el valor espectral, H_{m0} , presenta un valor mayor que el $H_{1/3}$, y que esto siempre es así al coincidir el ME y el MAE. Es decir, el H_{m0} está sesgado positivamente respecto al $H_{1/3}$. Eso significa que podríamos llevar a cabo una calibración de la altura significativa espectral para minorar este sesgo.

El coeficiente de correlación, parámetro que es invariante frente a cambios de escala o calibraciones, da un valor entre ambos parámetros de 0.998, lo cual quiere decir, que efectivamente, ambos parámetros son la misma forma de medir una variable. Sin embargo, para utilizar uno u otro parámetro, es preciso asegurarse que ambos están bien calibrados.



En el gráfico de dispersión podemos observar la perfecta correlación entre ambas medidas (nube muy estrecha), pero también, como está completamente sesgada positivamente, el Hm0 respecto al H1/3. Hemos determinado la regresión lineal correspondiente y la recta se ha representado para compararla con la recta diagonal que sería la identidad de ambos parámetros. Observamos como la desviación va siendo mayor a mayores oleajes, siendo poco importante en oleajes pequeños.

Probamos calibrar el DMO mediante esta recta de regresión para que el valor previsto de altura de oleaje sea más precisamente el H1/3, parámetro con el que se verifica de la boya. Realizada la calibración hemos procedido a la verificación según los criterios de este documento, y hemos encontrado los siguientes resultados:

Valores de calidad:

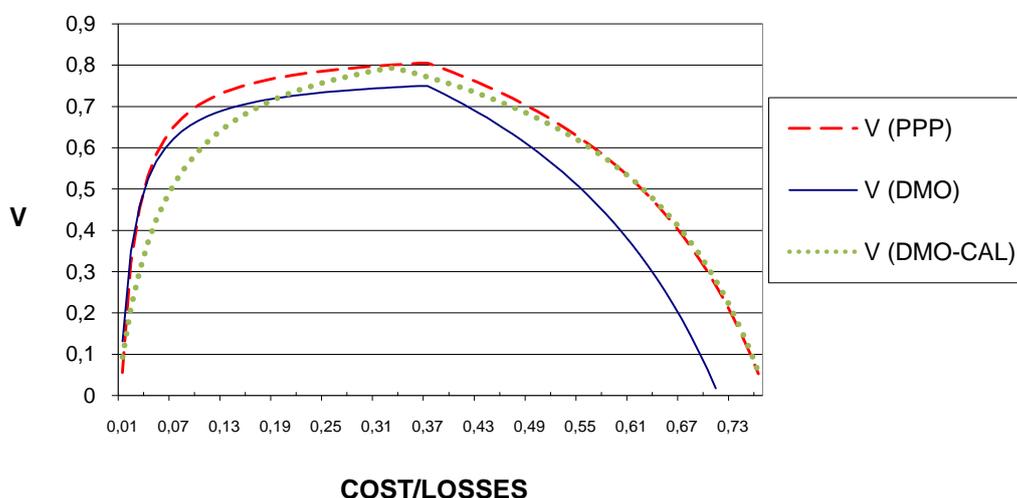
	MSE	ME	MAE	%	LEPS1	LEPS2
DMO	0,263	0,344	0,403	28,217	0,128	0,641
DMO-CALIBRADO	0,183	0,187	0,324	22,181	0,103	0,698

Índices de predicciones categóricas para distintos umbrales

DMO	KSS	HSS	ETS	A(area)
2m	0,751	0,702	0,541	40,74
3,5m	0,899	0,836	0,718	52,31
5m	0,87	0,814	0,687	48,55

DMO CALIBRADO	KSS	HSS	ETS	A(area)
2m	0,795	0,777	0,635	44,76
3,5m	0,812	0,832	0,712	54,2
5m	0,802	0,821	0,696	52,35

VALOR DE LA PREDICCIÓN (2m)



Índices multicategoricos:

	HSS	KSS	PC
DMO	0,412	0,437	0,758

	HSS	KSS	PC
DMO CALIBRADO	0,462	0,484	0,811

Analizando todos los resultados obtenidos, podemos ver que, simplemente realizando una calibración al valor previsto de altura de oleaje para que se ajuste lo mejor posible al concepto de altura significativa, se obtienen mejoras en la calidad de las predicciones, casi del mismo orden de magnitud que la realizada en nuestro post-proceso de downscaling conceptual. Sin embargo, la curva valor de la predicción, si bien incrementa el área (valor total), modifica significativamente la forma, por lo que, con esta calibración se cambian la bondad para depende qué usuarios. Por ello, sería útil encontrar algún otro procedimiento de calibración más preciso, que mejore la bondad de la predicción, y aplicarlo al DMO antes de realizar el post-proceso downscaling conceptual, con lo que cabrían esperarse mejoras totales en la bondad de las predicciones finales.

Es importante resaltar que aproximadamente un tercio del sesgo que exhibe el DMO es debido a la falta de correspondencia entre la altura espectral y la significativa. Otro tercio, aproximadamente es reducido mediante el método del postproceso, y el tercio restante, puede ser interno del propio DMO o debido a disipaciones del oleaje por proximidad a la costa, que no son tenidas en cuenta por el modelo. Para dilucidar esta última cuestión se propone, en



*José María Pascual Rodríguez
Javier Martín Martín*



próximos trabajos, evaluar mediante verificación el comportamiento del DMO en un punto, mar adentro en la misma zona, por ejemplo el correspondiente a la boya de Cabo Vilano, y así poder explicar el comportamiento sesgado del DMO que se ha observado y proponer, si fuera el caso, actuaciones de calibración para poder eliminarlo, o asumirlo como error consustancial en predicciones marítimas en esta zona de estudio.