

1
2 **GENERACIÓN DE PRONÓSTICOS PROBABILÍSTICOS DE**
3 **VISIBILIDAD A PARTIR DE PRONÓSTICOS NUMÉRICOS**
4 **RETROSPECTIVOS Y OBSERVACIONES**

5
6 **Juan José Ruiz^{1,2,3}, Tamara Schonholz⁴ y Celeste Saulo^{1,2,3,4}**

7
8 ¹**Centro de Investigaciones del Mar y la Atmósfera (CONICET-UBA)**

9
10 ²**UMI-IFAECI (CONICET-CNRS)**

11
12 ³**Departamento de Ciencias de la Atmósfera y los Océanos (FCEyN-UBA)**

13
14 ⁴**Servicio Meteorológico Nacional**

15
16 **Autor correspondiente: Juan José Ruiz, jruiz@cima.fcen.uba.ar**

17
18 **Manuscrito recibido el 2 de febrero de 2017; Manuscrito aceptado el 17 de mayo de 2017**

19
20 **RESUMEN**

21
22 Los eventos de visibilidad reducida producen complicaciones y accidentes en el transporte
23 aéreo y terrestre. Por tal motivo, su pronóstico ayuda a reducir las pérdidas materiales y
24 humanas asociadas a dichos fenómenos. El presente estudio contribuye a mejorar el
25 pronóstico de visibilidad mediante un modelo dinámico-estadístico que produce
26 pronósticos probabilísticos de visibilidad. Dicho modelo está basado en la combinación de
27 un conjunto de pronósticos retrospectivos globales y observaciones in-situ. El modelo
28 propuesto es utilizado para generar pronósticos probabilísticos de visibilidad para diferentes
29 umbrales de visibilidad en el aeropuerto de Ezeiza en el período comprendido entre
30 diciembre de 1984 y enero de 2011. Los resultados de la evaluación muestran que la
31 combinación de los datos observados con las variables pronosticadas por el modelo
32 dinámico produce pronósticos que tienen mejor desempeño que los que utilizan solo

Artículo en edición

33 observaciones o solo las variables pronosticadas por el modelo dinámico. Asimismo se
34 encontró que considerar la variación de los errores sistemáticos del modelo, con la época
35 del año permite introducir mejoras adicionales en el desempeño del pronóstico
36 probabilístico.

37

38

39 **Palabras clave: pronósticos retrospectivos, visibilidad, pronósticos probabilísticos.**

40

41 **VISIBILITY PROBABILISTIC FORECASTS BASED ON NUMERICAL**

42 **RETROSPECTIVE FORECASTS AND OBSERVATIONS**

43

44

ABSTRACT

45 Low visibility events are sometimes associated with delays and accidents related with air
46 and land transportation. An accurate forecast of low visibility events can help to reduce the
47 economical and human life losses associated with this phenomenon. This work contributes
48 to the improvement of visibility forecast proposing a dynamic-statistical model that
49 generates probabilistic visibility forecasts. This model combines retrospective forecast
50 generated with a global model and in-situ observations. The proposed model is used to
51 generate probabilistic visibility forecasts for Ezeiza airport between December 1984 and
52 January 2011. Results show that combining in-situ observations and numerical model
53 outputs increases the skill of the probabilistic forecasts with respect to the probabilistic
54 forecast that are based only on observations or only on numerical model outputs.
55 Considering the dependence of systematic numerical model errors with the time of the year
56 produce an additional increase in the forecast skill.

57

58 **Key Words:** retrospective forecasts, visibility, probabilistic forecasts.

59

60

61

Artículo en edición

62 1) INTRODUCCIÓN

63

64 El impacto de los eventos de visibilidad reducida se ha ido incrementando en las últimas
65 décadas dado el vertiginoso aumento del tránsito aéreo, marino y terrestre. La reducción de
66 la visibilidad en la atmósfera y los cambios en la visibilidad no sólo pueden producir
67 demoras en el transporte, sino que también son causa frecuente de accidentes, que causan
68 pérdidas de vidas humanas y materiales. En el caso particular de la navegación aérea, la
69 visibilidad reducida en los aeropuertos, puede producir cuantiosas pérdidas materiales
70 debido a la cancelación, demora de vuelos y la necesidad de incorporar combustible extra
71 en las aeronaves (Keith y Leyton 2007).

72 El impacto de la visibilidad sobre la navegación aeronáutica es tan importante, que
73 actualmente los principales aeropuertos del mundo cuentan con un sistema de aterrizaje
74 instrumental que permite que un avión sea guiado con precisión durante la aproximación a
75 la pista de aterrizaje aún en casos en los que la visibilidad es reducida. No obstante, no
76 todos los aeropuertos cuentan con esta tecnología y no todos los aviones están en
77 condiciones de utilizarla.

78 Debido a esto, el pronóstico de la visibilidad es de particular importancia para el transporte
79 marítimo, fluvial, terrestre y aéreo. Una de las principales causas de visibilidad reducida
80 cerca de superficie, es la formación de neblinas y nieblas y por tal motivo, el pronóstico de
81 este fenómeno recibió gran atención durante los últimos años. No obstante, la formación y
82 evolución de la niebla no son fáciles de predecir dado que el fenómeno ocurre en un rango
83 relativamente amplio de condiciones meteorológicas modulado por diferentes procesos que
84 pueden originarlo, muchos de los cuales son pobremente representados por los modelos de
85 pronóstico numérico operativos. Por otra parte, en ocasiones, la distribución horizontal de
86 la niebla presenta una gran variabilidad en escalas espaciales pequeñas (del orden del
87 kilómetro o menores).

88 Existen diferentes metodologías que pueden ser aplicadas para desarrollar un pronóstico de
89 niebla entre las que se destacan: el *modelado numérico explícito* de la niebla, los modelos
90 *dinámico-estadísticos* basados en el post procesamiento de las salidas de modelos

Artículo en edición

91 numéricos y su combinación con observaciones y los modelos *estadísticos*, basados
92 solamente en las observaciones. Estas metodologías son en gran medida complementarias
93 por lo que deberían esperarse mejores resultados de una combinación óptima de los
94 diferentes modelos.

95 Los modelos puramente estadísticos utilizan un conjunto de variables observadas que
96 sirvan como predictores del fenómeno de interés (Leyton y Fritsch 2003, Bremnes y
97 Michaelides 2007). Por ejemplo, en el trabajo de Quinteros de Menzies y Obertello (1978),
98 se determinan predictores de la ocurrencia de niebla en el aeropuerto de Ezeiza a través del
99 estudio de los datos horarios proporcionados por la estación. Los pronósticos puramente
100 estadísticos sólo pueden ser aplicados a plazos de unas pocas horas dado que no cuentan
101 con herramientas que permitan determinar la evolución futura de la circulación atmosférica
102 sobre la región de interés.

103 Los pronósticos de niebla basados en el modelado numérico explícito del fenómeno
104 requieren el uso de modelos con una resolución horizontal y vertical suficiente para
105 representar las variaciones de humedad relativa responsables de la formación de las nieblas
106 y que sean capaces de representar los procesos de interacción entre la atmósfera y la
107 superficie que son fundamentales en la formación de la niebla. Una manera de encarar el
108 modelado numérico explícito de las nieblas, es mediante la utilización de modelos
109 tridimensionales de nube (Müller y otros, 2006), otra opción computacionalmente más
110 económica se basa en el uso de modelos unidimensionales que pronostican los perfiles
111 verticales de las diferentes variables cerca de la superficie (Bott, 1991, Gultepe y otros
112 2006; Gultepe y Milbrandt, 2007, Bott y Trautmann, 2002. Roquelaure and Bergot 2008).

113 El modelado dinámico-estadístico se basa en una combinación de la información aportada
114 por los modelos numéricos con observaciones (Baker y otros, 2002, Roquelaure and Bergot
115 2008, Zhou y otros 2010, Chmielecki y Raftery 2011, Herman and Schumacher 2016 entre
116 otros). Estos métodos pueden implementarse tanto en modelos que resuelven
117 explícitamente la ocurrencia del fenómeno, en cuyo caso el modelo estadístico se utiliza
118 para corregir la componente sistemática de los errores del modelo dinámico, como en casos
119 en donde el modelo estadístico puede combinarse con un modelo dinámico que no resuelve

Artículo en edición

120 explícitamente el fenómeno de interés. En ese caso el modelo estadístico complementa
121 parte de la física que no está presente en el modelo dinámico estableciendo la relación entre
122 la escala resuelta por el modelo y los fenómenos que son consecuencia de procesos de
123 escalas no resueltas por el modelo.

124 Más allá de la mejora en los modelos de predicción del tiempo y en particular en los
125 modelos de niebla, siempre existe un grado de incertidumbre en el pronóstico que es
126 necesario cuantificar y reducir. Esta incertidumbre tiene su origen en dos fuentes
127 principales: por un lado los errores en la condición inicial, que combinados con la
128 naturaleza caótica de la atmósfera, afectan al pronóstico de las condiciones que pueden dar
129 origen a la niebla y por otra parte, los errores en los modelos que podrán ser más o menos
130 importantes dependiendo de qué tan sofisticado sea el modelo que estemos utilizando. En el
131 caso particular de la niebla juegan un rol fundamental los errores asociados a la estimación
132 de los flujos de calor y humedad en la superficie y la representación de la turbulencia que
133 ocurre cerca de la superficie. Más allá de las fuentes de incertidumbre, Keith y Leyton
134 (2007) muestran con ejemplos concretos que cuando se cuantifica la incertidumbre
135 asociada al pronóstico dentro de la información que se provee al usuario, la capacidad de
136 reducir los costos asociados a la ocurrencia del fenómeno es mayor que cuando solo se
137 utilizan pronósticos determinísticos.

138 En este trabajo se propone un sistema de pronóstico basado en un modelo dinámico-
139 estadístico que genera pronósticos probabilísticos confiables para diferentes umbrales de
140 visibilidad en base a salidas de modelos numéricos y a observaciones in-situ. El sistema
141 está particularmente enfocado a los eventos de reducción de visibilidad por niebla y
142 neblina. El mismo se diseña de forma tal que pueda ser implementado operativamente con
143 la información disponible en la actualidad. El desempeño del mismo es evaluado para la
144 estación Ezeiza.

145

146

147

148

Artículo en edición

149 2) DATOS Y METODOLOGÍA

150

151 **2.1 Pronósticos retrospectivos**

152

153 En el presente trabajo se utiliza a los pronósticos numéricos retrospectivos (PR,
154 <http://www.esrl.noaa.gov/psd/forecasts/reforecast2/>) de segunda generación, (Hamill y
155 otros, 2013), los cuales consisten en un set de pronósticos históricos generados por una
156 misma versión del modelo, siguiendo una idea similar a la utilizada en la generación de los
157 reanálisis. El modelo utilizado es el GEFS (Global Ensemble Forecast System) en la
158 versión que se encontraba operativa en el año 2012. Para cada día del período, el NCEP
159 (National Centers for Environmental Prediction) genera un único pronóstico diario por
160 ensambles formado por 11 miembros, inicializados a las 00 UTC y a un plazo de hasta 15
161 días. Las salidas están disponibles cada 3 horas en las primeras 72 horas y cada 6 horas para
162 plazos mayores a 72 horas. Dicho modelo cuenta con una resolución espectral T254 los
163 primeros 8 días de pronóstico (aproximadamente una resolución de 40 km en 40° de
164 latitud). Los PR están disponibles desde diciembre de 1984 hasta la actualidad. Para el
165 período utilizado en el presente trabajo, que se extiende entre diciembre de 1984 y enero de
166 2011, los pronósticos retrospectivos fueron inicializados utilizando los Climate Forecast
167 System Reanalysis (CFSR, Saha y otros 2010) los cuales fueron perturbados utilizando el
168 algoritmo presentado en (Wei y otros, 2008) para generar el ensamble de pronósticos. En la
169 actualidad, los pronósticos retrospectivos continúan actualizándose en forma operativa, lo
170 que permite la implementación operacional de las herramientas de pronóstico que se
171 presentan en este trabajo.

172 Una de las principales ventajas asociadas a los PR es que se puede obtener información
173 robusta sobre la componente sistemática de los errores del modelo, en base a la
174 comparación de los pronósticos previos con observaciones durante un período de tiempo
175 mucho más prolongado que el que se puede conseguir con las versiones operativas de los
176 modelos de pronóstico que se actualizan frecuentemente. Hamill y otros (2008), mostraron
177 que la utilización de PR para corregir los errores sistemáticos del modelo, produce impactos

Artículo en edición

178 positivos en los pronósticos de precipitación y temperatura a corto y mediano plazo y, en
179 particular, en el pronóstico de eventos extremos. Por esto, elegimos utilizar este conjunto de
180 datos para pronosticar los casos de visibilidad reducida asociados a niebla en la estación de
181 Ezeiza a un plazo de hasta 48 horas. Es importante notar que debido a la resolución
182 utilizada por los PR no pueden resolver explícitamente los fenómenos de niebla y neblina
183 que generan reducción de la visibilidad cerca de superficie. Por tal motivo la probabilidad
184 pronosticada de ocurrencia de eventos de visibilidad reducida en este trabajo se obtiene a
185 partir de variables que los PR generan y que están directa o indirectamente relacionadas con
186 la ocurrencia de niebla.

187 En este trabajo se utiliza la media del ensamble de pronósticos hasta 48 horas de plazo de
188 diferentes variables para el punto de retícula más cercano a la estación Ezeiza. Las
189 variables utilizadas fueron: humedad relativa a 2 metros (HR2_PR), intensidad de viento a
190 10 metros (V10_PR), humedad de suelo (HS_PR) y el porcentaje total de nubosidad
191 (NU_PR).

192

193 **2.2 Datos observados**

194

195 En este trabajo se utilizaron datos observados de diferentes variables que intervienen tanto
196 en la generación como en la validación de los pronósticos probabilísticos de visibilidad. Se
197 utilizaron a tal efecto los datos observados en la estación Ezeiza del Servicio Meteorológico
198 Nacional. En particular se utilizaron los datos horarios de humedad relativa (HR2_O),
199 intensidad del viento (V10_O), visibilidad estimada por el observador (VIS_O) y los
200 octavos de cielo cubierto (NU_O). La VIS_O utilizada en este trabajo, es la visibilidad
201 estimada por el observador, ya que es la que presenta un registro de mayor longitud en la
202 estación Ezeiza.

203

204 **2.2 Modelo estadístico utilizado**

205

206 Para combinar los pronósticos retrospectivos con las observaciones de forma tal de generar

Artículo en edición

207 un modelo estadístico que relacione un cierto número de predictores con un cierto número
 208 de predictandos (en este caso la probabilidad de ocurrencia de visibilidad por debajo de un
 209 determinado umbral) pueden utilizarse diferentes metodologías. En este trabajo se utilizó la
 210 regresión logística multidimensional. La regresión logística (Wilks 2005) se ha utilizado
 211 extensamente para la generación de pronósticos probabilísticos confiables de variables
 212 meteorológicas en función de 1 o más predictores (Ver por ejemplo Leyton y Fritsch 2004,
 213 Hamill et al. 2006, Ruiz y Saulo 2012 y referencias allí citadas para ejemplos de su
 214 aplicación a precipitación). Por tal motivo, se consideró la utilización de esta herramienta
 215 para la generación de pronósticos probabilísticos confiables de visibilidad. La relación entre
 216 el valor de un conjunto de predictores φ_i y la probabilidad de que la variable aleatoria y
 217 esté por debajo de un determinado umbral U , se puede ajustar mediante una función de la
 218 siguiente forma:

219

$$P(y < U) = \frac{1}{1 + e^{(\beta_0 + \beta_1 \varphi_1 + \dots + \beta_n \varphi_n)}}$$

220

221 Donde los coeficientes β_0, \dots, β_n son constantes y su valor se determina a partir de un
 222 conjunto de casos para los cuales se conoce el valor de los predictores y se conoce si el
 223 evento $y < U$ tuvo lugar o no.

224 En este trabajo se utilizan variables observadas y salidas de modelos como predictores.
 225 Dado que las salidas de los pronósticos retrospectivos están disponibles con una frecuencia
 226 de 3 horas (a las 00, 03, 06, 09, 12, 15, 18 y 21 UTC), se llevaron los valores observados a
 227 una frecuencia tri-horaria. Para la mayoría de las variables observadas se tomó simplemente
 228 el valor de la variable que coincidía con las horas a las que estaban disponibles los PR. Para
 229 el caso de la visibilidad, se tomó el correspondiente a la hora que coincide con los PR pero
 230 también se tomó el valor mínimo de visibilidad en un intervalo de 3 horas centrado
 231 alrededor de las horas en las que estaban disponibles los PR. A la visibilidad mínima en
 232 períodos de 3 horas se la denomina VISMIN.

233

234 El evento a pronosticar, se define como valores de VISMIN por debajo de determinados

Artículo en edición

235 umbrales. En este trabajo se utilizan los umbrales de 0.1, 0.4, 1.0 y 5 km. Los umbrales de
236 0.4 y 1 km se seleccionaron siguiendo a Tardif y Rasmussen 2007 en donde los eventos con
237 visibilidad por debajo de 0.4 km son considerados severos, mientras que la visibilidad por
238 debajo de 1 km son considerados moderados. El umbral de 0.1 km se agregó dado que es el
239 umbral a partir del cual la cual la operación del aeropuerto de Ezeiza comienza a
240 restringirse, y el umbral de 5 km se agregó para permitir evaluar la efectividad del
241 pronóstico en detectar la ocurrencia de eventos más leves. En todos los casos, los
242 pronósticos se realizan a un plazo máximo de 48 horas. Los coeficientes de la regresión
243 logística se calculan en forma independiente para cada plazo de pronóstico. Es importante
244 resaltar que dado que los PR se inicializan una vez por día a las 00UTC, esto es equivalente
245 tener en cuenta la dependencia de los errores sistemáticos con la hora del día.

246

247 **2.3 Validación de los pronósticos probabilísticos**

248

249 Para validar los pronósticos probabilísticos obtenidos se utiliza la variable VISMIN
250 observada en Ezeiza. Para garantizar la independencia entre las observaciones utilizadas
251 para la validación de los pronósticos y aquellas utilizadas para entrenar el modelo
252 estadístico se utiliza la técnica de validación cruzada (Wilks 2005, Herman and
253 Schumacher 2016). Para generar el pronóstico correspondiente al i -ésimo día de la muestra,
254 se entrenan los coeficientes de la regresión logística utilizando todos los datos de la muestra
255 a excepción de aquellos comprendidos entre el día $i-20$ e $i+20$. Es decir que para generar el
256 pronóstico de cada día se utiliza un valor ligeramente diferente de los parámetros de la
257 regresión logística. En la práctica se encontró que para la regresión logística, la diferencia
258 de aplicar o no el método de validación cruzada tiene poco impacto sobre el valor de los
259 índices que miden el desempeño del pronóstico y en ningún caso afecta a las conclusiones
260 obtenidas en este trabajo.

261

262 Para verificar la calidad de los pronósticos probabilísticos obtenidos utilizando las
263 diferentes metodologías propuestas se utiliza el índice de acierto de Brier (BSS, Wilks

Artículo en edición

264 2005) que se calcula de la siguiente manera:

$$BSS = 1 - \frac{BR}{BR_c}$$

265 donde BR es el índice de Brier y se obtiene de la siguiente expresión:

$$BR = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (p_i - o_i)^2$$

266 Donde p_i es la probabilidad de ocurrencia del evento según el pronóstico y o_i es 1 cuando el
 267 fenómeno ocurre y 0 cuando no ocurre. BR_c es el índice de Brier que se obtendría si el
 268 pronóstico siempre indicara la probabilidad climatológica del evento p_c y puede ser
 269 calculado como $BR_c = p_c(1 - p_c)$. Valores de BSS iguales a 1 indican un pronóstico
 270 perfecto, mientras que un valor de 0 indica que el pronóstico no agrega valor por encima
 271 del conocimiento de la probabilidad climatológica de ocurrencia de un evento.

272 Para determinar los límites de confianza para el BSS y determinar la significancia
 273 estadística de las diferencias encontradas al comparar diferentes metodologías para la
 274 generación de los pronósticos, se utilizó una técnica de bootstrap (Wilks 2005). Esta técnica
 275 es particularmente atractiva cuando se desconoce la función de distribución de probabilidad
 276 del parámetro o estadístico cuyos límites de confianza se busca determinar. En la técnica de
 277 bootstrap se genera un cierto número N de muestras que tienen igual tamaño que la muestra
 278 original. Las N muestras se obtienen seleccionando elementos al azar pero con repetición a
 279 partir de los elementos de la muestra original. En este caso se utilizaron 1000 muestras
 280 generadas a partir de la muestra original. El nivel de significancia utilizado para evaluar la
 281 significancia estadística de las diferencias es de 5% distribuido en ambas colas de la
 282 distribución.

283

3) RESULTADOS

284

3.1 Caracterización de la ocurrencia de visibilidad reducida en Ezeiza

285

286 En esta sección se analiza la distribución diurna y estacional de los casos de visibilidad
 287
 288

Artículo en edición

289 reducida en Ezeiza en base a los umbrales definidos en la sección anterior. La Figura 1
290 presenta la frecuencia relativa de ocurrencia de eventos de visibilidad reducida para las
291 diferentes horas del día. Las frecuencias se calculan para las diferentes estaciones del año
292 definidas como: verano (diciembre, enero y febrero), otoño (marzo, abril y mayo), invierno
293 (junio, julio y agosto) y primavera (septiembre, octubre y noviembre). Esta figura muestra
294 que la mayor frecuencia de ocurrencia de eventos de visibilidad reducida ocurre
295 principalmente en horas de la mañana, con un máximo inmediatamente después de la salida
296 del sol. La frecuencia es máxima en los meses de otoño e invierno. Si bien diferentes
297 mecanismos de origen de las nieblas suelen mostrar un mínimo diurno y estival en su
298 frecuencia de ocurrencia, las nieblas radiativas muestran un aumento marcado de la
299 frecuencia a medida que se acerca la hora de la salida del sol (Tardif y Rasmussen 2007, su
300 figura 9). Estos resultados sugieren que la distribución estacional y diurna de la frecuencia
301 de eventos de visibilidad reducida en Ezeiza responde principalmente a nieblas de tipo
302 radiativas lo que no implica que todos los eventos obedezcan a esa causa. Un aspecto
303 llamativo de la distribución es la menor frecuencia de nieblas en la primavera respecto del
304 otoño. Una posible explicación para la mayor frecuencia de nieblas en otoño tiene que ver
305 con la mayor humedad en el suelo que se registra durante dicha estación (no se muestra).
306 Otro mecanismo que podría estar presente es el de las nieblas de evaporación (Tardif y
307 Rasmussen, 2007) que se dan inmediatamente después de la salida del sol, debido a un
308 aumento más rápido de la temperatura de rocío cerca de superficie respecto de la
309 temperatura del aire. Este mecanismo podría estar asociado al aumento relativamente
310 abrupto que se observa en la frecuencia de nieblas justo después de la salida del sol, sobre
311 todo en el otoño y en el invierno (Tardif y Rasmussen 2007).

312

313 Las reducciones de visibilidad por debajo de 1 km prácticamente no se producen en horas
314 de la tarde a excepción de unos pocos casos en el invierno. Sin embargo, las reducciones
315 por debajo de 5 km, pueden ocurrir en cualquier momento del día y en cualquier época del
316 año, aún cuando son más frecuentes en invierno. Estas reducciones pueden obedecer a
317 diferentes procesos, incluso a factores como polvo levantado por viento, precipitación,

Artículo en edición

318 humo, etc.

319

320 En el caso de las nieblas de origen radiativo existen diferentes variables que pueden
321 determinar si un entorno es favorable para la ocurrencia de dicho fenómeno. Entre ellas se
322 destacan la humedad relativa, la intensidad del viento y la estabilidad vertical cerca de la
323 superficie, la concentración y tipo de aerosoles, la nubosidad y la humedad del suelo entre
324 otros. Quinteros de Menzies y Obertello (1978) documentaron la relación entre algunas de
325 estas variables y la ocurrencia de visibilidad reducida en la estación Ezeiza. La Figura 2,
326 muestra a modo de ejemplo, la relación que existe entre la humedad relativa, el viento y la
327 visibilidad cuando los 3 son observados simultáneamente. Se puede observar como el valor
328 de la visibilidad observado disminuye al aumentar la humedad relativa y al disminuir la
329 intensidad del viento cerca de superficie. Por otra parte se muestra también la probabilidad
330 de que la visibilidad esté por debajo de determinados umbrales como función de la
331 humedad relativa y el viento (Figura 2b y 2c). Estos gráficos permiten cuantificar la
332 incertidumbre de la relación entre humedad relativa, viento y visibilidad. El origen de dicha
333 incertidumbre tiene que ver en este caso con los errores de medición asociados a dichas
334 variables junto con el hecho de que la ocurrencia de visibilidad reducida no está totalmente
335 explicada por el valor de humedad relativa o la intensidad del viento. Se puede ver además
336 que los valores de visibilidad comienzan a reducirse a partir de humedades relativas en
337 torno al 85% y que los eventos de reducción de visibilidad más extremos (visibilidad por
338 debajo de 0.1 km) ocurren casi exclusivamente con humedades relativas superiores al 95%
339 e intensidades de viento menores a 2 ms^{-1} .

340

341 **3.2 Desempeño de los PR en Ezeiza**

342

343 Dado que las variables pronosticadas por el PR serán utilizados como predictores en el
344 modelo estadístico de visibilidad, resulta de interés analizar los errores en los pronósticos
345 de aquellas variables que son directamente medidas en la estación Ezeiza, es decir HR2_PR
346 y V10_PR variables. En esta sección, se comparan los valores instantáneos de HR2_PR y

Artículo en edición

347 V10_PR con los valores instantáneos observados (HR2_O y V10_O) durante las primeras
348 48 horas de pronóstico y a intervalos de 3 horas.

349

350 La Figura 3, muestra el ciclo diurno medio observado y pronosticado por el PR para HR2 y
351 V10. Ambas variables presentan un marcado ciclo diurno con máximos nocturnos de HR2
352 y máximos diurnos de V10. Tanto en HR como en V10, las diferencias medias o sesgos
353 entre el PR y las observaciones muestra una dependencia con la hora del día y el plazo de
354 pronóstico como es habitual para las variables atmosféricas dentro de la capa límite. Esta
355 dependencia surge, en parte, de una limitada representación de los procesos de capa límite e
356 intercambio de energía entre la superficie y la atmósfera. Para HR2_PR existe un marcado
357 error sistemático en las primeras horas de la simulación, en donde los pronósticos tienen
358 humedades relativas menores a las observadas, particularmente durante los meses de
359 verano, no obstante este sesgo cambia de signo en la segunda noche de pronóstico. El
360 V10_PR muestra un ciclo diurno de menor amplitud respecto del observado lo cual
361 conduce a subestimaciones diurnas y sobreestimaciones nocturnas.

362

363 La Figura 4, muestra el valor del error cuadrático medio (RMSE) y del coeficiente de
364 correlación lineal entre pronóstico y observaciones para HR2_PR y V10_PR, como función
365 del plazo de pronóstico. Al igual que como sucede con el sesgo, el RMSE de ambas
366 variables presenta un marcado ciclo diurno. Este ciclo diurno obedece en gran medida a los
367 sesgos discutidos en la Figura 3. Los errores en ambas variables presentan además una
368 dependencia con la época del año que es del mismo orden de importancia que las
369 variaciones que se observan con la hora del día.

370 HR2_PR presenta errores mayores durante las primeras horas de la simulación
371 correspondientes a horas de la madrugada del primer día de pronóstico. Los errores en la
372 HR2_PR en las primeras horas son más intensos en verano debido al sesgo seco que ocurre
373 durante esta época del año (Figura 3a y Figura 4a).

374 La variable V10_PR muestra errores que son más importantes durante el día y durante el
375 verano, pero que tienen poca variación diurna durante el invierno y el otoño. Gran parte de

Artículo en edición

376 este ciclo diurno en el error está explicado por el sesgo discutido en la Figura 3.
377 El coeficiente de correlación (Figuras 4c y 4d) permite detectar en que horas el modelo
378 captura más adecuadamente la variabilidad temporal de HR2 y V10. En el caso de HR2_PR
379 en horas de la noche es cuando el modelo tiene mayor dificultad para capturar la
380 variabilidad temporal. Para el V10_PR el escenario es similar con correlaciones bajas
381 durante las últimas horas de la tarde y primeras horas de la noche, aunque la correlación
382 aumenta más rápidamente en las primeras horas del día con respecto a lo que sucede con la
383 HR2_PR. Por otra parte, la variable V10_PR presenta mayores diferencias entre estaciones,
384 siendo el invierno la estación en la cual las correlaciones son más altas y que presentan
385 menos variación a lo largo del día.
386 El hecho de que los coeficientes de correlación sean más bajos durante la noche complica
387 particularmente el pronóstico de eventos de visibilidad reducida, ya que los mismos ocurren
388 con mayor frecuencia en esta parte del día según lo discutido en la Figura 1.

389
390

391 **3.3 Desempeño de los pronósticos probabilísticos**

392

393 En esta sección se evalúan los modelos estadísticos y dinámico-estadísticos empleados en
394 este trabajo. Se realizan 3 conjuntos de experimentos que se encuentran resumidos en la
395 Tabla I. En el primer conjunto de experimentos se utilizan únicamente predictores tomados
396 de los PR. Debido a esto, este primer grupo sería considerado un modelo dinámico-
397 estadístico, ya que las variables del PR provienen de un modelo dinámico. Los diferentes
398 predictores considerados son la HR2_PR, V10_PR, HS_PR y NU_PR.

399 El segundo conjunto de experimentos consiste en modelos puramente estadísticos que
400 utilizan como predictores únicamente variables observadas. Para que los resultados sean
401 comparables con los resultados que utilizan variables provenientes de los PR, se utiliza el
402 valor observado al momento de la inicialización de los PR, es decir a las 00 UTC. A partir
403 de dicho valor, se generan pronósticos probabilísticos de VISMIN para las próximas 48
404 horas. Como predictores se utilizan: la humedad relativa a 2 metros (HR2_O), el viento

Artículo en edición

405 observado a 10 metros (V10_O), la visibilidad estimada por el observador (VIS_O) y los
406 octavos de cielo cubierto (NU_O).

407

408 Finalmente se realiza un tercer conjunto de experimentos en donde se evalúa la
409 combinación de las observaciones disponibles y las variables pronosticadas por el PR.

410 El nombre de cada experimento responde a la siguiente notación: Regresión Logística (RL),
411 Regresión logística con coeficientes dependientes de la época del año (RLE); Pronósticos
412 retrospectivos (PR) y observaciones (O) y donde nP indica la cantidad de predictores
413 utilizados.

414 El período utilizado para el entrenamiento y la validación de los pronósticos se extiende
415 desde diciembre 1984 a enero de 2011.

416

417 La Figura 5, muestra los resultados obtenidos con el primer conjunto de experimentos,
418 donde se utilizan solo las variables obtenidas a partir del PR como predictores. En dicha
419 figura, se muestra el índice BSS para los diferentes plazos de pronóstico y para los
420 diferentes umbrales de visibilidad. Para algunos plazos de pronóstico y umbrales en donde
421 la frecuencia observada del fenómeno es muy baja (por ejemplo para el umbral de 0.1 km
422 en horas diurnas), no fue posible calcular en forma robusta el BSS, dado que muchas de las
423 muestras generadas utilizando el algoritmo bootstrap no contenían ningún evento
424 observado. Estos casos se indican como datos faltantes en la Figura 5 y subsiguientes.

425 Cuando se utiliza como único predictor a la HR2_PR (LR_PR_P1), el BSS tiene un
426 importante ciclo diurno que para el umbral de 5 km presenta un máximo en horas diurnas y
427 un mínimo en horas de la madrugada y primeras horas de la mañana. Esta no es una
428 característica deseable, ya que la mayoría de los eventos de visibilidad reducida en Ezeiza
429 ocurren en horas de la madrugada y primeras horas de la mañana. No obstante, los
430 umbrales asociados a reducciones de visibilidad por debajo de 1, 0.4 y 0.1 km muestran un
431 mejor desempeño durante las horas de la madrugada. El desempeño del pronóstico empeora
432 a medida que utilizamos umbrales menos frecuentes (como sucede habitualmente con los
433 pronósticos probabilísticos), no obstante aún para el umbral de 0.1 km el pronóstico

Artículo en edición

434 probabilístico generado supera a la climatología durante las horas de mayor frecuencia de
435 ocurrencia de estos eventos.

436 La diferencia de comportamientos entre el umbral de 5 km y los umbrales más bajos puede
437 responder a los mecanismos que generan las reducciones de visibilidad. El umbral de 5 km
438 es el único que presenta frecuencias importantes en horas diurnas. El hecho que durante las
439 horas diurnas los pronósticos de visibilidad que utilizan un único predictor (HR2_PR)
440 presenten un buen desempeño sugiere que estas reducciones de visibilidad están asociadas a
441 procesos atmosféricos que tienen impacto en dicha variable como podría ser la ocurrencia
442 de precipitación.

443 Es importante destacar que si bien los sesgos en los predictores son importantes, sobre todo
444 para la humedad relativa en las primeras horas de pronóstico, la regresión logística realiza
445 implícitamente una corrección de la componente sistemática del error en la media y en la
446 desviación estándar de la distribución de probabilidades de las variables pronosticadas (no
447 se muestra).

448 La Figura 5, muestra además como mejora el desempeño del pronóstico de visibilidad a
449 medida que se incrementa la cantidad de predictores del PR. En el experimento RL_PR_2P
450 se utiliza a la HR2_PR y la V10_PR como predictores. La inclusión de la V10_PR
451 introduce una mejora en los valores del BSS particularmente en horas nocturnas para
452 ambos días de pronóstico, período durante el cual, los pronósticos muestran un BSS
453 significativamente más alto que utilizando sólo la HR2_PR. Esto se debe a que es,
454 principalmente en horas nocturnas, cuando las condiciones de poco viento cerca de
455 superficie, contribuyen a incrementar el enfriamiento del aire cercano a la superficie y a
456 favorecer la ocurrencia de nieblas radiativas. Durante el día, la relación entre visibilidad y
457 viento es prácticamente nula (no se muestra) y por ende la inclusión de la V10_PR no
458 mejora significativamente el valor del BSS. La incorporación del viento produce un
459 impacto más significativo sobre los umbrales más bajos probablemente porque dada la
460 naturaleza mayormente radiativa de las nieblas que ocurren en Ezeiza, contar con
461 condiciones de poco viento es un elemento prácticamente indispensable para generar
462 reducciones grandes en la visibilidad. Claramente este no sería el caso si las nieblas fueran

Artículo en edición

463 de origen advectivo o de pendiente.

464 La inclusión de la HS_PR como predictor (RL_PR_3P), produce una mejora relativamente
465 pequeña por sobre el experimento RL_PR_2P. El hecho de que exista una cierta mejora,
466 aunque marginalmente significativa, indica que existe una relación entre la humedad de
467 suelo y la ocurrencia de nieblas, no obstante, o bien este efecto no es muy importante, o
468 bien los errores con los cuales dicha variable está representada en los PR hacen que su
469 inclusión no produzca un gran impacto. Finalmente, el experimento RL_PR_4P que incluye
470 como predictor a la NU_PR, presenta mejoras significativas, sobre todo en horario nocturno
471 con respecto al experimento RL_PR_3P. La nubosidad es un factor importante en el control
472 del enfriamiento radiativo nocturno que crea las condiciones para la formación de niebla,
473 por tal motivo es esperable que agregar este predictor produzca un impacto positivo en el
474 desempeño de los pronósticos.

475 En los experimentos discutidos hasta ahora, se utilizó a la media del ensamble de
476 pronósticos retrospectivos como predictor. Para los pronósticos a 48 horas, utilizar la media
477 del ensamble no produjo mejoras importantes en la calidad del pronóstico probabilístico
478 respecto de utilizar el pronóstico control del ensamble de pronósticos retrospectivos (no se
479 muestra). No obstante, es probable que utilizar la media del ensamble produzca resultados
480 más robustos a plazos más largos que los estudiados en este trabajo.

481 En un segundo conjunto de experimentos se evalúa el desempeño de los pronósticos
482 probabilísticos que utilizan como predictores a variables observadas en la estación Ezeiza a
483 las 00 UTC. La motivación para el análisis de estos pronósticos es variada. Por un lado, en
484 muchas aplicaciones se conoce que la persistencia o los pronósticos basados en
485 extrapolación temporal de los valores observados, tienen un buen desempeño en las
486 primeras horas posteriores a la observación y que muchas veces compiten o superan a los
487 pronósticos dinámicos y dinámico-estadísticos en este período. Por tal motivo los
488 pronósticos basados exclusivamente en las observaciones son un buen punto de
489 comparación para medir el desempeño de los pronósticos estadístico-dinámicos. Por otra
490 parte los pronósticos basados en las últimas observaciones disponibles pueden actualizarse
491 con mucha mayor frecuencia (en este caso 1 vez por hora) debido a que la frecuencia de las

Artículo en edición

492 observaciones es mucho mayor que la frecuencia con la que se actualizan los pronósticos
493 numéricos. Esto los convierte en una herramienta potencialmente útil para la toma de
494 decisiones en un contexto operativo. Este conjunto de experimentos permitirá responder
495 hasta qué plazo persiste la ventaja de los pronósticos estadísticos por sobre los estadístico-
496 dinámicos para el pronóstico de visibilidad en Ezeiza y como es el desempeño relativo para
497 los diferentes plazos y las variables observadas que producen un mayor impacto en la
498 calidad de los pronósticos basado puramente en observaciones.

499 La Figura 6 muestra el BSS como función del umbral y del plazo de pronóstico, obtenido
500 para los experimentos RL_O_1P, RL_O_2P, RL_O_3P y RL_O_4P. Los pronósticos
501 basados en la última observación disponible, presentan como era de esperarse, un buen
502 desempeño en las primeras horas para todos los umbrales considerados. Sin embargo, su
503 habilidad se reduce notablemente en las primeras 12 horas de pronóstico, siendo su BSS
504 cercano a cero para plazos mayores. No obstante se observa un segundo máximo relativo de
505 BSS en la segunda noche de pronóstico.

506

507 Con respecto al aporte de los diferentes predictores, durante la primera noche de
508 pronóstico, la inclusión del viento observado produce una mejora significativa en la calidad
509 del pronóstico (experimento RL_O_P2). Tal como sucede en el caso de los experimentos
510 que utilizan solo los PR, el impacto de la inclusión del viento parece ser más importante
511 para los umbrales de visibilidad más bajos. La inclusión de la visibilidad (RL_O_P3),
512 muestra un aumento muy importante en el BSS durante las primeras 6 horas de pronóstico,
513 pero el impacto decae muy rápidamente y para plazos mayores las diferencias respecto del
514 experimento RL_O_P2 no son significativas para la mayoría de los umbrales. Finalmente
515 incluir la nubosidad como predictor (experimento RL_O_4P) produce alguna mejora
516 significativa durante las primeras 12 horas de pronóstico y sobre todo para los umbrales de
517 visibilidad más bajos.

518 Es importante destacar que tal como ocurre en otras aplicaciones y variables (e.g.
519 Wainmann 2016) durante las primeras 6 horas de pronóstico, el desempeño de los
520 pronósticos basados en las observaciones de las 00 UTC son mejores que el obtenido con

Artículo en edición

521 los PR (Figura 5), lo cual indica que a plazos de hasta algunas horas, la información
522 provista por las últimas observaciones disponibles, tiene mayor potencial predictivo. Es
523 importante notar que, en este caso, lo que estamos utilizando es la relación que existe entre
524 el valor observado de un conjunto de variables en un determinado tiempo con la ocurrencia
525 de visibilidad por debajo de un determinado umbral una cierta cantidad de horas más tarde.
526 En esta relación, la regresión logística está teniendo en cuenta implícitamente el ciclo
527 diurno medio, ya que los coeficientes se entrenan en forma independiente para cada plazo
528 de pronóstico. Esto implica que el pronóstico basado en las observaciones no se basa en la
529 mera persistencia del valor observado.

530 El buen desempeño que muestran los pronósticos basados en las observaciones para las
531 primeras horas complementa adecuadamente la deficiencia de los pronósticos basados en el
532 PR durante este mismo período. Esto motiva la realización de un tercer grupo de
533 experimentos en donde se utilizan simultáneamente, las salidas del PR y las observaciones
534 correspondientes al momento de la inicialización de los PR como predictores.

535 En primer lugar, se realizó un experimento con un total de 6 predictores (RL_OPR_6P), en
536 donde se utilizaron los 3 predictores que produjeron mayor incremento del BSS tanto en el
537 caso de las observaciones como en el caso de las variables pronosticadas por el PR. Los
538 predictores en este experimento son HR2_O, HR2_PR, V10_O, V10_PR, VIS_O, NU_PR.

539

540 Los resultados se muestran en la Figura 7, donde se compara el BSS obtenido con el BSS
541 de los experimentos RL_PR_4P y RL_O_4P. El BSS del experimento RL_OPR_6P es
542 mayor que el de los experimentos RL_PR_4P y RL_O_4P para todos los plazos de
543 pronóstico, lo cual indica la mejora que resulta de la combinación de las observaciones con
544 las variables pronosticadas por el PR. Las mejoras son significativas para la primera noche
545 de pronóstico (para plazos mayores a 6 horas). Para la segunda noche, las mejoras son
546 considerablemente menores aunque continúan siendo estadísticamente significativas. La
547 combinación de predictores observados y pronosticados por el PR no produce mejoras
548 significativas durante las horas diurnas.

549 Un experimento adicional utilizó los cuatro predictores basados en observaciones y los 4

Artículo en edición

550 predictores basados en las variables pronosticadas por el PR (RL_OPR_8P). Este
551 experimento produce una leve mejora (aunque estadísticamente significativa) durante la
552 primera noche de pronóstico (entre las 6 y las 12 horas de pronóstico) pero no produce
553 ningún impacto para plazos mayores.

554 Los valores de BSS encontrados en los experimentos que combinan las observaciones y las
555 simulaciones de modelos numéricos son similares a los reportados en otros trabajos como
556 por ejemplo Roquelaure and Bergot (2008). En dicho trabajo, se utilizan pronósticos
557 dinámicos por ensambles y observaciones y se obtienen valores de BSS relativamente altos
558 (cerca de 0.5) para la primera hora de pronóstico, bajando rápidamente a valores cercanos
559 a 0.2 para las 6 horas de pronóstico y para un umbral de visibilidad de 600 metros.

560 Como se discutió previamente en la Sección 3.1 la ocurrencia de eventos de visibilidad
561 reducida presenta un marcado ciclo anual. Por otra parte, el desempeño de los PR en
562 pronosticar humedad relativa y viento cerca de superficie también tiene un marcado ciclo
563 anual. Es de esperar entonces que el BSS del pronóstico de visibilidad cambie a lo largo del
564 año. Para explorar estos cambios se calculó el valor del BSS para los diferentes días del
565 año. Para esto se tomaron ventanas móviles de 60 días centradas en cada uno de los días del
566 año y se calculó el BSS de los pronósticos dentro de dichas ventanas. La Figura 8, muestra
567 el BSS máximo considerando los plazos entre 6 y 48 horas de pronóstico para el
568 experimento RL_OPR_6P, como función del día del año. Se puede apreciar que el máximo
569 de BSS ocurre entre mayo y junio, dentro de la época en donde la ocurrencia de nieblas es
570 más frecuente. Este máximo de BSS puede explicarse en parte por el mejor desempeño de
571 algunos de los predictores durante la época invernal (e.g. HR2_PR y V10_PR) como así
572 también por el hecho de que durante esta época los eventos de visibilidad reducida son más
573 frecuentes y que por lo general, el BSS de un fenómeno más frecuente tiende a ser más alto
574 (como ocurre por ejemplo al considerar el BSS de los diferentes umbrales, donde los
575 umbrales más bajos y menos frecuentes suelen tener un BSS asociado más pequeño).

576 Una implicancia de la dependencia estacional del BSS, es que los valores que se obtienen al
577 considerar simultáneamente todas las épocas del año pueden estar sobreestimados, debido a
578 que la climatología del evento a lo largo del año no es uniforme (ver por ejemplo Hamill y

Artículo en edición

579 Juras 2006 para una discusión de este efecto). No obstante esto no afecta la comparación
580 que se realiza entre los diferentes experimentos, si bien puede afectar la comparación con
581 los valores de BSS obtenidos en otras localidades.

582

583 Por otra parte, la dependencia de los errores de los PR con la época del año puede ser
584 considerada explícitamente en el diseño del sistema de pronóstico dinámico-estadístico.
585 Para analizar el impacto que tiene considerar la dependencia de los errores con la época del
586 año, se realiza un experimento, en donde los coeficientes de la regresión logística se
587 entrenan utilizando un conjunto de días que corresponden a la misma época del año
588 (RLE_OPR_8P). En este caso, la época del año se define como un período centrado en el
589 día para el cual se está realizando el pronóstico con una longitud total de 120 días.

590 En la Figura 8 se muestran los valores de máximos de BSS entre las 6 y 48 horas de
591 pronóstico obtenidos en los experimentos RL_OPR_8P y RLE_OPR_8P. La dependencia
592 de los coeficientes con la época del año mejora los valores de BSS en la mayoría de los
593 casos. La Figura 9, compara los mismos experimentos, mostrando los BSS como función
594 del plazo de pronóstico. Las mejoras más importantes y estadísticamente significativas, se
595 producen para la segunda noche de pronóstico y se encuentran en 2 de los cuatro umbrales
596 considerados siendo los resultados marginalmente significativos para el umbral de 0.4 y 0.1
597 km. La razón por la cual las mejoras significativas se producen en la segunda noche, es
598 porque en estos plazos, los predictores de los PR tienen más peso relativo y sus errores
599 sistemáticos son dependientes de la época del año. Para los plazos más cortos, el mayor
600 peso lo tienen las variables observadas. Para el pronóstico que utiliza predictores
601 provenientes únicamente del PR, las mejoras obtenidas al considerar la dependencia anual
602 de los parámetros, son significativas en la primera y en la segunda noche de pronóstico (no
603 se muestra).

604

605 Para las horas diurnas, considerar coeficientes dependientes de la época del año, produce en
606 general peores resultados. Esto se debe a que durante estas horas la frecuencia de casos con
607 visibilidad reducida disminuye y al considerar una muestra de entrenamiento más pequeña,

Artículo en edición

608 el ajuste obtenido con la regresión logística puede no ser bueno conduciendo a la
609 degradación de los resultados.

610

611 La Figura 10, muestra el diagrama de confiabilidad de los pronósticos generados en el
612 experimento RLE_OPR_8P para diferentes umbrales y para los plazos de 9 y 33 horas de
613 pronóstico (que corresponden a las 9 UTC que es cuando se produce la máxima frecuencia
614 de niebla en la estación Ezeiza). El diagrama de confiabilidad muestra la frecuencia
615 observada del fenómeno condicionada a la probabilidad pronosticada e indica qué tan
616 buena es la correspondencia entre ambas. En el caso ideal, la frecuencia observada del
617 evento debería ser igual a la probabilidad pronosticada y la curva del diagrama de
618 confiabilidad debería ser muy cercana a la diagonal. Como se puede ver en la Figura 10, los
619 pronósticos resultan confiables, ya que la relación entre la probabilidad pronosticada para
620 los diferentes umbrales y la frecuencia observada es muy cercana a la diagonal. En el plazo
621 de 9 horas de pronóstico aparecen valores de probabilidad pronosticado de más de 50%
622 para todos los umbrales considerados, llegando hasta 80% para los umbrales de 1 y 5 km.
623 Durante la segunda noche de pronóstico (33 horas de plazo), los máximos de probabilidad
624 pronosticada disminuyen, lo cual es consecuencia del aumento en la incertidumbre del
625 pronóstico, pero los pronósticos siguen siendo confiables y muy cercanos a la diagonal. En
626 esta misma figura, se incluyen gráficos que indican la cantidad de veces que el pronóstico
627 indica los diferentes valores de probabilidad. La cantidad de veces que se pronostica un
628 determinado valor de probabilidad decae rápidamente a medida que se incrementa el valor
629 de probabilidad. Esto indica que el sistema genera pocos pronósticos con valores de
630 probabilidad altos y que la mayoría de las veces pronostica valores de probabilidad de
631 ocurrencia del fenómeno por debajo de 50 %. Si bien pueden parecer valores de
632 probabilidad demasiado bajos como para tomar una decisión respecto de la ocurrencia del
633 fenómeno, hay que tener en cuenta que la probabilidad climatológica de ocurrencia de este
634 fenómeno también es muy pequeña con lo cual un valor de 50% está muy por encima de la
635 probabilidad climatológica del evento (Figura 10).

636

Artículo en edición

637 Para ejemplificar el funcionamiento de los pronósticos probabilísticos utilizando la
638 regresión logística y los PR, se analiza el desempeño de dichos pronósticos en 4 eventos
639 particulares. Primero se seleccionaron todos los eventos con visibilidad por debajo de 0.4
640 km durante más de 5 horas y en particular aquellos en donde la visibilidad mínima durante
641 el período haya disminuido por debajo de 0.1 km. En los 27 años de la muestra hubo 73
642 casos con estas características de los cuales se seleccionaron 4 para ilustrar el desempeño
643 del pronóstico probabilístico de niebla. En la Figura 11, se pueden ver la probabilidad
644 pronosticada como función del plazo de pronóstico, generado a partir de los pronósticos
645 inicializados a las 00 UTC para los 4 casos seleccionados (25 de julio de 2008, 31 de
646 octubre de 2004, 24 de julio de 1996 y 14 de junio de 1998). En todos los casos se puede
647 apreciar una buena correspondencia entre la probabilidad de ocurrencia de visibilidad
648 reducida por debajo de los diferentes umbrales y los valores de visibilidad. En la Figura
649 11b, también se puede ver un caso en donde la visibilidad no se redujo por debajo de los 10
650 km en la segunda noche de pronóstico. Los valores de probabilidad de ocurrencia de niebla
651 en este caso también resultaron ser menores que los registrados en las noches donde si hubo
652 visibilidad reducida.

653

654 La Figura 12, muestra para estas mismas fechas, la evolución de HR2 y V10M
655 pronosticado y observado. Se puede ver que los pronósticos retrospectivos capturaron bien
656 la evolución de HR2 aunque con una tendencia a subestimar el valor en horas de la noche,
657 mientras que la velocidad del viento en horas nocturnas se encuentra sobreestimada lo cual
658 es consistente con los sesgos mostrados en la Figura 3. No obstante, gracias a la corrección
659 de los sesgos introducida por el pronóstico dinámico-estadístico, se pudo detectar
660 adecuadamente la ocurrencia de estos eventos extremos de reducción de visibilidad.

661

662 4) CONCLUSIONES

663

664 Este trabajo presenta una técnica para la predicción de la visibilidad reducida para
665 diferentes umbrales utilizando pronósticos retrospectivos. La técnica consiste en un modelo

Artículo en edición

666 de post-procesamiento estadístico que se aplica a un conjunto de pronósticos retrospectivos
667 globales y que se entrena en base a observaciones provenientes de una estación de
668 superficie.

669 El modelo fue evaluado exitosamente con datos provenientes de la estación meteorológica
670 del aeropuerto de Ezeiza para la obtención de pronósticos probabilísticos de eventos de
671 visibilidad reducida asociado a nieblas o neblinas. Los resultados obtenidos muestran que
672 utilizar las últimas observaciones disponibles permite obtener pronósticos cuya
673 performance es superior a la de los pronósticos generados a partir de los modelos
674 numéricos para las primeras 6-18 horas de pronóstico. Combinar la información de las
675 últimas observaciones disponibles con la provista por el modelo numérico permitió
676 maximizar el desempeño del pronóstico para todos los plazos de pronóstico. Las
677 observaciones proveen una buena estimación de la evolución futura del evento, en casos en
678 los que no haya cambios en las condiciones cercanas a la superficie o en la nubosidad. A
679 unas pocas horas producen pronósticos más precisos que el modelo numérico, debido a que
680 no sufren de los errores sistemáticos presentes en los pronósticos retrospectivos. No
681 obstante, los pronósticos numéricos mejoran la calidad de los pronósticos debido a que
682 pueden detectar cambios en las condiciones imperantes como por ejemplo el pasaje de un
683 frente o el aumento de la nubosidad.

684 Por otra parte se encontró que tener en cuenta la dependencia estacional de los errores
685 sistemáticos en los pronósticos numéricos, permitió introducir una mejora adicional en los
686 pronósticos probabilísticos de visibilidad. No obstante, esta mejora se observa en los
687 umbrales de visibilidad más altos, ya que estos ocurren con mayor frecuencia. Para los
688 umbrales más bajos que corresponden con los eventos más extremos, considerar la
689 dependencia estacional no produce una mejora, debido a que se reduce considerablemente
690 el tamaño de la muestra a partir de la cual se entrena el modelo dinámico-estadístico.

691 Existen diversos aspectos en los cuales la técnica propuesta puede ser mejorada. La relación
692 entre la visibilidad y los predictores seleccionados, así como algunos aspectos de la
693 distribución de frecuencias de los eventos de visibilidad reducida en Ezeiza, sugieren que
694 en esta estación dominan los eventos de nieblas radiativas. No obstante, esto no implica que

Artículo en edición

695 puedan ocurrir eventos de niebla asociados a otros procesos. En estos casos, es posible que
696 la relación existente entre la visibilidad y los predictores no sea la misma que para los
697 eventos de nieblas radiativas lo cual conduciría a un pronóstico impreciso.

698

699 Este trabajo constituye uno de los primeros estudios dedicados a la verificación objetiva de
700 los pronósticos probabilísticos de visibilidad en la estación Ezeiza y en Argentina. El
701 pronóstico de esta variable ha sido pocas veces abordado en la literatura local sugiriendo un
702 área de vacancia. Esta vacancia se extiende al desarrollo e implementación de modelos de
703 post-procesamiento estadístico que combinen salidas de modelos numéricos y
704 observaciones para incrementar la precisión de los pronósticos. En los últimos años la
705 disponibilidad de conjuntos de datos como los pronósticos globales retrospectivos abre un
706 amplio campo de posibilidades para la implementación e inter-comparación de diversas
707 metodologías que permitan llevar adelante esta combinación.

708 En el caso particular de la visibilidad existen numerosos aspectos que resta explorar a nivel
709 local. En primer lugar es necesario avanzar en el entendimiento de los procesos que
710 determinan la climatología de la visibilidad en las diferentes regiones de Argentina. Esto no
711 sólo permitirá ganar entendimiento sobre la ocurrencia de este fenómeno en nuestra región
712 sino que además allanará el camino para una selección eficiente de predictores que
713 permitan incrementar la precisión del pronóstico de visibilidad en diferentes regiones de
714 nuestro país. Es posible que en muchos casos, exista más de un proceso asociado con la
715 ocurrencia de eventos de visibilidad reducida, en cuyo caso habrá que diseñar modelos
716 específicos basados en un conjunto de predictores que estén relacionados con cada uno de
717 esos procesos de forma tal de capturar la mayor cantidad de eventos de reducción de
718 visibilidad.

719 Por otra parte es necesario avanzar en la evaluación y comparación de diferentes
720 metodologías como por ejemplo las propuestas por Herman y Schumacher 2016 y la
721 regresión por análogos (Aldeco 2011). En estos trabajos no solo se utilizan técnicas
722 alternativas a las propuestas en este trabajo sino que además se incorporan como
723 predictores la distribución espacial de las salidas de modelo. Algo similar puede hacerse

Artículo en edición

724 con las observaciones, considerando no solo los valores observados en la estación para la
725 cual se quiere pronosticar sino teniendo en cuenta también las estaciones cercanas (Leyton
726 y Fritsch 2003). Los productos generados a partir de los pronósticos en baja resolución
727 como son los pronósticos retrospectivos, deben ser además comparados con los pronósticos
728 generados a partir de modelos en alta resolución (Matsudo y otros 2015) en donde los
729 procesos de formación de niebla pueden ser representados al menos parcialmente en forma
730 explícita.

731 Por otra parte, también se debe explorar la utilización de diferentes fuentes de observación.
732 En este trabajo, se utilizaron las series de visibilidad estimada por el observador, dado que
733 constituye el registro más extenso de datos en la estación Ezeiza. No obstante, en la
734 actualidad existen sistemas de observación automáticos que proveen mayor frecuencia
735 temporal de datos y que miden la visibilidad de una manera más local. Incorporar este tipo
736 de observaciones en la calibración de los sistemas de pronóstico dinámico-estadísticos
737 puede ayudar a mejorar el desempeño del pronóstico probabilístico de visibilidad.

738 Otro aspecto fundamental a considerar en los desarrollos futuros será el valor que tiene esta
739 herramienta para los tomadores de decisiones (Richardson, 2006). Este desafío presenta un
740 aspecto interdisciplinario, ya que requiere el diálogo y la co-construcción de conocimiento
741 con los usuarios de la información. Esto permitirá diseñar modelos dinámico-estadísticos en
742 donde las variables resultantes sean diseñadas en conjunto con los tomadores de decisión.

743

744

745 AGRADECIMIENTOS

746

747 Al Servicio Meteorológico Nacional por proveer los datos de la estación meteorológica
748 Ezeiza, los cuales fueron fundamentales para el desarrollo de esta investigación. Al
749 National Centers for Environmental Prediction por brindar acceso a los pronósticos
750 retrospectivos. Este trabajo fue financiado parcialmente por los siguientes proyectos: PICT-
751 2014/1000 y UBACYT20020130100820BA.

752

Artículo en edición

753 **BIBLIOGRAFÍA**

754

755 Aldeco L. S., 2011. Aplicación de la técnica de análogos a la generación de pronósticos
756 probabilísticos de precipitación sobre algunas estaciones de la Argentina. Tesis de
757 licenciatura del Departamento de Ciencias de la atmósfera y los Océanos, Universidad de
758 Buenos Aires. 90 páginas.

759

760 Baker, R., Cramer, J. y Peters, J. ,2002. Radiation fog: UPS Airlines conceptual models and
761 forecast methods. In Proc. 10th Conf. on Aviation, Range and Aerospace Meteorology,
762 págs. 154-159.

763

764 Bremnes, J. B., and S. C. Michaelides, 2007: Probabilistic visibility forecasting using
765 neural networks. *Pure Appl. Geophys.*, 164, 1365–1381, doi:10.1007/s00024-007-0223-6.

766 Chmielecki, R. M., and A. E. Raftery, 2011: Probabilistic visibility forecasting using
767 Bayesian model averaging. *Monthly Weather Review*, 139, 1626–1636,
768 doi:10.1175/2010MWR3516.1.

769

770 Gultepe, I., Tardif, R., Michaelides, C., Cermak, J., Bott, A., Bendix, J., Müller, M.D.,
771 Pagowski, M., Hansen, B., Ellrod, G., Jacobs, W., Toth, G. y Cober, S.G. ,2007. Fog
772 Research: A Review of Past Achievements and Future Perspectives. *Pure and Applied*
773 *Geophysics*. 164, págs1121–1159.

774

775 Hamill, T. M. and Juras, J., 2006: Measuring forecast skill: is it real skill or is it the varying
776 climatology?. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 132: 2905–2923.
777 doi:10.1256/qj.06.25

778

779 Hamill, T. M., Whitaker, J. S., y Mullen, S. L., 2006. Reforecasts: An important dataset for
780 improving weather predictions. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 87(1).

781

Artículo en edición

- 782 Hamill, T. M., Bates, G. T., Whitaker, J. S., Murray, D. R., Fiorino, M., Galarnau, T. J. y
 783 Lapenta, W. ,2013. NOAA's Second-Generation Global Medium-Range Ensemble
 784 Reforecast Dataset. Bulletin of the American Meteorological Society, 94(10).
 785
- 786 Herman G. R., y Schumacher R. S., 2016: Using Reforecasts to Improve Forecasting of
 787 Fog and Visibility for Aviation. Weather and Forecasting. 31, 467-482.
 788 doi.org/10.1175/WAF-D-15-0108.1
 789
- 790 Gultepe I., Tardif R., Michaelides S. C., Cemak J., Bott A., Bendix J., Muller M. D.,
 791 Pagowski M., Hansen B., Ellrod G., Jacobs W., Toth G., Cober S. G., 2007: Fog research:
 792 A review of past achievements and future perspectives. DOI 10.1007/987-3-7643-84197 3.
 793
- 794 Keith R. y Leyton S., 2007. An experiment to measure the value of statistical probability
 795 forecast for Airports. Weather and Forecasting, 22, 928-935.
 796
- 797 Müller, M. D., Schmutz, C. y Parlow, E., 2007. A one-dimensional ensemble forecast and
 798 assimilation system for fog prediction. Pure and Applied Geophysics, 164 (6-7), 1241-
 799 1264.
 800
- 801 Leyton, S. M., and J. M. Fritsch, 2003: Short-term probabilistic forecasts of ceiling and
 802 visibility utilizing high-density surface weather observations. Weather and Forecasting, 18,
 803 891–902.
 804
- 805 Quinteros de Menzies, C. Y. Obertello I. ,1978. Pronóstico objetivo de nieblas en Ezeiza.
 806 Publicación de la Fuerza Aérea Argentina, Comando de regiones aéreas, Servicio
 807 Meteorológico Nacional, Serie C, **12**, 32 páginas.
 808
- 809 Richardson, D., 2006: Predictability and economic value en “Predictability of weather and
 810 climate”, Cambridge University Press, editado por Tim Palmer y Renate Hagedorn.

Artículo en edición

811

812 Roquelaure y Bergot, 2008: A Local Ensemble Prediction System for Fog and Low Clouds
813 Construction, Bayesian Model Averaging Calibration, and Validation. Journal Of Applied
814 Meteorology and Climatology. 47, 3072-3088.

815

816 Ruiz, J. J., y Saulo, C., 2012. How sensitive are probabilistic precipitation forecasts to the
817 choice of calibration algorithms and the ensemble generation method? Part I: Sensitivity to
818 calibration methods. Meteorological Applications, 19(3), 302-313.

819

820 Saha, S., S. Moorthi, H. Pan, X. Wu, J. Wang, S. Nadiga, P. Tripp, R. Kistler, J. Woollen,
821 D. Behringer, H. Liu, D. Stokes, R. Grumbine, G. Gayno, J. Wang, Y. Hou, H. Chuang, H.
822 Juang, J. Sela, M. Iredell, R. Treadon, D. Kleist, P. Van Delst, D. Keyser, J. Derber, M. Ek,
823 J. Meng, H. Wei, R. Yang, S. Lord, H. Van Den Dool, A. Kumar, W. Wang, C. Long, M.
824 Chelliah, Y. Xue, B. Huang, J. Schemm, W. Ebisuzaki, R. Lin, P. Xie, M. Chen, S. Zhou,
825 W. Higgins, C. Zou, Q. Liu, Y. Chen, Y. Han, L. Cucurull, R. Reynolds, G. Rutledge, and
826 M. Goldberg, 2010: [The NCEP Climate Forecast System Reanalysis](#). *Bulletin of the*
827 *American Meteorological Society*. ,91, 1015–1057, doi: 10.1175/2010BAMS3001.1.

828

829 Tardif R., and Rasmussen R. M., 2007: Event-based climatology and typology of fog in the
830 New York city region. Journal of Applied Meteorology and Climatology, 46, 1141-1168,
831 doi10.1175/JAM2516.1..

832

833 Wei, M., Z. Toth, R. Wobus, y Y. Zhu, 2008. Initial perturbations based on the ensemble
834 transform (ET) technique in the NCEP global operational forecast system. Tellus, 60A, 62–
835 79.

836

837 Wilks, D. S., 2005. Statistical Methods in the Atmospheric Sciences: An Introduction.
838 Academic Press, 467 páginas.

839

Artículo en edición

840 Waimann, C. 2016, Desarrollo de un sistema de pronóstico estocástico-dinámico de
841 producción de energía eólica basado en el modelo WRF/CIMA. Tesis doctoral de la
842 Universidad de Buenos Aires, 189 pp.

843

844 Zhou, B., Du, J., Gultepe, I., y Dimego, G., 2012. Forecast of low visibility and fog from
845 NCEP: current status and efforts. Pure and Applied Geophysics, 169(5-6), 895-909.

846

847

848 **FIGURAS Y TABLAS**

849

850

Nombre	Predictores	Dependencia estacional
RL_PR_1P	HR2_PR	No
RL_PR_2P	HR2_PR, V10_PR	No
RL_PR_3P	HR2_PR, V10_PR, HS_PR	No
RL_PR_4P	HR2_PR, V10_PR, HS_PR, NU_PR	No
RL_O_1P	HR2_O	No
RL_O_2P	HR2_O, V10_O	No
RL_O_3P	HR2_O, V10_O, NU_O	No
RL_O_4P	HR2_O, V10_O, NU_O, VIS_O	No
RL_OPR_6P	HR2_PR, V10_PR, NU_PR, HR2_O, V10_O, VIS_O	No
RL_OPR_8P	HR2_PR, V10_PR, NU_PR, HS_PR, HR2_O, V10_O, UN_O, VIS_O	No
RLE_OPR_6P	HR2_PR, V10_PR, NU_PR, HR2_O, V10_O, VIS_O	Si

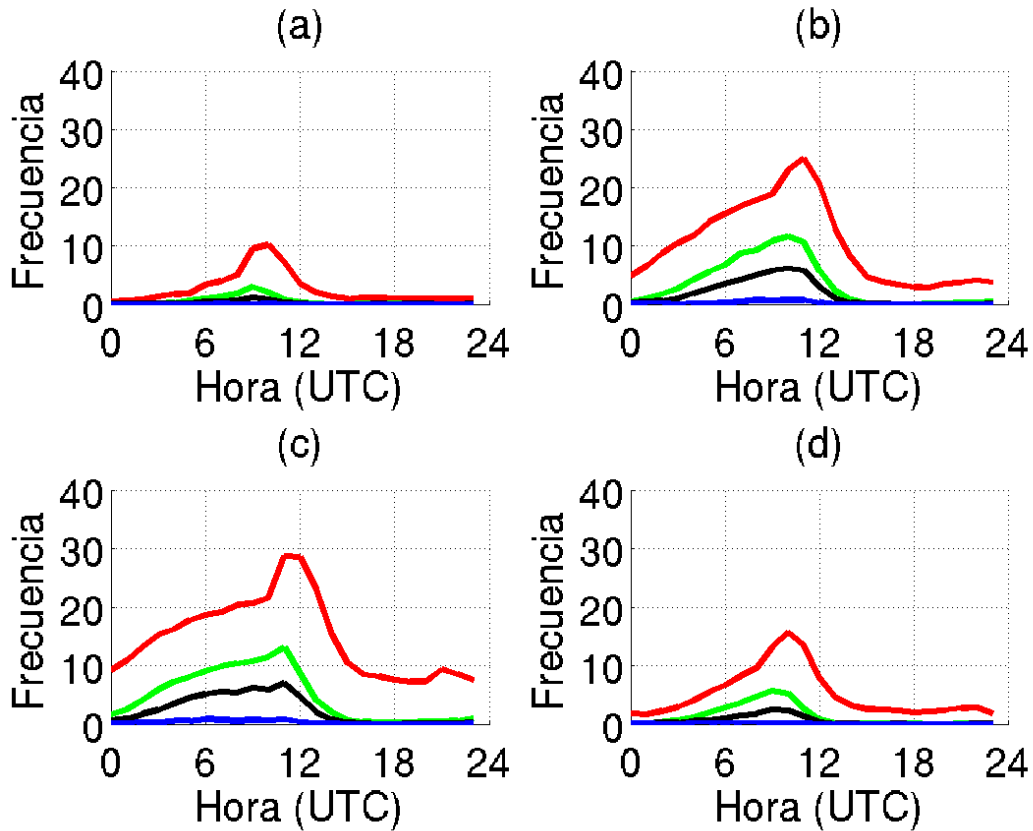
851

852 **Tabla I: Lista de experimentos presentados en el texto junto con la cantidad de**
853 **predictores utilizados. La última columna indica si la regresión logística fue realizada**
854 **independientemente para cada época del año.**

855

856

857



858

859

860 **Figura 1: Ciclo diurno de la frecuencia relativa de ocurrencia de visibilidad por**
 861 **debajo de 5 (rojo), 1 (verde), 0.4 (negro) y 0.1 km (azul) durante los meses de (a)**
 862 **verano, (b) otoño, (c) invierno y (d) primavera en la estación Ezeiza como función de**
 863 **la hora del día para el período en el cual están disponibles los pronósticos**
 864 **retrospectivos.**

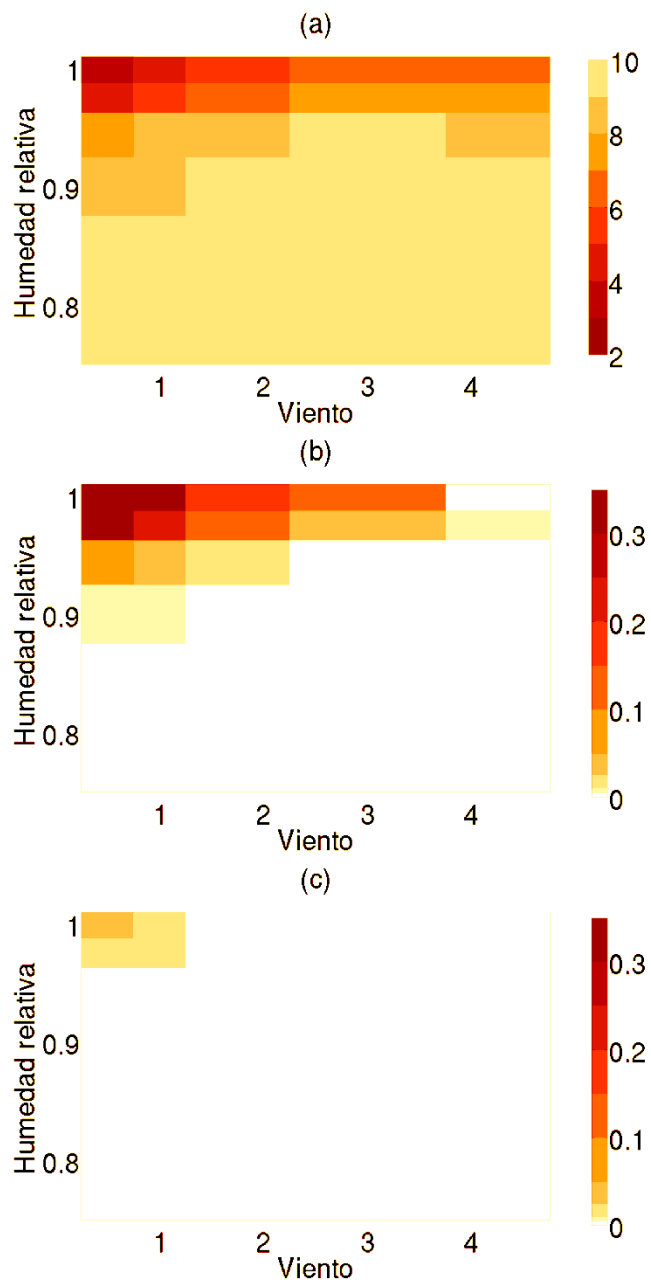
865

866

867

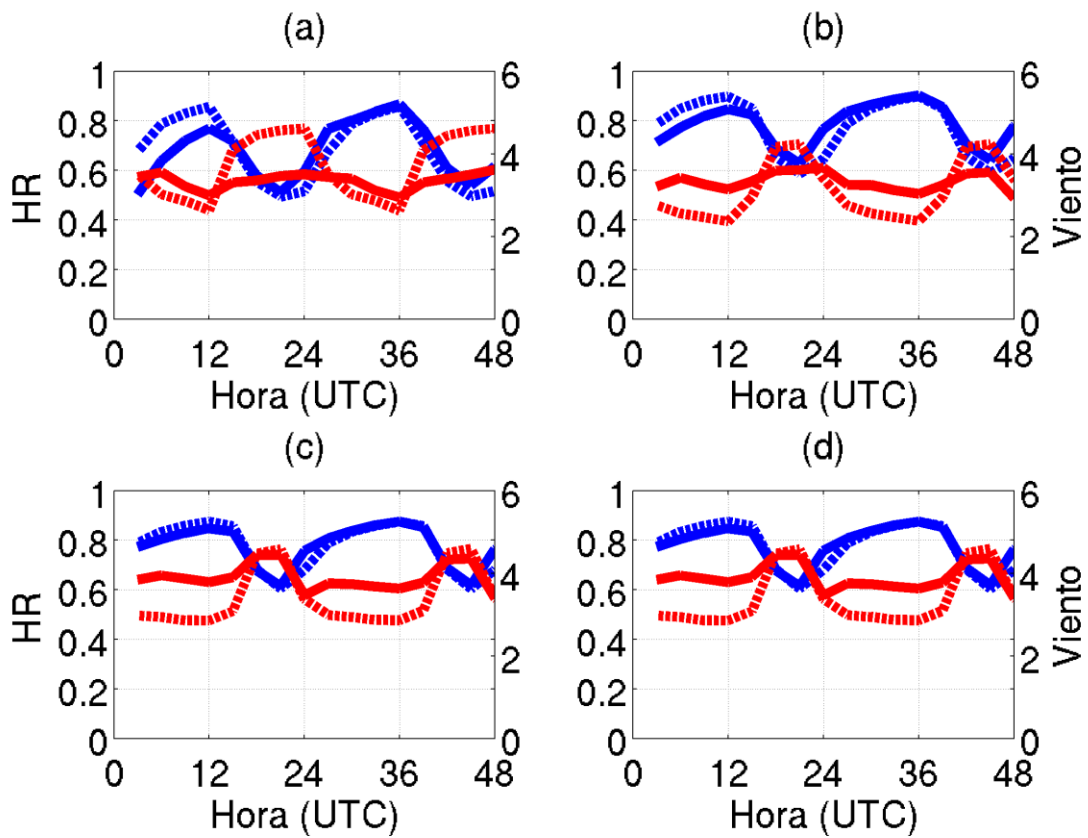
868

Artículo en edición



869

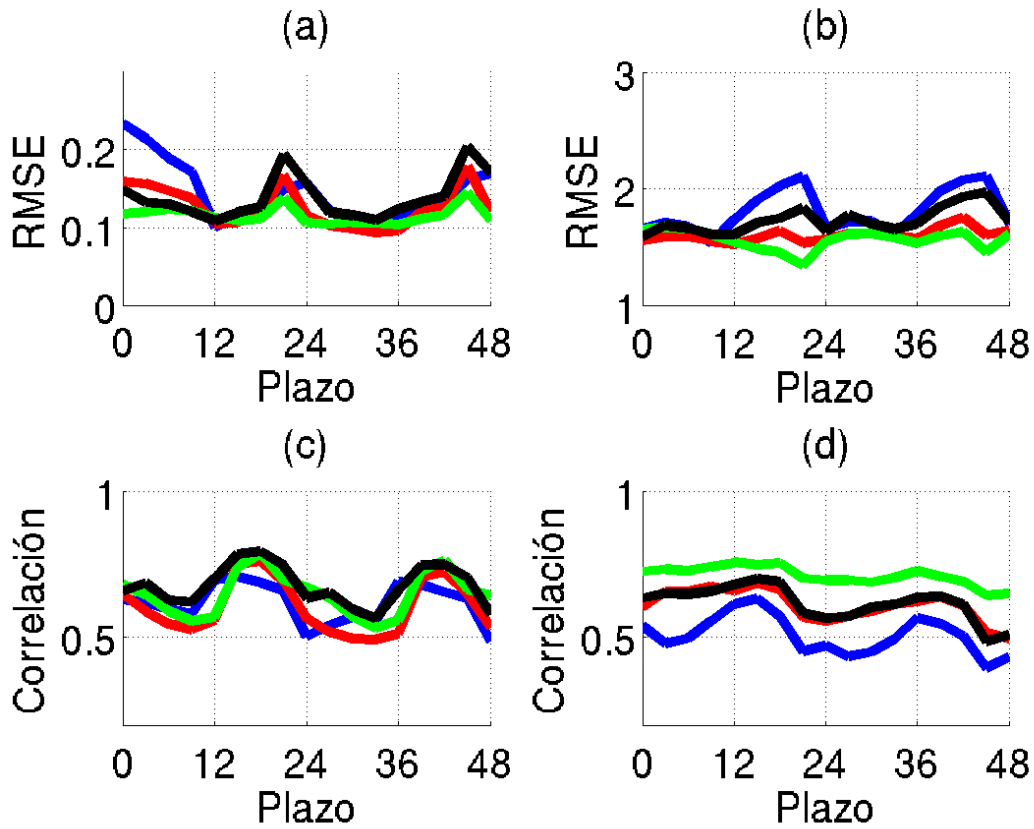
870 **Figura 2: (a) Visibilidad media (km), (b) probabilidad de visibilidad menor a 1 km y**
 871 **(c) probabilidad de visibilidad menor a 0.1 km como función de la intensidad del**
 872 **viento ($m s^{-1}$) y la humedad relativa (adimensional). Los datos corresponden a las**
 873 **horas comprendidas entre las 3 y las 11 UTC, para la localidad de Ezeiza, en el**
 874 **período en el cual están disponibles los pronósticos retrospectivos.**



875
876
877
878
879

Figura 3: Ciclo diario medio de HR_PR (adimensional) (línea azul continua) y V10_PR (ms^{-1}) (línea roja) observada (línea a trazos) y pronosticada por el reforecast (línea continua) para los meses de (a) verano, (b) otoño, (c) invierno y (d) primavera.

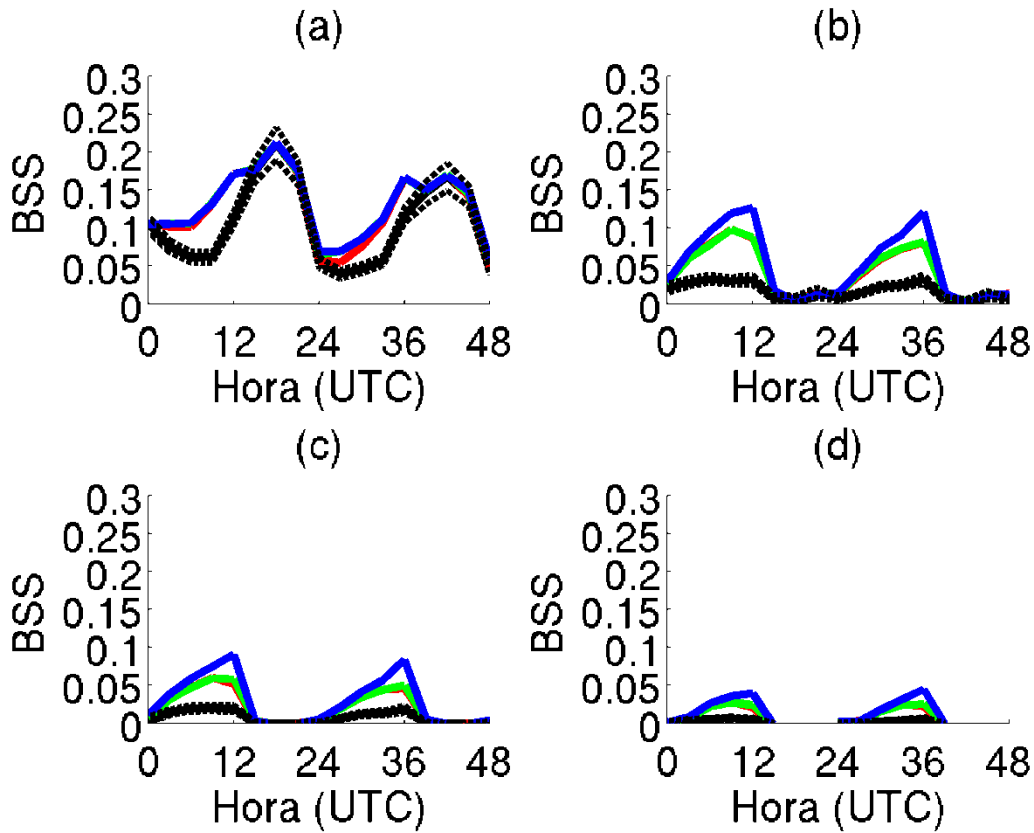
Artículo en edición



880

881 **Figura 4: (a) y (b) Error cuadrático medio y (c) y (d) coeficiente de correlación lineal**
 882 **como función del plazo de pronóstico para la HR2_PR (adimensional) (a y c) y para**
 883 **el V10_PR (ms^{-1}) (b y d) para los meses de verano (línea azul), otoño (línea roja),**
 884 **invierno (línea verde) y primavera (línea negra).**

885



886

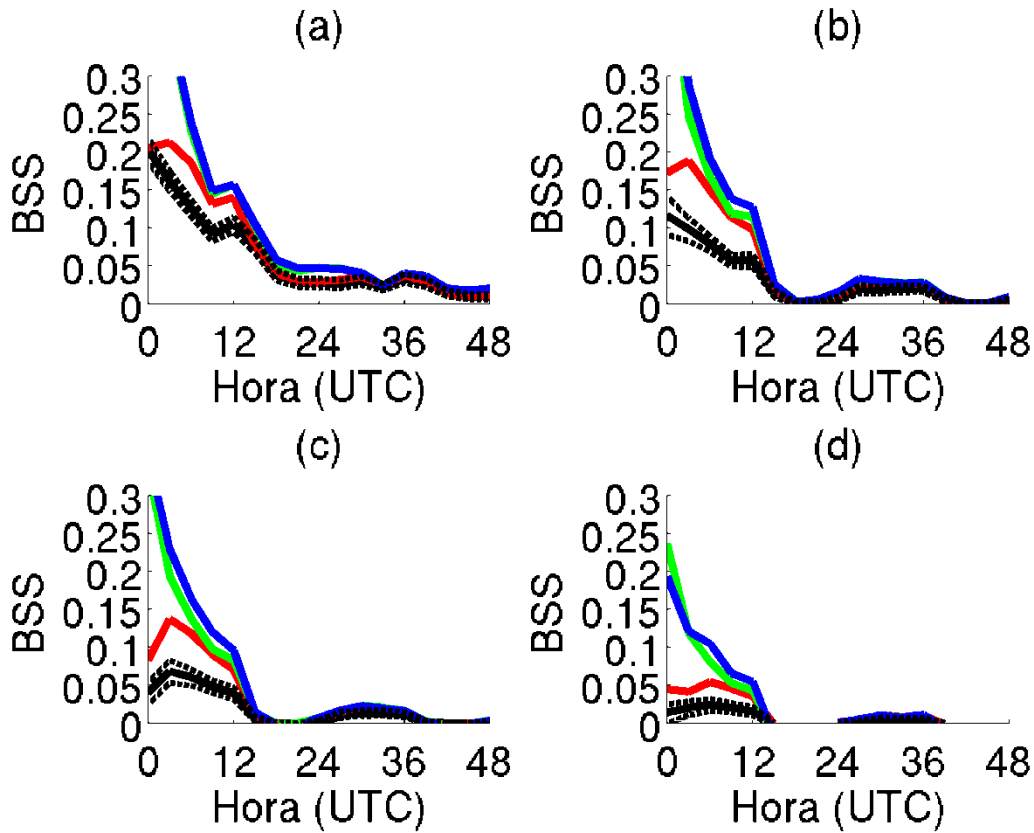
887 **Figura 5: BSS como función del plazo de pronóstico, para los umbrales de (a) 5 km,**
 888 **(b) 1 km, (c) 0.4 km y (d) 0.1 km, para el pronóstico probabilístico de visibilidad**
 889 **generado en el experimento RL_RF_1P (línea negra), RL_RF_2P (línea roja),**
 890 **RL_RF_3P (línea verde) y RL_RF_4P (línea azul). Las líneas negras punteadas**
 891 **indican los límites de confianza del BSS para el pronóstico correspondiente al**
 892 **experimento RL_RF_1P.**

893

894

895

896



897

898 **Figura 6:** Como en la Figura 5, pero para el pronóstico probabilístico generado en los
899 experimentos RL_O_1P (línea negra), RL_O_2P (línea roja), RL_O_3P (línea verde)
900 y RL_O_4P (línea azul).

901

902

903

904

905

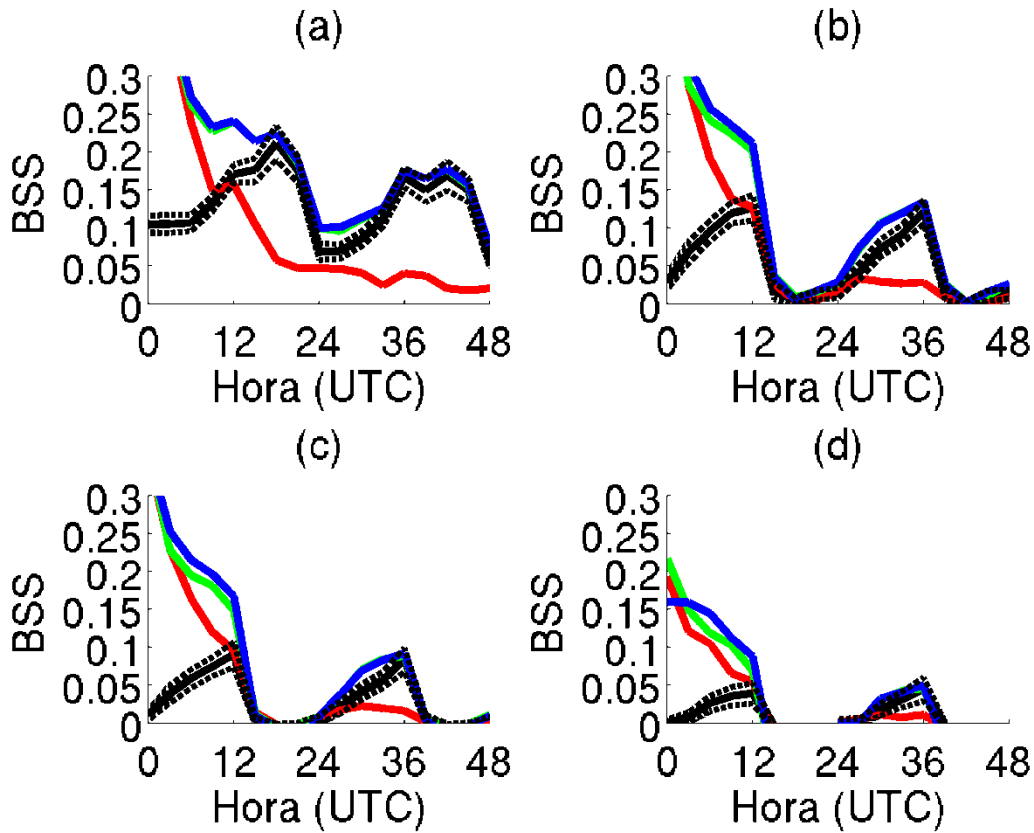
906

907

908

909

910



911

912 **Figura 7: Como en la Figura 5, pero para los experimentos RL_PR_4P (línea negra),**
 913 **RL_O_4P (línea roja), RL_OPR_6P (línea verde) y RL_OPR_8P (línea azul). Las**
 914 **líneas negras punteadas indican los intervalos de confianza del BSS correspondiente al**
 915 **experimento RL_PR_4P.**

916

917

918

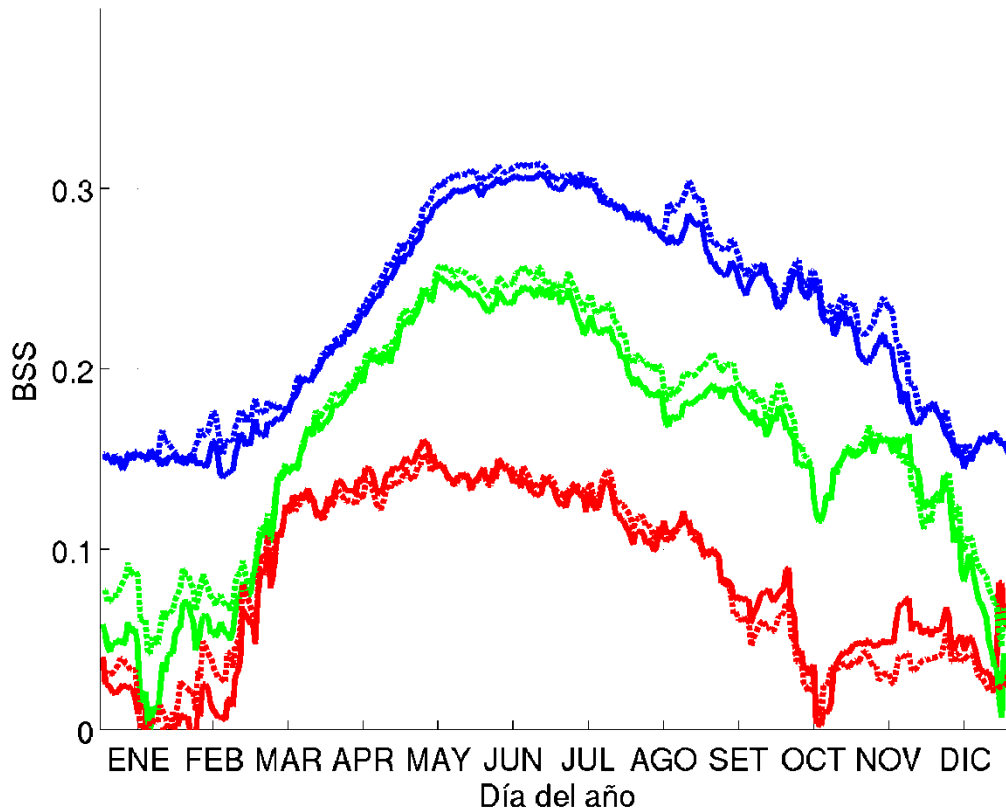
919

920

921

922

923



924

925 **Figura 8: BSS máximo entre los plazos de 6 y 48 horas, como función del día del año**
926 **para los experimentos RL_OPR_8P (línea continua) y RLE_OPR_8P (línea**
927 **discontinua) y para los umbrales de 0.4 (línea roja), 1.0 (línea verde) y 5 km (línea**
928 **azul).**

929

930

931

932

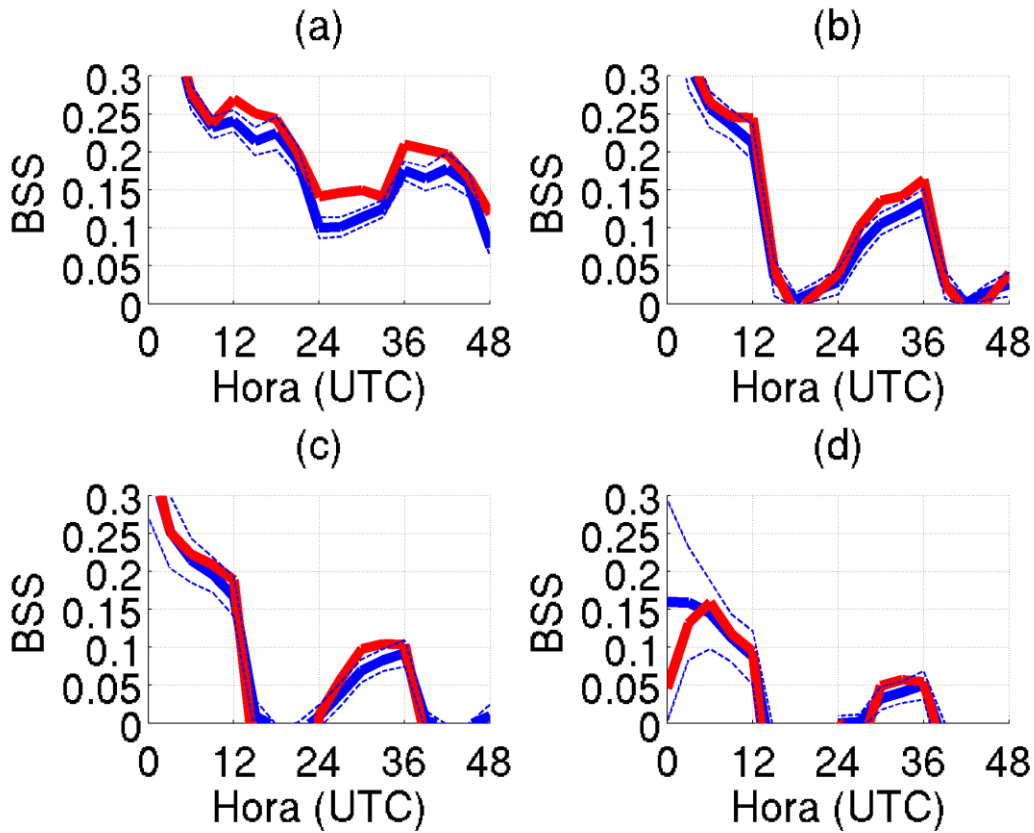
933

934

935

936

937



938

939 **Figura 9: Como en la Figura 5, pero para los experimentos RL_OPR_8P (línea azul) y**
940 **RLE_OPR_8P (línea roja). Las líneas punteadas azules indican los umbrales de**
941 **significancia.**

942

943

944

945

946

947

948

949

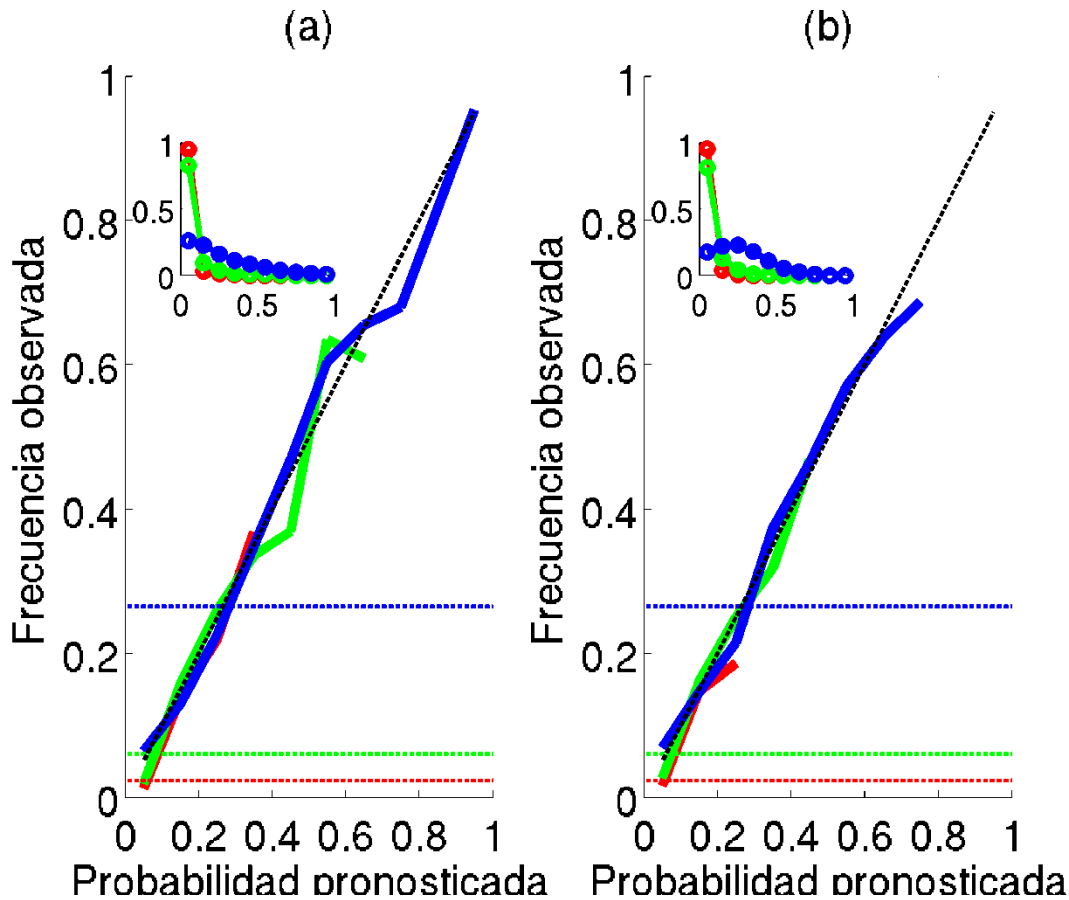
950

951

952

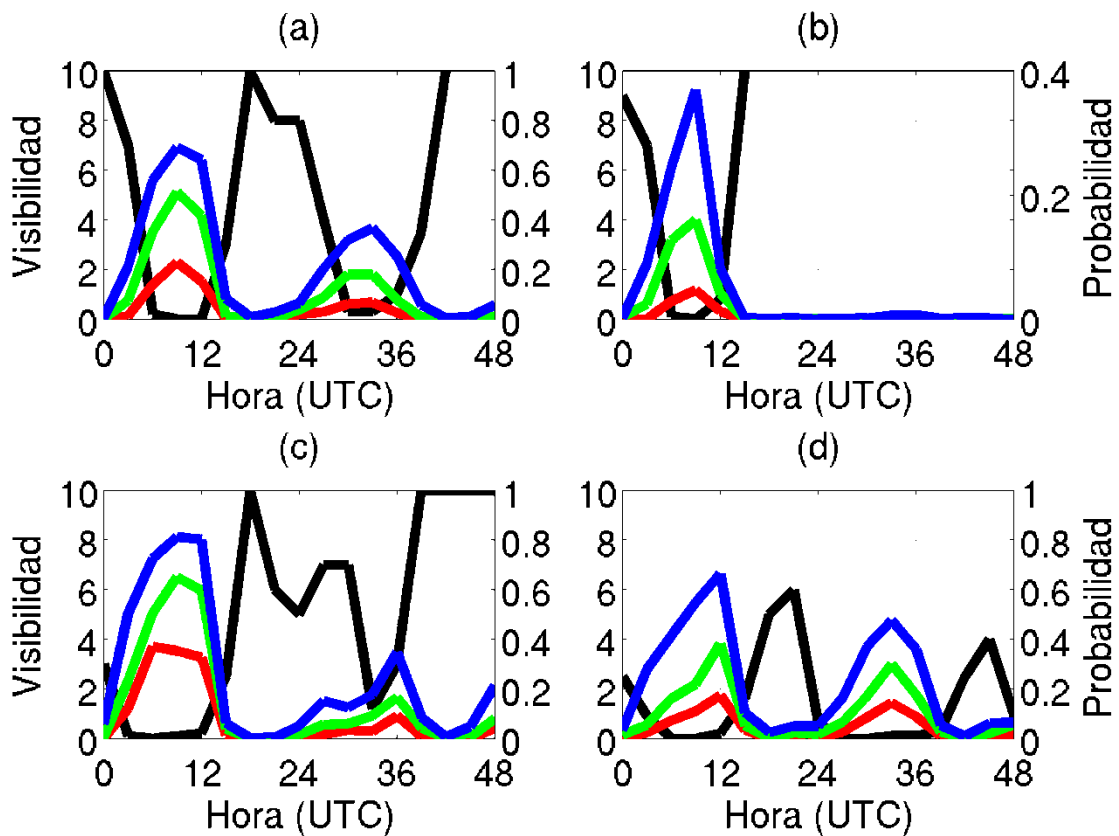
953

954



955
956
957
958
959
960
961
962
963
964
965
966
967

Figura 10: Diagramas de confiabilidad para los pronósticos probabilísticos de visibilidad a un plazo de (a) 9 horas y (b) 33 horas para los umbrales de 0.1 km (línea roja), 0.4 km (línea verde) y 5 km (línea azul). La línea negra punteada indica la curva correspondiente a una confiabilidad perfecta y las líneas punteadas de colores indican el valor correspondiente a la probabilidad climatológica de cada umbral. Los ejes en la esquina superior izquierda del gráfico muestran la frecuencia de ocurrencia de los pronósticos en función de la probabilidad pronosticada.



968

969 **Figura 11: Visibilidad mínima observada en períodos de 3 horas (línea negra) y**
 970 **probabilidad de visibilidad reducida pronosticada en base al experimento**
 971 **RLE_OPR_8P para los umbrales de 1 km (línea azul), 0.4 km (línea verde) y 0.1 km**
 972 **(línea roja) para los pronósticos inicializados a las 00 UTC de los días (a) 25 de julio**
 973 **de 2008, (b) 31 de octubre de 2004, (c) 24 de julio de 1996 y (d) 14 de junio de 1998.**

974

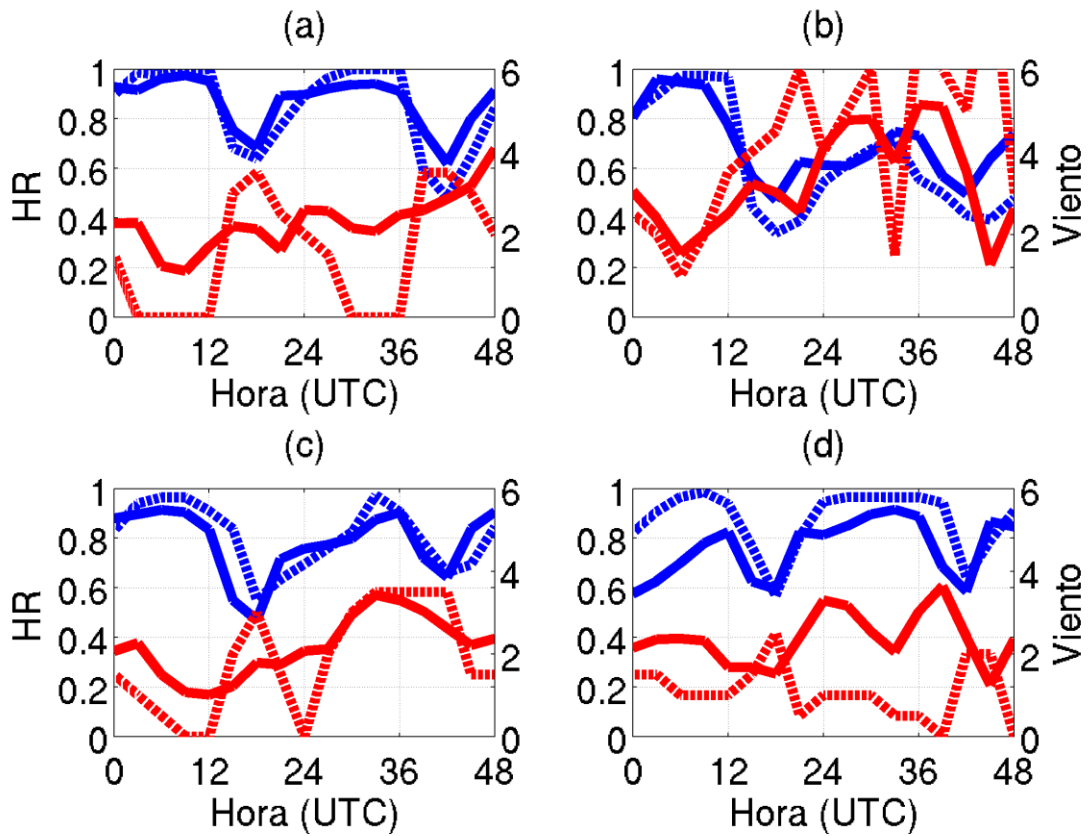
975

976

977

978

Artículo en edición



979

980

Figura 12: Valores pronosticados (línea continua) y observados (línea a trazos) para

981

V10M (línea roja) y HR2M (línea azul) para los pronósticos inicializados a las 00 UTC

982

de los días (a) 25 de julio de 2008, (b) 31 de octubre de 2004, (c) 24 de julio de 1996 y

983

(d) 14 de junio de 1998.

984

985