

Trabajo Fin de Grado

Grado en Ingeniería Aeroespacial

Verificación operativa del modelo HRES/ECMWF para la variable viento en los aeropuertos competencia del GPV de AEMET de Sevilla

Autor: Jesús Javier Martínez Nieto

Tutor: Manuel Toscano Jiménez

Tutor: Juan de Dios del Pino Corredera

Dpto. Física Aplicada III
Escuela Técnica Superior de Ingeniería

Sevilla, 2019



Trabajo Fin de Grado
Grado en Ingeniería Aeroespacial

Verificación operativa del modelo HRES/ECMWF para la variable viento en los aeropuertos competencia del GPV de AEMET de Sevilla

Autor:

Jesús Javier Martínez Nieto

Tutores:

Manuel Toscano Jiménez

Profesor titular

Juan de Dios del Pino Corredera

Jefe del Grupo de Predicción y Vigilancia de Sevilla

Dpto. de Física Aplicada III
Escuela Técnica Superior de Ingeniería
Universidad de Sevilla
Sevilla, 2019

Trabajo Fin de Grado: Verificación operativa del modelo HRES/ECMWF para la variable viento en los
aeropuertos competencia del GPV de AEMET de Sevilla

Autor: Jesús Javier Martínez Nieto

Tutores: Manuel Toscano Jiménez
Juan de Dios del Pino Corredera

El tribunal nombrado para juzgar el Proyecto arriba indicado, compuesto por los siguientes miembros:

Presidente:

Vocales:

Secretario:

Acuerdan otorgarle la calificación de:

Sevilla, 2019

El Secretario del Tribunal

A mis abuelos

Agradecimientos

Dedico este trabajo a mis padres, por brindarme la oportunidad de realizar mis estudios de Grado. Gracias por vuestros consejos, paciencia y confianza que despositaron en mí aún cuando todo parecía perdido.

A la Escuela Técnica Superior de Ingeniería de Sevilla y a todo el valor humano que la conforma, principalmente a mis profesores, gracias por los conocimientos adquiridos, tanto técnicos como vitales.

A D. Manuel Toscano Jiménez por adentrarme en el maravilloso mundo de la Meteorología y por brindarme la oportunidad de realizar el periodo de prácticas curriculares del que parte este trabajo.

A D. Juan de Dios del Pino Corredera por dedicarme su tiempo, siempre atento y paciente conmigo.

A mis compañeros de universidad, nuestra unión ha hecho más llevaderos los malos momentos y más amenos los buenos. Las vivencias compartidas no tienen precio.

A mi familia y amigos, por sus ánimos constantes y confianza que han depositado en mí. Espero no haberos defraudado.

Gracias a todos por todo.

Jesús Javier Martínez Nieto

Sevilla, 2019

Los modelos numéricos de predicción meteorológica son la principal fuente de información para los pronósticos meteorológicos. Por lo tanto es interesante conocer el comportamiento de dichos modelos con el fin de mejorar su precisión. El objetivo de este estudio será detectar los aciertos y anomalías de un modelo numérico en cuanto a la predicción del viento en los aeropuertos del sur del territorio español a lo largo de todo el año 2018.

Abstract

Numerical weather forecast models are the main source of information for weather forecasts. Therefore it is interesting to know the behavior of these models in order to improve their accuracy. The objective of this study will be to detect the successes and anomalies of a numerical model in terms of wind prediction in the airports of the south of Spain throughout the year 2018.

Agradecimientos	ix
Resumen	xi
Abstract	xiii
Índice	xv
Índice de Tablas	xvii
Índice de Figuras	xxi
Índice de Abreviaturas	xxiii
1 Introducción	1
2 Estudios Previos	3
2.1. <i>Variable Viento en Aeropuertos</i>	3
2.2. <i>Viento en el Sur de la Península Ibérica.</i>	4
2.3. <i>Servicios Meteorológicos para la Navegación Aérea.</i>	6
2.3.1 Informe METAR.	7
2.3.2 Informe TAF.	7
2.3.3 Grupo de Predicción y Vigilancia (GPV) de Sevilla.	8
2.4. <i>Modelos de Predicción Numérica.</i>	9
2.4.1 Evolución de la Predicción a Través de Modelos Numéricos.	9
2.4.2 Principios Generales de los Modelos Numéricos de Predicción.	11
2.4.3 Tipos de Modelos Numéricos.	14
2.5. <i>Resumen Climatológico año 2018.</i>	15
3 Metodología	19
3.1. <i>Obtención de Datos.</i>	19
3.1.1 Observación.	20
3.1.2 Predicción.	20
3.2. <i>Análisis de Datos.</i>	20
4 Verificación Operativa. Análisis de Datos.	23
4.1. <i>Verificación zonal.</i>	23
4.2. <i>Verificación Aeropuerto de Melilla (GEML).</i>	26
4.3. <i>Verificación Aeropuerto de Almería (LEAM).</i>	30
4.4. <i>Verificación Aeropuerto de Córdoba (LEBA).</i>	34
4.5. <i>Verificación Aeropuerto de Badajoz (LEBZ).</i>	37
4.6. <i>Verificación Base El Copero (LEEC).</i>	41
4.7. <i>Verificación Base Aérea de Armilla (LEGA).</i>	44
4.8. <i>Verificación Aeropuerto de Granada (LEGR).</i>	48

4.9. Verificación Aeropuerto de Jerez de la Frontera (LEJR).	51
4.10. Verificación Aeropuerto de Murcia/San Javier (LELC).	55
4.11. Verificación Aeropuerto de Málaga (LEMG).	59
4.12. Verificación Base Aérea de Morón de la Frontera (LEMO).	63
4.13. Verificación Base Aérea de Alcantarilla (LERI).	66
4.14. Verificación Base Aeronaval de Rota (LERT).	70
4.15. Verificación Aeropuerto de Sevilla (LEZL).	73
5 Conclusiones y Trabajos Futuros	79
5.1. Modelo HRES/ECMWF. Visión General.	79
5.2. Modelo HRES/ECMWF en el Aeropuerto de Melilla (GEML).	79
5.3. Modelo HRES/ECMWF en el Aeropuerto de Almería (LEAM).	80
5.4. Modelo HRES/ECMWF en el Aeropuerto de Córdoba (LEBA).	80
5.5. Modelo HRES/ECMWF en el Aeropuerto de Badajoz (LEBZ).	81
5.6. Modelo HRES/ECMWF en la Base El Coper (LEEC).	81
5.7. Modelo HRES/ECMWF en la Base Aérea de Armilla (LEGA).	82
5.8. Modelo HRES/ECMWF en el Aeropuerto de Granada (LEGR).	82
5.9. Modelo HRES/ECMWF en el Aeropuerto de Jerez de la Frontera (LEJR).	83
5.10. Modelo HRES/ECMWF en el Aeropuerto de Murcia/San Javier (LELC).	83
5.11. Modelo HRES/ECMWF en el Aeropuerto de Málaga (LEMG).	84
5.12. Modelo HRES/ECMWF en Base Aérea de Morón de la Frontera (LEMO).	84
5.13. Modelo HRES/ECMWF en la Base Aérea de Alcantarilla (LERI).	85
5.14. Modelo HRES/ECMWF en la Base Aeronaval de Rota (LERT).	85
5.15. Modelo HRES/ECMWF en el Aeropuerto de Sevilla (LEZL).	86
5.16. Trabajos Futuros.	86
6 Bibliografía	87
7 Anexos	89
9.1. Anexo A.	89
9.2. Anexo B.	91
9.3. Anexo C.	95
9.4. Anexo D.	97
9.4.1 Modulo 1.	97
9.4.2 Modulo 2.	108

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 4-1 Tabla Contingencia. Umbral 5 KT.....	23
Tabla 4-2 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas. Umbral 5 KT.....	23
Tabla 4-3 Tabla Contingencia. Umbral 10 KT.....	23
Tabla 4-4 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas. Umbral 10 KT.	24
Tabla 4-5 Tabla Contingencia. Umbral 15 KT.....	24
Tabla 4-6 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas. Umbral 15 KT.	24
Tabla 4-7 Error Cuadrático Medio (ECM), Error Absoluto Medio (EAM), Error Medio (EM) y Número de Datos Verificados.	24
Tabla 4-8 Rumbo Observado Frente a Rumbo Previsto (datos en tanto por ciento).	25
Tabla 4-9 Errores según Rumbo Previsto.	25
Tabla 4-10 Tabla Contingencia GEML. Umbral 5 KT.....	27
Tabla 4-11 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas GEML. Umbral 5 KT.	27
Tabla 4-12 Tabla Contingencia GEML. Umbral 10 KT.	27
Tabla 4-13 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas GEML. Umbral 10 KT.	27
Tabla 4-14 Tabla Contingencia GEML. Umbral 15 KT.	27
Tabla 4-15 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas GEML. Umbral 15 KT.	28
Tabla 4-16 Error Cuadrático Medio (ECM), Error Absoluto Medio (EAM), Error Medio (EM) y Número de Datos Verificados GEML.	28
Tabla 4-17 Rumbo Observado Frente a Rumbo Previsto GEML (datos en tanto por ciento).	28
Tabla 4-18 Errores según Rumbo Previsto GEML.	29
Tabla 4-19 Tabla Contingencia LEAM. Umbral 5 KT.....	30
Tabla 4-20 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas LEAM. Umbral 5 KT.	30
Tabla 4-21 Tabla Contingencia LEAM. Umbral 10 KT.	31
Tabla 4-22 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas LEAM. Umbral 10 KT.	31
Tabla 4-23 Tabla Contingencia LEAM. Umbral 15 KT.	31
Tabla 4-24 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas LEAM. Umbral 15 KT.	31
Tabla 4-25 Error Cuadrático Medio (ECM), Error Absoluto Medio (EAM), Error Medio (EM) y Número de Datos Verificados LEAM.	32
Tabla 4-26 Rumbo Observado frente a Rumbo Previsto LEAM (datos en tanto por ciento).	32
Tabla 4-27 Errores según Rumbo Previsto LEAM.	33
Tabla 4-28 Tabla Contingencia LEBA. Umbral 5 KT.	34
Tabla 4-29 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas LEBA. Umbral 5 KT.	34
Tabla 4-30 Tabla Contingencia LEBA. Umbral 10 KT.	35
Tabla 4-31 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas LEBA. Umbral 10 KT.	35
Tabla 4-32 Tabla Contingencia LEBA. Umbral 15 KT.	35

Tabla 4-33 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas LEBA. Umbral 15 KT.....	35
Tabla 4-34 Error Cuadrático Medio (ECM), Error Absoluto Medio (EAM), Error Medio (EM) y Número de Datos Verificados LEBA.....	35
Tabla 4-35 Rumbo Observado frente a Rumbo Previsto LEBA.	36
Tabla 4-36 Errores según Rumbo Previsto LEBA.	36
Tabla 4-37 Tabla Contingencia LEBZ. Umbral 5 KT.....	38
Tabla 4-38 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas LEBZ. Umbral 5 KT.	38
Tabla 4-39 Tabla Contingencia LEBZ. Umbral 10 KT.....	38
Tabla 4-40 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas LEBZ. Umbral 10 KT.	38
Tabla 4-41 Tabla Contingencia LEBZ. Umbral 15 KT.....	38
Tabla 4-42 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas LEBZ. Umbral 15 KT.	38
Tabla 4-43 Error Cuadrático Medio (ECM), Error Absoluto Medio (EAM), Error Medio (EM) y Número de Datos Verificados LEBZ.	39
Tabla 4-44 Rumbo Observado frente a Rumbo Previsto LEBZ.....	39
Tabla 4-45 Errores según Rumbo Previsto LEBZ.....	40
Tabla 4-46 Tabla Contingencia LEEC. Umbral 5 KT.....	41
Tabla 4-47 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas LEEC. Umbral 5 KT.	41
Tabla 4-48 Tabla Contingencia LEEC. Umbral 10 KT.....	42
Tabla 4-49 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas LEEC. Umbral 10 KT.	42
Tabla 4-50 Tabla Contingencia LEEC. Umbral 15 KT.....	42
Tabla 4-51 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas LEEC. Umbral 15 KT.	42
Tabla 4-52 Error Cuadrático Medio (ECM), Error Absoluto Medio (EAM), Error Medio (EM) y Número de Datos Verificados LEEC.	42
Tabla 4-53 Rumbo Observado frente a Rumbo Previsto LEEC.....	43
Tabla 4-54 Errores según Rumbo Previsto LEEC.....	43
Tabla 4-55 Tabla Contingencia LEGA. Umbral 5 KT.....	45
Tabla 4-56 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas LEGA. Umbral 5 KT.....	45
Tabla 4-57 Tabla Contingencia LEGA. Umbral 10 KT.....	45
Tabla 4-58 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas LEGA. Umbral 10 KT.....	45
Tabla 4-59 Tabla Contingencia LEGA. Umbral 15 KT.....	45
Tabla 4-60 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas LEGA. Umbral 15 KT.....	46
Tabla 4-61 Error Cuadrático Medio (ECM), Error Absoluto Medio (EAM), Error Medio (EM) y Número de Datos Verificados LEGA.	46
Tabla 4-62 Rumbo Observado frente a Rumbo Previsto LEGA.	46
Tabla 4-63 Errores según Rumbo Previsto LEGA.	47
Tabla 4-64 Tabla Contingencia LEGR. Umbral 5 KT.....	48
Tabla 4-65 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas LEGR. Umbral 5 KT.....	48
Tabla 4-66 Tabla Contingencia LEGR. Umbral 10 KT.....	49
Tabla 4-67 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas LEGR. Umbral 10 KT.....	49
Tabla 4-68 Tabla Contingencia LEGR. Umbral 15 KT.....	49

Tabla 4-69 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas LEGR. Umbral 15 KT.	49
Tabla 4-70 Error Cuadrático Medio (ECM), Error Absoluto Medio (EAM), Error Medio (EM) y Número de Datos Verificados LEGR.	49
Tabla 4-71 Rumbo Observado frente a Rumbo Previsto LEGR.	50
Tabla 4-72 Errores según Rumbo Previsto LEGR.	50
Tabla 4-73 Tabla Contingencia LEJR. Umbral 5 KT.	52
Tabla 4-74 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas LEJR. Umbral 5 KT.	52
Tabla 4-75 Tabla Contingencia LEJR. Umbral 10 KT.	52
Tabla 4-76 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas LEJR. Umbral 10 KT.	52
Tabla 4-77 Tabla Contingencia LEJR. Umbral 15 KT.	52
Tabla 4-78 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas LEJR. Umbral 15 KT.	53
Tabla 4-79 Error Cuadrático Medio (ECM), Error Absoluto Medio (EAM), Error Medio (EM) y Número de Datos Verificados LEJR.	53
Tabla 4-80 Rumbo Observado frente a Rumbo Previsto LEJR.	54
Tabla 4-81 Errores según Rumbo Previsto LEJR.	54
Tabla 4-82 Contingencia LELC. Umbral 5 KT.	56
Tabla 4-83 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas LELC. Umbral 5 KT.	56
Tabla 4-84 Contingencia LELC. Umbral 10 KT.	56
Tabla 4-85 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas LELC. Umbral 10 KT.	56
Tabla 4-86 Contingencia LELC. Umbral 15 KT.	56
Tabla 4-87 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas LELC. Umbral 15 KT.	57
Tabla 4-88 Error Cuadrático Medio (ECM), Error Absoluto Medio (EAM), Error Medio (EM) y Número de Datos Verificados LEJR.	57
Tabla 4-89 Rumbo Observado frente a Rumbo Previsto LELC.	58
Tabla 4-90 Errores según Rumbo Previsto LELC.	58
Tabla 4-91 Tabla Contingencia LEMG. Umbral 5 KT.	60
Tabla 4-92 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas LEMG. Umbral 5 KT.	60
Tabla 4-93 Tabla Contingencia LEMG. Umbral 10 KT.	60
Tabla 4-94 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas LEMG. Umbral 10 KT.	60
Tabla 4-95 Tabla Contingencia LEMG. Umbral 15 KT.	60
Tabla 4-96 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas LEMG. Umbral 15 KT.	61
Tabla 4-97 Error Cuadrático Medio (ECM), Error Absoluto Medio (EAM), Error Medio (EM) y Número de Datos Verificados LEMG.	61
Tabla 4-98 Rumbo Observado frente a Rumbo Previsto LEMG.	61
Tabla 4-99 Errores según Rumbo Previsto LEMG.	62
Tabla 4-100 Tabla Contingencia LEMO. Umbral 5 KT.	63
Tabla 4-101 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas LEMO. Umbral 5 KT.	63
Tabla 4-102 Tabla Contingencia LEMO. Umbral 10 KT.	64
Tabla 4-103 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas LEMO. Umbral 10 KT.	64
Tabla 4-104 Tabla Contingencia LEMO. Umbral 15 KT.	64

Tabla 4-105 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas LEMO. Umbral 15 KT.....	64
Tabla 4-106 Error Cuadrático Medio (ECM), Error Absoluto Medio (EAM), Error Medio (EM) y Número de Datos Verificados LEMO.....	64
Tabla 4-107 Rumbo Observado frente a Rumbo Previsto LEMO.	65
Tabla 4-108 Errores según Rumbo Previsto LEMO.	65
Tabla 4-109 Tabla Contingencia LERI. Umbral 5 KT.....	67
Tabla 4-110 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas LERI. Umbral 5 KT.....	67
Tabla 4-111 Tabla Contingencia LERI. Umbral 10 KT.....	67
Tabla 4-112 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas LERI. Umbral 10 KT.	67
Tabla 4-113 Tabla Contingencia LERI. Umbral 15 KT.....	67
Tabla 4-114 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas LERI. Umbral 15 KT.	68
Tabla 4-115 Error Cuadrático Medio (ECM), Error Absoluto Medio (EAM), Error Medio (EM) y Número de Datos Verificados LERI.	68
Tabla 4-116 Rumbo Observado frente a Rumbo Previsto LERI.....	68
Tabla 4-117 Errores según Rumbo Previsto LERI.	69
Tabla 4-118 Tabla Contingencia LERT. Umbral 5 KT.....	70
Tabla 4-119 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas LERT. Umbral 5 KT.	70
Tabla 4-120 Tabla Contingencia LERT. Umbral 10 KT.	71
Tabla 4-121 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas LERT. Umbral 10 KT.	71
Tabla 4-122 Tabla Contingencia LERT. Umbral 15 KT.	71
Tabla 4-123 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas LERT. Umbral 15 KT.	71
Tabla 4-124 Error Cuadrático Medio (ECM), Error Absoluto Medio (EAM), Error Medio (EM) y Número de Datos Verificados LERT.	71
Tabla 4-125 Rumbo Observado frente a Rumbo Previsto LERT.....	72
Tabla 4-126 Errores según Rumbo Previsto LERT.....	72
Tabla 4-127 Tabla Contingencia LEZL. Umbral 5 KT.....	74
Tabla 4-128 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas LEZL. Umbral 5 KT.....	74
Tabla 4-129 Tabla Contingencia LEZL. Umbral 10 KT.....	74
Tabla 4-130 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas LEZL. Umbral 10 KT.....	74
Tabla 4-131 Tabla Contingencia LEZL. Umbral 15 KT.....	74
Tabla 4-132 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas LEZL. Umbral 15 KT.....	75
Tabla 4-133 Error Cuadrático Medio (ECM), Error Absoluto Medio (EAM), Error Medio (EM) y Número de Datos Verificados LEZL.	75
Tabla 4-134 Rumbo Observado frente a Rumbo Previsto LEZL.	75
Tabla 4-135 Errores según Rumbo Previsto LEZL.	76

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 2-1. Esquema del viento en la pista de un aeropuerto [5].	4
Figura 2-2 Masas de aire que afectan a la Europa Occidental y Central [20]	4
Figura 2-3 Mapa de masas de aire que afectan a la Europa Occidental y Central [20]	4
Figura 2-4 Regímenes de viento en el Estrecho de Gibraltar [9].	5
Figura 2-5 Mapa OMPAs España [2].	9
Figura 2-6 Ejemplo de anidamiento telescópico [13].	13
Figura 2-7 Distribución de las observaciones meteorológicas (puntos amarillos) [13].	14
Figura 2-8 Modos de asimilación de datos meteorológicos para modelos de predicción [13].	14
Figura 2-9 Mapa temperaturas 2018 respecto al valor medio anual [4].	16
Figura 2-10 Mapa precipitaciones 2018 respecto al valor medio anual [4].	17
Figura 2-11 Índice NAO mensual año 2018 [11]. Elaboración propia.	18
Figura 4-1 Distribución Horaria General de Errores.	26
Figura 4-2 Distribución Mensual General de Errores.	26
Figura 4-3 Distribución Horaria de Errores GEML.	29
Figura 4-4 Distribución Mensual de Errores GEML.	30
Figura 4-5 Distribución Horaria de Errores LEAM.	33
Figura 4-6 Distribución Mensual de Errores LEAM.	34
Figura 4-7 Distribución Horaria de Errores LEBA.	37
Figura 4-8 Distribución Mensual de Errores LEBA.	37
Figura 4-9 Distribución Horaria de Errores LEBZ.	40
Figura 4-10 Distribución Mensual de Errores LEBZ.	41
Figura 4-11 Distribución Horaria de Errores LEEC.	44
Figura 4-12 Distribución Mensual de Errores LEEC.	44
Figura 4-13 Distribución Horaria de Errores LEGA.	47
Figura 4-14 Distribución Mensual de Errores LEGA.	48
Figura 4-15 Distribución Horaria de Errores LEGR.	51
Figura 4-16 Distribución Mensual de Errores LEGR.	51
Figura 4-17 Distribución Horaria de Errores LEJR.	55
Figura 4-18 Distribución Mensual de Errores LEJR.	55
Figura 4-19 Distribución Horaria de Errores LELC.	59
Figura 4-20 Distribución Mensual de Errores LELC.	59
Figura 4-21 Distribución Horaria de Errores LEMG.	62
Figura 4-22 Distribución Mensual de Errores LEMG.	63
Figura 4-23 Distribución Horaria de Errores LEMO.	66

Figura 4-24 Distribución Mensual de Errores LEMO..... 66

Figura 4-25 Distribución Horaria de Errores LERI. 69

Figura 4-26 Distribución Mensual de Errores LERI. 70

Figura 4-27 Distribución Horaria de Errores LERT. 73

Figura 4-28 Distribución Mensual de Errores LERT. 73

Figura 4-29 Distribución Horaria de Errores LEZL. 76

Figura 4-30 Distribución Mensual de Errores LEZL. 77

ÍNDICE DE ABREVIATURAS

AEMET: Agencia Estatal de Meteorología.

AMA: Autoservicio Meteorológico Aeronáutico.

CSI: Índice de Aciertos Críticos.

E: Este.

EAM: Error Absoluto Medio.

ECM: Error Cuadrático Medio.

ECMWF: Centro Europeo para Pronósticos a Medio Plazo.

EM: Error Medio.

GPV: Grupo de Predicción y Vigilancia.

HRES: modelo numérico de predicción del ECMWF de Alta Resolución.

KT: Nudos.

METAR: Informe Meteorológico de Aeródromo.

N: Norte.

NAO: Oscilación del Atlántico Norte.

NE: Noreste.

NN: suceso No previsto y No observado.

NO: Noroeste.

NS: suceso No previsto y Sí observado.

O: Oeste.

OACI: Organización de Aviación Civil Internacional.

OMA: Oficina Meteorológica Aeronáutica.

OMPA: Oficina Meteorológica Principal Aeronáutica.

PD: Porcentaje de Detección.

PFA: Porcentaje de Falsas Alarmas.

S: Sur.

SE: Sureste.

SN: suceso Sí previsto y No observado.

SO: Suroeste.

SPECI: Selección Especial del Informe Meteorológico para la Aviación.

SS: suceso Sí previsto y Sí observado.

SSDM: Sistema Servidor de Datos Meteorológicos.

TAF: Pronóstico (Meteorológico) de Aeródromo.

1 INTRODUCCIÓN

El presente trabajo nace a raíz de la colaboración entre la Universidad de Sevilla y la Agencia Estatal de Meteorología para la realización en dicha agencia de prácticas curriculares; y como continuación y ampliación de otros trabajos realizados con anterioridad [7] [15].

Se verificará el comportamiento del modelo numérico determinista de predicción meteorológica de Alta Resolución (HRES) del Centro Europeo para Pronósticos Meteorológicos a Medio Plazo (sus siglas en inglés, ECMWF) en cuanto a la predicción de la variable viento en los aeropuertos del sur de la Península Ibérica y Melilla durante todo el año 2018. El pronóstico meteorológico en dichos aeropuertos se realiza desde el Grupo de Predicción y Vigilancia (sus siglas, GPV) de Sevilla, departamento en el cual se han realizado las prácticas curriculares.

Aunque el grueso del trabajo sea la verificación operativa, es decir, la comparación de la predicción y la observación; también se ha realizado un trabajo previo de investigación bibliográfica con el fin de ponerse en situación, enriquecer las conclusiones a las que se lleguen y confirmar que la variable que se va a analizar es la de mayor importancia en la operatividad diaria de un aeropuerto.

La verificación operativa consistirá en la obtención de los datos de predicción extraídos directamente del modelo, la obtención de los datos de observación meteorológica en los aeropuertos extraídos de los informes METAR y su posterior tratamiento y análisis, diferenciando módulo y sentido (o rumbo) del viento.

Se marcan como objetivos iniciales atender a las sugerencias de los trabajos anteriores que proponían aumentar la muestra de datos a tratar (en lo que a volumen de datos se refiere y a número de aeropuertos tratados) y a partir de ello obtener unas conclusiones más sólidas que sirvan de ayuda a los compañeros del GPV en su trabajo diario.

2 ESTUDIOS PREVIOS

La atmósfera es una gran masa de fluidos sometida a fuerzas netas que originan desequilibrios, los cuales conocemos como vientos. A su vez, la atmósfera también se trata de un sistema termodinámico cuyas partes son calentadas por el sol de forma desigual, provocando diferencia de densidades que implican diferencias de presión y por lo tanto vientos.

El viento por lo tanto puede explicarse a partir del campo de presiones o más concretamente del gradiente del campo de presiones, pues se trata de una magnitud vectorial. Su intensidad suele medirse en m/s, km/h o kt y su dirección es la de su procedencia indicada en grados respecto del norte geográfico y en sentido horario.

También, las corrientes de viento pueden tener carácter global o planetario, continental o local.

2.1. Variable Viento en Aeropuertos

La velocidad relativa del aire sobre las alas de una aeronave es el elemento principal que definirá el valor de la sustentación de la misma. Por lo tanto el viento es vital para el vuelo de una aeronave y lo es si cabe más importante en las maniobras a bajas velocidades: despegues y aterrizajes. En estos casos, para garantizar la sustentación es necesario ayudarse de la componente frontal (respecto del morro de la aeronave) del viento, a la que llamamos viento de cara. Es decir, a mayor intensidad del viento de cara se podrán acometer estas maniobras en un aeropuerto a menor velocidad absoluta y se necesitará menos distancia de la pista, lo que se traduce en mayor seguridad. Por lo que todo viento que no sea de cara, los conocidos como vientos de costado y de cola suponen un peligro cuando su intensidad supera unos valores umbral.

La pista es la parte más importante de un aeropuerto pues es el único lugar de transición tierra-aire o aire-tierra y su principal condicionante en cuanto a su orientación es el viento. Así lo expresa el Manual de Diseño de Aeródromos [17]:

- El número y orientación de pistas deberán ser tales que se garantice un coeficiente de utilización (porcentaje del tiempo en el que es posible realizar las maniobras de despegue y aterrizaje) del 95%. Al aplicar dicho coeficiente es necesario saber que en circunstancias normales impide el aterrizaje o despegue una componente transversal del viento (viento de costado) que exceda:
 - o 20 kt para aviones cuya longitud de campo de referencia (longitud mínima necesaria para el despegue con el peso máximo homologado, al nivel del mar, sin viento y con pendiente de pista cero [8]) es de 1500 m.
 - o 13 kt para aviones cuya longitud de campo de referencia se encuentra entre 1200 m y 1500 m.
 - o 10 kt para aviones cuya longitud de campo de referencia es inferior a 1200 m.
- El cálculo del coeficiente de utilización debe basarse en estadísticas confiables de la distribución del viento en un periodo largo de tiempo (nunca menor a los cinco años), teniendo en cuenta la distancia a la que se encuentra la pista y la estación de donde se hayan extraído las medidas y estudiando la posible influencia del relieve de la zona en el viento. Aunque de todos modos se aconseja iniciar un estudio de los viento en el emplazamiento elegido, lo cual requerirá la instalación de anemómetros.
- También deben estudiarse las combinaciones de vientos con otro tipo de fenómenos meteorológicos que impidan o dificulten las operaciones, como pueden ser las nieblas o brumas que suelen estar ligadas a algún tipo de viento en concreto.

La pista se orientará por tanto en la dirección del viento predominante buscando evitar vientos transversales que supongan un riesgo para las aeronaves.



Figura 2-1. Esquema del viento en la pista de un aeropuerto [5].

Queda demostrado que el viento, aunque no es la única, es la variable meteorológica más importante en la planificación y en la operatividad de la pista de un aeródromo.

2.2. Viento en el Sur de la Península Ibérica.

La Península Ibérica, por su situación geográfica, es una zona de paso de varias masas de aire tanto marítimas (aire polar marítimo, aire ártico marítimo y aire tropical marítimo) como continentales (aire polar continental, aire ártico continental y aire tropical continental). Que movidas por la circulación general provocan el cambio en la presión a lo largo del año en la superficie peninsular.

AIRE	DENOMINACIÓN	ABREVIATURA	ORIGEN	PERÍODO DE APARICIÓN
Ártico	Marítimo frío	mAf	Groenlandia	Todo el año salvo julio y agosto
	Continental frío	cAf	Norte de Rusia	
Polar	Marítimo frío	mPf	Atlántico Norte (50-60° N)	Todo el año
	Continental frío	cPf	Rusia Central	Invierno
	Marítimo cálido	mPc	Atlántico Norte (45-50° N)	Invierno
	Continental cálido	cPc	Sur de Rusia y Balcanes	Verano
Tropical	Marítimo cálido	mTc	Mares subtropicales	Todo el año
	Continental cálido	cTc	Continentes subtropicales	Todo el año

Figura 2-2 Masas de aire que afectan a la Europa Occidental y Central [20]

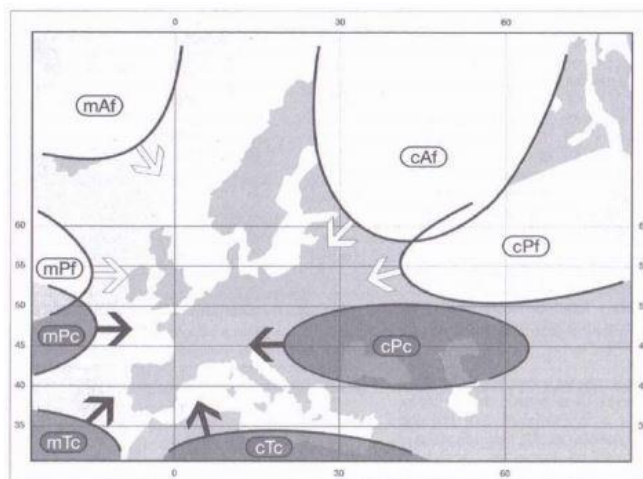


Figura 2-3 Mapa de masas de aire que afectan a la Europa Occidental y Central [20]

Es conveniente conocer la influencia del relieve en los vientos. Una cordillera puede frenar los vientos en su ladera de barlovento, lo que provoca un estancamiento de nubes y lluvia, y secarlos y calentarlos en su ladera de sotavento (efecto föhn). También, un valle puede canalizar y acelerar los vientos que por él transcurren (efecto embudo) [3]. Por otro lado están las brisas, se trata de vientos producidos por efecto orográfico cuya dirección cambia en función del momento del día en que nos encontremos. Las brisas más típicas son las de ladera (durante el día, debido al mayor calentamiento de las laderas respecto al aire circundante se crea una circulación ascendente; y por la noche, debido al mayor enfriamiento de las laderas se crea una circulación descendente) y las brisas de litoral (viento de las regiones costeras que sopla durante el día desde una gran superficie de agua hacia tierra a consecuencia del mayor calentamiento diurno del suelo; por la noche, debido al mayor enfriamiento del suelo, el viento sopla desde las regiones costeras hacia el mar) [3].

Un caso característico que cabe comentar es el régimen de viento en el Estrecho de Gibraltar. En este enclave predominan los vientos de levante (componente principal este) y poniente (componente principal oeste). Esto se debe en gran medida a la orografía del lugar, por el norte se encuentra la cordillera Penibética y al sur los montes del Atlas del norte de África, lo cual genera que el efecto canalizador del viento se potencie mucho más. Obteniéndose un perfil de velocidades creciente que alcanza su máximo en el punto más estrecho [16].

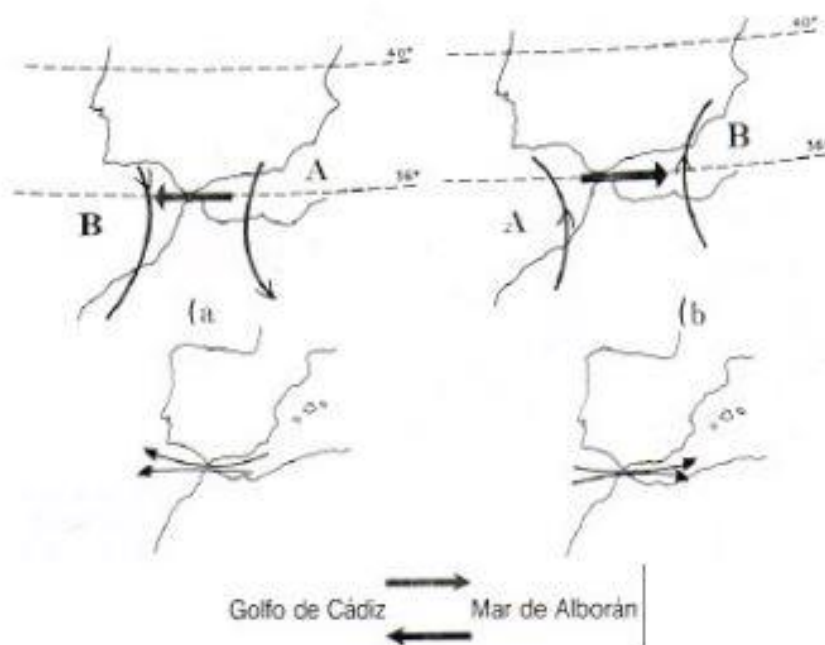


Figura 2-4 Regímenes de viento en el Estrecho de Gibraltar [9].

Otro aspecto a tener en cuenta a la hora de estudiar los vientos en el sur de la Península, es la influencia de la confrontación Atlántico-Mediterráneo. Las aguas superficiales del Mediterráneo generalmente están unos grados más calientes que las del Atlántico, dicha diferencia de temperatura es mayor en los meses cálidos. En los meses en los que el gradiente de temperatura se acentúa, se genera un gradiente de presiones. Originando vientos que soplan de oeste a este [16].

Ahora es el momento de plantear los diferentes escenarios meteorológicos que pudieran afectar al régimen de vientos en el sur de la Península:

- Escenarios anticiclónicos [18]:
 - Autóctono: originado por el establecimiento de un anticiclón en a Península, normalmente debido a las bajas temperaturas invernales. En caso de que las isobaras sean paralelas al eje del Estrecho de Gibraltar, sopla viento de este.
 - Del norte: anticiclón situado al norte peninsular, suele ser potente y extenso. Junto con el escenario anticiclónico del noroeste, dan lugar a vientos del este y suelen predominar en los meses de otoño.

- Del noroeste: similar al anterior, solo que ligeramente desplazado al oeste.
 - Del oeste: se trata de la aparición del anticiclón Atlántico. Junto con el escenario ciclónico del noroeste, dan lugar a vientos del oeste.
 - Del suroeste: suele tratarse del Anticiclón de las Azores, aunque pudiera ser un anticiclón de tipo más local. Este escenario origina vientos del suroeste que suelen ser poco frecuentes.
 - Del sur: Anticiclón Sahariano, suele aparecer en invierno debido al enfriamiento continental. Cuando su centro se desplaza ligeramente hacia el oeste, también genera vientos del oeste.
 - Del este: típico Anticiclón Mediterráneo veraniego. Junto con la situación anticiclónica del noreste, dan lugar a vientos del este y suelen predominar en los meses de verano debido a las bajas térmicas continentales.
 - Del noreste: se trata del Anticiclón Europeo, de potencia similar al escenario anticiclónico del norte. En la época de otoño e invierno, debido al enfriamiento continental, suelen originarse vientos del noreste.
- Escenarios ciclónicos [18]:
- Del norte: puede tratarse de un centro de bajas presiones térmicas durante el verano, de una depresión que recorre la península de oeste a este, o de una depresión situada al sur de las Islas Británicas. Junto con el escenario ciclónico del noroeste, dan lugar a vientos del este.
 - Del noroeste: pudiera tratarse de cualquiera de los sistemas anteriores desplazados al oeste.
 - Del oeste: depresión que se desplaza hacia la península, generalmente acompañada de frentes. Junto con el escenario ciclónico del suroeste, dan lugar a vientos del este, esto ocurre en otoño, invierno y primavera.
 - Del suroeste: suele ser una depresión situada en el Golfo de Cádiz y puede llevar frentes asociados.
 - Del sur: típica baja térmica Sahariana. Cuando las isobaras son paralelas al eje del estrecho, dan lugar a vientos del este. Muy frecuente en verano. Si su centro se desplaza ligeramente al este, se originan vientos del oeste.
 - Del este: depresión Mediterránea, típica de la época invernal. Junto con el escenario ciclónico del noreste, generan vientos del oeste.
 - Del noreste: suele tratarse de la Depresión Mediterránea desplazada al norte.

Por último se repasarán los vientos dominantes reales en la mitad sur de la península y más concretamente en las zonas donde posteriormente realizaremos la verificación operativa. En la zona atlántica predominan los vientos de componente oeste que se canaliza según las cuencas de los ríos Guadiana y Guadalquivir. En la zona mediterránea predominan los vientos de componente este (dando lugar a un claro efecto föhn en Almería). Dichas zonas confluyen en el Estrecho de Gibraltar en donde se alternan vientos del este con vientos del oeste. No se puede olvidar el efecto de las brisas en el litoral del sur peninsular y en los sistemas montañosos [5]; por lo tanto volvemos a la idea principal de que el viento es una composición de la circulación general de las masas de aire y del relieve de la zona.

2.3. Servicios Meteorológicos para la Navegación Aérea.

En este apartado se repasarán los servicios meteorológicos de observación y predicción necesarios para garantizar la seguridad, eficiencia y regularidad de las operaciones en los aeródromos; así como el organismo competente encargado de brindar dichos servicios.

2.3.1 Informe METAR.

El informe METAR (METeorological Aerodrome Report) es el principal producto meteorológico aeronáutico de observación en aeródromos. Dicho informe, de acuerdo a lo dispuesto en el Anexo 3 de OACI, recoge mediciones de diferentes parámetros meteorológicos (velocidad y dirección del viento, visibilidad, alcance visual en pista, nubosidad, fenómenos meteorológicos, temperatura y presión atmosférica). Estas observaciones pudieran haberse tomado automáticamente mediante los diferentes sensores instalados de acuerdo con las especificaciones del Anexo 14 de OACI; en dicho caso hablaríamos de un informe METAR AUTO [2].

Además, se presenta también información alfanumérica complementaria del propio aeródromo y del instante de la observación. A partir de la información descrita y de la información complementaria recibida desde la torre, el personal de observación realiza y transmite los METAR [2].

Un SPECI es un informe especial que se emite cuando se produce un cambio (mejora o empeoramiento) de las condiciones meteorológicas del aeródromo que trascienda los umbrales fijados para el mismo [2].

Los usuarios aeronáuticos tienen acceso a la información aeronáutica de AEMET a través de la web del AMA (Autoservicio Meteorológico Aeronáutico, <http://ama.aemet.es>) que es un sistema de consulta de gráficos y boletines de AEMET y proporciona la información METAR, SPECI, TAF (servicio de pronóstico meteorológico en aeródromo) e información meteorológica de área; así como los mapas de tiempo significativo, de viento y de temperatura. También se puede acceder a imágenes de teledetección, a productos experimentales y a otros mapas. Como complemento a la información obtenida, los usuarios pueden solicitar aclaraciones por vía telefónica a las oficinas emisoras de la información [2].

Estos son algunos ejemplos de informes METAR y METAR AUTO (los informes SPECI son de la misma naturaleza):

```
METAR LEAL 120030Z 31008KT 280V340 9999 FEW015 22/09 Q1012 NOSIG=
```

```
METAR LEAS 120130Z AUTO 29015KT 260V320 5000 2100W BR BKN003///OVC008///  
15/15 Q1017=
```

```
METAR GEML 040730Z 28001KT 9999 FEW015 14/11 Q1016=NNNN
```

2.3.2 Informe TAF.

AEMET presta servicio de predicción y vigilancia de aeródromo mediante el personal destinado en las OMPA (Oficina Meteorológica Principal Aeronáutica) y también mediante el personal destinado en sus OMA (Oficina Meteorológica de Aeródromo). Para la realización de estos pronósticos se cuenta con la información gráfica y alfanumérica necesaria: imágenes de satélites, de radar y de descargar eléctricas, salidas de modelos numéricos, observaciones aeronáuticas, sinópticas, sondeos verticales... [2]

El principal producto de pronóstico en aeródromo es el TAF (y sus enmiendas llamadas TAF AMD). Los TAF se emiten con periodos de validez de 9 horas (TAF corto), 24 horas o 30 horas (TAF largo), una media hora antes del comienzo de su periodo de validez. Los TAF cortos se renuevan cada 3 horas y los largos cada 6 horas. Estos boletines proporcionan la predicción (comportamiento más probable) de los diferentes parámetros meteorológicos (velocidad y dirección del viento, visibilidad, nubosidad, fenómenos meteorológicos y temperatura) para el aeródromo durante ese periodo. Un TAF AMD es una enmienda de TAF que se difunde igual que un TAF ordinario y se emite cuando hay nuevos datos que indica que las condiciones meteorológicas más probables se desvían, por encima de determinados umbrales comunes a todos los aeródromos, de las pronosticadas anteriormente [2].

Aquí se muestra un ejemplo de un informe TAF:

```
TAF LEMD 301100Z 3012/0118 19012KT CAVOK TX40/3016Z TN20/0105Z TEMPO  
3014/3019 21015G28KT BECMG 3021/3024 VRB05KT BECMG 0109/0111 20010KT=
```

2.3.3 Grupo de Predicción y Vigilancia (GPV) de Sevilla.

El GPV de Sevilla es un departamento dependiente de la Delegación Territorial de AEMET de Sevilla y se ubica en esta misma ciudad. Se trata de una Oficina Meteorológica Principal Aeronáutica (OMPA) y es una de las cinco que hay en el territorio nacional. Es en esta oficina donde se ha desarrollado un periodo de prácticas curriculares fruto del cual nace el presente trabajo.

Dicha OMPA está equipada con los más avanzados medios técnicos, está operativa las 24 horas del día, y en el ámbito aeronáutico son responsables de la predicción y vigilancia del tiempo en los aeródromos situados en su región de competencia, así como de dar apoyo a los miembros de las tripulaciones de vuelo cuando deseen completar la información meteorológica recibida de la OMA. Sus tareas principales son preparar los pronósticos de las condiciones meteorológicas en el aeródromo (TAF corto y TAF largo) y mantener una vigilancia continuada de estos aeródromos y del espacio aéreo de su zona de cobertura, preparando y difundiendo los avisos meteorológicos pertinentes [2].

Los aeródromos que son competencia del GPV de Sevilla son los siguientes (ordenados alfabéticamente según su código OACI):

- GEML: Aeropuerto de Melilla.
- LEAM: Aeropuerto de Almería.
- LEBA: Aeropuerto de Córdoba.
- LEBZ: Aeropuerto de Badajoz.
- LEEC: Base El Coper (Sevilla) (Helipuerto).
- LEGA: Base Aérea de Armilla (Granada).
- LEGR: Aeropuerto de Granada.
- LEJR: Aeropuerto de Jerez de la Frontera.
- LELC: Aeropuerto de Murcia/San Javier.
- LEMG: Aeropuerto de Málaga.
- LEMI: Aeropuerto de la Región de Murcia.
- LEMO: Base Aérea de Morón (Sevilla).
- LERI: Base Aérea de Alcantarilla (Murcia).
- LERT: Base Aeronaval de Rota (Cádiz).
- LEZL: Aeropuerto de Sevilla.



Figura 2-5 Mapa OMPAs España [2].

2.4. Modelos de Predicción Numérica.

A partir de la década de los cuarenta del siglo pasado y de la mano del desarrollo de la computación moderna se han venido desarrollando modelos numéricos de predicción meteorológica que a día de hoy son la herramienta principal de predicción y de investigación de procesos atmosféricos. En este apartado repasaremos los principios básicos en los que se apoyan los modelos de predicción del tiempo meteorológico.

2.4.1 Evolución de la Predicción a Través de Modelos Numéricos.

La predicción meteorológica en sus inicios nace con el fin de adelantarse a la ocurrencia de fenómenos meteorológicos adversos, es decir, aquellos fenómenos que pudieran ocasionar daños materiales o personales en la población. Pero con el desarrollo de los medios de comunicación de masas, la predicción del tiempo se ha convertido en un elemento imprescindible en cualquier espacio informativo. Pues bien, hoy en día no se concibe que se realicen predicciones sin ayuda de algún modelo numérico de los que existen.

La atmósfera es una gran masa fluida sometida fuerzas de distintas naturaleza y por lo tanto pueden usarse las ecuaciones fundamentales de la dinámica de fluidos para resolver el problema de la evolución de los fenómenos meteorológicos y poder predecir el tiempo. Debido a que dichas ecuaciones se tratan de sistemas de ecuaciones diferenciales en derivadas parciales (EDP) sin solución exacta, deben resolverse por métodos numéricos; se trata de un problema de valores iniciales.

Existen dos aspectos claves de los que depende la calidad de la predicción del modelo: la exactitud y calidad de las medidas tomadas inicialmente y la potencia de cálculo de los computadores encargados de resolver las ecuaciones.

El desarrollo de las comunicaciones ha jugado un papel clave en el conocimiento de las condiciones iniciales del problema, pues a día de hoy podemos disponer de las observaciones meteorológicas en cualquier parte del mundo prácticamente a tiempo real.

El aumento de la potencia de cálculo de los ordenadores ha llevado emparejada una mejora de los resultados de los modelos numéricos de predicción, pues ya no es necesario realizar grandes simplificaciones que pudieran desencadenar en errores de predicción. Aunque parece que los modelos han alcanzado tal grado de desarrollo que a día de hoy un aumento de capacidad computacional no lleva aparejado una mejora de la salida del modelo.

2.4.1.1 Modelos Barotrópicos.

Este tipo de modelo fue el primero que se desarrolló allá por los años cuarenta para ser ejecutado por los primeros calculadores electrónicos. Este modelo se basa en una simplificación, la hipótesis barotrópica, que supone que las superficies isobáricas (o de presión constante) coinciden con las superficies isopícnicas (o de densidad constante); lo cual supone que el gradiente de temperatura isobárico es cero y que el viento geostrófico no cambia con la altura.

La hipótesis de partida del modelo permite reducir considerablemente la complejidad matemática del problema de predicción, pero en cambio los resultados no eran del todo fiables y además no contemplaba la estructura vertical de la atmósfera.

2.4.1.2 Modelos Baroclinos.

En la década de los sesenta y de mano del desarrollo de nuevos computadores más potentes, pudo desecharse la hipótesis simplista barotrópica y desarrollar un nuevo modelo, el modelo baroclino.

La atmósfera baroclina es aquella en la que las superficies isobáricas y las superficies isopícnicas no coinciden, lo que conlleva que el gradiente isobárico de temperatura es distinto de cero y que el módulo del viento geostrófico depende de la altura.

Se trata de la primera modelización de la estructura vertical de la atmósfera aunque los resultados del modelo no fueron lo suficientemente fiables como para ser usado en la predicción meteorológica.

2.4.1.3 Modelos de Ecuaciones Primitivas.

La aparición de computadores capaces de realizar cálculos vectoriales en los años setenta, permitió reducir las hipótesis simplistas que afectaban a la fiabilidad de los modelos.

Este nuevo paso en el desarrollo de la computación trajo consigo nuevos modelos, los llamados modelos de ecuaciones primitivas. Estos modelos ya permitieron integrar un sistema de ecuaciones diferenciales en derivadas parciales con ciertas simplificaciones, pero ya se empezó a trabajar con las variables observadas directamente como la temperatura, humedad y componentes del viento.

Los resultados de los modelos de ecuaciones primitivas ya eran lo suficientemente fiables como para ser usados en la predicción meteorológica. A día de hoy, los modelos usados se pueden considerar como modelos de ecuaciones primitivas.

A partir de entonces se observó que las deficiencias de los resultados no se debían a la formulación del Sistema de ecuaciones diferenciales sino a dos causas principales, la resolución vertical y horizontal de la rejilla y los procesos meteorológicos de menor escala que la resolución. Respecto a la primera causa, los modelos tenían una resolución horizontal de 200 km y solamente diez niveles verticales. En cuanto a la segunda causa, no podían tenerse en cuenta procesos como la convección que ocurre en una escala de pocos kilómetros (muy inferior a la resolución del modelo). A partir de entonces, el desarrollo de los nuevos modelos de predicción ha estado marcado por la resolución de esta doble problemática.

2.4.1.4 Modelos de Mesoescala.

En los últimos años el aumento de la resolución vertical y horizontal de los modelos ha sido constante, esto supone una mayor representación de la orografía. Y puesto que la orografía tiene gran importancia en la atmósfera, los resultados de los modelos han ido mejorando.

Para resoluciones mayores a los 10 km no se observa una mejoría de los resultados, por lo que se optó por desechar la hipótesis hidroestática y reformular las parametrizaciones físicas para resoluciones de más de 5 km. A estos nuevos modelos se les llama modelo de mesoescala y se trata de modelos aún en fase de prueba.

El desarrollo de estos modelos durante los próximos años es el reto de la predicción numérica del tiempo.

2.4.2 Principios Generales de los Modelos Numéricos de Predicción.

Los modelos de ecuaciones primitivas son los más usados en la actualidad y por lo tanto ahora se van a repasar los principios en los que se apoyan estos modelos.

Los sistemas de ecuaciones diferenciales en derivadas parciales no son más que una simplificación de las ecuaciones que rigen la dinámica de fluidos y los intercambios de energía en la atmósfera. Estas ecuaciones se discretizan para poder resolverse, pues no existe una solución exacta. También hay que tener en cuenta los fenómenos que ocurren a una escala menor a la resolución del modelo.

2.4.2.1 Ecuaciones del Sistema. Métodos de resolución.

Las ecuaciones que modelizan el comportamiento de la atmósfera no son otras que las Leyes de Newton, el Primer Principio de la Termodinámica y la Ley de Conservación de la Masa. Las primeras ecuaciones rigen el movimiento del fluido y las segundas el balance energético.

Tomando un sistema de coordenadas esféricas que se mueve solidario a la Tierra y observando que dicho sistema no es inercial, es decir, hay que incluir una fuerza correctora o aparente llamada Fuerza de Coriolis; el Sistema de ecuaciones diferenciales que rige el comportamiento del vector velocidad del viento es el siguiente:

$$\frac{d\vec{V}}{dt} = \sum \frac{\vec{F}_i}{m} = -\frac{1}{\rho} \vec{\nabla} p + \vec{g} - 2\vec{\Omega} \times \vec{V} + \vec{F}_r \quad \text{Ecuación 2-1}$$

Donde:

$\vec{V}$ = vector Velocidad del viento

$\vec{F}_i$ = vector Fuerza sobre cada elemento del fluido de masa m

ρ = Densidad del fluido

$\vec{\nabla} p$ = vector gradiente del Campo de Presiones del fluido

$\vec{g}$ = aceleración de la Gravedad

$\vec{\Omega}$ = vector Velocidad Angular de la Tierra

$\vec{F}_r$ = vector Fuerza de Rozamiento

Una aproximación muy extendida en los modelos numéricos consiste en suponer que hay equilibrio de fuerzas en la componente vertical, esta se conoce como aproximación hidrostática y la componente vertical de la ecuación queda así:

$$\frac{\partial p}{\partial z} = -\rho g \quad \text{Ecuación 2-2}$$

La siguiente ecuación es la del balance energético. Se entiende que la Tierra funciona como una máquina térmica que convierte la energía procedente del sol en movimiento y en completar el ciclo hidrológico. También hay que tener en cuenta la energía aportada por los cambios de fase del agua:

$$\dot{Q} - L \frac{dq}{dt} = c_p \frac{dT}{dt} - \alpha \frac{dp}{dt} \quad \text{Ecuación 2-3}$$

Donde:

$\dot{Q}$ = cantidad total de Calor aportada desde o hacia el sistema

L = Calor Latente, depende del tipo de cambio de fase

$\frac{dq}{dt}$ = variación del Vapor de Agua por unidad de masa contenido en una parcela de aire

c_p = Calor Específico a presión constante

α = Volumen Específico a temperatura constante

T = Temperatura

p = Presión

Por ultimo, se debe tener en cuenta la Ley de Conservación de la Masa, que afirma que cuando se sigue una parcela de aire en su movimiento, la masa de la parcela se conserva. Esta ley se traduce en la ecuación de continuidad:

$$\frac{d\rho}{dt} + \vec{V} \times \nabla \rho = -\rho \times \nabla \vec{V} \quad \text{Ecuación 2-4}$$

Donde:

ρ = Densidad del fluido

$\vec{V}$ = vector Velocidad del viento

Ya tenemos las ecuaciones que conforman el sistema de ecuaciones diferenciales en derivadas parciales que al no ser lineal no tiene solución exacta, por lo que debemos hacer uso de métodos numéricos para hallar soluciones aproximadas.

El primer paso es elegir una rejilla de resolución del modelo y en los nodos de esta será donde se resuelva el Sistema de ecuaciones tanto para derivadas espaciales como para derivadas temporales.

Las soluciones aproximadas del problema se obtienen aplicando un método de discretización, los dos más usados son el Método en Diferencias Finitas y el Método Espectral. El primero es el método más usado y se basa en aproximar las derivadas parciales a la diferencia entre los valores de la variable en cuestión en dos nodos próximos de la rejilla. El segundo método se basa en las series de Fourier y las soluciones pueden obtenerse como una serie de armónicos esféricos lo cual simplifica mucho el sistema; la principal desventaja es el coste temporal invertido en el cambio del espacio de la rejilla al espacio espectral.

2.4.2.2 Rejillas de Integración.

Los dos métodos de discretización que se han presentado coinciden en que ambos resuelven el sistema de ecuaciones en los nodos de la rejilla de integración del modelo. Dichas rejilla son tridimensionales, de modo que en cada nodo se debe calcular los valores de las variables básicas de problema (temperatura, humedad específica y componentes del viento), las variables derivadas de estas (precipitación, nubosidad, etc) previstas para un instante futuro.

La rejilla de integración elegida dependerá de la geometría del problema a resolver. Por ejemplo, si se quiere desarrollar un modelo de circulación general de la atmósfera se necesitaría una rejilla global que incluya a todo el planeta. Pero en este caso si se desea aumentar la resolución aumentaría en gran medida el número de nodos y el tiempo de ejecución. Una solución a ello son las rejillas de base global y resolución variable, se trata de una rejilla que incluye la totalidad del globo terrestre y en una zona determinada (la zona de interés) aumenta su resolución.

Si la naturaleza del problema permite elegir coordenadas horizontales planas, entonces se debe elegir una rejilla de de integración plana; que al igual que la rejilla global también puede ser de resolución variable.

Por último, cuando nuestra área de interés se trata de una pequeña parte del planeta hablaríamos de un modelo de área limitada cuya rejilla de integración sería aquella que simplemente cubra nuestra área de interés. El problema que se presenta en este caso es que debemos conocer las condiciones de contorno del problema para poder resolver las ecuaciones. Esto se soluciona tomando como condiciones de contorno los valores obtenidos por un modelo que contenga a la rejilla de integración, lo que se conoce con el nombre de “anidamiento”. Actualmente la disposición de rejillas más utilizada es el “anidamiento telescópico”, se trata del anidamiento de rejillas en el que la resolución de las rejillas más pequeñas va en aumento.

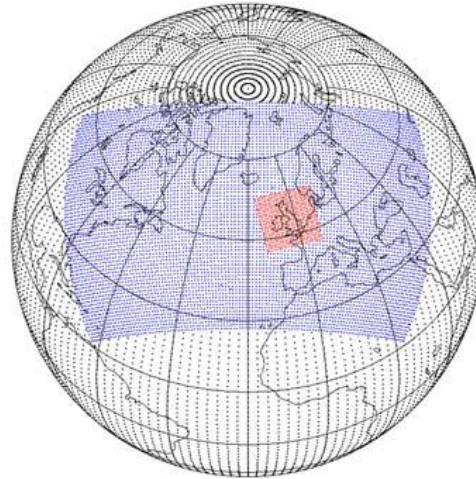


Figura 2-6 Ejemplo de anidamiento telescópico [13].

2.4.2.3 Parametrizaciones Físicas.

Comunmente existen en la atmósfera fenómenos cuyos efectos sobre las variables atmosféricas son muy notables y ocurren a una escala menor que la resolución del modelo. Para poder tener en cuenta estos fenómenos habría que establecer hipótesis sobre su funcionamiento y así poder incluirlos en el modelo. La hipótesis es suponer que existe un equilibrio estadístico entre la ocurrencia de estos fenómenos y las variables resueltas por el modelo. Parametrizar es, por tanto, obtener los efectos de los fenómenos de escala menor a partir de las variables resueltas por el modelo. Los principales fenómenos parametrizados por los modelos son:

- Radiación. Se tiene en cuenta la absorción por parte de la atmósfera de la radiación de onda corta proveniente del sol y de onda larga proveniente de la Tierra. Es el proceso más importante pues la energía solar es el motor de la atmósfera.
- Convección. Son los movimientos verticales ascendentes en una columna de aire y que juegan un papel fundamental en la generación de precipitaciones.
- Intercambio atmósfera-superficie del suelo. Tiene en cuenta los intercambios de calor latente, calor sensible y calor de momento (rozamiento del aire con el suelo).
- Turbulencia. Son los flujos de aire rotacionales de pequeña escala.
- Condensación a gran escala. Se trata de tener en cuenta la producción de precipitaciones a partir de los niveles atmosféricos en los que hay sobresaturación.

2.4.2.4 Asimilación de Datos Meteorológicos.

Matemáticamente, el problema de predicción se trata de un problema de valores iniciales. Quiere decir que a partir de los valores de las variables en el instante inicial podemos predecir los valores de dichas variables en un instante de tiempo futuro. Meteorológicamente hablando, el problema de valores iniciales se trata de conocer el valor de las variables meteorológicas (asimilación de datos meteorológicos) en cada nodo de integración de la rejilla en el instante inicial del análisis, lo que llamamos “análisis meteorológico”.

La desigual distribución de las observaciones meteorológicas complica mucho el proceso de asimilación y se considera que la incertidumbre en las condiciones iniciales es la principal fuente de error de los modelos numéricos.

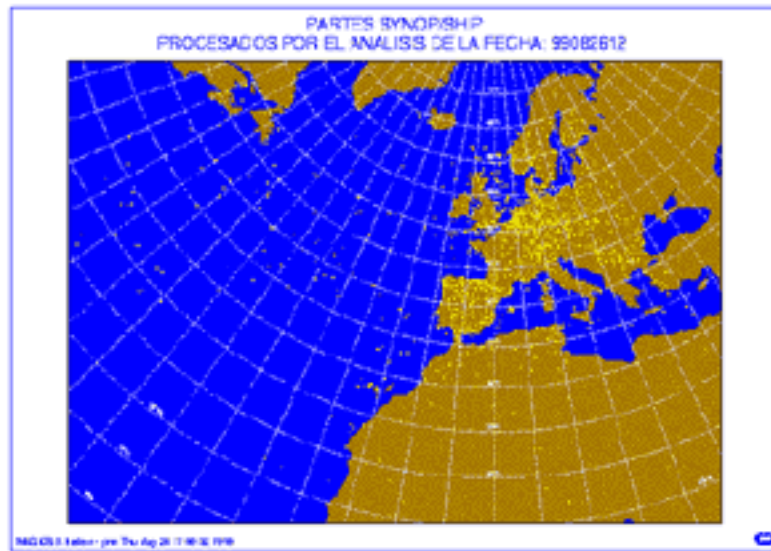


Figura 2-7 Distribución de las observaciones meteorológicas (puntos amarillos) [13].

Tabién destacar que existen varios tipos de observaciones, las de superficie (synop), las de altura (temp), observaciones de satélites meteorológicos (satob), desde aviones comerciales (airep), globos de sondeo, etc. Esto complica el proceso de asimilación de datos, campo en el que queda mucho camino por recorrer.

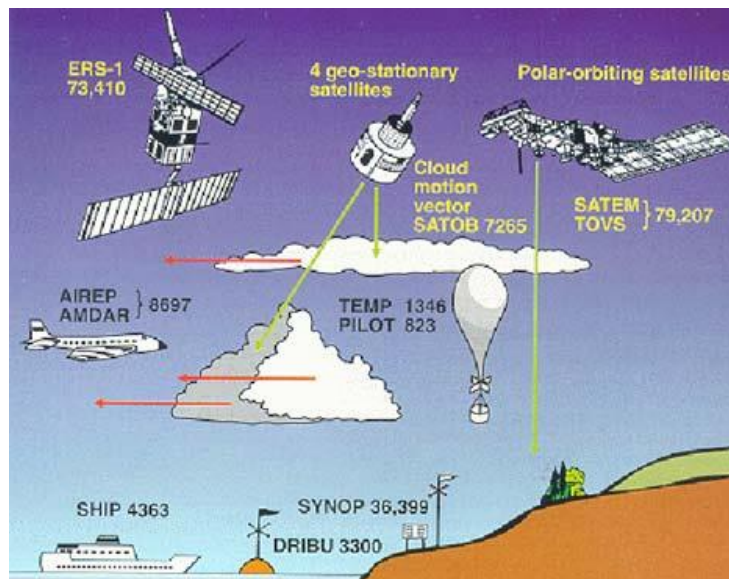


Figura 2-8 Modos de asimilación de datos meteorológicos para modelos de predicción [13].

2.4.3 Tipos de Modelos Numéricos.

A la hora de diseñar un modelo numérico de predicción hay que tener en cuenta cuáles son nuestras limitaciones y prioridades. Por limitaciones se entiende el tiempo invertido en realizar la predicción, para lo cual se aconseja que no sobrepase el 1% del periodo de tiempo de validez de la predicción. Las prioridades serán cómo de extenso es nuestro horizonte de predicción, tanto geográfico (tipo de rejilla) como temporal (predicción a corte, medio o largo plazo).

En función de estas limitaciones y prioridades hoy en día se pueden distinguir varios tipos de modelos.

2.4.3.1 Modelos de Circulación Genereal. Modelo HRES/ECMWF.

Son modelos que pretenden simular el flujo de circulación general atmosférico, por lo tanto su rejilla de integración debe cubrir todo el planeta. Son usados en predicciones a medio o largo plazo.

Como desventajas destacar que el gran número de nodos en la rejilla es tan grande que se necesitan potentes computadores para integrarlos y que el desigual reparto de las observaciones meteorológicas hace que la validez de los resultados dependa de la zona en que nos encontremos.

El mayor ejemplo de este tipo de modelos es el Modelo De Alta Resolución del Centro Europeo de Predicción a Plazo Medio (Modelo HRES/ECMWF), se trata de un centro especializado en la predicción a medio plazo (entre dos y diez días) y también desarrolla predicciones experimentales a largo plazo. Es considerado el mejor modelo del mundo y es con el que se trabajará en este Trabajo Fin de Grado.

2.4.3.2 Modelos de Área Limitada.

Modelos cuya área de interés es reducida y su alcance temporal también lo es. Por tanto utilizan una rejilla plana que cubra dicha área y se ahorran gran cantidad de nodos de integración. En cambio, necesitan la salida de otro modelo de predicción que incluya su rejilla de integración para introducir sus condiciones de contorno.

Son usados para predicciones de no más de dos días y su resolución horizontal suele ser mayor que la de los modelos de circulación general.

2.4.3.3 Modelos de Mesoescala.

El aumento de la resolución horizontal de los modelos ha hecho que ciertas hipótesis pierdan validez. Como puede ser el caso de la hipótesis hidrostática que para resoluciones mayores a los 5 km pierde validez.

Los modelos de mesoescala son aquellos diseñados para funcionar a resoluciones mayores de 5 km. Se trata de modelos con parametrizaciones físicas muy sofisticadas y necesitan de gran capacidad computacional para su ejecución. Por ello a día de hoy estos modelos se usan principalmente como herramienta de investigación.

2.5. Resumen Climatológico año 2018.

En este apartado se repasarán los aspectos, climatológicamente hablando, más llamativos del año 2018 en España y más concretamente en la parte sur de la Península.

En lo que a temperaturas respecta, la temperatura media se sitúa 0,4°C por encima del valor medio anual; siendo el noveno año más cálido en lo que llevamos de siglo XXI. Este carácter cálido destaca en la parte este y norte de la Península y Baleares. En cambio las temperaturas en el cuadrante suroeste y Canarias fueron más frías que el valor medio anual. Por lo tanto, en nuestra zona de interés (donde se realizará la verificación operativa) destacar que el año 2018 fue generalmente frío en Extremadura y Andalucía y generalmente caluroso en la Región de Murcia [4].

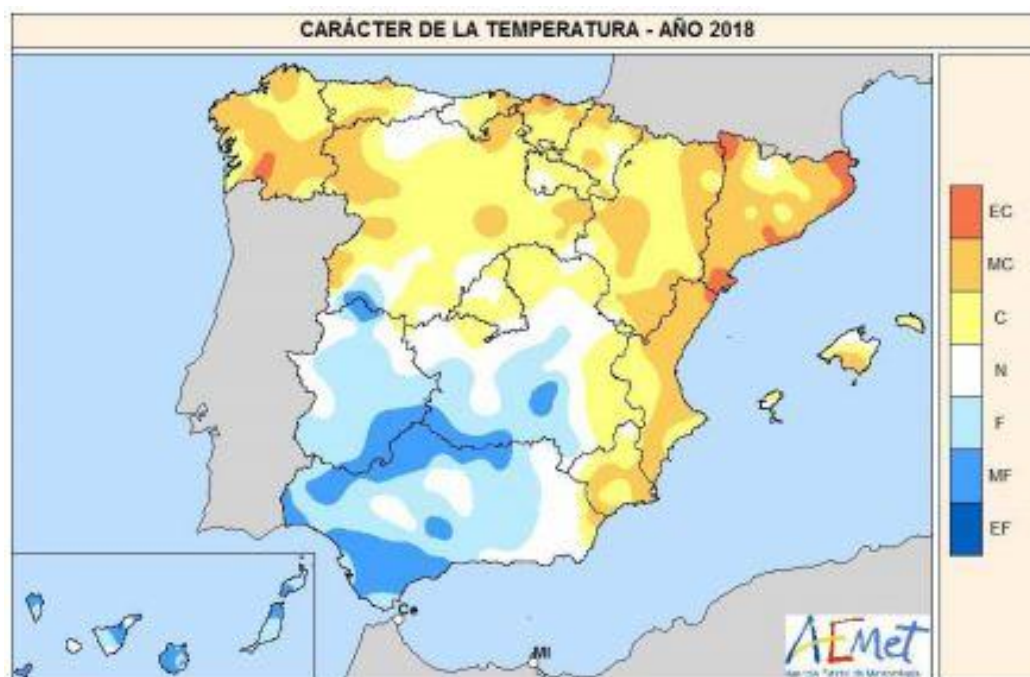


Figura 2-9 Mapa temperaturas 2018 respecto al valor medio anual [4].

Destacar que las temperaturas máximas registradas en todo el año se encuentran en nuestra zona de interés, destacando Córdoba con 45,1°C, Badajoz/aeropuerto con 44,7°C, Sevilla/aeropuerto con 44,5°C y Morón de la Frontera con 42,9°C. Todos estos datos fueron tomados entre los días 3 y 4 de agosto de 2018[4].

En cuanto a precipitaciones, el conjunto de 2018 fue muy húmedo, concretamente un 25% por encima del valor medio anual. Se debió principalmente a que la primavera fue extremadamente húmeda. Así el año 2018 es el quinto más húmedo desde 1965 y el segundo más húmedo en lo que llevamos de siglo XXI [4].

Las precipitaciones acumuladas durante el 2018 superaron los valores normales en todo el territorio, exceptuando el oeste de Galicia y las Canarias. La zona más húmeda fue la mitad este de la península y Baleares. Destacar que el grueso de las precipitaciones se recoge en los primeros meses del año (de enero a mayo) siendo el mes de marzo el más lluvioso desde 1965[4].

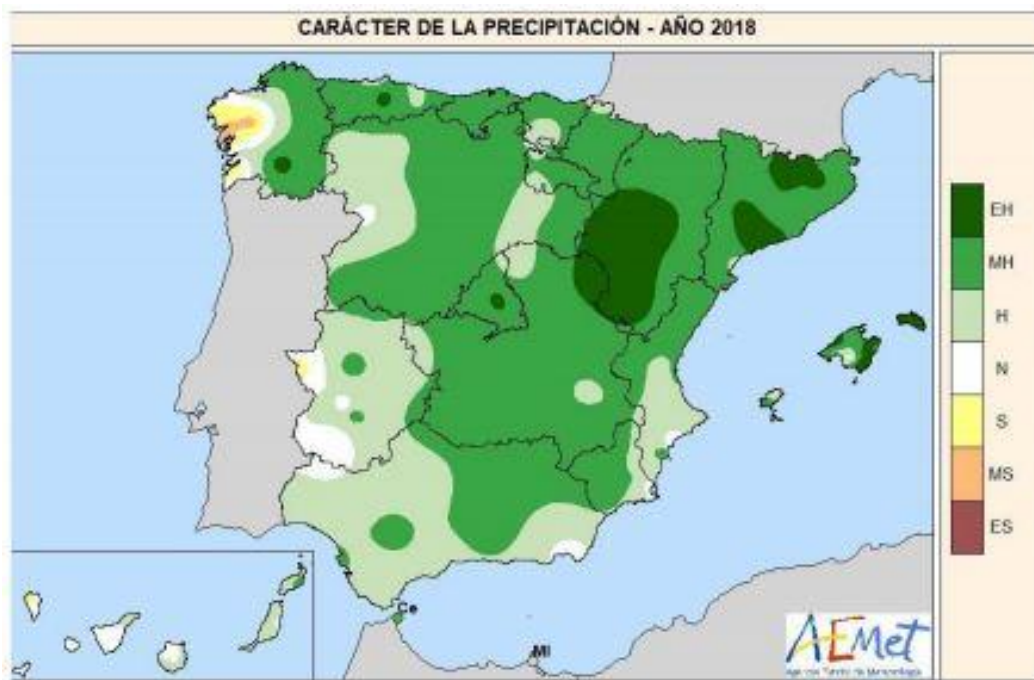


Figura 2-10 Mapa precipitaciones 2018 respecto al valor medio anual [4].

Las precipitaciones durante el año 2018 pueden dar alguna pista sobre la intensidad de los vientos, pues son las borrascas las que aceleran el viento y dejan las precipitaciones. Y es que se produjeron episodios de vientos fuertes, principalmente en los primeros meses del año, destacando marzo (el mes más lluvioso) [4].

El año empieza con un mes de enero con muchas situaciones de viento intenso en todo el territorio español, destacando el día 6 en las Canarias. En el mes de febrero destacan sus últimos días (y primeros días de marzo) por el paso de la borrasca Emma que dejó vientos de notable intensidad y persistencia en toda la Península y en ambos archipiélagos. Durante el mes de marzo pasaron tres brascas más: Félix (9-11 de marzo), Gisele (14-15 marzo) y Hugo (23-26 de marzo); que registraron rachas superiores a los 100 km/h durante marzo [4].

Durante abril las situaciones de viento intenso se concentraron en el norte peninsular. A partir de mayo y durante el verano las situaciones de vientos fuertes fueron en disminución como suele ser habitual. A partir del otoño las situaciones de vientos fuertes fueron escasas. Y en el último mes del año destacó la situación de vientos fuertes de los días 12-14[4].

Por último se va a revisar el comportamiento del Índice NAO (Oscilación del Atlántico Norte) durante el año 2018. El índice NAO se define como la diferencia anómala entre la alta presión subtropical (Azores o Lisboa) y la baja presión polar (Islandia) [21]. Mide la oscilación de la masa atmosférica entre la alta subtropical y la baja polar e informa sobre la variabilidad invernal de muchas regiones, especialmente de Europa del Norte.

La fase positiva del índice NAO informa de una intensificación de la presión a nivel del mar en Las Azores-Lisboa y una disminución de la presión a nivel del mar en Islandia. Esto da lugar a inviernos calientes y húmedos en el norte de Europa y en gran parte de la península Ibérica disminuye la precipitación invernal [19].

La fase negativa del índice NAO informa de una bajada de la presión a nivel del mar en Las Aores-Lisboa y una subida de de la presión a nivel del mar en Islandia. La disminución del gradiente de presiones da lugar a una disminución de las tormentas en número e intensidad; además estas son desplazadas hacia el sur de Europa. Este aire húmedo desplazado al mediterráneo trae un aumento de la precipitación a la península Ibérica y frío al norte de Europa [19].

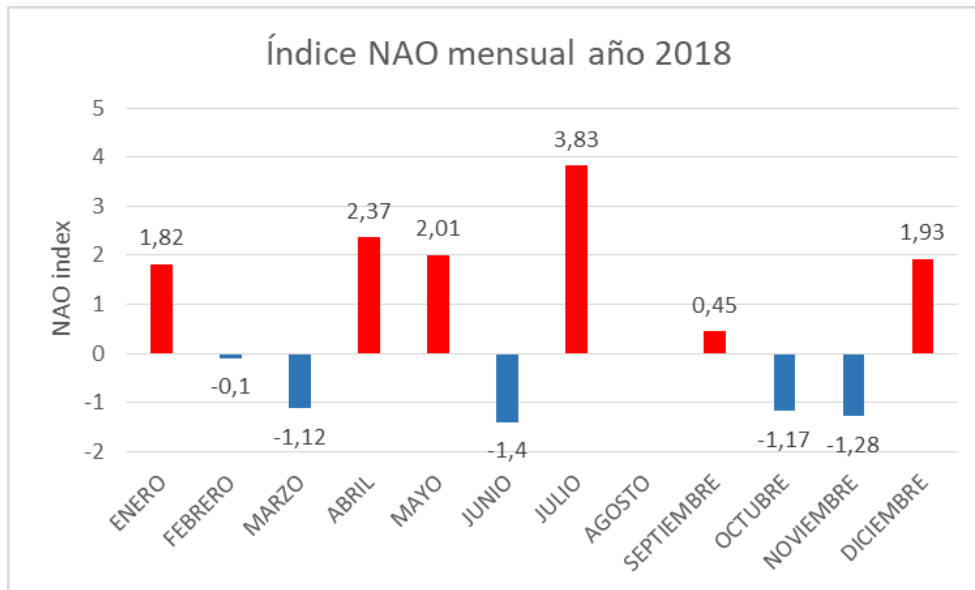


Figura 2-11 Índice NAO mensual año 2018 [11]. Elaboración propia.

3 METODOLOGÍA

En este capítulo se explicará todo el proceso seguido para llevar a cabo la verificación operativa. Dicho proceso se divide en tres partes bien diferenciadas: una primera parte dedicada a la obtención de los datos de observación meteorológica, una segunda parte dedicada a la obtención de los datos de predicción meteorológica y una última dedicada al tratamiento y análisis de los datos obtenidos.

3.1. Obtención de Datos.

Para la obtención de los datos ha sido decisiva la oportunidad que se me ha brindado desde AEMET para hacer uso de sus herramientas de trabajo, concretamente para acceder a sus bases de datos.

Básicamente, la principal actividad de AEMET es el procesado y generación de un gran volumen de datos meteorológicos. Volumen que en los últimos años ha ido creciendo, por lo tanto cuentan con potentes sistemas informáticos para el almacenamiento, archivo y recuperación de datos con el objetivo de:

- Alimentar los sistemas de trabajo.
- Construir el archivo histórico para actividades de investigación, elaboración de informes, etc.
- Proveer un sistema de almacenamiento masivo.
- Proporcionar un sistema general de copia de seguridad.
- Servir como espacio de almacenamiento para usuarios.

El almacenamiento y recuperación de las observaciones de diverso tipo, productos meteorológicos y salidas de los modelos numéricos de predicción se gestiona a través del Sistema Servidor de Datos Meteorológicos (SSDM), al cual se ha tenido acceso durante el periodo de prácticas, ya que no es una plataforma de acceso libre. Esta aplicación ha sido desarrollada por AEMET y permite conservar los datos en su formato original y recuperarlos para su posterior tratamiento. Para ello, el SSDM se ha diseñado como un conjunto de módulos de recuperación de datos, permitiendo recuperar ágilmente del archivo la información meteorológica necesaria para realizar los diferentes tipos de trabajo que se realizan en AEMET. También alimenta se sistema de datos abiertos de AEMET. El SSDM está compuesto por los siguientes subsistemas [1]:

- Base de Datos de Análisis y Predicciones (BDAP) para el almacenamiento de los campos de los modelos meteorológicos operativos.
- Base de Datos de observaciones meteorológicas Automáticas (BDAUT).
- Base de Datos de Boletines meteorológicos (BDBOL) transmitidos a través del Sistema Global de Comunicaciones Meteorológicas.
- Base de Datos de Imágenes (BDIM) donde se almacenan imágenes de satélites, radares y productos derivados.
- Base de Datos de Productos (BDP) de todo tipo elaborados por AEMET.
- Base de Datos de descargas eléctricas (BDRAY).
- Base de Datos de valores Climatológicos (BDCLIM).
- Base de Datos de Avisos (BDAV) de fenómenos meteorológicos adversos.

La información que genera mayor volumen de datos son los modelos de predicción, esto se debe al aumento de su resolución y a la extensión espacial.

Una vez que se conoce la base de datos de la que extraeremos la información, ahora se va a explicar la forma en que se ha ejecutado el proceso.

El problema que se nos presenta es el siguiente: debemos extraer tanto las observaciones de la variable viento como las predicciones en cada uno de los aeropuertos competencia del GPV de Sevilla a lo largo de todo el

año 2018. Hablamos de gran cantidad de información y realizar este proceso “manualmente” parece una tarea larga y tediosa. La solución propuesta a este problema es hacer uso de “scripts”.

Un script no es más que un archivo de órdenes o pequeño programa con el que poder automatizar ciertas tareas o acciones en un ordenador. Se trata de un archivo de texto plano en el que se insertan las órdenes que se quieren realizar. Concretamente se ha hecho uso de scripts de Linux que es el sistema operativo más usado en la Agencia [10].

También se debe puntualizar que los scripts se han ejecutado de forma remota en la computadora *Glaciar* ubicada en Madrid. La razón es que tiene implementadas una serie de funciones específicas necesarias para el procesamiento de los datos que no se tienen en una computadora Linux ordinaria.

3.1.1 Observación.

Para extraer la observación del viento en cada uno de los aeropuertos se ha optado por tomarla de los informes METAR de cada aeródromo elaborados por el observador con los datos de los sensores ubicados en las cabeceras de las pistas.

Para ello se ha desarrollado un script de Linux (Anexo A), el cual ejecuta una petición formal al SSDM (concretamente a la BDBOL) y se extrae para cada día del año 2018 un archivo en formato ASCII que contiene los informes METAR generados en todos los aeródromos del territorio nacional. Normalmente los informes METAR tienen una periodicidad horaria o semihoraria según que el aeródromo tenga menor o mayor tráfico aéreo, respectivamente.

De todos estos boletines meteorológicos se deben extraer aquellos que correspondan a los aeropuertos que son de nuestro interés; y de cada uno de ellos solamente necesitamos la observación del viento que viene dada por el rumbo de procedencia, la velocidad y la unidad de medida de esta última.

3.1.2 Predicción.

La obtención de los datos de predicción se ha dividido en dos partes diferenciadas, una primera parte de obtención de la predicción del modelo en bruto (formato .grib) y una segunda parte dedicada a la decodificación de la salida del modelo y obtención del dato final que usaremos en la verificación posterior.

Para la primera parte se ha desarrollado un script (Anexo B) que realiza una petición al SSDM, concretamente a la BDAP, que recupera la salida del modelo HRES/ECMWF (en su primera pasada del día) para cada día del año 2018 en la mitad sur peninsular y con un horizonte de predicción de 48 horas (por ser el periodo de validez de los TAF y por lo tanto es el horizonte de predicción utilizado por los predictores aeronáuticos). Con este script se genera un archivo en formato .grib (formato binario de alto grado de compacidad utilizado para la transmisión de información meteorológica) que resulta ilegible si no se tiene una aplicación específica para decodificar el archivo.

La segunda parte se trata de decodificar el archivo en formato .grib, para ello se ha desarrollado un script (Anexo C) que genera un archivo en formato ASCII para cada aeropuerto y para cada día con la previsión de la variable viento dada por sus componentes en los ejes de abscisas y ordenadas. Cada uno de estos archivos serán los que utilizaremos en la verificación.

3.2. Análisis de Datos.

Una verificación operativa de un modelo de predicción no es más que una comparación de los valores previstos con los valores observados para una variable meteorológica concreta, con el fin de saber cómo de acertadas son las previsiones del modelo. Es decir, una validación del modelo contra la observación.

Como ya sabemos, para realizar la verificación operativa que nos hemos propuesto partimos de dos tipos de archivos en formato ASCII: en el primer tipo de archivo tenemos para cada día todos los informes METAR emitidos en los aeródromos españoles, en el segundo tipo de archivo tenemos para cada día y para cada aeropuerto la previsión del viento para ese mismo día y el siguiente. Estos archivos (ya en un formato legible) que almacenan la observación y la predicción en los aeropuertos, serán la base sobre la que se construye la verificación operativa.

Para el análisis de los datos se ha creado un Macros de Excell (Anexo D) con el fin de automatizar todos los procesos. Se elige esta opción porque se trabajará con decenas de miles de datos y para tratarlos no hay otra opción que hacerlo automáticamente.

El Macros que se ha diseñado es capaz de abrir los archivos dónde están almacenados los METAR, reconocer si el aeródromo al que se corresponde cada informe METAR es objeto de estudio y en caso afirmativo extrae la hora y fecha de observación y el rumbo y módulo del viento. Este proceso lo realiza para el día actual y para el día siguiente (recordemos que tenemos la predicción para horizonte de 48 horas). Con esta información se genera para cada aeropuerto y para cada día dos vectores de 48 componentes (cada una de las 48 horas de validez de la predicción), en un vector se almacena el rumbo del viento y en otro vector se almacena el módulo del viento en nudos. Para las horas en las que no existan datos se ha rellenado la componente que corresponda con un valor constante que no pueda registrarse o sea poco probable (-99), pues dejar el valor cero daría lugar a un error pues se interpretaría como un valor nulo de la variable en lugar de como una ausencia de dato; se necesita por tanto una forma para reconocer esta situación.

Para los archivos donde se almacena las salidas del modelo el proceso es similar. El Macros abre para cada aeropuerto y para cada día el archivo que contiene la previsión del viento (de sus componentes en base cartesiana) con un horizonte de 48 horas a intervalos de 3 horas. Con ello se generan dos vectores de 48 componentes, uno almacena la componente X del viento y otro almacena la componente Y. Como se dispone de datos cada tres horas, para las horas en las que no hay datos los vectores se rellenan con el valor estandarizado para ese caso.

Hasta el momento no tenemos almacenados los datos de observación y predicción en el mismo formato (la observación está almacenada según rumbo y módulo, y la predicción está almacenada en componentes cartesianas), por lo tanto el siguiente paso es unificar los formatos. Para ello se ha generado una subrutina que a partir de las componentes cartesianas del viento genere dos vectores de 48 componentes, uno con el rumbo del viento y otro con el módulo; para así tener las observaciones y las predicciones en el mismo formato y poder comenzar a comparar valores (se elige este formato porque es en el que trabaja AEMET y los usuarios aeronáuticos).

Una vez concluida la lectura de los datos y la unificación de los formatos, es turno de describir las herramientas desarrolladas para el análisis.

A) Análisis del viento como variable dicotómica.

En primer lugar se ha desarrollado una Tabla de Contingencia (para la verificación de variables discretas, sucesos dicotómicos). Este elemento no es más que una matriz 2x2 donde reflejamos el número de casos que ocurre un suceso a ojos de la observación (suceso sí observado o suceso no observado) y a ojos de la predicción (suceso sí previsto y suceso no previsto). Por lo tanto tendríamos cuatro casos posibles: suceso sí previsto y sí observado (SS), suceso sí previsto y no observado (SN), suceso no previsto y sí observado (NS) y suceso no previsto y no observado (NN) [19]. Y estudiaremos tres sucesos diferentes: modulo de la velocidad del viento mayor o igual que 5 nudos, 10 nudos y 15 nudos (con ello transformamos una variable continua a una dicotómica mediante la superación o no de un umbral). Este tipo de análisis se realiza porque en el trabajo diario del predictor, se emite un aviso o se modifica un informe TAF en caso de que el viento supere cierto umbral, por lo tanto se quiere saber para cada uno de estos tres umbrales la fiabilidad del modelo HRES/ECMWF. Y por último, de cada Tabla de Contingencia extraeremos:

$$\text{○ Porcentaje de Detección: } PD = 100 \times \frac{SS}{SS+NS} \quad \text{Ecuación 3-1}$$

$$\text{○ Porcentaje de Falsas Alarmas: } PFA = 100 \times \frac{SN}{SN+SS} \quad \text{Ecuación 3-2}$$

$$\text{○ Índice de Aciertos Críticos: } CSI = 100 \times \frac{SS}{SS+NS+SN} \quad \text{Ecuación 3-3}$$

El buen comportamiento del modelo se relaciona con altos PD y CSI, y con un bajo PFA; lo cual indica que se detectan los fenómenos a costa de pocas falsas alarmas.

B) Análisis del viento como variable continua.

a. Cálculo de errores en el módulo del viento.

A continuación, para la totalidad de datos verificados se calculan diferentes errores:

- Error Cuadrático Medio:

$$ECM = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (v_{pred} - v_{obse})^2}{n}} \quad \text{Ecuación 3-4}$$

- Error Absoluto Medio:

$$EAM = \frac{\sum_{i=1}^n |(v_{pred} - v_{obse})|}{n} \quad \text{Ecuación 3-5}$$

- Error Medio:

$$EM = \frac{\sum_{i=1}^n (v_{pred} - v_{obse})}{n} \quad \text{Ecuación 3-6}$$

b. Análisis por rumbo del viento.

- El primer paso ha sido definir los 8 rumbos principales de procedencia del viento: N (337,5°-22,5°), NE (22,5°-67,5°), E (67,5°-112,5°), SE (112,5°-157,5°), S (157,5°-202,5°), SW (202,5°-247,5°), W (247,5°-292,5°), NW (292,5°-337,5°). Y a raíz de esto generamos una tabla donde las filas (i) representan el rumbo observado y las columnas (j) el rumbo predicho; cada elemento representa el tanto por ciento del total de datos que se ha predicho el rumbo j y se ha observado el rumbo i. Para un modelo numérico de predicción perfecto, todos los valores deberían concentrarse en la diagonal principal (i=j).
- El siguiente paso es calcular el error en función del rumbo previsto por el modelo. Para ello se ha generado una tabla que para cada grupo de datos de un mismo rumbo previsto se calculan los diferentes errores definidos anteriormente. Con esto se pretende hacer un análisis conjunto del rumbo y modulo del viento.

c. Evolución temporal del error.

- En primer lugar se analizará cómo evoluciona el error a lo largo de 48 horas (horizonte de predicción del modelo en nuestro caso) con el fin de saber cómo se degrada la predicción conforme nos alejamos de la hora de la pasada del modelo.
- En segundo lugar se analizará la distribución del error a lo largo del año 2018, mes a mes; con el fin de conocer la época del año en la que el modelo funciona mejor y peor.

En este último análisis solamente se mostrará el EAM y el EM (no se mostrará el ECM), la razón es que en este caso se quiere mostrar datos con significado físico. El EAM nos informa de los nudos de diferencia que hay entre la observación y la predicción. El EM nos da información sobre si el modelo está sobreestimando o subestimando el modulo del viento predicho.

Todas estas herramientas de análisis explicadas se aplicarán en primer lugar para la totalidad de datos extraídos, sin hacer diferenciación de aeropuertos, es decir se verificará el viento en el sur peninsular (incluyendo Melilla). A continuación se hará el mismo análisis aeropuerto a aeropuerto para identificar las singularidades de cada uno.

4 VERIFICACIÓN OPERATIVA. ANÁLISIS DE DATOS.

4.1. Verificación zonal.

Como ya se avanzó en el capítulo anterior, comenzaremos haciendo un análisis de todos los datos obtenidos, sin diferenciar aeropuertos (aeropuertos del sur peninsular, Extremadura, Andalucía, Murcia y Melilla), con el fin de obtener una visión general del comportamiento del modelo HRES/ECMWF en lo que a la predicción del viento respecta en el sur peninsular.

A) Análisis del viento como variable dicotómica.

Se observa que los vientos que superan los 5 KT suponen un 45,8% del total, por lo que la mayoría del viento registrado durante el año 2018 puede considerarse viento flojo. De los registros que superaron el umbral de 5 KT, fueron predichos el 77% de los casos con éxito y el 24% de las predicciones no ocurrieron (ver tablas 4-1 y 4-2).

Tabla 4-1 Tabla Contingencia. Umbral 5 KT.

	O_S	O_N	Total
P_S	17.184	5.426	22.610
P_N	5.134	20.982	26.116
Total	22.318	26.408	48.726

Tabla 4-2 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas. Umbral 5 KT.

PFA (%)	24,00
PD (%)	77,00
CSI (%)	61,94

Los vientos que superan los 10 KT de velocidad suponen el 14,9% del total y solamente el 48% fue predicho con éxito. Es decir, más de la mitad de los casos en que el viento supera los 10 KT no son predichos por el modelo. También se observa un ligero repunte de falsas alarmas, un 30% de las veces que el modelo ha predicho que la intensidad del viento supera los 10 KT no ha ocurrido dicho suceso (ver tablas 4-3 y 4-4).

Tabla 4-3 Tabla Contingencia. Umbral 10 KT.

	O_S	O_N	Total
P_S	3.525	1.548	5.073
P_N	3.755	39.898	43.653
Total	7.280	41.446	48.726

Tabla 4-4 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas. Umbral 10 KT.

PFA (%)	30,51
PD (%)	48,42
CSI (%)	39,93

Los vientos que superan los 15 KT (sucesos extremos o raros) de intensidad son el 3,7% del total, lo que supone una fracción mínima. En estos casos el comportamiento del modelo empeora considerablemente, llegando a predecir con éxito solamente el 35% de los casos. El porcentaje de falsas alarma permanece similar al caso anterior, un 33,8% de los casos predichos no ocurren (ver tablas 4-5 y 4-6).

Tabla 4-5 Tabla Contingencia. Umbral 15 KT.

	O_S	O_N	Total
P_S	640	328	968
P_N	1.177	46.581	47.758
Total	1.817	46.909	48.726

Tabla 4-6 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas. Umbral 15 KT.

PFA (%)	33,88
PD (%)	35,22
CSI (%)	29,84

B) Análisis del viento como variable continua.

a. Cálculo de errores en el módulo del viento.

En cuanto a los errores de predicción, se comete un error absoluto medio de 2,3 KT (1,25 km/h). También se observa que por lo general la intensidad del viento predicha es menor que la intensidad observada, es decir, el modelo subestima la intensidad del viento (el error medio es menor que cero) (ver tabla 4-7).

Tabla 4-7 Error Cuadrático Medio (ECM), Error Absoluto Medio (EAM), Error Medio (EM) y Número de Datos Verificados.

ECM	3,118
EAM	2,321
EM	-0,47
Nº CASOS	48726

b. Análisis por rumbo del viento.

Los vientos de componente W (NW, W y SW) han supuesto del 49,6% de las observaciones tomadas durante 2018 y un 45,94% de las predicciones. Por lo que se observa que el modelo se comporta bien a la hora de predecir el rumbo del viento. Concretamente los rumbos predichos con mayor éxito fueron W y SW, en cambio el modelo se comporta peor a la hora de predecir vientos del N y SE (ver tabla 4-8).

En cuanto al error cometido en la predicción de la intensidad del viento según el rumbo previsto, se observa que no hay rumbo cuyo error se desvíe considerablemente del EAM de la tabla 4-7. Lo que si es destacable es que en todos los sectores la intensidad del viento está subestimada (principalmente los sectores W y NW) excepto cuando el modelo prevee viento del NE, solamente en este caso se sobreestima la intensidad del viento (ver tabla 4-9).

Tabla 4-8 Rumbo Observado Frente a Rumbo Previsto (datos en tanto por ciento).

		Rumbo Previsto								TOTAL
		N	NE	E	SE	S	SW	W	NW	
Rumbo Observado	N	3,69	0,84	0,36	0,14	0,14	0,24	0,89	1,74	8,03
	NE	3,77	5,00	2,52	0,26	0,27	0,22	0,39	0,54	12,97
	E	1,40	1,70	5,12	1,09	0,45	0,29	0,27	0,25	10,58
	SE	0,95	0,42	1,60	3,05	1,27	0,42	0,27	0,14	8,13
	S	1,43	0,33	0,57	1,45	4,11	1,82	0,75	0,24	10,70
	SW	1,60	0,27	0,35	0,47	3,26	9,35	4,57	0,53	20,39
	W	1,71	0,26	0,26	0,24	0,63	3,11	8,94	1,33	16,49
	NW	2,06	0,35	0,18	0,18	0,31	0,60	5,07	3,96	12,72
	TOTAL	16,61	9,17	10,96	6,87	10,46	16,05	21,16	8,73	100,00

Tabla 4-9 Errores según Rumbo Previsto.

	N	NE	E	SE	S	SW	W	NW
ECM	3,09	2,94	2,99	3,15	3,03	3,08	3,04	3,58
EAM	2,36	2,25	2,24	2,35	2,23	2,24	2,26	2,69
EM	-0,15	0,39	-0,45	-0,87	-0,43	-0,47	-0,80	-0,92

c. Evolución temporal del error.

Observamos en la figura 4-1 que los errores máximos se alcanzan a las horas en las que las temperaturas también son máximas, en estas horas el modelo subestima la intensidad del viento. En cambio los errores mínimos se cometen en horario nocturno, en estos casos el modelo suele sobreestimar la intensidad del viento. Esto concuerda con el hecho de que el porcentaje de detección y falsas alarmas empeora conforme sube el umbral de velocidad del viento, pues en las horas diurnas el módulo del viento es mayor y se cometen más errores de predicción. También puede observarse cierta periodicidad en la distribución horaria del error, lo cual hace intuir que el modelo HRES/ECMWF no se degrada (empeora su predicción) en 48 horas.

De la figura 4-2 se extrae que el mes con mayor error en las predicciones fue el mes de marzo y que el mes con menor error fue el de julio. También se observa que de marzo a octubre se subestimó la intensidad de viento y solamente en el mes de enero las predicciones fueron sobreestimadas.

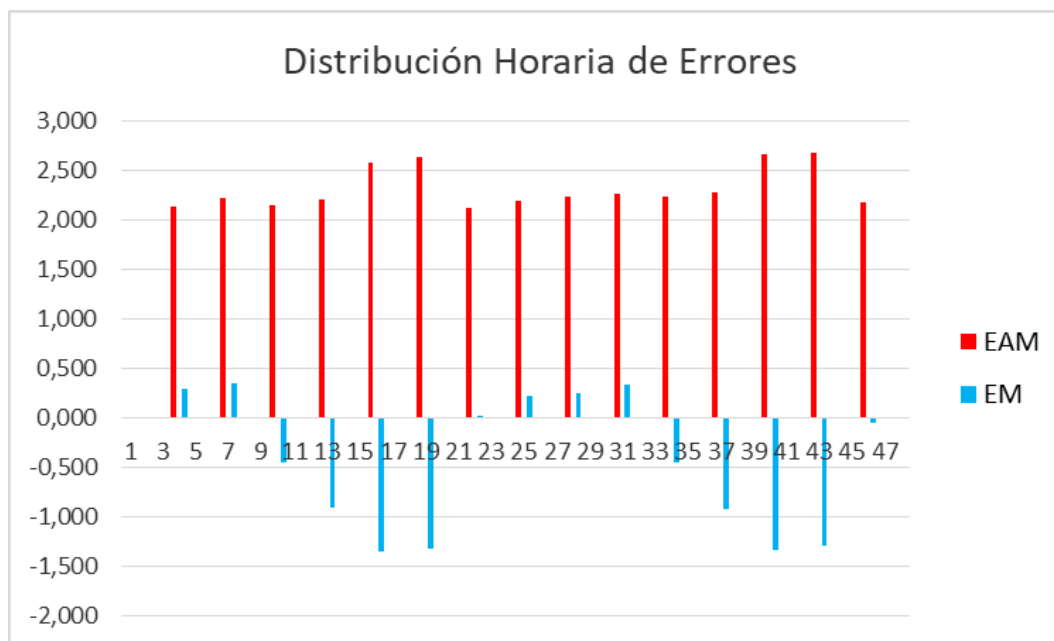


Figura 4-1 Distribución Horaria General de Errores.

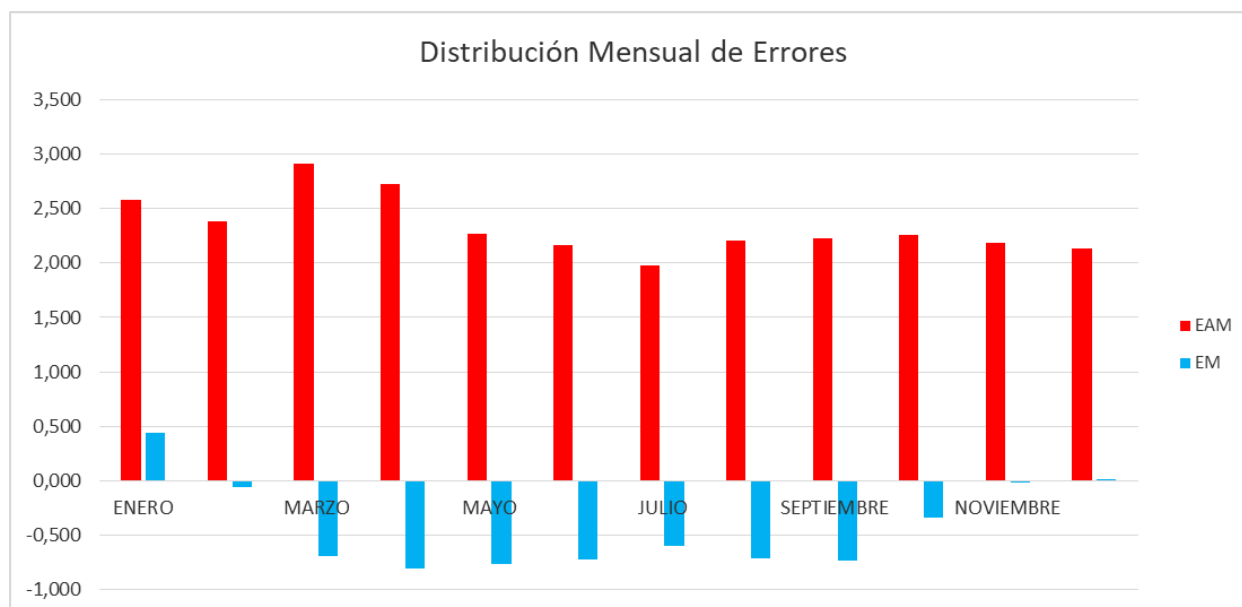


Figura 4-2 Distribución Mensual General de Errores.

4.2. Verificación Aeropuerto de Melilla (GEML).

A) Análisis del viento como variable dicotómica.

En el Aeropuerto de Melilla los vientos que superaron los 5 KT durante del 2018 suponen el 52,4% de las observaciones registradas. De entre las observaciones del viento superiores a 5 KT, fueron predichas con éxito en más del 87% de los casos. Se predijo que el viento superaría los 5KT un 60% de las veces, de esta fracción el 24,5% fueron falsas alarmas (ver tablas 4-10 y 4-11).

Tabla 4-10 Tabla Contingencia GEML. Umbral 5 KT.

	O_S	O_N	Total
P_S	825	268	1.093
P_N	114	585	699
Total	939	853	1.792

Tabla 4-11 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas GEML. Umbral 5 KT.

PFA (%)	24,52
PD (%)	87,86
CSI (%)	68,35

Los vientos que superaron los 10 KT de intensidad supusieron el 15% de las observaciones totales y se detectó con éxito el 75% de las veces que ocurrió el suceso. El 19% de las predicciones vaticinaban que se superarían los 10 KT, de ellas el 40% fueron falsas alarmas (ver tablas 4-12 y 4-13).

Tabla 4-12 Tabla Contingencia GEML. Umbral 10 KT.

	O_S	O_N	Total
P_S	206	140	346
P_N	67	1.379	1.446
Total	273	1.519	1.792

Tabla 4-13 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas GEML. Umbral 10 KT.

PFA (%)	40,46
PD (%)	75,46
CSI (%)	49,88

Vientos de más de 15 KT de intensidad se observaron el 3% de las veces, para estos casos el 61% de las predicciones fueron exitosas. Las predicciones que esperaban un viento mayor de 15 KT fueron también el 3%, de las cuales el 43% fueron falsas alarmas (ver tablas 4-14 y 4-15).

Tabla 4-14 Tabla Contingencia GEML. Umbral 15 KT.

	O_S	O_N	Total
P_S	37	28	65
P_N	23	1.704	1.727
Total	60	1.732	1.792

Tabla 4-15 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas GEML. Umbral 15 KT.

PFA (%)	43,08
PD (%)	61,67
CSI (%)	42,05

Se ha observado un mayor porcentaje de detección que la media en el Aeropuerto de Melilla y un mayor porcentaje de falsas alarmas; lo que hace pensar que el modelo esté sobreestimando la velocidad del viento.

B) Análisis del viento como variable continua.

a. Cálculo de errores en el módulo del viento.

El error absoluto medio cometido por las predicciones se sitúa algo por debajo de la media y en cuanto al error medio se observa lo que se venía suponiendo, el modelo sobreestima la intensidad del viento (ver tabla 4-16).

Tabla 4-16 Error Cuadrático Medio (ECM), Error Absoluto Medio (EAM), Error Medio (EM) y Número de Datos Verificados GEML.

ECM	2,688
EAM	2,019
EM	0,411
Nº CASOS	1792

b. Análisis por rumbo del viento.

Los rumbos predominantes observados en Melilla son E y W, entre los dos abarcan el 57% de las observaciones. El rumbo más observado es el W y el menos observado es el N. Los rumbos mayormente previstos son también E y W. Siendo el más previsto el rumbo W y el menos previsto el S. Cabe destacar un comportamiento anómalo, el 1,58% de las veces se ha previsto rumbo N y se ha observado viento del S (ver tabla 4-17).

Tabla 4-17 Rumbo Observado Frente a Rumbo Previsto GEML (datos en tanto por ciento).

		Rumbo Previsto								
		N	NE	E	SE	S	SW	W	NW	TOTAL
Rumbo Observado	N	0,61	0,61	0,43	0,18	0,06	0,00	0,91	0,49	3,28
	NE	0,85	3,83	2,61	0,06	0,18	0,06	0,73	0,12	8,44
	E	0,85	4,80	16,52	2,07	0,18	0,06	0,36	0,30	25,15
	SE	0,55	0,24	1,58	1,34	0,00	0,06	0,30	0,00	4,07
	S	1,58	0,36	0,24	0,49	0,12	0,30	1,15	0,43	4,68
	SW	0,85	0,18	0,24	0,12	0,36	1,82	3,34	1,22	8,14
	W	0,97	0,18	0,43	0,18	0,18	2,55	25,88	1,64	32,02
	NW	0,97	0,24	0,00	0,12	0,00	0,43	9,60	2,86	14,22
	TOTAL	7,23	10,45	22,05	4,56	1,09	5,29	42,28	7,05	100,00

El rumbo previsto que presenta mayor error absoluto es el N y el que presenta menor error absoluto es el S. El error absoluto de los rumbos más previstos es escasamente superior a los 2 KT. Solamente los rumbos N, SE y NW están subestimados, siendo el más subestimado el rumbo N. El resto de rumbos están sobreestimados, destacando el rumbo E como el más sobreestimado (ver tabla 4-18).

Tabla 4-18 Errores según Rumbo Previsto GEML.

	N	NE	E	SE	S	SW	W	NW
ECM	3,46	2,83	2,64	2,97	2,12	2,51	2,82	2,38
EAM	2,26	2,09	2,01	1,97	1,65	1,88	2,16	1,89
EM	-1,06	0,85	1,24	-0,73	0,49	0,32	0,29	-0,34

c. Evolución temporal del error.

La distribución horaria del error en el Aeropuerto de Melilla difiere del comportamiento general. Los errores máximos se alcanzan a primeras horas de la mañana y primeras horas de la noche. Y solamente las previsiones del medio día están subestimadas, el resto de previsiones suelen ser sobreestimaciones (ver figura 4-3).

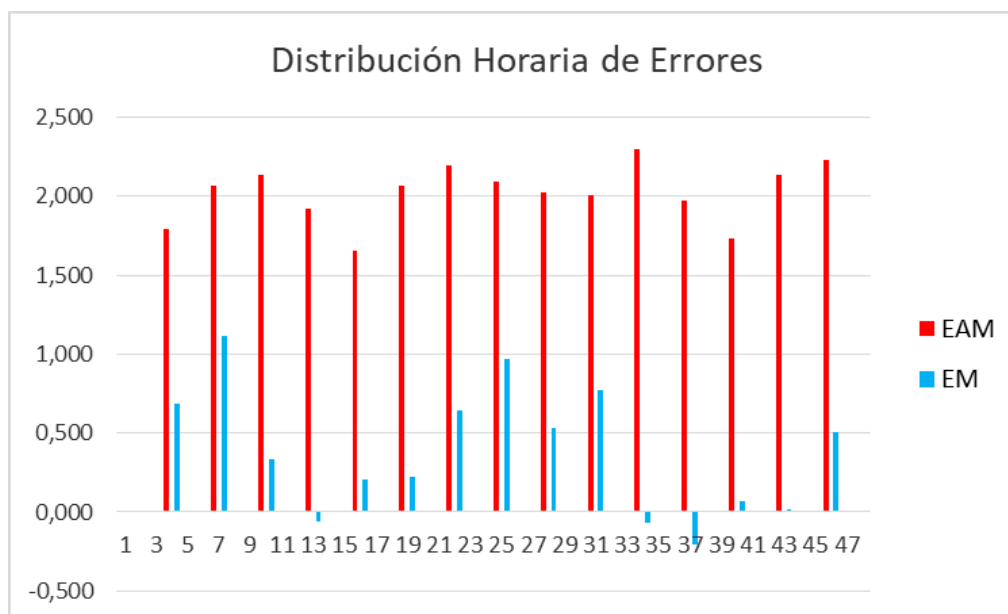


Figura 4-3 Distribución Horaria de Errores GEML.

Marzo fue el mes que registró el mayor error absoluto y las previsiones más sobreestimadas del año. Se observa una caída del error absoluto durante los meses de verano. Y en general, solamente las previsiones de mayo, junio y julio fueron subestimadas. También hay que destacar que no se han obtenido un número de datos significativos durante el mes de enero como para extraer conclusiones, razón por la que no se representa en la figura 4-4.

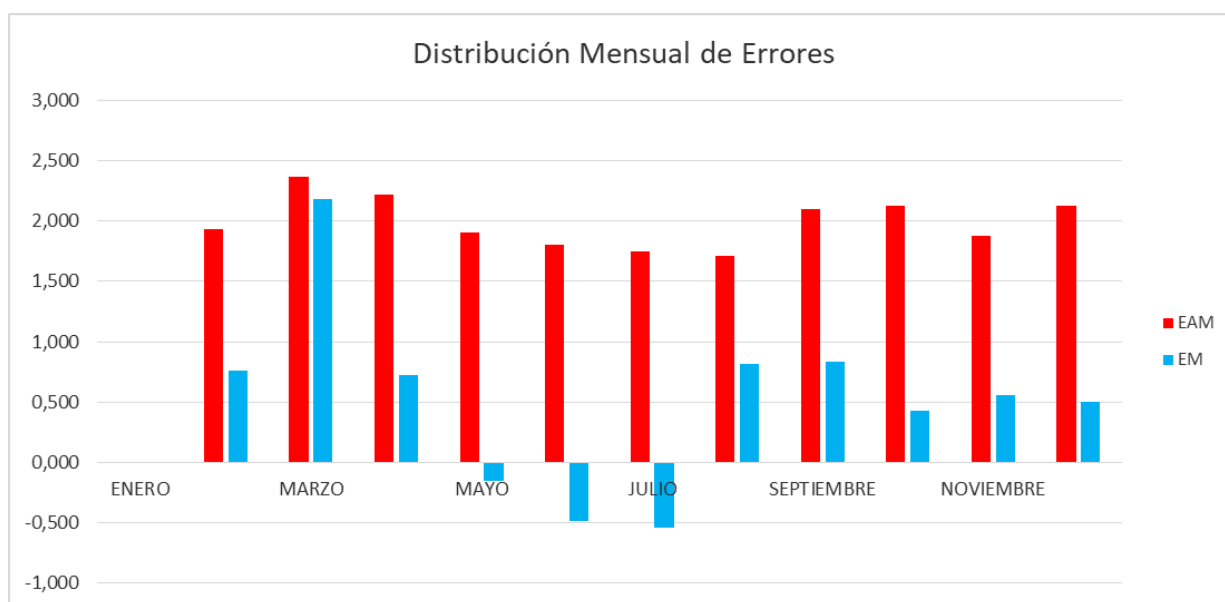


Figura 4-4 Distribución Mensual de Errores GEML.

4.3. Verificación Aeropuerto de Almería (LEAM).

A) Análisis del viento como variable dicotómica.

En el Aeropuerto de Almería los vientos que superaron los 5 KT durante del 2018 suponen el 56,4% de las observaciones registradas. De entre las observaciones del viento superiores a 5 KT, fueron predichas con éxito el 84% de los casos. Se predijo que el viento superaría los 5KT un 62% de las veces, de esta fracción el 23,6% fueron falsas alarmas (ver tablas 4-19 y 4-20).

Tabla 4-19 Tabla Contingencia LEAM. Umbral 5 KT.

	O_S	O_N	Total
P_S	2.021	626	2.647
P_N	385	1.234	1.619
Total	2.406	1.860	4.266

Tabla 4-20 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas LEAM. Umbral 5 KT.

PFA (%)	23,65
PD (%)	84,00
CSI (%)	66,66

Los vientos que superaron los 10 KT de intensidad supusieron el 24% de las observaciones totales y se detectó con éxito el 73,8% de las veces que ocurrió el suceso. El 26,6% de las predicciones vaticinaban que se superarían los 10 KT, de ellas el 24% fueron falsas alarmas (ver tablas 4-21 y 4-22).

Tabla 4-21 Tabla Contingencia LEAM. Umbral 10 KT.

	O_S	O_N	Total
P_S	758	248	1.006
P_N	269	2.991	3.260
Total	1.027	3.239	4.266

Tabla 4-22 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas LEAM. Umbral 10 KT.

PFA (%)	24,65
PD (%)	73,81
CSI (%)	59,45

Vientos de más de 15 KT de intensidad se observaron el 11,65% de las veces, para estos casos el 50,9% de las predicciones fueron exitosas. Las predicciones que esperaban un viento mayor de 15 KT fueron el 8% de las totales, de las cuales el 25,6% fueron falsas alarmas (ver tablas 4-23 y 4-24).

El Aeropuerto de Almería registró más vientos fuertes que la media. Conforme aumenta la intensidad del viento decae el porcentaje de detección, en cambio el porcentaje de falsas alarmas se mantiene constante en todos los casos.

Tabla 4-23 Tabla Contingencia LEAM. Umbral 15 KT.

	O_S	O_N	Total
P_S	253	87	340
P_N	244	3.682	3.926
Total	497	3.769	4.266

Tabla 4-24 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas LEAM. Umbral 15 KT.

PFA (%)	25,59
PD (%)	50,91
CSI (%)	43,32

B) Análisis del viento como variable continua.

a. Cálculo de errores en el módulo del viento.

El error absoluto medio cometido por las predicciones se sitúa ligeramente por encima de la media y en cuanto al error medio se observa que por norma general las previsiones de la intensidad del viento en el Aeropuerto de Almería están subestimadas (ver tabla 4-25).

Tabla 4-25 Error Cuadrático Medio (ECM), Error Absoluto Medio (EAM), Error Medio (EM) y Número de Datos Verificados LEAM.

ECM	3,554
EAM	2,671
EM	-0,395
Nº CASOS	4266

b. Análisis por rumbo del viento.

El rumbo más observado en este caso es el SW y el menos observado el SE, que son respectivamente los rumbos más y menos previstos. Destaca la dispersión de la tabla 4-26, por ejemplo, la mayoría de las veces que se observa viento del N se ha predicho viento del NE o NW, lo mismo ocurre con las observaciones del viento del SE que suele ser predicho como viento del S.

Los errores cometidos según el rumbo previsto tampoco muestran uniformidad. En la previsión de los vientos del NE y SW presentan los mayores errores (independientemente que el rumbo SW sea el mejor predicho), en cambio el menor error se comente en las predicciones de vientos de S y SE. En general todas las previsiones están subestimadas, siendo las más subestimadas las que preveen vientos del E y NW (ver tabla 4-27).

Tabla 4-26 Rumbo Observado frente a Rumbo Previsto LEAM (datos en tanto porciento).

		Rumbo Previsto								
		N	NE	E	SE	S	SW	W	NW	TOTAL
Rumbo Observado	N	7,09	1,91	0,47	0,16	0,08	0,18	0,39	6,20	16,48
	NE	3,92	6,36	3,79	0,18	0,05	0,26	0,29	1,80	16,66
	E	0,73	1,26	6,15	0,42	0,78	0,81	0,08	0,26	10,49
	SE	0,24	0,05	0,34	0,29	2,43	1,73	0,18	0,08	5,34
	S	0,26	0,03	0,31	0,21	3,90	2,72	0,13	0,05	7,61
	SW	0,84	0,58	0,94	1,02	6,62	15,17	2,46	0,31	27,94
	W	1,94	0,71	0,60	0,03	0,24	2,07	2,67	0,97	9,21
	NW	2,28	0,60	0,24	0,05	0,05	0,10	0,50	2,46	6,28
	TOTAL	17,29	11,48	12,84	2,35	14,15	23,04	6,70	12,14	100,00

Tabla 4-27 Errores según Rumbo Previsto LEAM.

	N	NE	E	SE	S	SW	W	NW
ECM	3,35	3,78	3,31	2,11	2,32	3,88	3,87	3,89
EAM	2,55	3,02	2,63	1,67	1,79	2,88	2,87	2,75
EM	-0,28	0,17	-1,39	-0,81	-1,16	0,16	-0,47	-1,56

c. Evolución temporal del error.

La distribución horaria del error presenta unos máximos a las últimas horas de la tarde y los errores mínimos se encuentran en las horas nocturnas. Destaca una subestimación del viento al medio día y durante la tarde, a últimas horas de la madrugada se observa una ligera sobreestimación que es poco significativa (ver figura 4-5).

Marzo, como viene siendo habitual, fue el mes que registró mayores errores en la predicción (registró un error absoluto de casi 4 KT) y el mes de julio el que registró menores errores (ligeramente superior a los 2 KT). Se observa también que exceptuando enero, junio y julio, en todos los meses las predicciones fueron subestimadas (ver figura 4-6).

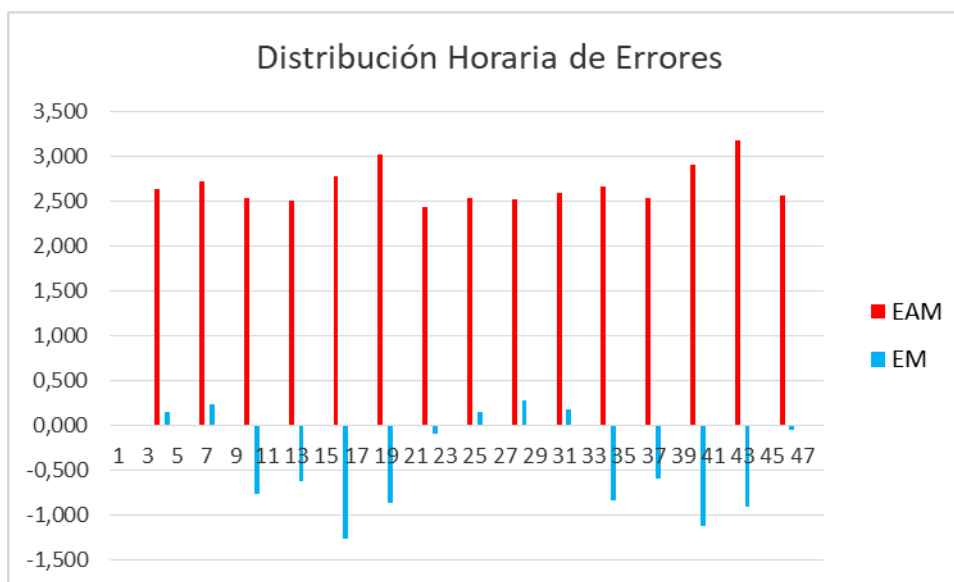


Figura 4-5 Distribución Horaria de Errores LEAM.

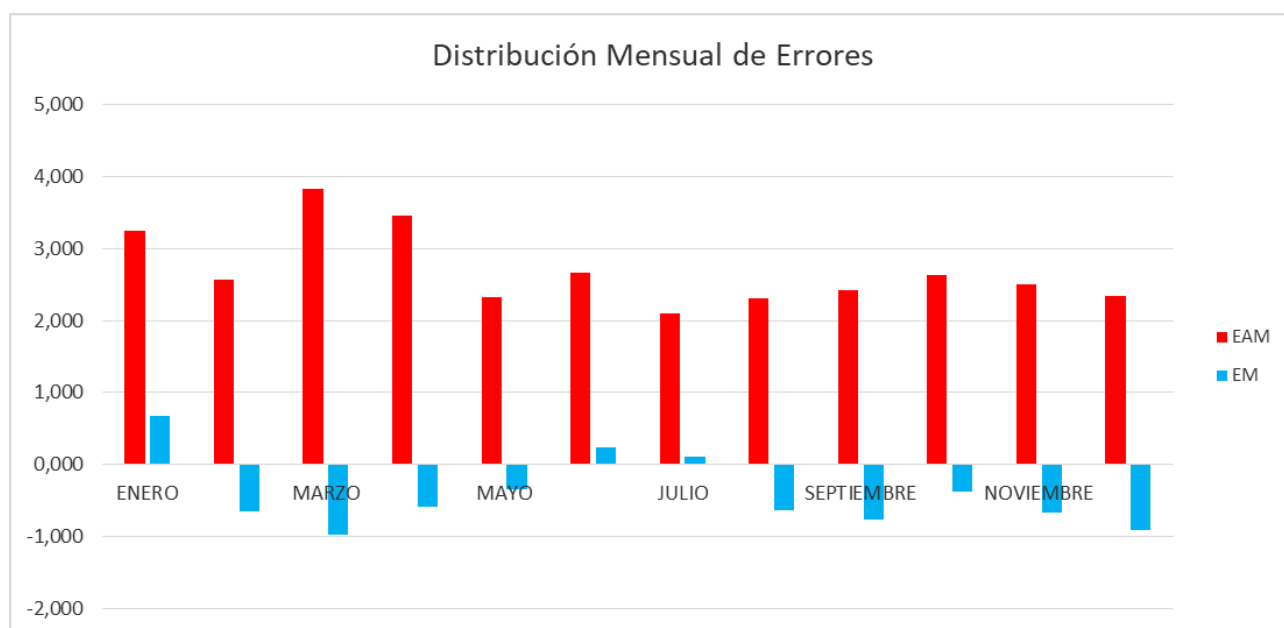


Figura 4-6 Distribución Mensual de Errores LEAM.

4.4. Verificación Aeropuerto de Córdoba (LEBA).

A) Análisis del viento como variable dicotómica.

En el Aeropuerto de Córdoba los vientos que superaron los 5 KT durante del 2018 suponen el 31,4% de las observaciones registradas. De entre las observaciones del viento superiores a 5 KT, fueron predichas con éxito el 74,5% de los casos. Se predijo que el viento superaría los 5 KT un 34,6% de las veces, de esta fracción el 32,4% fueron falsas alarmas (ver tablas 4-28 y 4-29). Por lo tanto los vientos que soplaron en el Aeropuerto de Córdoba durante el 2018 fueron generalmente flojos.

Tabla 4-28 Tabla Contingencia LEBA. Umbral 5 KT.

	O_S	O_N	Total
P_S	996	477	1.473
P_N	340	2.436	2.776
Total	1.336	2.913	4.249

Tabla 4-29 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas LEBA. Umbral 5 KT.

PFA (%)	32,38
PD (%)	74,55
CSI (%)	54,94

Los vientos que superaron los 10 KT de intensidad supusieron el 5,6% de las observaciones totales y se detectó con éxito el 50,8% de las veces que ocurrió el suceso. El 5% de las predicciones vaticinaban que se superarían los 10 KT, de ellas el 42,3% fueron falsas alarmas (ver tablas 4-30 y 4-31).

Tabla 4-30 Tabla Contingencia LEBA. Umbral 10 KT.

	O_S	O_N	Total
P_S	121	89	210
P_N	117	3.922	4.039
Total	238	4.011	4.249

Tabla 4-31 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas LEBA. Umbral 10 KT.

PFA (%)	42,38
PD (%)	50,84
CSI (%)	37,00

Vientos de más de 15 KT de intensidad se observaron menos del 1% de las veces, por esta razón no son nada trascendentes los resultados que arrojan las tablas 4-32 y 4-33.

Tabla 4-32 Tabla Contingencia LEBA. Umbral 15 KT.

	O_S	O_N	Total
P_S	8	11	19
P_N	26	4.204	4.230
Total	34	4.215	4.249

Tabla 4-33 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas LEBA. Umbral 15 KT.

PFA (%)	57,89
PD (%)	23,53
CSI (%)	17,78

B) Análisis del viento como variable continua.

a. Cálculo de errores en el módulo del viento.

El error absoluto medio cometido por las predicciones se situa por debajo de la media y en cuanto al error medio se observa que por norma general las previsiones de la intensidad del viento en el Aeropuerto de Almería están sobreestimadas (ver tabla 4-34).

Tabla 4-34 Error Cuadrático Medio (ECM), Error Absoluto Medio (EAM), Error Medio (EM) y Número de Datos Verificados LEBA.

ECM	2,5
EAM	1,952
EM	0,304
Nº CASOS	4249

b. Análisis por rumbo del viento.

El rumbo más observado en el Aeropuerto de Córdoba es el SW, en cambio el más previsto es el W. Ocurre un mayor número de veces que se observe un viento del SW habiendo previsto un W en vez de un SW. Destaca que uno de los rumbos más previstos es el N y a su vez es el rumbo menos observado, y que el segundo rumbo más observado es el NE y a su vez es el tercero menos observado (ver tabla 4-35).

Tabla 4-35 Rumbo Observado frente a Rumbo Previsto LEBA.

		Rumbo Previsto								TOTAL
		N	NE	E	SE	S	SW	W	NW	
Rumbo Observado	N	1,61	0,32	0,40	0,13	0,08	0,40	0,13	0,05	3,12
	NE	5,87	2,09	6,35	0,16	0,42	0,40	0,37	0,19	15,85
	E	2,80	1,38	5,90	0,40	0,37	0,42	0,34	0,08	11,69
	SE	1,46	0,34	1,43	0,16	0,34	0,34	0,32	0,11	4,50
	S	2,57	0,77	0,85	0,21	1,30	1,43	1,90	0,40	9,42
	SW	4,18	0,56	0,53	0,37	2,01	13,12	16,83	0,48	38,07
	W	1,40	0,21	0,32	0,08	0,40	4,44	7,06	0,16	14,07
	NW	0,98	0,21	0,08	0,00	0,13	0,56	0,90	0,42	3,28
	TOTAL	20,87	5,87	15,85	1,51	5,05	21,11	27,86	1,88	100,00

El rumbo previsto que presenta mayor error es el NE, seguido del N. En cambio los rumbos que presentan un error menor son el SE, seguido del NW. El rumbo NE es también el que presenta mayor sobreestimación y en contra, el más subestimado es el rumbo SE (ver tabla 4-36).

Tabla 4-36 Errores según Rumbo Previsto LEBA.

	N	NE	E	SE	S	SW	W	NW
ECM	2,76	2,94	2,41	2,20	2,30	2,45	2,35	2,28
EAM	2,27	2,44	1,92	1,58	1,82	1,84	1,87	1,79
EM	0,85	1,31	-0,19	-0,53	0,66	0,18	-0,22	0,33

c. Evolución temporal del error.

La distribución horaria de errores muestra los máximos a primeras horas de la noche y los mínimos a primeras horas de la mañana, aunque por lo general la distribución es muy uniforme. Las predicciones nocturnas están sobreestimadas, mientras que las previsiones de las primeras horas de la tarde son subestimadas (ver figura 4-7).

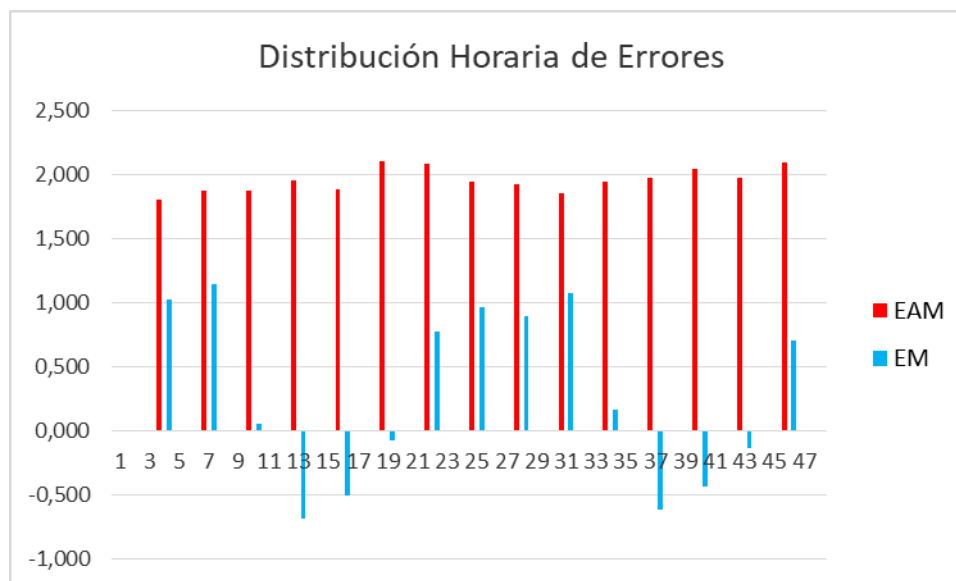


Figura 4-7 Distribución Horaria de Errores LEBA.

Los tres primeros meses del año 2018 son los que acumulan mayor error, el mes con menor error vuelve a ser el mes de julio. Destaca que en los meses más fríos la previsión ha sido sobreestimada y en los meses templados y cálidos la previsión es ligeramente subestimada (ver figura 4-8).

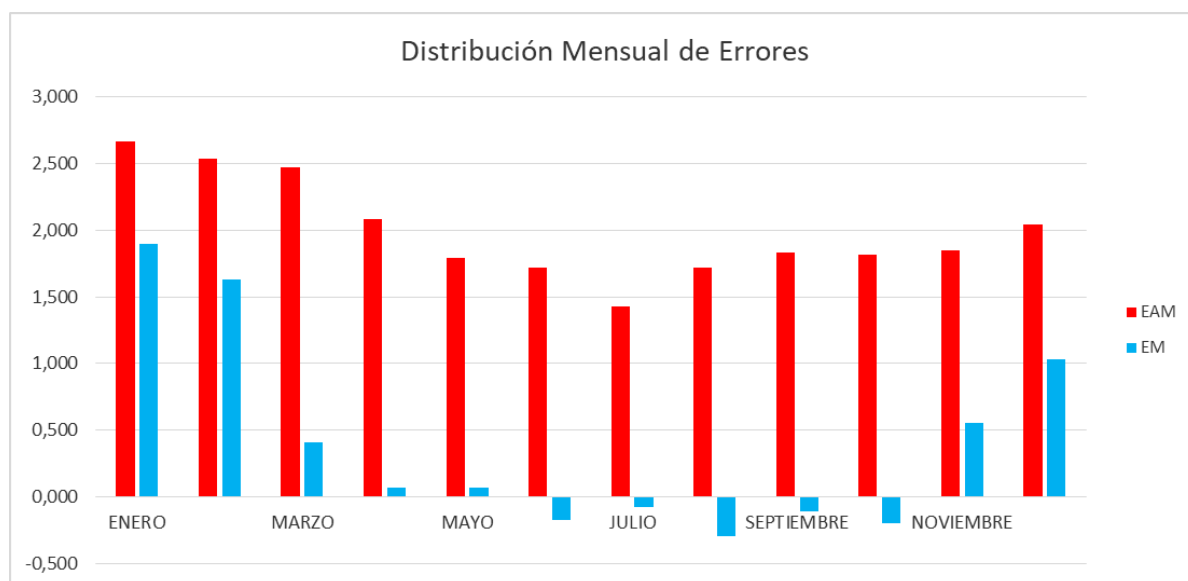


Figura 4-8 Distribución Mensual de Errores LEBA.

4.5. Verificación Aeropuerto de Badajoz (LEBZ).

A) Análisis del viento como variable dicotómica.

En el Aeropuerto de Badajoz los vientos que superaron los 5 KT durante del 2018 suponen el 44% de las observaciones registradas. De entre las observaciones del viento superiores a 5 KT, fueron predichas con éxito el 76,4% de los casos. Se predijo que el viento superaría los 5 KT un 42,7% de las veces, de esta fracción el 20% fueron falsas alarmas (ver tablas 4-37 y 4-38).

Tabla 4-37 Tabla Contingencia LEBZ. Umbral 5 KT.

	O_S	O_N	Total
P_S	967	252	1.219
P_N	298	1.338	1.636
Total	1.265	1.590	2.855

Tabla 4-38 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas LEBZ. Umbral 5 KT.

PFA (%)	20,67
PD (%)	76,44
CSI (%)	63,74

Los vientos que superaron los 10 KT de intensidad supusieron el 15,6% de las observaciones totales y se detectó con éxito el 42,5% de las veces que ocurrió el suceso. El 7,5% de las predicciones vaticinaban que se superarían los 10 KT, de ellas el 12% fueron falsas alarmas (ver tablas 4-39 y 4-40).

Tabla 4-39 Tabla Contingencia LEBZ. Umbral 10 KT.

	O_S	O_N	Total
P_S	190	26	216
P_N	257	2.382	2.639
Total	447	2.408	2.855

Tabla 4-40 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas LEBZ. Umbral 10 KT.

PFA (%)	12,04
PD (%)	42,51
CSI (%)	40,17

Vientos de más de 15 KT de intensidad se observaron el 2,8% de las veces, para estos casos el 25% de las predicciones fueron exitosas. Las predicciones que esperaban un viento mayor de 15 KT fueron menos del 1% de las totales (ver tablas 4-41 y 4-42). Conforme aumenta el umbral de la velocidad disminuye el porcentaje de detección y también disminuye el porcentaje de falsas alarmas (que hasta el momento aumentaba o se mantenía).

Tabla 4-41 Tabla Contingencia LEBZ. Umbral 15 KT.

	O_S	O_N	Total
P_S	20	3	23
P_N	60	2.772	2.832
Total	80	2.775	2.855

Tabla 4-42 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas LEBZ. Umbral 15 KT.

PFA (%)	13,04
PD (%)	25,00
CSI (%)	24,10

B) Análisis del viento como variable continua.

a. Cálculo de errores en el módulo del viento.

El error absoluto medio cometido por las predicciones se sitúa ligeramente por debajo de la media y en cuanto al error medio se observa que por norma general las previsiones de la intensidad del viento en el Aeropuerto de Badajoz están subestimadas (ver tabla 4-43).

Tabla 4-43 Error Cuadrático Medio (ECM), Error Absoluto Medio (EAM), Error Medio (EM) y Número de Datos Verificados LEBZ.

ECM	2,775
EAM	2,119
EM	-0,740
Nº CASOS	2855

b. Análisis por rumbo del viento.

El rumbo predominante es el W, que junto al NW y SW aglomeran el 63% de las observaciones. El rumbo más previsto es también el W que junto a las previsiones de los rumbos NW y SW suponen el 59% de las previsiones, lo cual implica que el modelo se comporta bastante bien. Si obviásemos los vientos de componente W, los vientos del E serían los más previstos y observados. Por el contrario los vientos del S y SE son los menos observado y previstos (ver tabla 4-44).

Tabla 4-44 Rumbo Observado frente a Rumbo Previsto LEBZ.

		Rumbo Previsto								TOTAL
		N	NE	E	SE	S	SW	W	NW	
Rumbo Observado	N	3,51	0,89	0,35	0,04	0,12	0,23	1,04	1,58	7,75
	NE	2,16	2,89	3,31	0,15	0,31	0,23	0,50	0,39	9,94
	E	1,31	1,77	7,44	0,58	0,12	0,15	0,58	0,15	12,10
	SE	0,42	0,73	1,16	0,39	0,12	0,15	0,50	0,15	3,62
	S	0,66	0,19	0,69	0,08	1,12	0,39	0,35	0,12	3,58
	SW	1,31	0,27	0,50	0,15	3,04	8,67	4,62	0,66	19,23
	W	1,81	0,23	0,23	0,27	0,31	6,90	20,58	1,19	31,52
	NW	1,62	0,35	0,12	0,12	0,12	0,62	7,44	1,89	12,25
	TOTAL	12,79	7,32	13,80	1,77	5,24	17,34	35,61	6,13	100,00

Los rumbos previstos que registran más error son S, NW y W y son errores prácticamente idénticos al EAM general. También destacan los rumbos W y NW por su subestimación de la intensidad del viento (ver tabla 4-45).

Tabla 4-45 Errores según Rumbo Previsto LEBZ.

	N	NE	E	SE	S	SW	W	NW
ECM	2,69	2,44	2,38	2,37	3,29	2,91	2,89	2,92
EAM	2,19	1,77	1,86	1,75	2,35	2,16	2,25	2,31
EM	-0,33	0,22	-0,32	-0,39	0,08	-0,53	-1,31	-1,52

c. Análisis por rumbo del viento.

La distribución horaria de errores presenta los máximos errores en las primeras horas de la tarde, coincidiendo estas horas con los instantes donde más subestimadas son las previsiones. Los errores mínimos se registran en las últimas horas de la madrugada (ver figura 4-9).

El mes que acumula mayor error vuelve a ser marzo (su EAM supera los 3 KT) y el EAM del resto de meses ronda los 2 KT, siendo el mes con menor error diciembre. Destaca que a partir de marzo todos los meses se tienen previsiones subestimadas (ver figura 4-10).

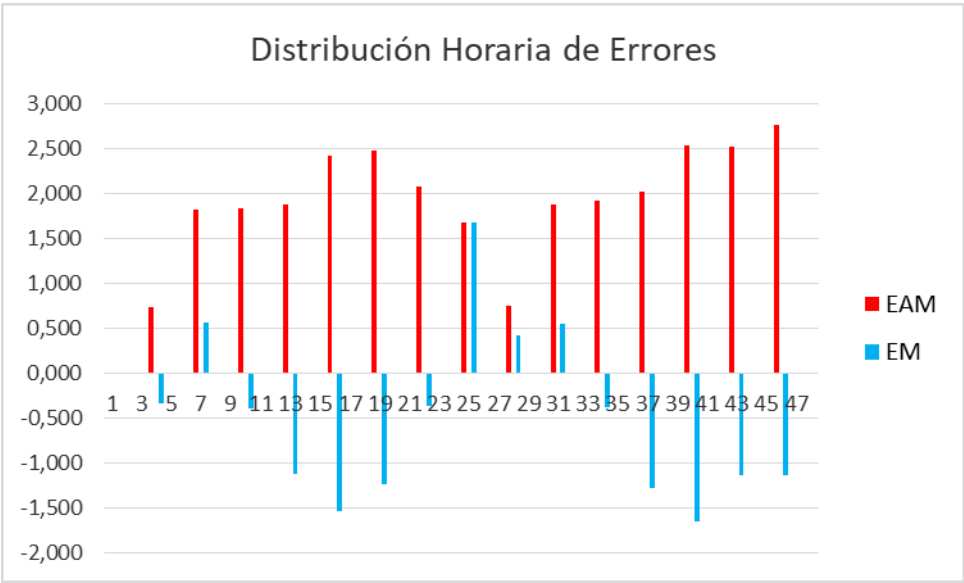


Figura 4-9 Distribución Horaria de Errores LEBZ.

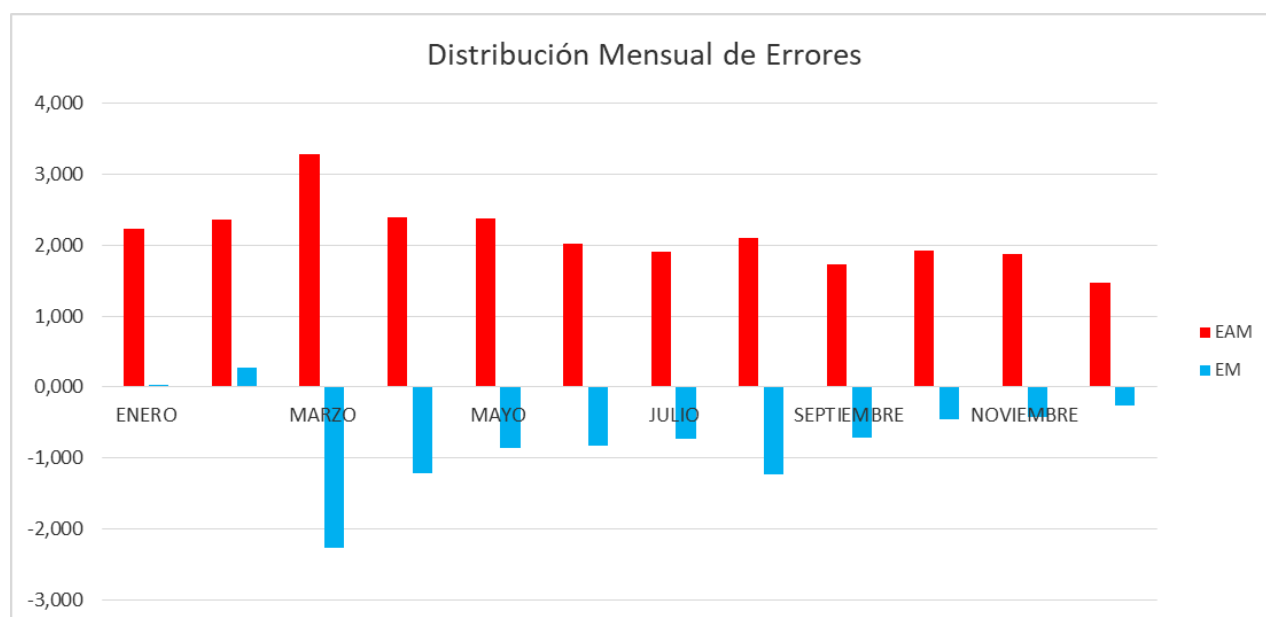


Figura 4-10 Distribución Mensual de Errores LEBZ.

4.6. Verificación Base El Copero (LEEC).

A) Análisis del viento como variable dicotómica.

En la Base de El Copero los vientos que superaron los 5 KT durante del 2018 suponen el 27,8% de las observaciones registradas. De entre las observaciones del viento superiores a 5 KT, fueron predichas con éxito el 66,5% de los casos. Se predijo que el viento superaría los 5 KT un 34,7% de las veces, de esta fracción el 46,8% fueron falsas alarmas (ver tablas 4-46 y 4-47). Por lo tanto los vientos que soplaron en la Base de El Copero durante el 2018 fueron generalmente flojos.

Tabla 4-46 Tabla Contingencia LEEC. Umbral 5 KT.

	O_S	O_N	Total
P_S	234	206	440
P_N	118	709	827
Total	352	915	1.267

Tabla 4-47 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas LEEC. Umbral 5 KT.

PFA (%)	46,82
PD (%)	66,48
CSI (%)	41,94

Los vientos que superaron los 10 KT de intensidad supusieron el 6,3% de las observaciones totales y se detectó con éxito el 23,75% de las veces que ocurrió el suceso. El 3,5% de las predicciones vaticinaban que se superarían los 10 KT, de ellas el 56,8% fueron falsas alarmas (ver tablas 4-48 y 4-49).

Tabla 4-48 Tabla Contingencia LEEC. Umbral 10 KT.

	O_S	O_N	Total
P_S	19	25	44
P_N	61	1.162	1.223
Total	80	1.187	1.267

Tabla 4-49 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas LEEC. Umbral 10 KT.

PFA (%)	56,82
PD (%)	23,75
CSI (%)	18,10

El número de veces que se superó el umbral de los 15 KT, tanto en observaciones como en predicciones no es significativo como para poder extraer conclusiones sólidas. Los resultados de la Base de El Copero están fuertemente condicionados por el escaso número de datos recogidos (ver tablas 4-50 y 4-51).

Tabla 4-50 Tabla Contingencia LEEC. Umbral 15 KT.

	O_S	O_N	Total
P_S	2	7	9
P_N	20	1.238	1.258
Total	22	1.245	1.267

Tabla 4-51 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas LEEC. Umbral 15 KT.

PFA (%)	77,78
PD (%)	9,09
CSI (%)	6,90

B) Análisis del viento como variable continua.

a. Cálculo de errores en el módulo del viento.

La Base El Copero registra un EAM prácticamente idéntico al EAM general. El EM nos da una pista de que las previsiones están ligeramente sobreestimadas (ver tabla 4-52).

Tabla 4-52 Error Cuadrático Medio (ECM), Error Absoluto Medio (EAM), Error Medio (EM) y Número de Datos Verificados LEEC.

ECM	3,226
EAM	2,335
EM	0,306
Nº CASOS	1267

b. Análisis por rumbo del viento.

Los rumbos más observados son NE y SW que son a su vez los que se pronostican con mayor éxito. El rumbo más pronosticado es el N, que es uno de los rumbos menos observados. Por lo tanto el modelo predice bien los rumbos NE y SW pero comete errores cuando predice viento del N (ver tabla 4-53).

Tabla 4-53 Rumbo Observado frente a Rumbo Previsto LEEC.

		Rumbo Previsto								TOTAL
		N	NE	E	SE	S	SW	W	NW	
Rumbo Observado	N	5,19	0,88	0,22	0,00	0,11	0,11	0,11	0,00	6,62
	NE	9,60	16,23	1,32	0,11	0,77	0,44	0,22	0,00	28,70
	E	1,66	2,43	1,21	0,11	0,33	0,33	0,11	0,00	6,18
	SE	2,43	0,66	0,33	0,33	0,00	0,22	0,11	0,00	4,08
	S	4,64	0,55	0,44	0,44	3,97	2,43	0,00	0,00	12,47
	SW	4,08	0,22	0,11	0,66	6,95	12,58	0,88	0,11	25,61
	W	1,66	0,66	0,44	0,00	1,55	4,08	2,98	0,11	11,48
	NW	2,10	0,22	0,00	0,00	0,22	0,66	1,66	0,00	4,86
	TOTAL	31,35	21,85	4,08	1,66	13,91	20,86	6,07	0,22	100,00

Los rumbos que mejor predice el modelo (NE y SW) son a su vez los rumbos en los que se comete un EAM menor y están ligeramente sobreestimados. Las predicciones de vientos del N son en las que se comete el mayor error, también son las más sobreestimadas. Destacan las previsiones de los vientos del E como las más subestimadas (ver tabla 4-54).

Tabla 4-54 Errores según Rumbo Previsto LEEC.

	N	NE	E	SE	S	SW	W	NW
ECM	3,42	3,26	3,39	3,42	3,35	2,90	3,11	3,56
EAM	2,81	2,37	2,44	2,26	2,40	2,05	2,20	2,62
EM	1,08	0,12	-0,99	-0,05	0,43	0,32	0,51	1,00

c. Evolución temporal del error.

La distribución horaria del error presenta dos picos, pero esto se debe a que existen muy pocos datos en ese intervalo horario, por lo que no se tendrá en cuenta. El EAM prácticamente se mantiene constante en torno a los 2 KT y aunque hay algunas previsiones ligeramente subestimadas, la sobreestimación es más latente a primeras horas del día y de la noche (ver figura 4-11).

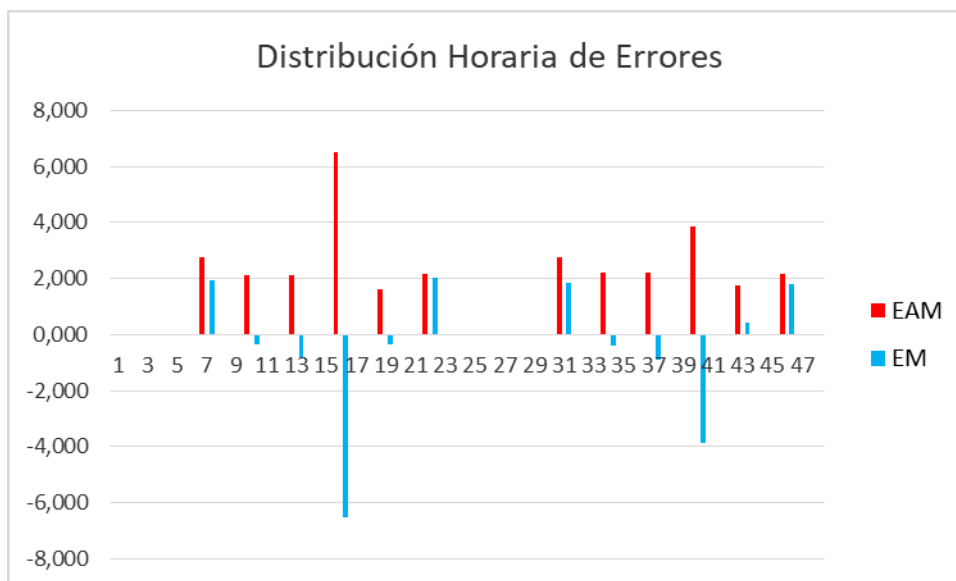


Figura 4-11 Distribución Horaria de Errores LEEC.

En la distribución mensual de aerroses se observa que el mes que registra mayor EAM es octubre y asu vez es el mes en el que las previsiones son significativamente subestimadas. Los meses que registras menor EAM son julio, agosto y septiembre. También destaca la sobreestimación de las observaciones en los meses de enero y marzo.

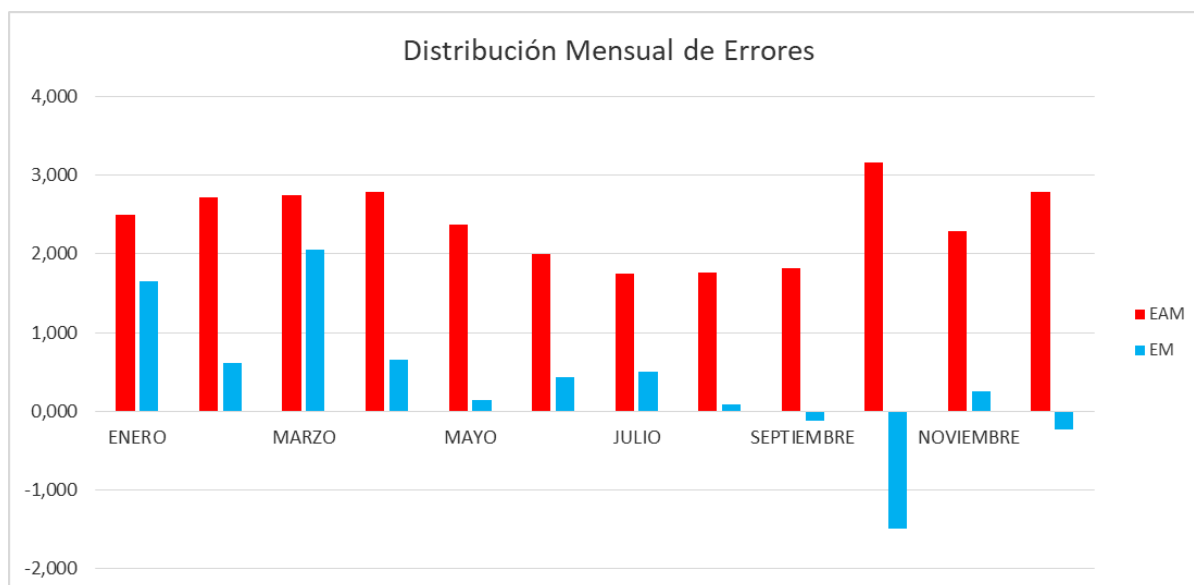


Figura 4-12 Distribución Mensual de Errores LEEC.

4.7. Verificación Base Aérea de Armilla (LEGA).

A) Análisis del viento como variable dicotómica.

En la Base Aérea de Armilla el 35,4% de los vientos registrados superaron los 5 KT de intensidad, de ellos el 47,9% fue detectado por el modelo. Dicho modelo predijo que el 20,4% de los datos de viento registrados superaría los 5 KT, de ellos el 16,8% fueron falsas alarmas. Estos resultados a priori indican que los vientos en la Base Aérea de Armilla fueron flojos y estuvieron subestimados por el modelo (ver tablas 4-55 y 4-56).

Tabla 4-55 Tabla Contingencia LEGA. Umbral 5 KT.

	O_S	O_N	Total
P_S	366	74	440
P_N	398	1.316	1.714
Total	764	1.390	2.154

Tabla 4-56 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas LEGA. Umbral 5 KT.

PFA (%)	16,82
PD (%)	47,91
CSI (%)	43,68

Los vientos que superaron los 10 KT supusieron un 16,7% del total, de todos ellos el modelo solamente predijo con éxito el 7,78%. El número de veces que el modelo predijo que se superarían los 10 KT de intensidad no es significativo respecto al total de datos recogidos y no se tendrán en cuenta a fin de no extraer conclusiones erróneas (ver tablas 4-57 y 4-58).

Tabla 4-57 Tabla Contingencia LEGA. Umbral 10 KT.

	O_S	O_N	Total
P_S	28	3	31
P_N	332	1.791	2.123
Total	360	1.794	2.154

Tabla 4-58 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas LEGA. Umbral 10 KT.

PFA (%)	9,68
PD (%)	7,78
CSI (%)	7,71

Los resultados que se pudieran extraer de las tablas 4-59 y 4-60 no se tendrán en cuenta pues apenas se observaron casos en que se superasen vientos de 15 KT. Lo único que se puede comentar hasta el momento es que la Base Aérea de Armilla presenta uno de los porcentajes de detección más bajos.

Tabla 4-59 Tabla Contingencia LEGA. Umbral 15 KT.

	O_S	O_N	Total
P_S	2	0	2
P_N	85	2.067	2.152
Total	87	2.067	2.154

Tabla 4-60 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas LEGA. Umbral 15 KT.

PFA (%)	0,00
PD (%)	2,30
CSI (%)	2,30

B) Análisis del viento como variable continua.

a. Cálculo de errores en el módulo del viento.

Se observa que el EAM de los datos recogidos en la Base Aérea de Armilla se situa por encima del EAM general. Y lo más llamativo es la fuerte subestimación de las predicciones frente a la observación real (ver tabla 4-61).

Tabla 4-61 Error Cuadrático Medio (ECM), Error Absoluto Medio (EAM), Error Medio (EM) y Número de Datos Verificados LEGA.

ECM	4,474
EAM	3,075
EM	-2,519
Nº CASOS	2154

b. Análisis por rumbo del viento.

Los rumbos más observados son NW y S que son a su vez los que se pronostican con mayor éxito. El rumbo más pronosticado es el N, que es uno de los rumbos menos observados. Por lo tanto el modelo predice bien los rumbos NW y S pero comete errores cuando predice viento del N (ver tabla 4-62).

Tabla 4-62 Rumbo Observado frente a Rumbo Previsto LEGA.

		Rumbo Previsto								
		N	NE	E	SE	S	SW	W	NW	TOTAL
Rumbo Observado	N	2,83	0,60	0,30	0,12	0,60	0,12	0,78	2,41	7,77
	NE	1,02	0,24	0,06	0,06	0,78	0,42	0,18	0,54	3,31
	E	1,51	0,30	0,12	0,54	3,07	0,90	0,60	0,30	7,35
	SE	2,53	0,48	0,42	0,84	6,81	0,72	0,72	0,48	13,01
	S	4,16	0,66	0,12	0,54	8,92	1,93	1,02	1,69	19,04
	SW	3,07	0,48	0,54	0,60	2,35	0,90	0,90	2,05	10,90
	W	5,42	1,39	0,12	0,42	1,33	0,72	3,19	4,22	16,81
	NW	5,36	0,90	0,30	0,24	1,27	0,48	3,61	9,64	21,81
	TOTAL	25,90	5,06	1,99	3,37	25,12	6,20	11,02	21,33	100,00

Los vientos del S son predichos con éxito por el modelo, pero presentan el mayor EAM y las predicciones son subestimadas. Los vientos del NW, que también son predichos con éxito por el modelo presentan el menor EAM y es el rumbo menos subestimado (ver tabla 4-63).

Tabla 4-63 Errores según Rumbo Previsto LEGA

	N	NE	E	SE	S	SW	W	NW
ECM	4,47	4,09	4,34	4,21	5,29	4,56	4,72	3,74
EAM	3,17	2,90	3,10	2,77	4,01	3,08	3,14	2,48
EM	-2,29	-2,46	-2,84	-2,13	-3,36	-2,82	-2,56	-1,90

c. Evolución temporal del error.

La distribución horaria del error presenta sus máximos en las horas finales de la tarde, coincidiendo con la máxima subestimación de la intensidad del viento. El error más pequeño se da en las primeras horas de la noche, coincidiendo con la mínima subestimación de la intensidad del viento (ver figura 4-13).

En cuanto a la distribución mensual del error, comentar que el mes en que se registró mayor error es abril, que también es el mes en que más se subestimo la intensidad del viento. En cambio, el mes que registró un error menor fue enero, coincidiendo con la mínima subestimación del viento (ver figura 4-14).

En general, la predicción del viento en la Base Aérea de Armilla está marcada la subestimación de la intensidad del viento y por un EAM superior a la media.

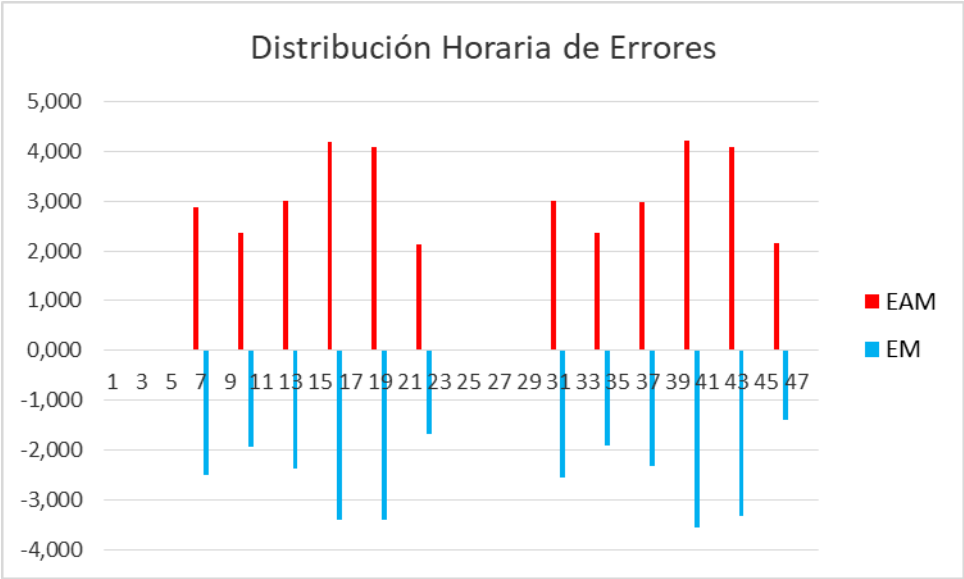


Figura 4-13 Distribución Horaria de Errores LEGA.

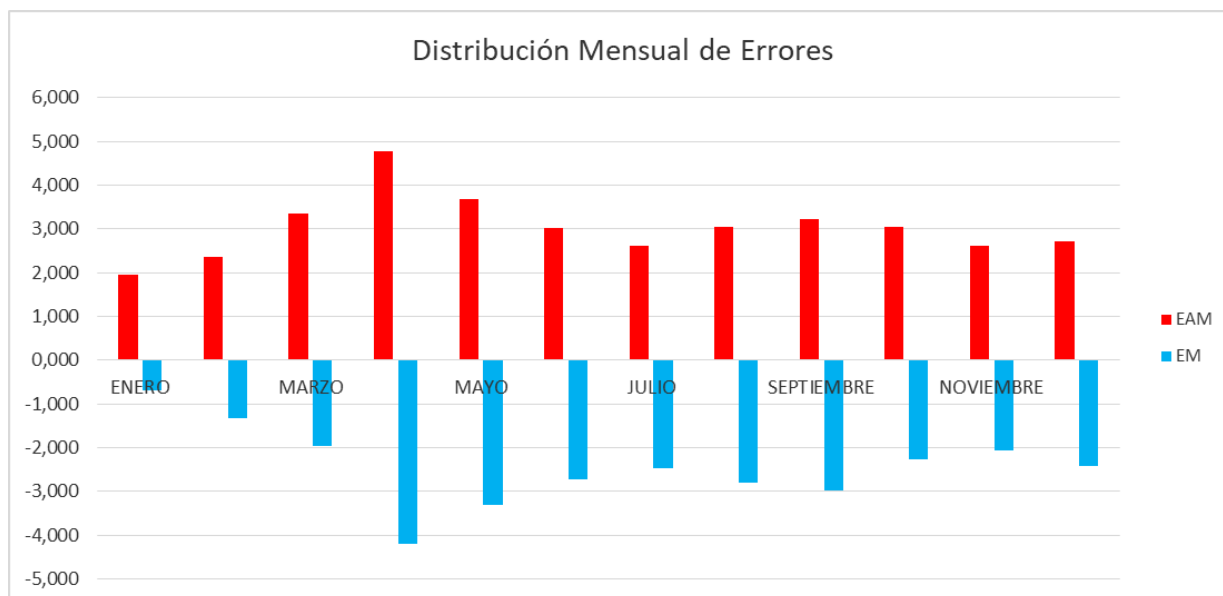


Figura 4-14 Distribución Mensual de Errores LEGA.

4.8. Verificación Aeropuerto de Granada (LEGR).

A) Análisis del viento como variable dicotómica.

En el Aeropuerto de Granada el 22,9% de los vientos registrados superaron los 5 KT de intensidad, de ellos el 61% fue detectado por el modelo. Dicho modelo predijo que el 18,7% de los datos de viento registrados superaría los 5 KT, de ellos el 25% fueron falsas alarmas. Estos resultados a priori indican que los vientos fueron generalmente flojos (ver tablas 4-64 y 4-65).

Tabla 4-64 Tabla Contingencia LEGR. Umbral 5 KT.

	O_S	O_N	Total
P_S	598	201	799
P_N	381	3.094	3.475
Total	979	3.295	4.274

Tabla 4-65 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas LEGR. Umbral 5 KT.

PFA (%)	25,16
PD (%)	61,08
CSI (%)	50,68

Los vientos que superaron los 10 KT supusieron un 6,9% del total, de todos ellos el modelo solamente predijo con éxito el 14,14%. El número de veces que el modelo predijo que se superarían los 10 KT de intensidad no es significativo respecto al total de datos recogidos y no se tendrán en cuenta a fin de no extraer conclusiones erróneas (ver tablas 4-66 y 4-67).

Tabla 4-66 Tabla Contingencia LEGR. Umbral 10 KT.

	O_S	O_N	Total
P_S	42	16	58
P_N	255	3.961	4.216
Total	297	3.977	4.274

Tabla 4-67 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas LEGR. Umbral 10 KT.

PFA (%)	27,59
PD (%)	14,14
CSI (%)	13,42

Los resultados que se pudieran extraer de las tablas 4-68 y 4-69 no se tendrán en cuenta (al igual que en la Base Aérea de Armilla) pues apenas se observaron casos en que se superasen vientos de 15 KT.

Tabla 4-68 Tabla Contingencia LEGR. Umbral 15 KT.

	O_S	O_N	Total
P_S	2	0	2
P_N	29	4.243	4.272
Total	31	4.243	4.274

Tabla 4-69 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas LEGR. Umbral 15 KT.

PFA (%)	0,00
PD (%)	6,45
CSI (%)	6,45

B) Análisis del viento como variable continua.

a. Cálculo de errores en el módulo del viento.

En lo que llevamos de análisis del Aeropuerto de Granada estamos encontrando muchas similitudes con la Base Aérea de Armilla, pero aquí viene la primera gran diferencia. El EAM se sitúa por debajo de la media general y la subestimación no es tan significativa como en el caso anterior (ver tabla 4-70).

Tabla 4-70 Error Cuadrático Medio (ECM), Error Absoluto Medio (EAM), Error Medio (EM) y Número de Datos Verificados LEGR.

ECM	2,673
EAM	1,956
EM	-0,232
Nº CASOS	4274

b. Análisis por rumbo del viento.

Lo más llamativo del análisis por rumbos es que el rumbo que se prevé con mayor frecuencia es el N y que este es el cuarto rumbo menos observado (algo muy similar ocurría en la Base de Armilla). El modelo muestra un mejor comportamiento cuando predice vientos del W ya que es el segundo rumbo más previsto y el rumbo más observado (ver tabla 4-71).

Tabla 4-71 Rumbo Observado frente a Rumbo Previsto LEGR.

		Rumbo Previsto								TOTAL
		N	NE	E	SE	S	SW	W	NW	
Rumbo Observado	N	8,48	0,57	0,26	0,45	0,48	0,99	0,73	0,45	12,41
	NE	8,26	0,61	0,41	0,41	0,67	0,80	0,41	0,03	11,61
	E	2,74	0,16	0,06	0,06	0,48	0,77	0,29	0,00	4,56
	SE	2,26	0,13	0,35	0,51	0,80	0,48	0,45	0,06	5,04
	S	4,37	0,22	0,45	0,73	2,97	2,49	1,91	0,16	13,30
	SW	5,39	0,06	0,06	0,13	1,21	2,46	4,75	0,57	14,64
	W	6,12	0,03	0,16	0,19	0,77	2,20	12,41	1,79	23,67
	NW	4,88	0,13	0,13	0,10	0,48	0,96	5,39	2,71	14,77
	TOTAL	42,52	1,91	1,88	2,58	7,85	11,13	26,35	5,77	100,00

Vuelve a ocurrir que en el rumbo que mejor pronostica el modelo es el rumbo donde se cometen más errores absolutos y es también el rumbo donde más se subestima la intensidad del viento. Los vientos previstos del E son los que presentan el menor EAM y un EM muy cercano a cero (ver tabla 4-72).

Tabla 4-72 Errores según Rumbo Previsto LEGR.

	N	NE	E	SE	S	SW	W	NW
ECM	2,20	2,08	2,13	3,09	2,78	2,77	2,96	2,80
EAM	1,62	1,56	1,45	2,21	2,10	1,98	2,25	2,04
EM	0,54	0,68	0,05	-0,32	-0,07	-0,56	-0,82	-0,65

c. Evolución temporal del error.

La distribución horaria de errores presenta los errores absolutos máximos y las máximas subestimaciones en las horas centrales de la tarde. En cambio los errores absolutos mínimos y las sobreestimaciones de la intensidad del viento se concentran en las madrugadas (ver figura 4-15).

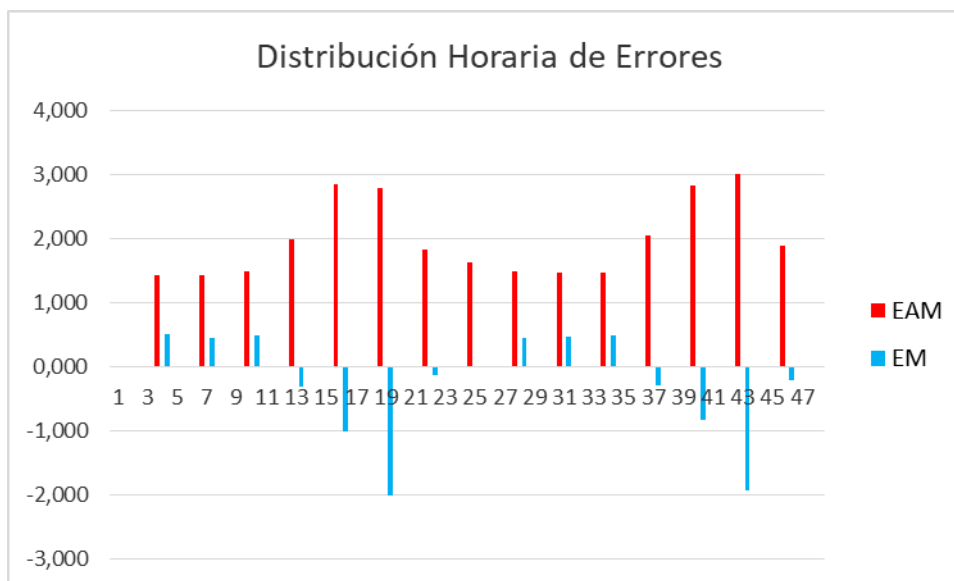


Figura 4-15 Distribución Horaria de Errores LEGR.

La distribución mensual de errores muestra que los meses en que se registraron mayores errores fueron marzo y abril, siendo este último el que presentó los pronósticos más subestimados. Por otro lado, el mes que registra menores errores fue diciembre, coincidiendo también con el mes con los pronósticos más sobreestimados (ver figura 4-16).

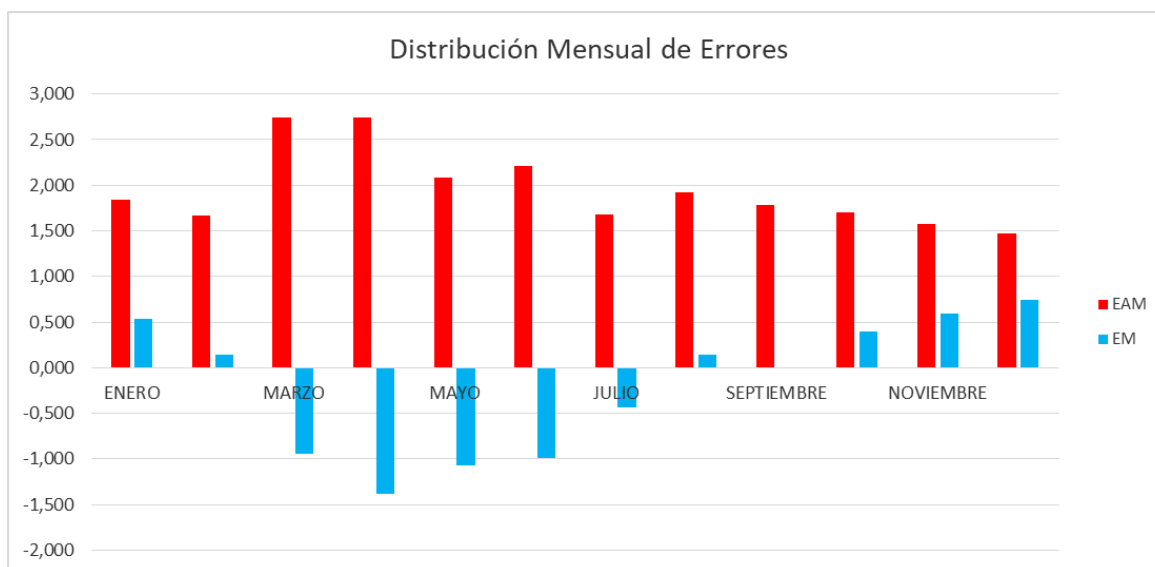


Figura 4-16 Distribución Mensual de Errores LEGR.

4.9. Verificación Aeropuerto de Jerez de la Frontera (LEJR).

A) Análisis del viento como variable dicotómica.

El 41,3% de las observaciones del viento en el Aeropuerto de Jerez superaron el umbral de los 5 KT, de entre todos estos casos fueron predichos con éxito el 84,5 %. Se predijo que superarían los 5 KT el 50% del total de los datos recogidos, de ellos el 30% fueron falsas alarmas (ver tablas 4-73 y 4-74).

Tabla 4-73 Tabla Contingencia LEJR. Umbral 5 KT.

	O_S	O_N	Total
P_S	1.496	646	2.142
P_N	274	1.862	2.136
Total	1.770	2.508	4.278

Tabla 4-74 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas LEJR. Umbral 5 KT.

PFA (%)	30,16
PD (%)	84,52
CSI (%)	61,92

Del total de datos registrados, el 13,7% superó los 10 KT de velocidad, de todos estos casos fueron predichos con éxito el 54 %. Según el modelo, el 10% de las observaciones superarían los 10 KT, de ellos casi el 30% fueron falsas alarmas (ver tablas 4-75 y 4-76).

Tabla 4-75 Tabla Contingencia LEJR. Umbral 10 KT.

	O_S	O_N	Total
P_S	318	134	452
P_N	271	3.555	3.826
Total	589	3.689	4.278

Tabla 4-76 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas LEJR. Umbral 10 KT.

PFA (%)	29,65
PD (%)	53,99
CSI (%)	43,98

Solamente el 3% de las observaciones superaron el umbral de los 15 KT habiendo sido predichas con éxito el 30% de ellas. El número de veces que se predijo que se superaría el umbral de los 15 KT no es significativo para extraer conclusiones (ver figuras 4-77 y 4-78).

Se observa que conforme aumenta el umbral disminuye el porcentaje de detección y el porcentaje de falsas alarmas se mantiene estable.

Tabla 4-77 Tabla Contingencia LEJR. Umbral 15 KT.

	O_S	O_N	Total
P_S	37	13	50
P_N	87	4.141	4.228
Total	124	4.154	4.278

Tabla 4-78 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas LEJR. Umbral 15 KT.

PFA (%)	26,00
PD (%)	29,84
CSI (%)	27,01

B) Análisis del viento como variable continua.

a. Cálculo de errores en el módulo del viento.

El Aeropuerto de Jerez registra un error en la intensidad del viento prevista ligeramente inferior a la media general y también muestra cierta sobreestimación en las predicciones (ver tabla 4-79).

Tabla 4-79 Error Cuadrático Medio (ECM), Error Absoluto Medio (EAM), Error Medio (EM) y Número de Datos Verificados LEJR.

ECM	2,957
EAM	2,259
EM	0,283
Nº CASOS	4278

b. Análisis por rumbo del viento.

En el análisis por rumbos destacan como vientos predichos con mayor éxito aquellos que vienen del S, SW y W. Los vientos predichos con menor éxito son los que provienen del NE y NW. También destaca que los vientos que se predicen con más frecuencia son aquellos que vienen del N, sin embargo estos vientos son los terceros menos observados (ver tabla 4-80).

Los vientos que según el modelo vienen del S, SW y W son los que presentan menor EAM y los que vienen del N son los que registran mayor EAM. También se observa que los vientos previstos del SE son los más sobreestimados y los vientos previstos del SW los más subestimados (ver tabla 4-81).

Tabla 4-80 Rumbo Observado frente a Rumbo Previsto LEJR.

		Rumbo Previsto								
		N	NE	E	SE	S	SW	W	NW	TOTAL
Rumbo Observado	N	7,07	0,39	0,19	0,03	0,06	0,03	0,19	1,47	9,42
	NE	6,10	1,69	0,69	0,14	0,19	0,22	0,08	0,47	9,59
	E	2,47	1,50	3,13	0,50	0,19	0,11	0,22	0,25	8,37
	SE	1,94	1,08	2,88	3,46	2,72	0,14	0,22	0,17	12,61
	S	1,47	0,39	1,36	1,39	7,95	1,58	0,75	0,19	15,07
	SW	1,08	0,25	0,47	0,30	4,71	9,56	2,49	0,22	19,09
	W	1,08	0,19	0,30	0,17	0,72	3,85	9,59	1,00	16,90
	NW	2,60	0,55	0,06	0,11	0,14	0,11	2,74	2,63	8,95
	TOTAL	23,80	6,04	9,09	6,10	16,68	15,60	16,29	6,40	100,00

Tabla 4-81 Errores según Rumbo Previsto LEJR.

	N	NE	E	SE	S	SW	W	NW
ECM	3,22	3,08	2,95	3,09	2,76	3,02	2,69	2,96
EAM	2,63	2,50	2,26	2,40	1,98	2,24	2,01	2,31
EM	0,41	0,94	0,77	1,34	0,53	-0,91	-0,55	0,80

c. Evolución temporal del error.

La distribución horaria del EAM no presenta ningún máximo ni mínimo significativo. En cambio si que se aprecia que las predicciones nocturnas y las de las primeras horas de la mañana están sobreestimadas; y que las predicciones del mediodía y de la tarde están subestimadas (ver figura 4-17).

Los meses que registraron mayor EAM fueron enero y marzo, este último estuvo marcado por la subestimación de las predicciones. El mes que registró menor EAM fue julio y cuyas predicciones también fueron ligeramente subestimadas. Destacan noviembre y diciembre como meses en los que se sobreestimó la predicción de la intensidad del viento (ver figura 4-18).

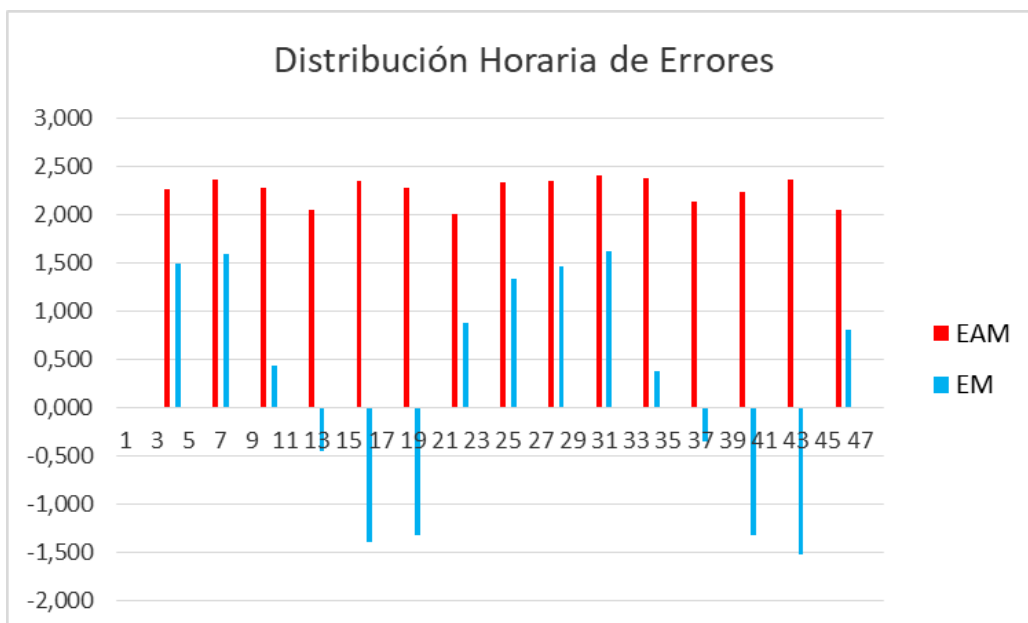


Figura 4-17 Distribución Horaria de Errores LEJR.

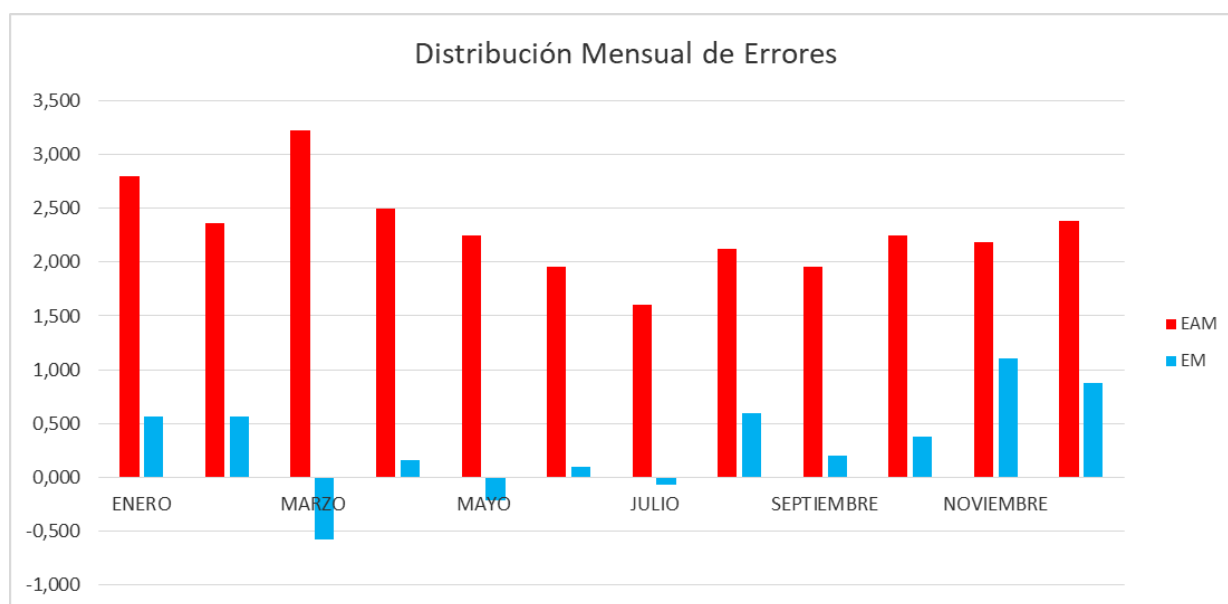


Figura 4-18 Distribución Mensual de Errores LEJR.

4.10. Verificación Aeropuerto de Murcia/San Javier (LELC).

A) Análisis del viento como variable dicotómica.

El 59,4% de las observaciones del viento en el Aeropuerto de Murcia/San Javier superaron el umbral de los 5 KT, de entre todos estos casos fueron predichos con éxito el 92,6 %. Se predijo que superarían los 5 KT el 74,8% del total de los datos recogidos, de ellos el 26% fueron falsas alarmas (ver tablas 4-82 y 4-83).

Tabla 4-82 Contingencia LELC. Umbral 5 KT.

	O_S	O_N	Total
P_S	2.114	758	2.872
P_N	169	799	968
Total	2.283	1.557	3.840

Tabla 4-83 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas LELC. Umbral 5 KT.

PFA (%)	26,39
PD (%)	92,60
CSI (%)	69,52

El 16,8% de las observaciones del viento en el Aeropuerto de Murcia/San Javier superaron el umbral de los 10 KT, de entre todos estos casos fueron predichos con éxito el 82,8 %. Se predijo que superarían los 5 KT el 27,3% del total de los datos recogidos, de ellos el 49% fueron falsas alarmas (ver tablas 4-84 y 4-85).

Tabla 4-84 Contingencia LELC. Umbral 10 KT.

	O_S	O_N	Total
P_S	535	514	1.049
P_N	111	2.680	2.791
Total	646	3.194	3.840

Tabla 4-85 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas LELC. Umbral 10 KT.

PFA (%)	49,00
PD (%)	82,82
CSI (%)	46,12

Solamente el 4,4% de las observaciones del viento en el Aeropuerto de Murcia/San Javier superaron el umbral de los 15 KT, de entre todos estos casos fueron predichos con éxito el 67,5 %. Se predijo que superarían los 15 KT el 5,8% del total de los datos recogidos, de ellos el 49,5% fueron falsas alarmas (ver tablas 4-86 y 4-87).

Se observa un el porcentaje de detección mantiene un buen comportamiento incluso para el umbral de 15 KT, en cambio el porcentaje de falsas alarmas se aumenta considerablemente al aumentar el umbral.

Tabla 4-86 Contingencia LELC. Umbral 15 KT.

	O_S	O_N	Total
P_S	114	112	226
P_N	55	3.559	3.614
Total	169	3.671	3.840

Tabla 4-87 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas LELC. Umbral 15 KT.

PFA (%)	49,56
PD (%)	67,46
CSI (%)	40,57

B) Análisis del viento como variable continua.

a. Cálculo de errores en el módulo del viento.

El Aeropuerto de Murcia/San Javier registra un error en la intensidad del viento prevista ligeramente inferior a la media general y también presenta, por lo general, sobreestimación en las predicciones (ver tabla 4-88).

Tabla 4-88 Error Cuadrático Medio (ECM), Error Absoluto Medio (EAM), Error Medio (EM) y Número de Datos Verificados LEJR.

ECM	3,053
EAM	2,282
EM	0,873
Nº CASOS	3840

b. Análisis por rumbo del viento.

Son varios los rumbos observados que más se repiten, destaca el NE seguido de SW, E, NW y W. Y los rumbos previstos que más se repiten son W, E, NE, NW y SW. Observamos que los rumbos coinciden pero no en orden (los más repetidos se han nombrado primero). Los rumbos previstos con mayor éxito son los siguientes: NE, E, W y SW; en cambio el rumbo predicho con meno éxito es el N. Se observa que los valores mayores se conentran en torno a la diagonal principal, lo que invita a pensar en que se ha realizado una buena predicción (ver tabla 4-89).

Tabla 4-89 Rumbo Observado frente a Rumbo Previsto LELC.

		Rumbo Previsto								
		N	NE	E	SE	S	SW	W	NW	TOTAL
Rumbo Observado	N	2,86	0,52	0,19	0,03	0,05	0,22	0,95	2,89	7,72
	NE	3,93	11,73	4,20	0,27	0,08	0,00	0,33	1,28	21,83
	E	0,49	1,80	9,50	1,64	0,25	0,05	0,08	0,41	14,22
	SE	0,11	0,08	1,56	3,66	0,46	0,08	0,14	0,19	6,28
	S	0,30	0,08	0,74	3,11	3,47	1,34	0,52	0,25	9,80
	SW	0,55	0,05	0,16	0,65	3,11	7,31	3,57	0,49	15,91
	W	0,41	0,14	0,11	0,14	0,35	1,66	7,50	1,50	11,81
	NW	1,23	0,14	0,11	0,11	0,25	0,90	5,05	4,67	12,44
	TOTAL	9,88	14,54	16,56	9,60	8,02	11,57	18,14	11,68	100,00

El rumbo previsto que presenta menor EAM es el SE que a su vez es el único rumbo cuyas predicciones están subestimadas. El mayor EAM se produce cuando se predicen vientos del NW que también son los vientos más sobreestimados (ver tabla 4-90).

Tabla 4-90 Errores según Rumbo Previsto LELC.

	N	NE	E	SE	S	SW	W	NW
ECM	2,85	3,12	2,46	2,42	2,80	3,54	2,93	3,53
EAM	2,30	2,40	1,87	1,80	2,11	2,56	2,20	2,62
EM	1,17	1,14	0,67	-0,50	0,77	1,11	0,22	1,51

c. Evolución temporal del error.

En la distribución horaria del error se observan unos máximos en las primeras horas de la mañana y en las últimas horas del día coincidiendo con las mayores sobreestimaciones. Los errores mínimos se encuentran en las horas centrales de la tarde coincidiendo con las menores sobreestimaciones (ver figura 4-19).

Marzo vuelve a ser el mes que registra un EAM mayor y julio el mes que registra un EAM menor. El mes que presenta una mayor sobreestimación es enero y el que presenta una menor sobreestimación es mayo (ver figura 4-20).

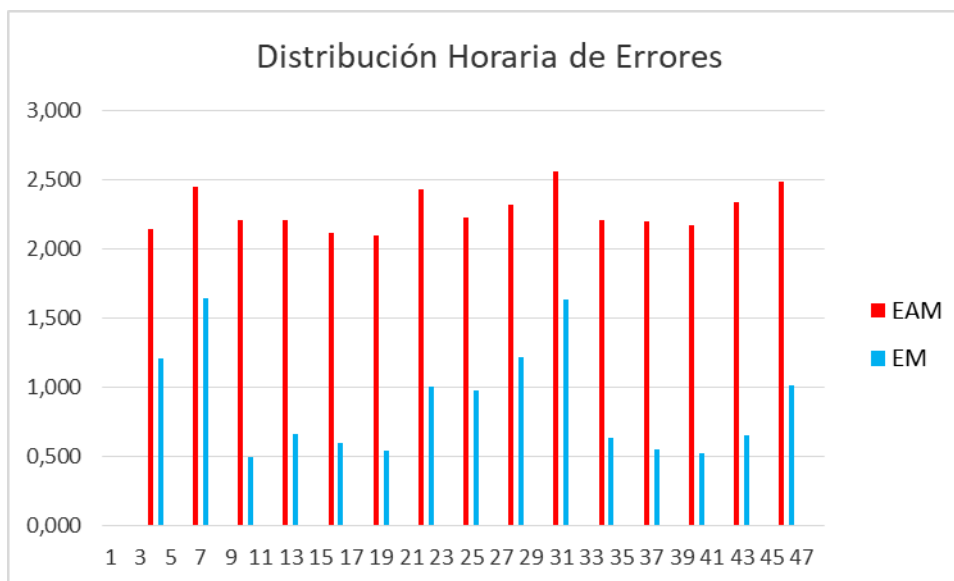


Figura 4-19 Distribución Horaria de Errores LELC.

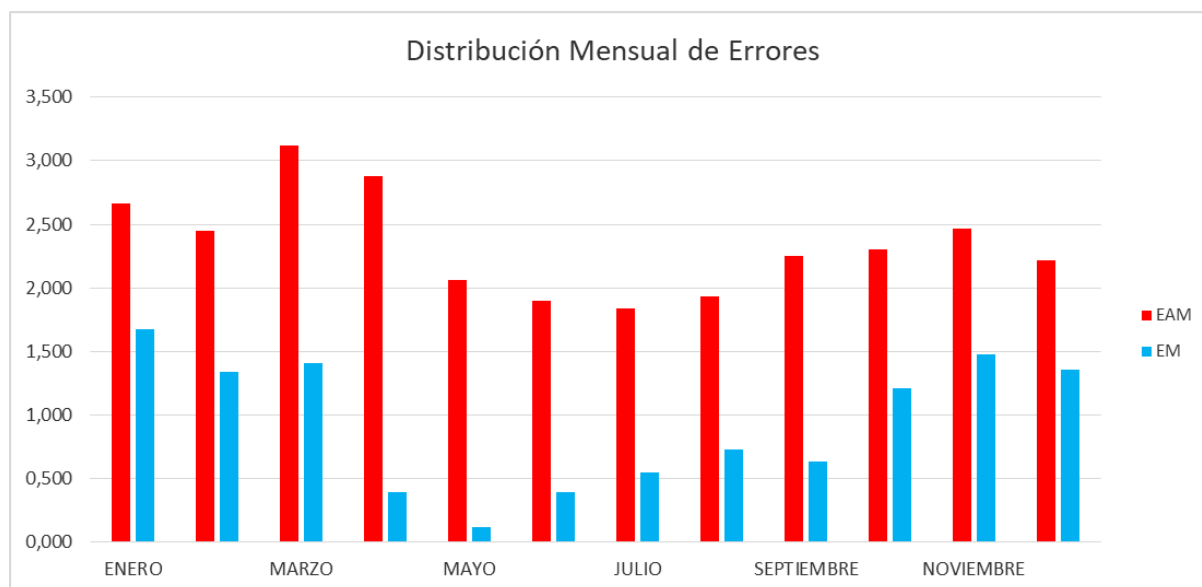


Figura 4-20 Distribución Mensual de Errores LELC.

4.11. Verificación Aeropuerto de Málaga (LEMG).

A) Análisis del viento como variable dicotómica.

El 61,5% de las observaciones del viento en el Aeropuerto de Málaga superaron el umbral de los 5 KT, de entre todos estos casos fueron predichos con éxito el 60%. Se predijo que superarían los 5 KT el 42% del total de los datos recogidos, de ellos el 11,9% fueron falsas alarmas (ver tablas 4-91 y 4-92).

Tabla 4-91 Tabla Contingencia LEMG. Umbral 5 KT.

	O_S	O_N	Total
P_S	1.585	214	1.799
P_N	1.053	1.432	2.485
Total	2.638	1.646	4.284

Tabla 4-92 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas LEMG. Umbral 5 KT.

PFA (%)	11,90
PD (%)	60,08
CSI (%)	55,58

El 18,67% de las observaciones del viento en el Aeropuerto de Málaga superaron el umbral de los 10 KT, de entre todos estos casos fueron predichos con éxito el 15%. Se predijo que superarían los 10 KT el 4% del total de los datos recogidos, de ellos el 31% fueron falsas alarmas (ver tablas 4-93 y 4-94).

Tabla 4-93 Tabla Contingencia LEMG. Umbral 10 KT.

	O_S	O_N	Total
P_S	120	54	174
P_N	680	3.430	4.110
Total	800	3.484	4.284

Tabla 4-94 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas LEMG. Umbral 10 KT.

PFA (%)	31,03
PD (%)	15,00
CSI (%)	14,05

El 3,8% de las observaciones del viento en el Aeropuerto de Málaga superaron el umbral de los 15 KT, de entre todos estos casos solamente fueron predichos con éxito el 3,7%. Se predijo que se superarían los 15 KT solo en 7 ocasiones, dato poco significativo para extraer conclusiones (ver tablas 4-95 y 4-96).

A partir del umbral de 10 KT el porcentaje de detección decae drásticamente, aunque se observa que el 81,3% de las observaciones no supera dicho umbral.

Tabla 4-95 Tabla Contingencia LEMG. Umbral 15 KT.

	O_S	O_N	Total
P_S	6	1	7
P_N	156	4.121	4.277
Total	162	4.122	4.284

Tabla 4-96 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas LEMG. Umbral 15 KT.

PFA (%)	14,29
PD (%)	3,70
CSI (%)	3,68

B) Análisis del viento como variable continua.

a. Cálculo de errores en el módulo del viento.

El EAM que se comete en el Aeropuerto de Málaga es significativamente superior a la media general. También destaca una severa subestimación de la intensidad del viento prevista (ver tabla 4-97).

Tabla 4-97 Error Cuadrático Medio (ECM), Error Absoluto Medio (EAM), Error Medio (EM) y Número de Datos Verificados LEMG.

ECM	3,907
EAM	3,116
EM	-2,279
Nº CASOS	4284

b. Análisis por rumbo del viento.

Los rumbos predominantes observados en el Aeropuerto de Málaga son, por orden, el NW y el SE. En cambio los rumbos más frecuentemente previstos, por orden, son W y SE. Los rumbos previstos con mayor éxito son SE y NW. Y destaca el caso más repetido, se trata de la predicción del viento del W y la observación de un viento del NW (ver tabla 4-98).

Tabla 4-98 Rumbo Observado frente a Rumbo Previsto LEMG.

		Rumbo Previsto								
		N	NE	E	SE	S	SW	W	NW	TOTAL
Rumbo Observado	N	0,53	0,10	0,28	0,20	0,13	0,03	5,17	3,25	9,68
	NE	0,53	0,15	0,63	0,43	0,23	0,08	1,59	0,93	4,56
	E	0,68	0,05	2,24	3,15	0,45	0,03	0,73	0,71	8,04
	SE	0,28	0,18	3,78	12,65	1,11	0,03	0,43	0,35	18,81
	S	0,18	0,28	0,81	3,83	1,64	0,15	0,53	0,15	7,56
	SW	0,13	0,13	0,33	0,83	1,71	0,63	1,08	0,28	5,12
	W	0,45	0,08	0,18	0,68	0,53	0,40	3,25	1,99	7,56
	NW	0,98	0,28	0,38	0,76	0,43	0,23	23,65	11,97	38,67
	TOTAL	3,76	1,24	8,62	22,54	6,23	1,56	36,43	19,64	100,00

Los vientos previstos que presentan mayor EAM son los del N y S, que a su vez son las predicciones más subestimadas. Los vientos previstos que presentan menor EAM son los del NE y E, siendo las del E las previsiones menos subestimadas (ver tabla 4-99).

Tabla 4-99 Errores según Rumbo Previsto LEMG.

	N	NE	E	SE	S	SW	W	NW
ECM	3,90	3,09	3,09	3,27	3,68	3,78	3,78	4,50
EAM	3,21	2,22	2,29	2,65	3,15	3,02	2,96	3,68
EM	-2,91	-1,37	-0,68	-1,92	-2,41	-0,98	-1,85	-3,03

c. Evolución temporal del error.

La distribución horaria del error tiene su mínimo en la última hora del día coincidiendo con la predicción menos subestimada. El mayor error se encuentra en la primera hora de la mañana, coincidiendo con la predicción más subestimada (ver figura 4-21).

Los meses de enero febrero y diciembre registran los mayores EAM y las predicciones más subestimadas. El mes de agosto registra el menor EAM y el mes de abril registra las predicciones menos subestimadas (ver figura 4-22).

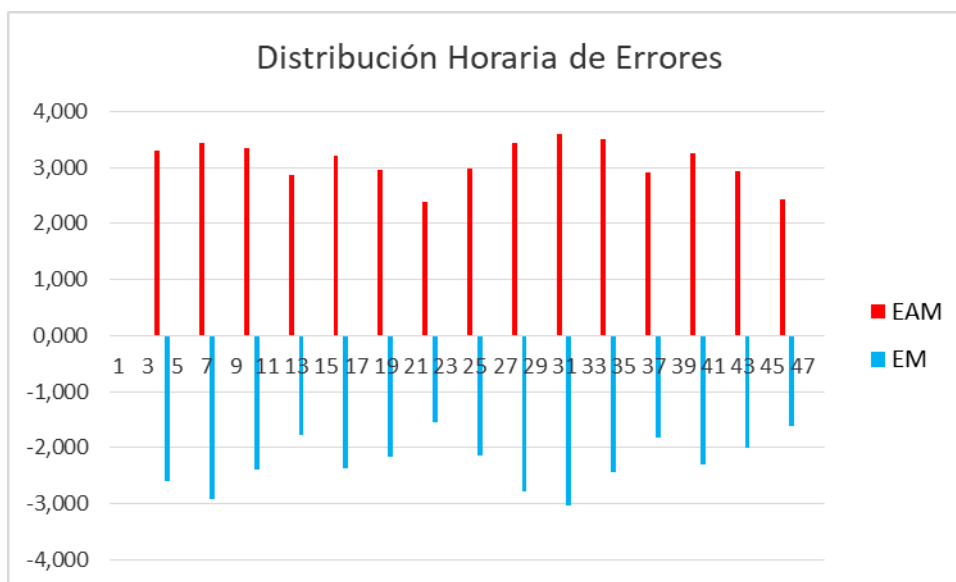


Figura 4-21 Distribución Horaria de Errores LEMG.

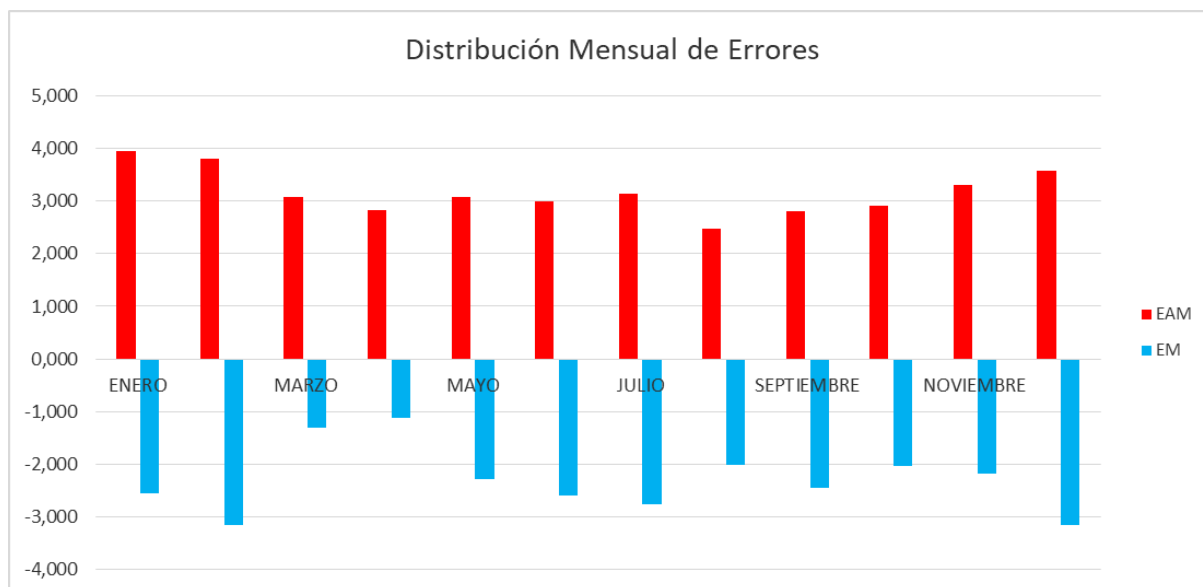


Figura 4-22 Distribución Mensual de Errores LEMG.

4.12. Verificación Base Aérea de Morón de la Frontera (LEMO).

A) Análisis del viento como variable dicotómica.

El 48,8% de las observaciones del viento en la Base Aérea de Morón superaron el umbral de los 5 KT, de entre todos estos casos fueron predichos con éxito el 72,32%. Se predijo que superarían los 5 KT el 44,5% del total de los datos recogidos, de ellos el 20,74% fueron falsas alarmas (ver tablas 4-100 y 4-101).

Tabla 4-100 Tabla Contingencia LEMO. Umbral 5 KT.

	O_S	O_N	Total
P_S	1.445	378	1.823
P_N	553	1.720	2.273
Total	1.998	2.098	4.096

Tabla 4-101 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas LEMO. Umbral 5 KT.

PFA (%)	20,74
PD (%)	72,32
CSI (%)	60,82

El 14,4% de las observaciones del viento en la Base Aérea de Morón superaron el umbral de los 10 KT, de entre todos estos casos fueron predichos con éxito el 42%. Se predijo que superarían los 10 KT el 6,7% del total de los datos recogidos, de ellos el 9,45% fueron falsas alarmas (ver tablas 4-102 y 4-103).

Tabla 4-102 Tabla Contingencia LEMO. Umbral 10 KT.

	O_S	O_N	Total
P_S	249	26	275
P_N	342	3.479	3.821
Total	591	3.505	4.096

Tabla 4-103 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas LEMO. Umbral 10 KT.

PFA (%)	9,45
PD (%)	42,13
CSI (%)	40,36

Solamente el 2,66% de las observaciones del viento en la Base Aérea de Morón superaron el umbral de los 15 KT, de entre todos estos casos fueron predichos con éxito el 21%. Se predijo que se superarían los 15 KT en 29 ocasiones, valor que no es significativo para extraer conclusiones (ver tablas 4-104 y 4-105).

Tabla 4-104 Tabla Contingencia LEMO. Umbral 15 KT.

	O_S	O_N	Total
P_S	23	6	29
P_N	86	3.981	4.067
Total	109	3.987	4.096

Tabla 4-105 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas LEMO. Umbral 15 KT.

PFA (%)	20,69
PD (%)	21,10
CSI (%)	20,00

B) Análisis del viento como variable continua.

a. Cálculo de errores en el módulo del viento.

El error absoluto de la intensidad del viento previsto para la Base de Morón se situa ligeramente por debajo de la media general. Y por lo general estas predicciones están subestimadas (ver tabla 4-106).

Tabla 4-106 Error Cuadrático Medio (ECM), Error Absoluto Medio (EAM), Error Medio (EM) y Número de Datos Verificados LEMO.

ECM	2,928
EAM	2,120
EM	-0,895
Nº CASOS	4096

b. Análisis por rumbo del viento.

El rumbo predominante del viento en la Base de Morón durante el 2018 fue el SW, seguido de S, NE y W. Las predicciones más frecuentes fueron, por orden, SW, S, W y NE; el mismo orden que guardan los rumbos previstos con mayor éxito. El rumbo menos observado y menos previsto es el NW (ver tabla 4-107).

Los rumbos previstos que presentan mayor EAM son E, N y W, siendo este último el más subestimado. Por el contrario el rumbo que presenta menor EAM es el S. Por último destacar que el rumbo NE es el que presenta menor subestimación (ver tabla 4-108).

Tabla 4-107 Rumbo Observado frente a Rumbo Previsto LEMO.

		Rumbo Previsto								
		N	NE	E	SE	S	SW	W	NW	TOTAL
Rumbo Observado	N	1,20	1,37	0,38	0,22	0,08	0,14	0,03	0,19	3,60
	NE	3,60	7,64	3,30	0,44	0,25	0,14	0,22	0,25	15,83
	E	1,61	1,67	3,77	1,04	0,52	0,38	0,08	0,33	9,39
	SE	0,82	0,52	1,01	1,83	1,01	0,30	0,16	0,11	5,76
	S	1,17	0,30	0,49	1,83	8,93	2,73	0,30	0,16	15,92
	SW	1,17	0,22	0,30	0,49	5,11	16,49	6,99	0,30	31,07
	W	0,79	0,19	0,22	0,35	0,85	3,49	8,03	1,04	14,96
	NW	0,57	0,27	0,19	0,05	0,14	0,27	0,85	1,12	3,47
	TOTAL	10,95	12,18	9,66	6,25	16,87	23,94	16,65	3,49	100,00

Tabla 4-108 Errores según Rumbo Previsto LEMO.

	N	NE	E	SE	S	SW	W	NW
ECM	3,11	2,88	2,96	3,12	2,47	3,05	2,99	2,97
EAM	2,25	2,16	2,26	2,22	1,76	2,15	2,24	2,03
EM	-0,68	-0,14	-0,71	-0,69	-0,65	-1,25	-1,53	-0,85

c. Evolución temporal del error.

La distribución horaria de errores presenta un máximo en las horas centrales de la tarde, coincidiendo con el instante en que la predicción está más subestimada. Los errores mínimos se registran durante la noche y destaca que únicamente al amanecer la predicción presenta una ligera sobreestimación (ver figura 4-23).

Los meses de marzo y octubre registran el mayor EAM, siendo octubre el mes con las predicciones más subestimadas. Los meses de junio y julio son los que registran menor EAM. Y por último comentar una ligera sobreestimación de la predicción en el mes de diciembre (ver figura 4-24).

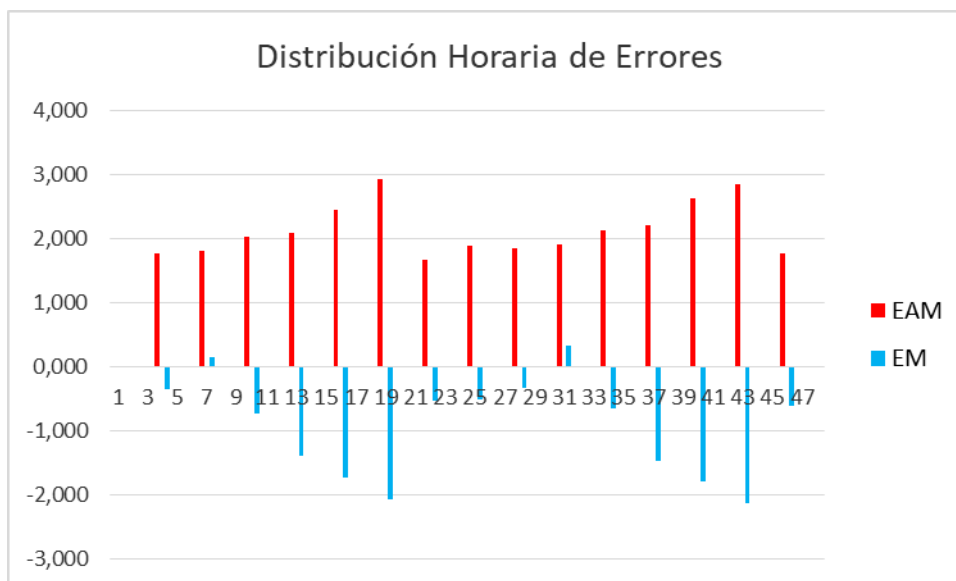


Figura 4-23 Distribución Horaria de Errores LEMO.

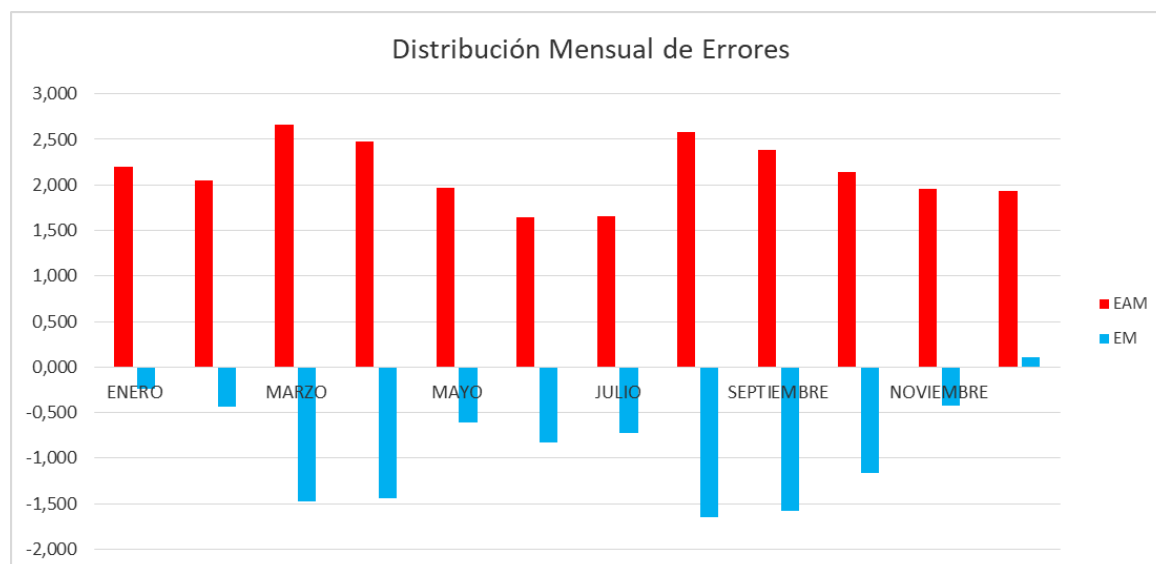


Figura 4-24 Distribución Mensual de Errores LEMO.

4.13. Verificación Base Aérea de Alcantarilla (LERI).

A) Análisis del viento como variable dicotómica.

El 42,15% de las observaciones del viento en la Base Aérea de Alcantarilla superaron el umbral de los 5 KT, de entre todos estos casos fueron predichos con éxito el 78,6%. Se predijo que superarían los 5 KT el 42,25% del total de los datos recogidos, de ellos el 21,6% fueron falsas alarmas (ver tablas 4-109 y 4-110).

Tabla 4-109 Tabla Contingencia LERI. Umbral 5 KT.

	O_S	O_N	Total
P_S	933	257	1.190
P_N	254	1.372	1.626
Total	1.187	1.629	2.816

Tabla 4-110 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas LERI. Umbral 5 KT.

PFA (%)	21,60
PD (%)	78,60
CSI (%)	64,61

El 16,26% de las observaciones del viento en la Base Aérea de Alcantarilla superaron el umbral de los 10 KT, de entre todos estos casos fueron predichos con éxito el 21,62%. Se predijo que superarían los 10 KT el 4,4% del total de los datos recogidos, de ellos el 20% fueron falsas alarmas (ver tablas 4-111 y 4-112).

Tabla 4-111 Tabla Contingencia LERI. Umbral 10 KT.

	O_S	O_N	Total
P_S	99	25	124
P_N	359	2.333	2.692
Total	458	2.358	2.816

Tabla 4-112 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas LERI. Umbral 10 KT.

PFA (%)	20,16
PD (%)	21,62
CSI (%)	20,50

Solamente en 56 ocasiones se superó el umbral de los 15 KT y se predijo que esto ocurriría en 10 ocasiones; valores que son insuficientes para extraer conclusiones (ver tablas 4-113 y 4-114).

Tabla 4-113 Tabla Contingencia LERI. Umbral 15 KT.

	O_S	O_N	Total
P_S	10	0	10
P_N	46	2.760	2.806
Total	56	2.760	2.816

Tabla 4-114 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas LERI. Umbral 15 KT.

PFA (%)	0,00
PD (%)	17,86
CSI (%)	17,86

B) Análisis del viento como variable continua.

a. Cálculo de errores en el módulo del viento.

La Base de Alcantarilla calca el EAM general y muestra una subestimación en sus predicciones superior a la media (ver tabla 4-115).

Tabla 4-115 Error Cuadrático Medio (ECM), Error Absoluto Medio (EAM), Error Medio (EM) y Número de Datos Verificados LERI.

ECM	3,104
EAM	2,327
EM	-0,826
Nº CASOS	2816

b. Análisis por rumbo del viento.

El rumbo predominante del viento en la Base de Alcantarilla durante el 2018 fue el NW, seguido de E, S y W. Las predicciones más frecuentes fueron, por orden, SW, SE, N y E. Los rumbos previstos con mayor éxito son el E, SE y NW. El rumbo menos observado y menos previsto es el NE (ver tabla 4-116).

Tabla 4-116 Rumbo Observado frente a Rumbo Previsto LERI.

		Rumbo Previsto								TOTAL
		N	NE	E	SE	S	SW	W	NW	
Rumbo Observado	N	1,83	0,47	0,19	0,19	0,19	0,52	0,52	1,22	5,11
	NE	0,56	1,59	1,36	0,23	0,19	0,23	0,28	0,33	4,78
	E	0,42	4,78	8,95	3,42	0,09	0,00	0,23	0,38	18,28
	SE	0,94	0,98	2,06	7,50	0,84	0,38	0,05	0,05	12,80
	S	1,36	0,89	0,42	3,75	3,66	3,52	1,27	0,09	14,96
	SW	0,84	0,19	0,19	0,19	0,66	3,52	1,78	0,42	7,78
	W	3,14	0,19	0,14	0,14	0,89	5,49	3,47	1,22	14,67
	NW	5,11	0,84	0,33	0,38	1,22	3,80	3,42	6,52	21,61
	TOTAL	14,21	9,94	13,64	15,80	7,74	17,44	11,02	10,22	100,00

Los rumbos que presentan mayor EAM son a su vez de los mejor predichos: E y SE; y presentan la mayor subestimación. El rumbo que registra el menor error es el N (ver tabla 4-117).

Tabla 4-117 Errores según Rumbo Previsto LERI.

	N	NE	E	SE	S	SW	W	NW
ECM	2,45	2,48	3,39	3,41	3,30	3,02	2,80	3,12
EAM	1,76	1,89	2,70	2,65	2,65	2,14	1,89	2,32
EM	-0,64	0,04	-2,19	-2,09	-0,94	-1,05	-0,36	0,39

c. Evolución temporal del error.

La distribución horaria de errores muestra un EAM máximo en las horas centrales de la tarde y un EAM mínimo entre el amanecer y el mediodía. También destacar que el día comienza con una ligera sobreestimación y termina con una severa subestimación (ver figura 4-25).

Abril ha sido el mes que ha registrado un mayor EAM y una mayor subestimación de la predicción. En cambio el menos EAM lo registra diciembre y también registra una ligera sobreestimación de la predicción (ver figura 4-26).

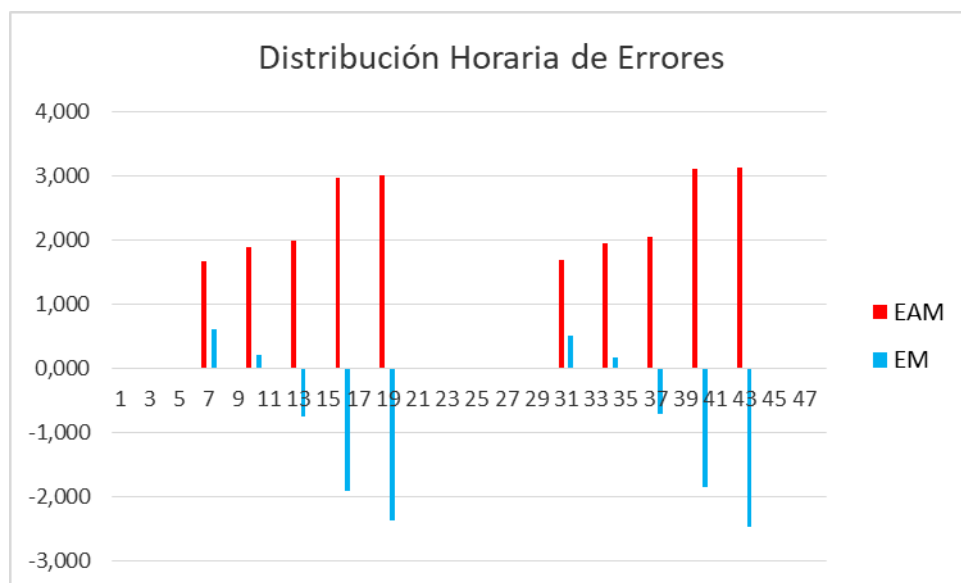


Figura 4-25 Distribución Horaria de Errores LERI.

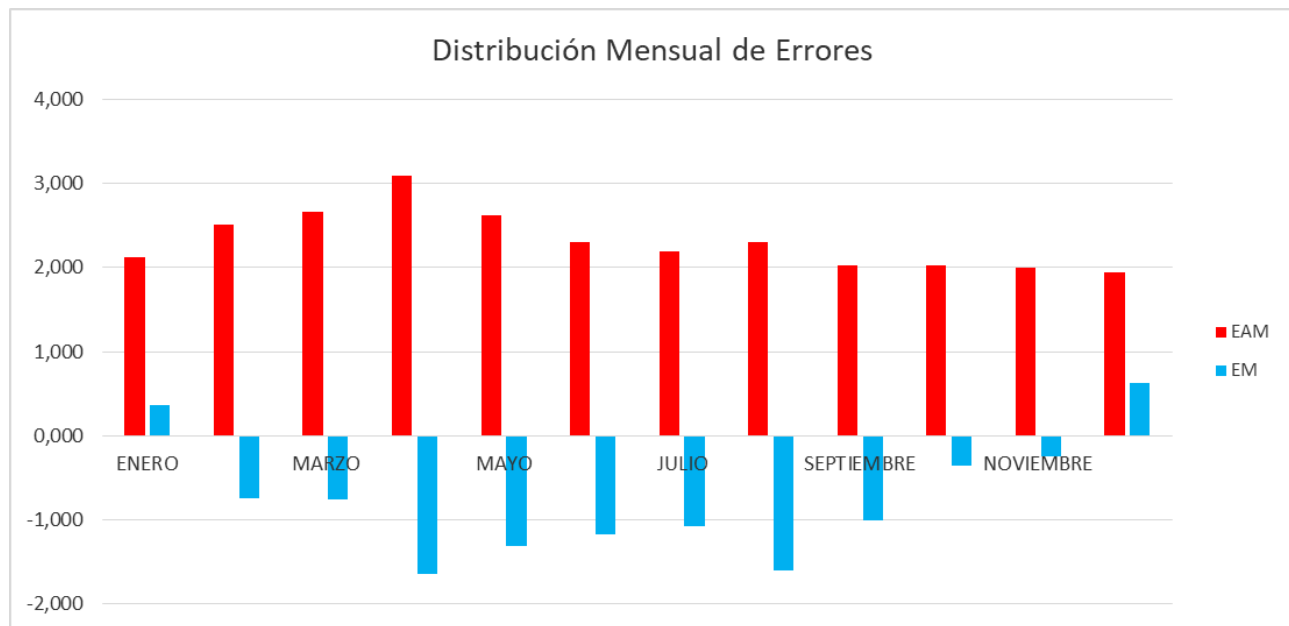


Figura 4-26 Distribución Mensual de Errores LERI.

4.14. Verificación Base Aeronaval de Rota (LERT).

A) Análisis del viento como variable dicotómica.

El 60,95% de las observaciones del viento en la Base Aeronaval de Rota superaron el umbral de los 5 KT, de entre todos estos casos fueron predichos con éxito el 89,03%. Se predijo que superarían los 5 KT el 71,22% del total de los datos recogidos, de ellos el 23,8% fueron falsas alarmas (ver tablas 4-118 y 4-119).

Tabla 4-118 Tabla Contingencia LERT. Umbral 5 KT.

	O_S	O_N	Total
P_S	2.320	725	3.045
P_N	286	944	1.230
Total	2.606	1.669	4.275

Tabla 4-119 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas LERT. Umbral 5 KT.

PFA (%)	23,81
PD (%)	89,03
CSI (%)	69,65

El 22% de las observaciones del viento en la Base Aeronaval de Rota superaron el umbral de los 10 KT, de entre todos estos casos fueron predichos con éxito el 67,27%. Se predijo que superarían los 10 KT el 21,8% del total de los datos recogidos, de ellos el 23,8% fueron falsas alarmas (ver tablas 4-120 y 4-121).

Tabla 4-120 Tabla Contingencia LERT. Umbral 10 KT.

	O_S	O_N	Total
P_S	635	198	833
P_N	309	3.133	3.442
Total	944	3.331	4.275

Tabla 4-121 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas LERT. Umbral 10 KT.

PFA (%)	23,77
PD (%)	67,27
CSI (%)	55,60

El 6,92% de las observaciones del viento en la Base Aeronaval de Rota superaron el umbral de los 15 KT, de entre todos estos casos fueron predichos con éxito el 38,85%. Se predijo que superarían los 15 KT el 4% del total de los datos recogidos, de ellos el 32% fueron falsas alarmas (ver tablas 4-122 y 4-123).

Tabla 4-122 Tabla Contingencia LERT. Umbral 15 KT.

	O_S	O_N	Total
P_S	115	54	169
P_N	181	3.925	4.106
Total	296	3.979	4.275

Tabla 4-123 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas LERT. Umbral 15 KT.

PFA (%)	31,95
PD (%)	38,85
CSI (%)	32,86

B) Análisis del viento como variable continua.

a. Cálculo de errores en el módulo del viento.

La Base Aeronaval de Rota registra un EAM ligeramente inferior al EAM general y también presenta unas predicciones generalmente subestimadas (ver tabla 4-124).

Tabla 4-124 Error Cuadrático Medio (ECM), Error Absoluto Medio (EAM), Error Medio (EM) y Número de Datos Verificados LERT.

ECM	2,995
EAM	2,281
EM	-0,203
Nº CASOS	4275

b. Análisis por rumbo del viento.

Predominan las observaciones de rumbos de componente W: W, SW y NW (representan el 51,8% de las observaciones totales); que a su vez coinciden con los rumbos mayormente previstos (reúnen el 45,8% de las predicciones totales). También hay que destacar la escasa dispersión, ya que la mayoría de los valores significativos de la tabla 4-125 se encuentran en torno a la diagonal principal.

Tabla 4-125 Rumbo Observado frente a Rumbo Previsto LERT.

		Rumbo Previsto								
		N	NE	E	SE	S	SW	W	NW	TOTAL
Rumbo Observado	N	5,62	1,59	0,40	0,03	0,03	0,00	0,15	1,21	9,02
	NE	2,12	6,35	1,03	0,13	0,03	0,03	0,00	0,08	9,75
	E	0,88	2,82	5,75	0,71	0,05	0,00	0,08	0,03	10,31
	SE	0,43	0,40	3,35	5,02	1,13	0,18	0,25	0,05	10,81
	S	0,63	0,05	0,33	1,39	4,28	1,23	0,38	0,03	8,32
	SW	0,55	0,03	0,18	0,28	3,98	7,99	3,00	0,28	16,28
	W	0,63	0,10	0,15	0,20	0,76	3,55	16,05	1,16	22,61
	NW	1,97	0,20	0,15	0,23	0,30	0,13	3,65	6,28	12,90
	TOTAL	12,83	11,54	11,34	7,96	10,56	13,10	23,56	9,10	100,00

Lo vientos previstos del NE son los que presentan menor EAM y un EM muy próximo a cero. En cambio los vientos previstos del E y SE son lo que presentan mayor EAM y una mayor subestimación del valor de la intensidad del viento esperada (ver tabla 4-126).

Tabla 4-126 Errores según Rumbo Previsto LERT.

	N	NE	E	SE	S	SW	W	NW
ECM	2,79	2,34	3,84	3,65	2,78	2,54	2,70	3,35
EAM	2,14	1,69	2,82	2,80	2,18	1,98	2,16	2,63
EM	1,06	0,06	-0,95	-1,10	0,48	-0,27	-0,90	0,79

c. Evolución temporal del error.

La distribución horaria de errores no muestra unos máximos y mínimos claros del EAM, ya que durante las 48 horas oscilan entre los 2 KT y los 2,5 KT. Pero sí se observa claramente que durante las horas nocturnas las predicciones se sobreestiman y durante las horas diurna ocurre lo contrario (ver figura 4-27).

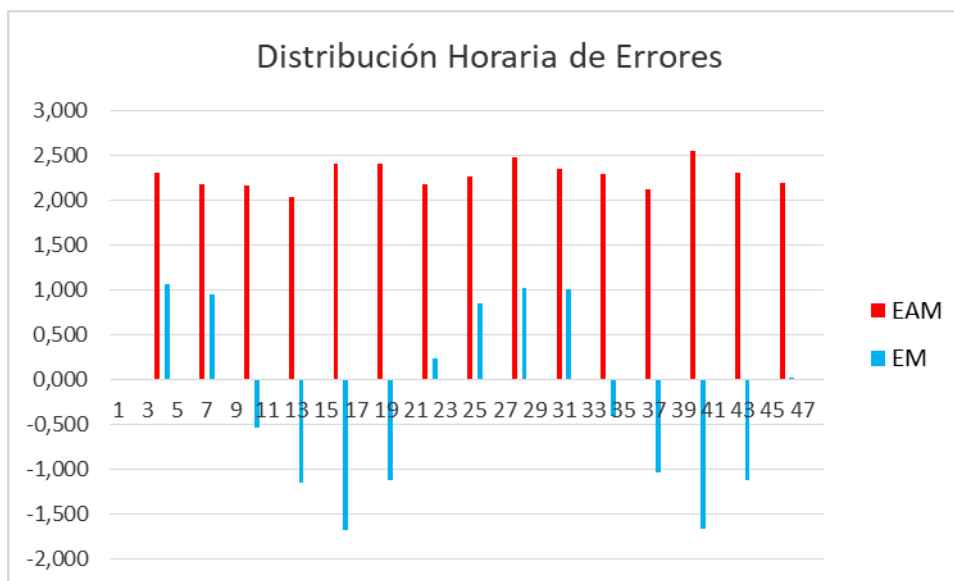


Figura 4-27 Distribución Mensual de Errores LERT.

Los meses de octubre y septiembre son los que registran un mayor EAM y a su vez también registran las predicciones más subestimadas. El mínimo EAM lo registra el mes de diciembre. Y las predicciones más sobreestimadas son propias del mes de enero.

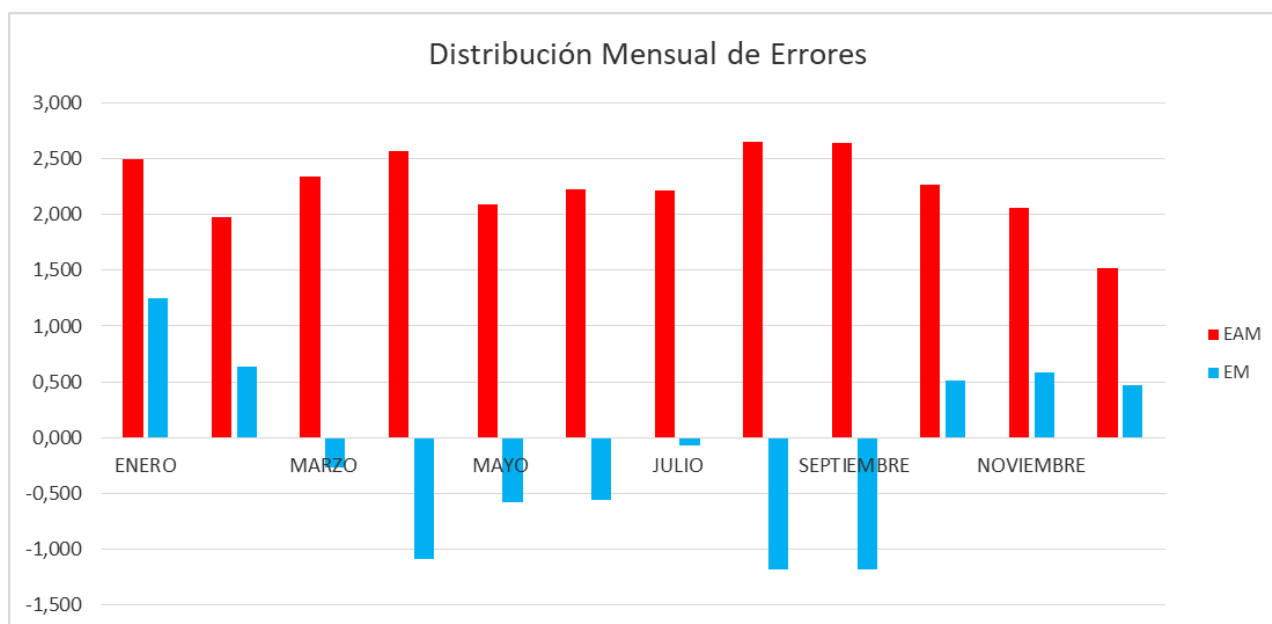


Figura 4-28 Distribución Mensual de Errores LERT.

4.15. Verificación Aeropuerto de Sevilla (LEZL).

A) Análisis del viento como variable dicotómica.

El 42% de las observaciones del viento en el Aeropuerto de Sevilla superaron el umbral de los 5 KT, de entre todos estos casos fueron predichos con éxito el 71,53%. Se predijo que superarían los 5 KT el 38% del total de los datos recogidos, de ellos el 21% fueron falsas alarmas (ver tablas 4-127 y 4-128).

Tabla 4-127 Tabla Contingencia LEZL. Umbral 5 KT.

	O_S	O_N	Total
P_S	1.284	344	1.628
P_N	511	2.141	2.652
Total	1.795	2.485	4.280

Tabla 4-128 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas LEZL. Umbral 5 KT.

PFA (%)	21,13
PD (%)	71,53
CSI (%)	60,03

El 12,4% de las observaciones del viento en el Aeropuerto de Sevilla superaron el umbral de los 10 KT, de entre todos estos casos fueron predichos con éxito el 38,7%. Se predijo que superarían los 10 KT el 6% del total de los datos recogidos, de ellos el 19,6% fueron falsas alarmas (ver tablas 4-129 y 4-130).

Tabla 4-129 Tabla Contingencia LEZL. Umbral 10 KT.

	O_S	O_N	Total
P_S	205	50	255
P_N	325	3.700	4.025
Total	530	3.750	4.280

Tabla 4-130 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas LEZL. Umbral 10 KT.

PFA (%)	19,61
PD (%)	38,68
CSI (%)	35,34

Solamente en 90 ocasiones se superó el umbral de los 15 KT y se predijo que esto ocurriría en 17 ocasiones; valores que son insuficientes para extraer conclusiones (ver tablas 4-131 y 4-132).

Tabla 4-131 Tabla Contingencia LEZL. Umbral 15 KT.

	O_S	O_N	Total
P_S	11	6	17
P_N	79	4.184	4.263
Total	90	4.190	4.280

Tabla 4-132 Porcentajes de Detección y Falsas Alarmas LEZL. Umbral 15 KT.

PFA (%)	35,29
PD (%)	12,22
CSI (%)	11,46

B) Análisis del viento como variable continua.

a. Cálculo de errores en el módulo del viento.

Las predicciones en el Aeropuerto de Sevilla muestran un error absoluto respecto de las observaciones algo inferior al EAM general. También se observa que dichas predicciones están, por lo general, subestimadas (ver tabla 4-133).

Tabla 4-133 Error Cuadrático Medio (ECM), Error Absoluto Medio (EAM), Error Medio (EM) y Número de Datos Verificados LEZL.

ECM	2,742
EAM	2,113
EM	-0,671
Nº CASOS	4280

b. Análisis por rumbo del viento.

En cuanto a los rumbos es modelo se comporta bastante bien. Los rumbos predominantes en el Aeropuerto de Sevilla durante el 2018 fueron SW y NE que coinciden con los rumbos mayormente predichos. También destacar de la tabla 4-134 que llama la atención por la concentración de los valores significativos en torno a la diagonal principal.

Tabla 4-134 Rumbo Observado frente a Rumbo Previsto LEZL.

		Rumbo Previsto								TOTAL
		N	NE	E	SE	S	SW	W	NW	
Rumbo Observado	N	2,14	1,12	0,76	0,10	0,16	0,34	0,34	0,65	5,61
	NE	4,65	11,17	3,47	0,47	0,34	0,13	0,16	0,26	20,64
	E	1,23	1,75	3,29	0,76	0,42	0,18	0,18	0,16	7,96
	SE	0,86	0,42	0,26	0,63	0,89	0,73	0,10	0,13	4,02
	S	1,10	0,37	0,23	0,86	4,80	3,44	0,37	0,23	11,40
	SW	0,89	0,50	0,10	0,50	3,05	20,67	4,78	0,94	31,42
	W	1,20	0,18	0,29	0,34	0,86	3,37	6,21	1,49	13,94
	NW	1,17	0,29	0,26	0,10	0,26	0,57	0,81	1,54	5,01
	TOTAL	13,23	15,79	8,66	3,76	10,78	29,44	12,94	5,40	100,00

Los vientos que se preveen del NW son los que presentan mayor EAM en su intensidad, los que se preveen del SW son los de intensidad más subestimada, los que se preveen del sur presentan el menor EAM y los que se preveen del N están ligeramente sobreestimados (ver tabla 4-135).

Tabla 4-135 Errores según Rumbo Previsto LEZL.

	N	NE	E	SE	S	SW	W	NW
ECM	2,63	2,62	2,86	2,48	2,43	2,88	2,85	2,94
EAM	2,10	2,11	2,19	1,85	1,78	2,22	2,15	2,25
EM	0,11	0,10	-0,77	-0,92	-0,39	-1,28	-0,92	-0,82

c. Evolución temporal del error.

La distribución horaria de errores presenta un EAM máximo en las últimas horas de la tarde y un EAM mínimo en las últimas horas de la noche y primeras del día. También se observa una ligera sobreestimación de la intensidad del viento durante las horas nocturnas y una subestimación más acusada durante las horas diurnas (ver figura 4-29).

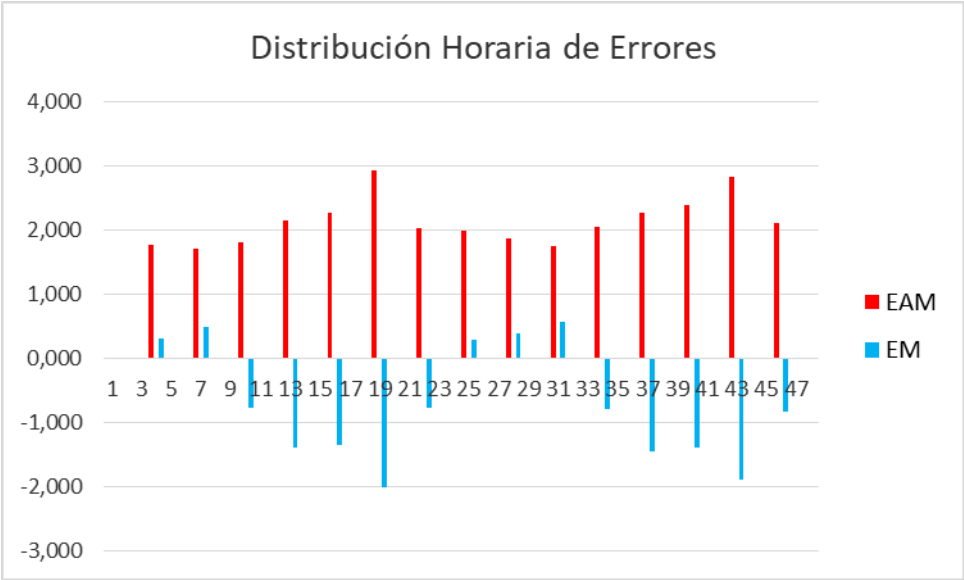


Figura 4-29 Distribución Horaria de Errores LEZL.

El mes de marzo es el que registra mayor EAM, el mes de agosto el que cuyas intensidades están más subestimadas. El mínimo EAM se registra en los meses de julio y noviembre. Y el mes de enero es el que presenta mayor sobreestimación en la predicción de las intensidades del viento (ver figura 4-30).

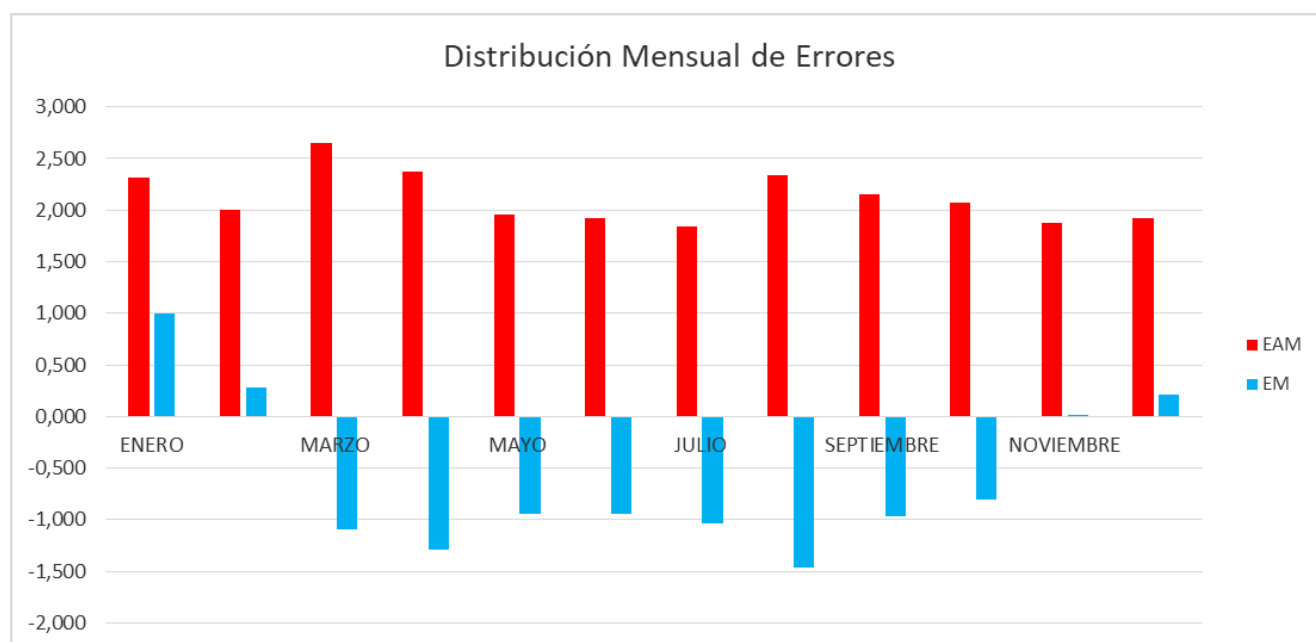


Figura 4-30 Distribución Mensual de Errores LEZL.

5 CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS

5.1. Modelo HRES/ECMWF. Visión General.

Lo primero a lo que se hará referencia es al volumen de datos analizados. Se han tratado 48726 parejas de datos (predicciones y observaciones meteorológicas) que abarcan todo el año 2018. Esta cantidad de datos es suficiente para extraer conclusiones acerca del comportamiento del modelo HRES/ECMWF en cuanto a la capacidad de predicción del viento en los aeropuertos que competen al Grupo de Predicción y Vigilancia de Sevilla. Con ello se pretende continuar con los trabajos que han servido de base a este y facilitar el trabajo diario de los predictores meteorológicos aeronáuticos.

El modelo HRES/ECMWF predice con éxito los vientos cuya intensidad supera los 5 KT (vientos flojos o encalmados), la efectividad en la predicción cae progresivamente cuando se trata de vientos cuya intensidad es superior a 10 y 15 KT. También destacar que los vientos más frecuentes han sido flojos o muy flojos, el viento superior a 15 KT supuso menos del 5% del total.

Por norma general, la intensidad del viento predicha por el modelo HRES/ECMWF está subestimada. Sin embargo, durante las horas nocturnas el modelo HRES/ECMWF comete menor error y tiende a sobrestimar ligeramente la intensidad del viento. En cambio, durante las horas diurnas el modelo comete mayor error y tiende a subestimar la intensidad del viento. Esto se debe a que la energía solar es la encargada de acelerar el viento y el modelo es incapaz de cuantificarlo con exactitud.

En el sur peninsular predominaron los vientos del W (W, NW y SW) frente a los del E (E, NE y SE). Los vientos del W están asociados al paso de borrascas, lo cual concuerda con que el año 2018 fue más frío y húmedo de lo normal en la parte sur.

La evolución del error con el alcance y horizonte temporal del modelo muestra un comportamiento periódico, lo que refuerza la utilidad del modelo HRES/ECMWF como un modelo de predicción a medio plazo, pues la validez de sus predicciones no se deteriora en 48 horas, salvo lo especificado en el ciclo norcturno-diurno.

Las predicciones del mes de marzo fueron las que acumularon más error, recordemos que este mes estuvo marcado por el paso de varias borrascas que inestabilizan la atmósfera y dificultan la predicción meteorológica, además de ser un mes que registró un índice NAO negativo. En cambio, en el mes de julio el modelo acumuló el menor error; dicho mes registró el índice NAO más positivo de todo el año lo cual indica estabilidad atmosférica lo que facilita la predicción meteorológica. En los aeropuertos situados en el interior del territorio se observa más claramente la relación entre la estabilidad atmosférica y el grado de acierto del modelo. En los aeropuertos situados en el litoral, también se puede observar dicha relación, sin ser tan obvia como en los aeropuertos del interior. Los aeropuertos situados en las cercanías del Estrecho de Gibraltar son en los que dicha relación no es tan significativa.

5.2. Modelo HRES/ECMWF en el Aeropuerto de Melilla (GEML).

El modelo HRES/ECMWF presenta un porcentaje de detección mayor al 60 % en vientos superiores a 5, 10 y 15 KT. Dicho porcentaje es mayor en los umbrales más bajos. Por lo tanto en Melilla se detecta con éxito todas las intensidades del viento y predominan los vientos flojos o muy flojos.

A diferencia del comportamiento general del modelo, en Melilla las predicciones están generalmente sobreestimadas. En GEML el modelo registra el segundo error más bajo de todos los aeropuertos analizados.

Destaca el buen comportamiento del modelo al predecir los vientos de componente E y W, que son los vientos predominantes en Melilla. El peor comportamiento del modelo se registra en la predicción de los vientos del N y suelen ser observaciones subestimadas.

Solamente en la hora central del día (cuando se alcanzan las intensidades del viento máximas) las predicciones están subestimadas.

Durante el mes de marzo el modelo tuvo problemas para predecir las inestabilidades que se produjeron, prueba de ello es que registró el mayor error y un acentuada sobreestimación. En cambio en los meses de verano el modelo mostró un mejor comportamiento.

En el mes de julio se registró el índice NAO más positivo del año, lo cual indica estabilidad atmosférica y se ve reflejado en que dicho mes fue el que acumuló menor error. El mes de marzo registró un NAO negativo, lo que indica inestabilidad atmosférica y queda reflejado en el peor comportamiento del modelo. También destaca que en los meses más calurosos se observa una subestimación de las previsiones, puede compararse con la diferencia entre las estimaciones de las horas nocturnas y diurnas.

5.3. Modelo HRES/ECMWF en el Aeropuerto de Almería (LEAM).

El modelo vuelve a mostrar unos porcentajes de detección altos (similares a los de GEML), superiores al 70% para los umbrales de 5 y 10 KT. Cabe destacar que para el Aeropuerto de Almería el porcentaje de falsas alarmas es constante, ronda el 25%.

LEAM registra el tercer mayor error de todos los aeropuertos analizados y las predicciones suelen estar subestimadas.

Los rumbos predominantes en LEAM son los del primer cuadrante (N, NE y E) y los del tercer cuadrante (S, SW y W). Los vientos del primer cuadrante son predichos con mayor exactitud que los del tercer cuadrante, aunque el rumbo predicho con mayor éxito sea el SW. Destaca la dispersión en la tabla de frecuencias del rumbo del viento, pero por lo general se comete un error menor de 60°. Dicha dispersión pudiera deberse a la compleja orografía del terreno y al efecto de las brisas.

Curiosamente, en los rumbos más observados (NE y SW) es donde el modelo comete mayor error al pronosticar la intensidad y también son los únicos rumbos cuya intensidad se sobreestima.

El modelo comete el mayor error en las últimas horas de la tarde, que en zonas costeras es la hora en la que cambia el rumbo del viento debido a la brisa marina. Destaca también la subestimación de la intensidad del viento en las horas en las que la temperatura diaria es máxima y una ligera sobreestimación en las horas correspondientes a las temperaturas mínimas diarias.

Los meses calurosos registraron un menor error y los meses de marzo y abril registraron el mayor error. Esto coincide con el resumen climatológico de 2018, en el que recordábamos que el mes de marzo fue el de mayor inestabilidad atmosférica.

Vuelve a observarse el patrón mensual que venimos comentando, julio fue el mes de mayor estabilidad atmosférica y el mes en el que se registró menos error. El mes de marzo, marcado por el NAO negativo, registró el mayor error del curso 2018 a causa de la inestabilidad atmosférica.

5.4. Modelo HRES/ECMWF en el Aeropuerto de Córdoba (LEBA).

En LEBA predominan los vientos de intensidad baja o muy baja. Dichos vientos son pronosticados con éxito por el modelo, en cambio para vientos de mayor intensidad (menos frecuentes) el modelo empeora su comportamiento. Esto puede deberse a que no hay una gran cantidad de datos en los que se pronostiquen y observen vientos fuertes como para extraer conclusiones trascendentes.

El modelo en LEBA registra el menor error de todos los aeropuertos analizados y sus estimaciones suelen estar sobreestimadas.

En cuanto al rumbo del viento en LEBZ destaca que el modelo suele fallar cuando pronostica viento del W, suele observarse viento del SW. Algo similar ocurre cuando se pronostica viento del E o del N y se observa viento del NE. Concretamente los pronósticos de vientos del NE son los que registran mayor error y mayor sobreestimación.

En la distribución horaria del error en LEBZ destaca de la sobreestimación severa del viento en las horas nocturnas, ya que en las horas de máximas temperaturas la subestimación es ligera. El error cometido permanece prácticamente constante durante todas las horas del día.

Vuelven a ser los meses del verano los que registran menor error y los tres primeros meses del año los que registran el mayor error. Destaca la sobreestimación de los pronósticos durante enero y febrero; y la ligera subestimación durante los meses más cálidos.

Vuelve a cumplirse que el mes más estable atmosféricamente (julio) registra el menor error de todo el año. Y destaca también que el mes que registró mayor error (enero) fue atmosféricamente estable. Puede deberse a que los tres primeros meses del año 2018 estuvieron marcados por el continuo paso de borrascas.

5.5. Modelo HRES/ECMWF en el Aeropuerto de Badajoz (LEBZ).

En LEBZ predominan los vientos flojos o muy flojos. El modelo pronostica con éxito los vientos de intensidad baja y su comportamiento empeora para vientos de mayor intensidad. Destaca que el porcentaje de falsas alarmas baja conforme aumenta la intensidad del viento.

El modelo en LEBZ registra el tercer error menor de los aeropuertos analizados (junto con LEMO y LEZL) y los pronósticos de la intensidad del viento suelen estar subestimados.

Predominan los vientos de componente W, concretamente el modelo muestra alta capacidad de predicción de los vientos que provienen del SW y W. También el modelo predice con éxito los vientos del E. El modelo pronostica con éxito el rumbo del viento en LEBZ.

Los pronósticos de vientos del W son los que registran mayor error y subestimación; en cambio los vientos del E registran menor error.

El máximo error y máxima subestimación se registra en las horas centrales de la tarde. El mínimo error se registra de madrugada y suele ir aparejado de una ligera sobreestimación.

El modelo tuvo problemas para pronosticar el viento durante el mes de marzo, que registró el mayor error y la máxima subestimación. El menor error no se registró en un mes cálido, se registró en diciembre.

Queda patente en este enclave que la inestabilidad atmosférica de marzo perjudicó el grado de acierto del modelo. También cabe destacar que el mes de diciembre registró un NAO positivo (el tercero más positivo del año) lo que concuerda con este mes ser el que registre menor error.

5.6. Modelo HRES/ECMWF en la Base El Coper (LEEC).

En la Base El Coper principalmente se registraron vientos muy flojos. En cuanto a la capacidad de predicción del modelo en dicho emplazamiento destaca un porcentaje de detección menor que la media y un porcentaje de falsas alarmas mayor que la media. Estas conclusiones pudieran estar condicionadas por el escaso número de datos recogidos para este aeródromo.

Pese al menor número de datos recogidos, el modelo comete un error similar al global; en cambio las predicciones suelen estar sobreestimadas.

Los rumbos predominantes son el NE y SW. Dichos rumbos son también los predichos con más éxito por el modelo. En cambio se observa un comportamiento anómalo cuando el modelo predice rumbo N (rumbo más previsto) y suele observarse viento del NE, S y SW.

Como puede intuirse, las predicciones de viento del NE y SW son las que registran menor error y las previsiones de viento del N registran el mayor error y una acusada sobreestimación.

La distribución horaria del error está condicionada por el número de datos recogidos. El menor error se registra a última hora de la tarde. En las horas centrales del día la previsión suele estar subestimada y a primeras horas del día y primeras horas de la noche la previsión suele ser sobreestimada.

El mes que registra menor error es julio y el mayor error registra es octubre. Octubre también destacó por una subestimación acusada de sus previsiones, en cambio, enero y marzo fueron los meses con las previsiones más sobreestimadas.

Viene ocurriendo con el mes de julio (marcado por la estabilidad atmosférica) lo que en los casos anteriores. En cambio, es el mes de octubre en el que se registra el mayor error; precisamente octubre estuvo marcado por la inestabilidad atmosférica (registró un índice NAO negativo).

5.7. Modelo HRES/ECMWF en la Base Aérea de Armilla (LEGA).

En la Base Aérea de Armilla también predominan los vientos muy flojos, ya que solamente el 35,4% supera los 5 KT. Destaca un porcentaje detección bajo (menor del 50%) y un porcentaje de falsas alarmas también bajo.

En LEGA se registra el segundo mayor error de todos los aeropuertos analizados y la mayor subestimación. En cuanto a la predicción de la intensidad del viento, en LEGA el modelo no demuestra fiabilidad.

Los rumbos predichos con mayor éxito son S y NW. En cambio hay rumbos que también se observan con frecuencia como el SE y W pero no son predichos con tanto éxito. Destaca que el rumbo N sea el mayormente predicho y de los menos observados.

El viento del S es el que se predice mayor éxito y a su vez el que registra mayor error y subestimación, por lo tanto el modelo predice bien el rumbo del sur pero se queda corto prediciendo su intensidad. El rumbo con menor error y subestimación es el NW.

El mayor error y la mayor subestimación se registra en las horas centrales de la tarde. En cambio, el menor error y menor subestimación se registra a primeras horas de la noche.

En LEGA no son los meses cálidos los que registraron menor error, para este emplazamiento el modelo tuvo el mejor comportamiento en cuanto a la predicción de la intensidad del viento en el mes de enero (mes con menor error y menor subestimación). El mes que registró los peores datos en cuanto a error fue abril.

En LEGA se sigue apreciando que la estabilidad atmosférica va relacionada con la bondad del modelo numérico de predicción. Este hecho se observa en durante el mes de julio. Lo opuesto ocurre en abril, que aunque a priori registró un NAO positivo (muestra de estabilidad atmosférica), los primeros días del mes continuó el paso de borrascas lo que pudo desfavorecer el acierto del modelo en el global del mes.

5.8. Modelo HRES/ECMWF en el Aeropuerto de Granada (LEGR).

En los aeropuertos situados en la provincia de Granada (LEGA y LEGR) llama la atención el predominio de los vientos muy flojos. En LEGR el modelo predice con algo más de fiabilidad que en LEGA, de hecho se registra el menor error de todos los aeropuertos analizados. Por lo general las predicciones muestran una ligera subestimación.

El rumbo predicho con mayor éxito es el W. Con los vientos del N ocurre algo similar que en LEGA, es el rumbo más predicho y de los menos observados.

También coincide con LEGA en que el rumbo predicho con mayor éxito es el que registra mayor error y mayor subestimación, en cambio las predicciones de viento del N registran un error más bajo y una ligera sobreestimación.

Las horas que registran mayor error y mayor subestimación son las horas centrales de la tarde. El menor error y mayor sobreestimación se registra en las horas de madrugada.

Los meses en los que el modelo cometió mayor error fueron marzo y abril que estuvieron marcados por predicciones subestimadas. Diciembre registró el menor error y la mayor sobreestimación.

Vuelve a observarse que la inestabilidad atmosférica perjudica el grado de acierto del modelo, en este caso no hablaremos del mes de marzo, sino de junio. El mes de junio registró NAO más negativo de todo el año, lo cual se refleja en que dicho mes registró el tercer mayor error. Y sigue ocurriendo que el mes de mayor estabilidad (julio) fue el que registró menor error.

5.9. Modelo HRES/ECMWF en el Aeropuerto de Jerez de la Frontera (LEJR).

En LEJR predominan los vientos flojos y muy flojos. El porcentaje de detección es mayor para los umbrales más bajos, en cambio el porcentaje de falsas alarmas puede considerarse constantes y en torno al 30%.

Se registra un error ligeramente menor a la media y una mínima sobreestimación.

Los rumbos predichos con mayor éxito y también los más observados son los del tercer cuadrante: S, SW y W. El rumbo más previsto es el N y a su vez es de los rumbos menos observados.

Como era previsible, las predicciones de viento del N son las que registran mayor error. Los rumbos que registran menor error son S, SW y W; rumbos en los que el modelo muestra el mejor comportamiento tanto en la predicción del rumbo como de la intensidad.

La distribución horaria del error puede entenderse como constante, lo que llama la atención es la subestimación de las predicciones en las horas centrales de la tarde y la sobreestimación en las horas de madrugada.

El mes de marzo registró el mayor error y la mayor subestimación, el mes de julio registró el menor error y noviembre registró la mayor sobreestimación.

En el comentario sobre la relación entre la estabilidad atmosférica y el acierto del modelo, volvemos al patrón que se viene repitiendo en casi todos los casos. El mes de marzo, marcado por el paso de borrascas y un NAO negativo registró el mayor error. Julio, marcado por la estabilidad atmosférica, registró el menor error.

5.10. Modelo HRES/ECMWF en el Aeropuerto de Murcia/San Javier (LELC).

En LELC también predominan los vientos flojos y muy flojos. En este emplazamiento el modelo registra porcentajes de acierto altos (incluso para el umbral de 15 KT), el porcentaje de falsas alarmas también es alto.

El error cometido por el modelo es sutilmente inferior a la media. Pero lo más llamativo es que en LELC se registra la mayor sobreestimación de todos los aeropuertos analizados.

Los rumbos predichos con mayor éxito son NE, E, SW y W. En LELC se observan vientos de todos los rumbos y no se puede nombrar un solo rumbo como predominante, a pesar de ello el modelo es capaz de predecirlo pues en la tabla de frecuencias de rumbos (Tabla 4-89) los valores más significativos se concentran alrededor de la diagonal principal.

El rumbo cuyas predicciones registran el mayor error y la mayor sobreestimación es el NW; justamente lo opuesto ocurre con el rumbo SE.

La distribución horaria del error no muestra ningún extremo significativo. Lo único que destaca es que las previsiones de las primeras horas del día muestran la mayor sobreestimación y las previsiones de las horas centrales de la tarde muestran la menor sobreestimación.

Julio vuelve a ser el mes que registra menor error y marzo el que registra el mayor error. Las previsiones de enero fueron las más sobreestimadas y las de mayo las menos sobreestimadas.

Continúa repitiéndose el hecho de que el mes de marzo fue altamente inestable (atmosféricamente hablando) y por esta razón registró el mayor error. Justo lo contrario ocurre con el mes de julio.

5.11. Modelo HRES/ECMWF en el Aeropuerto de Málaga (LEMG).

En LEMG también predominan los vientos flojos o muy flojos, y es para estos vientos para los que el modelo posee mayor capacidad de predicción. La capacidad de predicción del modelo para los vientos que superan los 10 KT es baja.

En cuanto al error cometido por el modelo, destacar que en LEMG se comete el mayor error y la mayor subestimación de todos los aeropuertos analizados. Esto junto con lo anterior hace que el comportamiento más errático del modelo se haya registrado en LEMG.

Los vientos predominantes en LEMG son los de rumbo NW y SE. El rumbo SE es predicho exitosamente por el modelo, en cambio, el rumbo NW suele ser predicho como viento del N la mayoría de los casos.

Las predicciones de vientos del N y NW son en las que se comete un error y una subestimación mayor, se trata del rumbo asociado a la brisa nocturna. El error y la subestimación en las predicciones de vientos del SE es menor.

En la distribución horaria del error se observa una correlación entre el máximo error y la máxima subestimación y el mínimo error y la mínima subestimación. Siendo las horas de máximo error las primeras horas diurnas del día y las horas de mínimo error las de media noche.

La correlación error-subestimación no se observa en el estudio mensual. El error mínimo se registró en agosto y la subestimación mínima en abril. El máximo error se registró en enero y la subestimación máxima en diciembre.

En LEMG no se observa una clara relación entre estabilidad atmosférica y acierto del modelo. Puede deberse a que en dicho emplazamiento se tiene una orografía compleja lo cual es suficiente para reducir la calidad de las predicciones. El mes de enero fue estable atmosféricamente y registró el mayor error; en agosto no se tienen registros del índice NAO y fue el mes que registró menor error. Por lo tanto, en este aspecto no podemos sacar conclusiones en LEMG.

5.12. Modelo HRES/ECMWF en Base Aérea de Morón de la Frontera (LEMO).

En LEMO mejora el comportamiento del modelo, sobre todo para los vientos de menor intensidad. Aquí el modelo registra el tercer error más pequeño (empatado con LEBZ y LEZL) y a diferencia de los dos aeropuertos que registran los errores menores (LEBA y GEML) las predicciones en LEMO suelen estar subestimadas.

Los rumbos más observados y más frecuentemente previstos son los del tercer cuadrante, es decir, rumbos S, SW y W; siendo el SW el predominante. También destaca el éxito en la predicción de los vientos del NE.

No hay ningún rumbo previsto que registre un error significativamente superior al resto. Sí destaca que los vientos del NE son los menos subestimados y los vientos del tercer cuadrante son los más subestimados.

El máximo error diario se alcanza en las últimas horas de la tarde coincidiendo con la hora a la que la subestimación de la predicción es mayor. El mínimo error se registra a las últimas horas del día, en torno a la media noche. Únicamente las predicciones de la primera hora de la mañana son las que registran una ligera sobreestimación.

Los meses que registraron menor error en las predicciones fueron junio y julio. El mes que registró mayor error fue el de marzo. Destaca el mes de agosto, que registró un error cercano a marzo y una acusada subestimación.

Los meses de junio y julio se registró un NAO negativo y positivo respectivamente; en estos meses se obtuvo el menor error y por lo tanto no se puede afirmar que en LEMO la inestabilidad atmosférica haga empeorar las predicciones del modelo durante los meses cálidos. El mes de marzo, en cambio, sí estuvo marcado por la inestabilidad atmosférica y registró el mayor error.

5.13. Modelo HRES/ECMWF en la Base Aérea de Alcantarilla (LERI).

El modelo es más fiable en LERI en caso de vientos de intensidad baja, que son los vientos predominantes. Para umbrales superiores a los 10 KT la capacidad de predicción del modelo empeora.

El error cometido es prácticamente idéntico al error medio de todos los aeropuertos, en cambio la subestimación es superior a la media.

Los rumbos predominantes en LERI fueron E, SE, W y NW. El rumbo predicho con mayor éxito fue el E, seguido del SE. Los vientos del W fueron predichos por el modelo como vientos SW, W o N. Y los vientos del NW fueron predichos como vientos del NW, N, SW y W. Por lo tanto, el modelo tiene ciertos problemas para prever los vientos de componente W.

Los rumbos predichos con mayor éxito son los que registran mayor error y mayor subestimación. En cambio los vientos predichos del W o NW registraron menor error y subestimación (de hecho, los vientos del NW estuvieron ligeramente sobreestimados).

En la distribución horaria del error se observa una correlación entre el menor error y una ligera sobreestimación y entre el mayor error y una severa subestimación. Concretamente las horas que registraron menor error fueron las primeras horas del día y las que registraron mayor error fueron las últimas horas de la tarde.

El mes en el que el modelo tuvo un mejor comportamiento fue diciembre, en cambio, el peor comportamiento se registró durante el mes de abril.

LERI se distancia del patrón de comportamiento general del modelo. El menor error se registró en un mes marcado por la estabilidad atmosférica, pero no se trata de un mes cálido como julio, sino de diciembre. El mayor error se registró un mes que a priori fue estable atmosféricamente (abril), pero que sus primeros días estuvieron marcados por el paso de fuertes borrascas lo cual puede alterar el número de aciertos del modelo.

5.14. Modelo HRES/ECMWF en la Base Aeronaval de Rota (LERT).

En LERT también predominaron los vientos flojos o muy flojos, aunque es el aeropuerto donde se observaron mayor número de casos de vientos fuertes o muy fuertes. Hasta el umbral de 10 KT la capacidad de predicción del modelo es buena, para el umbral de 15 KT empeora su comportamiento.

El error es ligeramente inferior a la media y las predicciones fueron generalmente subestimadas.

Predominaron los vientos del tercer cuadrante, tanto en las predicciones como en las observaciones. Siendo el más observado y previsto el rumbo W. La dispersión de la tabla de frecuencia de rumbos es muy baja, lo que significa el buen comportamiento del modelo a la hora de predecir el rumbo del viento en LERT.

Los vientos predichos del SW y W registraron un error similar y una ligera subestimación, en cambio, los vientos predichos del NW registraron un error mayor y fueron predicciones sobreestimadas. El menor error se registró en las predicciones de vientos de NE y el mayor error se registró en las predicciones de vientos del E.

En la distribución horaria del error no se observa mucha diferencia entre los errores máximos y mínimos. Sí se observa con claridad la sobreestimación de la intensidad del viento en las horas nocturnas y primeras horas de la mañana y una subestimación en las horas centrales del día y durante la tarde.

El mes de diciembre fue el mes que registró un error menor. Por otro lado, los meses de agosto y septiembre registraron los máximos errores y la subestimación más acentuada. Coincide esto con la distribución horaria del error, en los meses (o las horas) más cálidos las predicciones fueron subestimadas y en los meses (o las horas) más fríos las predicciones fueron sobreestimadas.

Al igual que en el caso anterior, fue el mes diciembre el que registró menor error, lo cual concuerda con que dicho mes fue de los más estables atmosféricamente hablando de todo el año. En cambio no estaríamos en condiciones de afirmar que los meses que registran una atmósfera más inestable sean los meses en los que el

modelo presente un peor comportamiento, de hecho, los meses donde se registran mayores errores corresponden a meses con un NAO positivo.

5.15. Modelo HRES/ECMWF en el Aeropuerto de Sevilla (LEZL).

Para los vientos predominantes en LEZL el modelo muestra una buena capacidad de predicción (para vientos menores de 10 KT). Este comportamiento empeora para vientos de intensidad mayor, que asu vez son los menos frecuentes en LEZL.

El error registrado en LEZL es el tercer menor de todos los aeropuertos analizados, empatado con LEMO y LEBZ. Generalmente las predicciones en LEZL fueron subestimadas.

Los rumbos que predominaron fueron NE y SW que también fueron los rumbos más frecuentemente previstos. Destaca que una fracción importante de los vientos predichos del S y W se observaron como vientos del SW. Algo similar ocurrió con las predicciones de vientos del N y E que fueron observados como vientos del NE.

Todos los rumbos previstos presentan un error similar. Destaca una ligera sobreestimación de los vientos del N y NE y la fuerte subestimación de los viento del SW y W.

Las horas del día donde las temperaturas son más bajas registran menor error y una ligera sobreestimación. Las últimas horas de la tarde registran el mayor error del día y la mayor subestimación.

Vuelve a ocurrir que durante los mese más fríos reinan las predicciones sobreestimadas (enero, febrero, noviembre y diciembre) y en los meses cálidos las predominan las predicciones subestimadas. El mayor error se registró en el mes de marzo y el menor error se registró en el mes de julio.

En LEZL volvemos al patrón principal de comportamiento del modelo, es decir, el mes de marzo estuvo marcado por la inestabilidad atmosférica y fruto de ello es que registra el mayor error. En cambio, el mes de julio estuvo marcado por la estabilidad atmosférica y fruto de ello es que registra el menor error.

5.16. Trabajos Futuros.

Una vez que se obtienen las conclusiones de este estudio y se tiene creada la infraestructura informática para realizar una verificación operativa de un modelo, estamos en situación de proponer nuevas vías para seguir realizando investigaciones de este tipo.

En primer lugar, dado que el año 2018 fue climatológicamente hablando atípico, se propone ampliar el periodo de análisis a varios años. Así será más sencillo identificar patrones y también obtendremos más información sobre cómo se comporta el modelo para la predicción de vientos fuertes, ya que no se han registrado un gran número de casos de este tipo.

En segundo lugar, se propone desarrollar y aplicar una herramienta de análisis conjunta de la intensidad y rumbo del viento. Para ello podría usarse la interpretación geométrica del producto escalar de dos vectores.

En tercer lugar, sería interesante estudiar la correlación entre la variable viento y la variable temperatura. Y en qué modo afecta la temperatura a la dirección del viento, a la intensidad del viento y al acierto del modelo.,

En cuarto lugar, sería interesante estudiar la evolución temporal horaria del rumbo del viento para identificar los fenómenos de brisas locales.

Por último, se propone para cada emplazamiento analizado, investigar las causas del comportamiento anómalo del modelo si lo hubiera. Como pudieran ser una orografía complicada, influencia del mar, influencia de una montaña, problemas en las parametrizaciones del modelo... Es decir causas locales que afecten al comportamiento del modelo y que este mismo no puede tener en cuenta.

6 BIBLIOGRAFÍA

- [1] Agencia Estatal de Meteorología (s.f). *El Sistema de Almacenamiento y Archivo*. Recuperado el 4 de septiembre de 2019 en <http://www.aemet.es/es/idi/tic/almacenamiento>
- [2] Agencia Estatal de Meteorología (2015). *Guía de Servicios Meteorológicos para la Navegación Aérea*. AEMET. Madrid, septiembre de 2015.
- [3] Agencia Estatal de Meteorología (s.f). *Meteoroglosario Visual AEMET*. Recuperado el 27 de agosto de 2019 en <https://meteoglosario.aemet.es/>
- [4] Agencia Estatal de Meteorología (2018). *Resumen Anual Climatológico 2018*. AEMET. Madrid, 2018.
- [5] Belmar Gil, M. (2013). *Tema 6: Orientación de Pistas. Ingeniería Aeroportuaria*. Recuperado el 5 de agosto de 2019 de <https://ingenieriaaeroportuaria.blogs.upv.es/2013/04/24/tema-6-orientacion-de-pistas/>
- [6] Capel Molina, José Jaime (1999). *La Presión Atmosférica y los Vientos en la Península Ibérica*. Reflexiones sobre el Monzón Ibérico. Nimbus, No. 4, pp. 5-60.
- [7] Cuadrado Alarcón, Leonor (2016). *Verificación operativa de los modelos numéricos de AEMET para precipitaciones y reducciones de visibilidad en estaciones y aeropuertos de Andalucía*. Departamento de Física Aplicada III. Escuela Técnica Superior de Ingeniería. Universidad de Sevilla.
- [8] Desconocido (s.f). *Diccionario Real Academia de Ingeniería*. Recuperado el 20 de agosto de 2019 de <http://diccionario.raing.es/es/lema/longitud-de-campo-de-referencia-del-avi%C3%B3n>
- [9] Desconocido (s.f). *Objetivo 6. Datos ambientales y meteorológicos*. Recuperado el 12 de agosto de 2019 de http://webco.faocopemed.org/old_copemed/reports/tunidos/gibraltar98/informe/objetivo6.pdf
- [10] Desconocido (2013). *¿Qué es un Script?* Recuperado el 5 de septiembre de 2019 en <http://www.ubuntufacil.com/2013/03/que-es-un-script/>
- [11] Desconocido (s.f). *Registro Índice NAO Mensual*. Recuperado el 3 de septiembre de 2019 en https://crudata.uea.ac.uk/cru/data/nao/nao_3dp.dat
- [12] ECMWF (s.f). www.ecmwf.int
- [13] García-Moya Zapata, José A. (2002). *Los Modelos Numéricos de Predicción del Tiempo*. Thethys – Revista de meteorología y climatología mediterránea, vol. 2, Artículo 5
- [14] García Pedraza, Lorenzo (2018). *Vientos Marítimos y Terrales en España*. Recuperado el 8 de agosto de 2019 de <https://aemetblog.es/2018/11/26/vientos-maritimos-y-terrales-en-espana/>
- [15] Laó Amores, Esperanza (2016). *Verificación operativa en AEMET de las salidas de vientos de los modelos HARMONIE y ECMWF en aeropuertos de Andalucía*. Departamento de Física Aplicada III. Escuela Técnica Superior de Ingeniería. Universidad de Sevilla.
- [16] Montes Gil, Rocío Asunción (2015). *Estudios de Validación del Modelo de Vientos de AEMET en el Estrecho de Gibraltar*. Departamento de Física Aplicada III. Escuela Técnica Superior de Ingeniería. Universidad de Sevilla.
- [17] Organización de Aviación Civil Internacional (2006). *Manual de Diseño de Aeródromos*. Secretaría General de la OACI. Tercera Edición.
- [18] Palomares Losada, Ana María (2004). *Caracterización de Régimen de Vientos y Desarrollo de un Modelo de Predicción Eólica a Escala Local en el Estrecho de Gibraltar*. Departamento de Física de la Tierra, Astronomía y Astrofísica I. Facultad de Ciencias Físicas. Universidad Complutense de Madrid.

-
- [19] del Pino Corredera, Juan de D. (2016). *Análisis del uso operativo de los indicadores de verificación basados en tablas de contingencia en el pronóstico de fenómenos meteorológicos adversos*. XXXIV Jornadas Científicas de la Asociación Meteorológica Española.
- [20] Toscano Jiménez, Manuel (2019). *Apuntes Curso de Meteorología US. Tema 10A: Masas de Aire*. Escuela Técnica Superior de Ingeniería. Dpto. de Física Aplicada III.
- [21] Universidad de Alcalá (s.f). *Definición Índice NAO*. Recuperado el 3 de septiembre de 2019 en <http://www3.uah.es>

7 ANEXOS

9.1. Anexo A.

```
f_datos="datos_bdbol_metar.txt"
```

```
DIA=$DD
```

```
MES=$MM
```

```
ANN=$AAAA
```

```
cat > $Ps_HOME/sal-p/$$.${Ps_LOGNAME}.pet_wwsp60 <<EOF
```

```
#NFES "${f_estad}"
```

```
#CUESTION
```

```
#NFIC "${f_datos}"
```

```
#LFTM 10
```

```
#BBDD "BDBOL"
```

```
#BDBOLTBOL METAR
```

```
#BDBOLZIND GEML|GC|LE
```

```
#BDBOLRFECHA ${DIA}${MES}${ANN}000000,${DIA}${MES}${ANN}235959
```

```
EOF
```

```
cat $Ps_HOME/sal-p/$$.${Ps_LOGNAME}.pet_wwsp60
```

```
# Hacemos ftp al servidor remoto que corresponde
```

```
# =====
```

```
# pftp -v -n 193.144.143.209 766<<EOF
```

```
# pftp -v -n 172.24.9.81 766<<EOF
```

```
pftp -v -n glaciaraemet.es 766<<EOF
```

```
user *** *****
```

```
pwd
```

```
cd peticiones
```

```
pwd
```

```
put $Ps_HOME/sal-p/$$.${Ps_LOGNAME}.pet_wwsp60 petinf_bdp
```

```
lcd sal-e
```

```

pwd
cd ../estado
prompt
mget ${f_estad}
mdelete ${f_estad}

lcd ../sal-d
ascii
cd ../datos
get ${f_datos}
del ${f_datos}

EOF

HOY8=$ANN$MES$DIA
cp ${CASA}/sal-d/${f_datos} ${CASA}/dat/${HOY8}.txt
#-----
done
done
done
#=====
end=`date +%T`
echo 'DURACION DE LA EJECUCION:'
echo '-----'
echo 'COMIENZA A '$begin
echo 'ACABA A '$end
echo

exit

```

9.2. Anexo B.

```
#!/bin/ksh

# xx_opr jdp 20171100
# Peticion de datos a la BDBOL wwsp60 avisos aeródromo

begin=`date +%T`

# -----
export
MCPATH=$HOME/mcidas/data:/home/mcidas/data:/home/data:$HOME/mcidas/help:/
home/mcidas/help:/home/hlp:.

export
PATH=/bin:/usr/bin:/etc:/usr/sbin:/usr/openwin/bin:$HOME/bin:$HOME/mcidas
/bin:/home/mcidas/bin:/home/bin:/usr/local/bin:/opt/local/bin:/usr/ccs/bi
n:/opt/SUNWspro/bin:/usr/ucb:.

export
LD_LIBRARY_PATH=/usr/lib:/usr/openwin/lib:/usr/dt/lib:/home/mcidas/lib/li
b77:.

# -----
CASA=$HOME/bdbol_wwsp60
CASA=$HOME/modelo/peticion
export CASA
$ANN$MES2$DIA2
cd ${CASA}

Ps_LOGNAME=sea
Ps_HOME=${CASA}
# .....
L_AAAA="2018"
L_MM="01 02 03 04 05 06 07 08 09 10 11 12"
L_DD="01 02 03 04 05 06 07 08 09 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 21 22
23 24 25 26 27 28 29 30 31"

for AAAA in $L_AAAA;do
for MM in $L_MM;do
for DD in $L_DD;do

    if [ ! -d $Ps_HOME/sal-d ];then mkdir $Ps_HOME/sal-d;fi
#=====
echo "P:1: hacer peticion
====="
```

```

# -----
rm $Ps_HOME/sal-e/*
rm $Ps_HOME/sal-d/*

# Preparamos el fichero de peticion con peticion de un dia de datos
cd $Ps_HOME

if [ ! -d $Ps_HOME/sal-p ];then mkdir $Ps_HOME/sal-p;fi
if [ ! -d $Ps_HOME/sal-e ];then mkdir $Ps_HOME/sal-e;fi
if [ ! -d $Ps_HOME/sal-d ];then mkdir $Ps_HOME/sal-d;fi
if [ ! -d $Ps_HOME/dat ];then mkdir $Ps_HOME/dat;fi

# --- completo -----
f_estad="estad_bdpa_ewmwf.txt"
f_datos="datos_bdpa_ecmwf.grib"

DIA=$DD
MES=$MM
ANN=$AAAA

f_datos="datos_04"

cat > $Ps_HOME/sal-p/${DIA}.${Ps_LOGNAME}.pet_wwsp60 <<EOF
#NFES "${f_estad}"
#CUESTION
#NFIC "${f_datos}"
#LFTM 30
#BBDD "BDAP"
#BDAPPARAMETRO 10U|10V
#BDAPRFECHA ${DIA}${MES}${ANN}000000,${DIA}${MES}${ANN}235959
#BDAPPASADA 0000,2400
#BDAPMODELO CE_GLOBAL
#BDAPTGRIB P
#BDAPRNIVEL 0,0,0
#BDAPTNIVEL SFC
#BDAPDORIGEN CE_ALTA_RES

```

```
#BDAPDOMINIO 35,-8,39.5,1,0.01,0.01
#BDAPRALCANCE 0000,4800,0300
EOF
```

```
cat $Ps_HOME/sal-p/$$.${Ps_LOGNAME}.pet_wwsp60
```

```
# Hacemos ftp al servidor remoto que corresponde
# =====
# pftp -v -n 193.144.143.209 766<<EOF
# pftp -v -n 172.24.9.81 766<<EOF
pftp -v -n glaciaraemet.es 766<<EOF
user *** *****
pwd
```

```
cd peticiones
pwd
put $Ps_HOME/sal-p/$$.${Ps_LOGNAME}.pet_wwsp60 petinf_bdp
```

```
lcd sal-e
pwd
cd ../estado
prompt
mget ${f_estad}
mdelete ${f_estad}
```

```
lcd ../sal-d
ascii
cd ../datos
get ${f_datos}
del ${f_datos}
```

```
EOF
```

```
HOY8=$ANN$MES$DIA
cp ${CASA}/sal-d/${f_datos} ${CASA}/dat/${HOY8}.grib
#-----
done
done
```

```
done
end=`date +%T`\

echo 'DURACION DE LA EJECUCION:'
echo '-----'
echo 'COMIENZA A '$begin
echo 'ACABA A '$end
echo

exit
```

9.3. Anexo C.

```
#!/bin/ksh

# =====

L_CCCC="LEBZ LEEC LEZL LEBA LEJR LERT LEMG LEGR LEGA LEAM LELC LEMI LERI
GEML LEMO"

L_AAAA="2018"

L_MM="01 02 03 04 05 06 07 08 09 10 11 12"

L_DD="01 02 03 04 05 06 07 08 09 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 21 22
23 24 25 26 27 28 29 30 31"

for AAAA in $L_AAAA;do
for MM in $L_MM;do
for DD in $L_DD;do

for CCCC in $L_CCCC;do
    if [ $CCCC = "LEBZ" ];then latlon="38.89,-6.82";fi
    if [ $CCCC = "LEEC" ];then latlon="37.31,-6.00";fi
    if [ $CCCC = "LEZL" ];then latlon="37.42,-5.90";fi
    if [ $CCCC = "LEBA" ];then latlon="37.84,-4.85";fi
    if [ $CCCC = "LEJR" ];then latlon="36.74,-6.06";fi
    if [ $CCCC = "LERT" ];then latlon="36.65,-6.35";fi
    if [ $CCCC = "LEMG" ];then latlon="36.68,-4.50";fi
    if [ $CCCC = "LEGR" ];then latlon="37.19,-3.78";fi
    if [ $CCCC = "LEGA" ];then latlon="37.13,-3.64";fi
    if [ $CCCC = "LEAM" ];then latlon="36.84,-2.37";fi
    if [ $CCCC = "LELC" ];then latlon="37.78,-0.81";fi
    if [ $CCCC = "LEMI" ];then latlon="37.80,-1.12";fi
    if [ $CCCC = "LERI" ];then latlon="37.95,-1.23";fi
    if [ $CCCC = "GEML" ];then latlon="35.28,-2.96";fi
    if [ $CCCC = "LEMO" ];then latlon="37.18,-5.62";fi

    grib_ls -l ${latlon},1 -p paramId,step dat/${AAAA}${MM}${DD}.grib >
deco/${AAAA}${MM}${DD}_${CCCC}.txt

done
done
done
done
```


9.4. Anexo D.

9.4.1 Modulo 1.

```
Global Const IZzX = 20
Global IZzT As Integer

Global CLExx(IZzX) As String
Global FLExx(IZzX) As Integer ' filtro seleccion 1/0 si/no

Global CHoja As String
Global CHoja_R As String
Global CHoja_W As String

Global Const IDdX = 31
Global Const IMmX = 12
Global IDdT(IDdX) As Integer
Global Const IHhX = 24

Global Const IVvX = 2
Global IVvT As Integer
Global CVV(IVvX + 1) As String
Global FVV(IVvX + 1) As Integer ' filtro 1/0

Global Const IEr99 = 99

' --- avisos
Global IAviPT As Long
Global IObsT As Long
Global IMet_T As Long

Global CAviP() As String

' --- posiciones en columnas
Global ICol_Avi_FechaE As Integer ' fecha emision
Global ICol_Avi_VvS As Integer ' fma
Global ICol_Avi_EeS As Integer ' indicativo aeropuerto
Global ICol_avi_PerI As Integer ' comienzo periodo
Global ICol_avi_PerF As Integer ' final periodo
```

```

' --- episodio
Global IAaaaMmDd1 As Long
Global IAaaaMmDd2 As Long

' --- umbral viento
Global RVV_Umb_V(IZzX, 4) As Single

Global INMetar_NIL As Long

Global INMetar_L As Long ' metar leidos
Global INMetar_V As Long ' metar validados

Global Modelos_Leidos As Long
Global INWwSp60_Validados As Long
Global INWwSp60_OBS As Long

Global InWIND As Double
Global InWSPD As Double

' -----
Global RTaco_Ee(IVvX + 1, 2 + 1, 2 + 1) As Long

Global IMetodo As Integer

Global IError(10) As Long
Global CError(10) As String

Global INMetar_2Barras As Long

Global INAvi_2Barras As Long
Global INAvi_CNL As Long

Global RECM_Ee(48 + 1) As Single
Global REAM_Ee(48 + 1) As Single
Global RBias_Ee(48 + 1) As Single
Global RSuma_Ee(48 + 1) As Single

```

```

Global RECM_EeRr(8) As Single
Global REAM_EeRr(8) As Single
Global RBias_EeRr(8) As Single
Global RSuma_EeRr(8) As Single

Global RECM_EeMm(12 + 1) As Single
Global REAM_EeMm(12 + 1) As Single
Global RBias_EeMm(12 + 1) As Single
Global RSuma_EeMm(12 + 1) As Single

Global RPred_uv(IZzX, 2, 48) As Double
Global RPred_cd(IZzX, 2, 48) As Double
Global RObse_uv(IZzX, 2, 48) As Double
Global RObse_cd(IZzX, 2, 48) As Double

Global RTabla_Ee(8 + 1, 8 + 1) As Single

'
Public Sub SB_LeeCFG()
Dim cHoja0 As String

    cHoja0 = "CFG" ' horizontal
    Sheets(cHoja0).Select
    Print #60, ActiveSheet.Name

' --- numero de filas
Dim iRowT(0) As Long
iRowT(0) = Sheets(cHoja0).Columns(4).Find("*", , , , xlByColumns,
xlPrevious).Row

Dim iCol_ZZT As Integer

iCol_ZZT = Application.WorksheetFunction.Min(iRowT())

Print #60, cHoja0, " IPpT", IPpT

iCol_ZZT = iCol_ZZT - 1 ' quitar cabecera

Dim cLEXX_0 As String

```

```

Dim FLEXX_0 As Integer
IZzT = 0
For izz = 1 To iCol_ZZT
    cLEXX_0 = ActiveSheet.Cells(1 + izz, 4)
    FLEXX_0 = ActiveSheet.Cells(1 + izz, 5)
    Print #60, izz, cLEXX_0, FLEXX_0
    If FLEXX_0 = 1 Then
        IZzT = IZzT + 1
        CLExx(IZzT) = cLEXX_0
        FLExx(IZzT) = FLEXX_0
        Print #60, IZzT, CLExx(izz), FLExx(izz), " SI"
    End If
Next izz

Print #60, "izzt= ", IZzT

For ivv = 1 To IVvX
    CVV(ivv) = ActiveSheet.Cells(1 + ivv, 6)
    FVV(ivv) = ActiveSheet.Cells(1 + ivv, 7)
    Print #60, ivv, CVV(ivv), FVV(ivv)
Next ivv
    CVV(IVvX + 1) = "GLOBAL"

    IAaaaMmDd1 = ActiveSheet.Cells(2, 8)
    IAaaaMmDd2 = ActiveSheet.Cells(3, 8)

' --- umbrales

For izz = 1 To IZzT
For icc = 1 To 4
    RVV_Umb_V(izz, icc) = ActiveSheet.Cells(1 + izz, 10 + icc - 1)
Next
Next

For izz = 1 To IZzT
For icc = 1 To 4
    Print #60, RVV_Umb_V(izz, icc),
Next

```

```

Print #60,
Next
Print #60, IAaaaMmDd1, IAaaaMmDd2
End Sub

```

```

Public Sub SB_Define()

```

```

For iMm = 1 To IMmX
    IDdT(iMm) = IDdX
Next iMm

```

```

IDdT(2) = 28
IDdT(4) = 30
IDdT(6) = 30
IDdT(9) = 30
IDdT(11) = 30

```

```

For i = 1 To 10
    IError(i) = 0
    CError(i) = "Error_" & Format(i, "00")
Next i
End Sub

```

```

Public Function iFunNDias(cDate1 As String, cDate2 As String)

```

```

Dim dDate1 As Date
Dim dDate2 As Date

```

```

dDate1 = Mid(cDate1, 7, 2) & "-" & Mid(cDate1, 5, 2) & "-" & Mid(cDate1,
1, 4)
dDate2 = Mid(cDate2, 7, 2) & "-" & Mid(cDate2, 5, 2) & "-" & Mid(cDate2,
1, 4)

```

```

iFunNDias = DateDiff("d", dDate1, dDate2)

```

```

End Function

```

```

Public Sub SB_Salida_Episodio_4()

```

```

CHOja_W = "episodio"
Sheets(CHOja_W).Select

ActiveSheet.Cells(2, 2).Value = IAaaaMmDd1
ActiveSheet.Cells(3, 2).Value = IAaaaMmDd2

ActiveSheet.Cells(2, 10).Value = "Esquema"
ActiveSheet.Cells(2, 11).Value = IMetodo

ActiveSheet.Cells(11, 11).Value = RECM_Ee(48 + 1)
ActiveSheet.Cells(12, 11).Value = REAM_Ee(48 + 1)
ActiveSheet.Cells(13, 11).Value = RBias_Ee(48 + 1)
ActiveSheet.Cells(14, 11).Value = RSuma_Ee(48 + 1)

' --- TACO
irow = 3
For ikk = 1 To IVvX + 1
If ikk = 1 Then
    ivv = IVvX + 1
Else
    ivv = ikk - 1
End If
    irow = irow + 2
    ICOL = 1
    ActiveSheet.Cells(irow, ICOL).Value = CVV(ivv)
    ICOL = ICOL + 1
    For ip = 1 To 2 ' + 1
        irow = irow + 1
        For iO = 1 To 2 ' + 1
            ICOL = ICOL + 1
            ICOL = iO + 1
            ActiveSheet.Cells(irow, ICOL).Value = RTaco_Ee(ivv, ip, iO)
        Next iO
    Next ip
    irow = irow + 1
Next ikk

irow = 1 - 2

```

```

ICOL = 10
For ikk = 1 To IVvX + 1
irow = irow + 5
If ikk = 1 Then
    ivv = IVvX + 1
Else
    ivv = ikk - 1
End If
ICOL = 10
Next ikk
' === salida episodio
CHoja_W = "Episodio_2"
Sheets(CHoja_W).Select
For iRP = 1 To 8 + 1
For iRO = 1 To 8 + 1
ActiveSheet.Cells(1 + iRP, 1 + iRO).Value = RTabla_Ee(iRP, iRO)
Next
Next
' -----
CHoja_W = "resumen"
Sheets(CHoja_W).Select
irow = 1
irow = irow + 1
    ActiveSheet.Cells(irow, 1).Value = "Nil"
    ActiveSheet.Cells(irow, 2).Value = INMetar_NIL

irow = irow + 1
    ActiveSheet.Cells(irow, 1).Value = "WWSP60 Leidos"
    ActiveSheet.Cells(irow, 2).Value = Modelos_Leidos
irow = irow + 1
    ActiveSheet.Cells(irow, 1).Value = "WWSP60 Validados"
    ActiveSheet.Cells(irow, 2).Value = INWwSp60_Validados

irow = irow + 1
    ActiveSheet.Cells(irow, 1).Value = "Metar Leidos"
    ActiveSheet.Cells(irow, 2).Value = INMetar_L
irow = irow + 1
    ActiveSheet.Cells(irow, 1).Value = "Metar Validados"

```

```

    ActiveSheet.Cells(irow, 2).Value = INMetar_V

irow = irow + 1
    ActiveSheet.Cells(irow, 1).Value = "InWIND"
    ActiveSheet.Cells(irow, 2).Value = InWIND

irow = irow + 1
    ActiveSheet.Cells(irow, 1).Value = "InWSPD"
    ActiveSheet.Cells(irow, 2).Value = InWSPD

If InWIND <> 0 Then InWSPD = 100 * InWSPD / InWIND
irow = irow + 1
    ActiveSheet.Cells(irow, 1).Value = "InWSPD (%)"
    ActiveSheet.Cells(irow, 2).Value = InWSPD

irow = irow + 1
    ActiveSheet.Cells(irow, 1).Value = "INMetar_2Barras"
    ActiveSheet.Cells(irow, 2).Value = INMetar_2Barras

irow = irow + 1
    ActiveSheet.Cells(irow, 1).Value = "INAvi_2Barras"
    ActiveSheet.Cells(irow, 2).Value = INAvi_2Barras

irow = irow + 1
    ActiveSheet.Cells(irow, 1).Value = "iNAvi_CnL"
    ActiveSheet.Cells(irow, 2).Value = INavi_CNL

irow = irow + 1
    ActiveSheet.Cells(irow, 1).Value = "iNWwSp60_obs"
    ActiveSheet.Cells(irow, 2).Value = INWwSp60_OBS

' irow = irow + 1
For i = 1 To 10
irow = irow + 1
    ActiveSheet.Cells(irow, 1).Value = CError(i)
    ActiveSheet.Cells(irow, 2).Value = IError(i)
Next i

```

```

' === salida episodio
CHoja_W = "episodio_3"
Sheets(CHoja_W).Select

For ihh = 1 To 48
ActiveSheet.Cells(1 + ihh, 1).Value = ihh

If RECM_Ee(ihh) <> -IEr99 Then
ActiveSheet.Cells(1 + ihh, 2).Value = RECM_Ee(ihh)
ActiveSheet.Cells(1 + ihh, 3).Value = REAM_Ee(ihh)
ActiveSheet.Cells(1 + ihh, 4).Value = RBias_Ee(ihh)
ActiveSheet.Cells(1 + ihh, 5).Value = RSuma_Ee(ihh)
Else
ActiveSheet.Cells(1 + ihh, 2).Value = ""
ActiveSheet.Cells(1 + ihh, 3).Value = ""
ActiveSheet.Cells(1 + ihh, 4).Value = ""
ActiveSheet.Cells(1 + ihh, 5).Value = ""
End If
Next ihh

'=====salida errores rumbos=====
CHoja_W = "episodio_4"
Sheets(CHoja_W).Select
For irree = 1 To 8
If RECM_EeRr(irree) <> -IEr99 Then
ActiveSheet.Cells(2, irree + 1).Value = RECM_EeRr(irree)
ActiveSheet.Cells(3, irree + 1).Value = REAM_EeRr(irree)
ActiveSheet.Cells(4, irree + 1).Value = RBias_EeRr(irree)
ActiveSheet.Cells(5, irree + 1).Value = RSuma_EeRr(irree)
Else
ActiveSheet.Cells(2, irree + 1).Value = ""
ActiveSheet.Cells(3, irree + 1).Value = ""
ActiveSheet.Cells(4, irree + 1).Value = ""
ActiveSheet.Cells(5, irree + 1).Value = ""
End If
Next

```

```

'=====salida errores mensuales =====
CHOja_W = "episodio_5"
Sheets(CHOja_W).Select

For imme = 1 To 12 + 1
If RECM_EeMm(imme) <> -IEr99 Then

ActiveSheet.Cells(2, imme + 1).Value = RECM_EeMm(imme)
ActiveSheet.Cells(3, imme + 1).Value = REAM_EeMm(imme)
ActiveSheet.Cells(4, imme + 1).Value = RBias_EeMm(imme)
ActiveSheet.Cells(5, imme + 1).Value = RSuma_EeMm(imme)
Else
ActiveSheet.Cells(2, imme + 1).Value = ""
ActiveSheet.Cells(3, imme + 1).Value = ""
ActiveSheet.Cells(4, imme + 1).Value = ""
ActiveSheet.Cells(5, imme + 1).Value = ""
End If
Next

' --- experiencia
CHOja_W = "experiencia"
Sheets(CHOja_W).Select

Dim iRow0 As Long
iRow0 = Sheets(CHOja_W).Columns(1).Find("*", , , , xlByColumns,
xlPrevious).Row

irow = iRow0 + 1
    ActiveSheet.Cells(irow, 1).Value = IAaaaMmDd1
    ActiveSheet.Cells(irow, 2).Value = IAaaaMmDd2
    ActiveSheet.Cells(irow, 3).Value = IMetodo
ICOL = 3

' --- TACO
    For ip = 1 To 2
        For iO = 1 To 2
            ICOL = ICOL + 1
            ActiveSheet.Cells(irow, ICOL).Value = RTaco_Ee(IVvX + 1, ip, iO)
        Next iO
    
```

```

        Next ip
        ICOL = ICOL + 1
        ActiveSheet.Cells(irow, ICOL).Value = RTaco_Ee(IVvX + 1, 2 + 1, 2 +
1)

Dim rPFA0 As Double
Dim rDeno0 As Double
    rDeno0 = RTaco_Ee(IVvX + 1, 1, 1) + RTaco_Ee(IVvX + 1, 1, 2)
    rPFA0 = -IEr99
    If rDeno0 <> 0 Then rPFA0 = 100 * RTaco_Ee(IVvX + 1, 1, 2) / rDeno0
    ICOL = ICOL + 1
    ActiveSheet.Cells(irow, ICOL).Value = rPFA0

Dim rPD0 As Double
    rDeno0 = RTaco_Ee(IVvX + 1, 1, 1) + RTaco_Ee(IVvX + 1, 2, 1)
    rPD0 = -IEr99
    If rDeno0 <> 0 Then rPD0 = 100 * RTaco_Ee(IVvX + 1, 1, 1) / rDeno0
    ICOL = ICOL + 1
    ActiveSheet.Cells(irow, ICOL).Value = rPD0

Dim rCSI0 As Double
    rDeno0 = RTaco_Ee(IVvX + 1, 1, 1) + RTaco_Ee(IVvX + 1, 2, 1) +
RTaco_Ee(IVvX + 1, 1, 2)
    rCSI0 = -IEr99
    If rDeno0 <> 0 Then rCSI0 = 100 * RTaco_Ee(IVvX + 1, 1, 1) / rDeno0
    ICOL = ICOL + 1
    ActiveSheet.Cells(irow, ICOL).Value = rCSI0

End Sub

```

9.4.2 Modulo 2.

```

Public Sub SB_Avisos_Veri_PvO()
    INMetar_2Barras = 0
    INAvi_2Barras = 0
    INavi_CNL = 0

    For i = 1 To 10
        IError(i) = 0
    Next i
    ' --- taco
    For ivv = 1 To IVvX + 1
        For i = 1 To 2 + 1
            For j = 1 To 2 + 1
                RTaco_Ee(ivv, i, j) = 0
            Next
        Next
    Next

    For ihh = 1 To 48 + 1
        RECM_Ee(ihh) = 0
        REAM_Ee(ihh) = 0
        RBias_Ee(ihh) = 0
        RSuma_Ee(ihh) = 0
    Next ihh

    For rr = 1 To 8
        RECM_EeRr(rr) = 0
        REAM_EeRr(rr) = 0
        RBias_EeRr(rr) = 0
        RSuma_EeRr(rr) = 0
    Next

    For mm = 1 To 12 + 1
        RECM_EeMm(mm) = 0
        REAM_EeMm(mm) = 0
        RBias_EeMm(mm) = 0
        RSuma_EeMm(mm) = 0
    Next

```

```

Dim iRP, iRO As Integer ' rumbo previsto/observado

For iRP = 1 To 8 + 1
For iRO = 1 To 8 + 1
RTabla_Ee(iRP, iRO) = 0
Next
Next

Dim rTaco_Dd(IVvX + 1, 2 + 1, 2 + 1) As Long
Dim iDdd As Long
iDdd = 0

Dim iMmm As Long
iMmm = 0
Dim rTaco_Mm(IVvX + 1, 2 + 1, 2 + 1) As Long

Dim iPS As Integer
Dim iOS As Integer
Dim iOT As Integer ' tormeta
Dim iOV As Integer ' viento
Dim iOH As Integer ' helada

INMetar_NIL = 0
INMetar_L = 0
INMetar_V = 0
Modelos_Leidos = 0
INWwSp60_Validados = 0

Dim iAaaa As Long
Dim iMm As Integer
Dim iDd As Integer

Dim iAaaa1 As Long
Dim iAaaa2 As Long

iAaaa1 = Int(IAaaaMmDd1 / 10000)
iAaaa2 = Int(IAaaaMmDd2 / 10000)

```

```

' *****

For iAaaa = iAaaa1 To iAaaa2
For iMm = 1 To IMmX

For ivv = 1 To IVvX + 1
For ip = 1 To 2 + 1
For iO = 1 To 2 + 1
    rTaco_Mm(ivv, ip, iO) = 0
Next
Next
Next

IDdT(2) = 28
If iAaaa Mod 4 = 0 Then IDdT(2) = 29
For iDd = 1 To IDdT(iMm)    ' 500

For ivv = 1 To IVvX + 1
For ip = 1 To 2 + 1
For iO = 1 To 2 + 1
    rTaco_Dd(ivv, ip, iO) = 0
Next
Next
Next

Dim iAaaaMmDd As Long
iAaaaMmDd = iAaaa * 10000 + iMm * 100 + iDd

' --- hoy y mañana
Dim cHoy As String
cHoy = iAaaaMmDd

Dim cManana As String
Dim iAaaa0 As Long
Dim iMm0, iDd0 As Integer

iAaaa0 = Mid(cHoy, 1, 4)
iMm0 = Mid(cHoy, 5, 2)
iDd0 = Mid(cHoy, 7, 2)

```

```

iDd0 = iDd0 + 1
If iDd0 > IDdT(iMm0) Then
    iDd0 = 1 ' IDdT(iMm0)
    iMm0 = iMm0 + 1
    If iMm0 > IMmX Then
        iMm0 = 1
        iAaaa0 = iAaaa0 + 1
    End If
End If

cManana = iAaaa0 * 10000 + iMm0 * 100 + iDd0

If iAaaaMmDd >= IAaaaMmDd1 Then ' episodio
If iAaaaMmDd <= IAaaaMmDd2 Then

Print #60, "hoyManana", cHoy, cManana

' === leer modelo
' --- abrir fichero modelo
Dim cAaaaMmDd_R As String ' fecha de emsion
Dim cAaaaMmDd_P As String
cAaaaMmDd_R = iAaaa * 10000 + iMm * 100 + iDd
cAaaaMmDd_P = cAaaaMmDd_R
For izz = 1 To IZzT ' cerrar bucle for!!!!

    For i = 1 To 2
        For j = 1 To 48
            RPred_uv(izz, i, j) = -IEr99
            RPred_cd(izz, i, j) = -IEr99
        Next
    Next

Dim cFichero_P As String
cFichero_P = ActiveWorkbook.Path & "/" & "modelo/" & cAaaaMmDd_P & "_" &
CLExx(izz) & ".txt"

If Dir(cFichero_P) = "" Then
    Print #60, cFichero_P & " no existe"
    GoTo NoExisteFAviso
End If

```

```

    Print #60, cFichero_P & " SI existe"

' --- lectura 1: fichero original
' --- prelectura
Dim cFichero_PW
cFichero_PW = ActiveWorkbook.Path & "/" & "modelo_tmp.txt"
Open cFichero_PW For Output As 2
Open cFichero_P For Input As 1
Dim Cadena_P As String

Do Until EOF(1)
    Line Input #1, Cadena_P
    'If Len(Cadena_P) < 20 Then GoTo NoExisteFAviso

    For i = 1 To Len(Cadena_P)

        If Asc(Mid(Cadena_P, i, 1)) = 10 Then
            Mid(Cadena_P, i - 1, 1) = Chr(13)
        End If
    Next i
    Print #2, Cadena_P
Loop
Close 1
Close 2
If Len(Cadena_P) < 20 Then GoTo NoExisteFAviso

' --- lectura
Dim cKK As Variant

Open cFichero_PW For Input As 1

    Input #1, cKK
    Input #1, cKK

    Dim rParam0 As Double
    Dim rStep0 As Double
    Dim rValue0 As Double

```

```

'inicializamos sin datos las variables
'-----

For irow = 1 To 32
    Input #1, rParam0
    Input #1, rStep0
    Input #1, rValue0

Dim iCcS As Integer
iCcS = 0
    If rParam0 = 166 Then
        iCcS = 1
    ElseIf rParam0 = 165 Then
        iCcS = 2
    End If

Dim iHhs As Integer
iHhs = 1 + rStep0

If iHhs >= 1 And iHhs <= 48 Then
If iCcS <> 0 Then
    RPred_uv(izz, iCcS, iHhs) = rValue0 ' pte
End If
End If

Modelos_Leidos = Modelos_Leidos + 1 ' contador

Next irow
Close 1
NoExisteFAviso:
Next izz
'===== fin lectura modelos =====
' --- componer viento viento

For izz = 1 To IZzT
For ihh = 1 To 48
If RPred_uv(izz, 1, ihh) <> -IEr99 And RPred_uv(izz, 2, ihh) <> -IEr99
Then

```

```

RPred_cd(izz, 1, ihh) = RPred_uv(izz, 1, ihh) ^ 2 + RPred_uv(izz, 2, ihh)
^ 2
RPred_cd(izz, 1, ihh) = 1.9438 * Sqr(RPred_cd(izz, 1, ihh))

If RPred_uv(izz, 2, ihh) >= 0 And RPred_uv(izz, 1, ihh) > 0 Then
RPred_cd(izz, 2, ihh) = (Atn(RPred_uv(izz, 2, ihh) / RPred_uv(izz, 1,
ihh))) * 180 / (4 * Atn(1)) + 180
End If

If RPred_uv(izz, 2, ihh) < 0 And RPred_uv(izz, 1, ihh) < 0 Then
RPred_cd(izz, 2, ihh) = (Atn(RPred_uv(izz, 2, ihh) / RPred_uv(izz, 1,
ihh))) * 180 / (4 * Atn(1))
End If

If RPred_uv(izz, 2, ihh) > 0 And RPred_uv(izz, 1, ihh) < 0 Then
RPred_cd(izz, 2, ihh) = -(Atn(RPred_uv(izz, 1, ihh) / RPred_uv(izz, 2,
ihh))) * 180 / (4 * Atn(1)) + 270
End If

If RPred_uv(izz, 2, ihh) < 0 And RPred_uv(izz, 1, ihh) > 0 Then
RPred_cd(izz, 2, ihh) = (-Atn(RPred_uv(izz, 1, ihh) / RPred_uv(izz, 2,
ihh))) * 180 / (4 * Atn(1)) + 90
End If

If RPred_uv(izz, 2, ihh) > 0 And RPred_uv(izz, 1, ihh) = 0 Then
RPred_cd(izz, 2, ihh) = 270
End If

If RPred_uv(izz, 2, ihh) < 0 And RPred_uv(izz, 1, ihh) = 0 Then
RPred_cd(izz, 2, ihh) = 90
End If

If RPred_uv(izz, 2, ihh) = 0 And RPred_uv(izz, 1, ihh) < 0 Then
RPred_cd(izz, 2, ihh) = 360
End If

If RPred_cd(izz, 2, ihh) <> -IEr99 Then
RPred_cd(izz, 2, ihh) = RPred_cd(izz, 2, ihh) '/ 10
End If
End If
Next
Next

' --- determinar parámetro
If 1 = 2 Then
iVvS_P = 1

```

```

If iVvS_P = 0 Then GoTo NoSirveAviso
If FVV(iVvS_P) = 0 Then GoTo NoSirveAviso
If iVvS_P <> 0 Then iPS = 1 ' tmp
End If

' === 2: leer observacion
' --- determinar si se ha observado ' iPS
Dim cAAAAMMDD_O As String
Dim Cadena_O As String

For t = 1 To IZzT
For i = 1 To 2
For j = 1 To 48
    RObse_uv(t, i, j) = -IEr99 'ponemos a cero las variables de
almacenamiento
    RObse_cd(t, i, j) = -IEr99
Next
Next
Next

Dim iKoT As Integer ' numero de días de validez del aviso
Dim iKo As Integer

iKoT = 2 ' hoy y mañana y pasado pte mas días ?

For iKo = 1 To iKoT

    If iKo = 1 Then cAAAAMMDD_O = cHoy
    If iKo = 2 Then cAAAAMMDD_O = cManana
    'If iKo = 3 Then cAAAAMMDD_O = cPasadoManana
    '.....
Dim cFichero_O As String

cFichero_O = ActiveWorkbook.Path & "/" & "metar/" & cAAAAMMDD_O & ".txt"

If Dir(cFichero_O) = "" Then
    Print #60, cFichero_O & " no existe"
    GoTo NoExisteFObs
End If

```

```

Print #60, cFichero_O & " SI existe"
Open cFichero_O For Input As 2

Dim I1, I2 As Long
I1 = 1
' --- prelectura
Dim cFichero_W As String
cFichero_W = ActiveWorkbook.Path & "/" & "metar_tmp.txt"

Open cFichero_W For Output As 22
Do Until EOF(2)
Line Input #2, Cadena_O
For i = 1 To Len(Cadena_O)
If Mid(Cadena_O, i, 5) = "METAR" Then
    I2 = i
    Print #22, Mid(Cadena_O, I1, I2 - I1)
    I1 = I2
End If
Next i

Loop
Close 2
Close 22

' --- lectura
Open cFichero_W For Input As 2
Do Until EOF(2)
Line Input #2, Cadena_O

' --- determinar OMA
Dim cLEXX_O As String
Dim cHora_O As String
Dim cMinuto_O As String
Dim cDia_O As String

' --- nil
Dim iNil As Integer
iNil = 0

```

```

For i = Len(Cadena_O) To 1 Step -1
    If UCase(Mid(Cadena_O, i, 3)) = "NIL" Then
        iNil = 1
        If iKo = 1 Then INMetar_NIL = INMetar_NIL + 1
        Exit For
    End If
Next i
If iNil = 1 Then GoTo METARNil ' pte

'' On Error Resume Next
For i = 6 To Len(Cadena_O)
    If Mid(Cadena_O, i, 2) = "GE" Then
        cLEXX_O = Mid(Cadena_O, i, 4)
        cMinuto_O = Mid(Cadena_O, i + 9, 2)
        cHora_O = Mid(Cadena_O, i + 7, 2)
        cDia_O = Mid(Cadena_O, i + 5, 2)
        Exit For
    End If

    If Mid(Cadena_O, i, 2) = "LE" Then
        cLEXX_O = Mid(Cadena_O, i, 4)
        cMinuto_O = Mid(Cadena_O, i + 9, 2)
        cHora_O = Mid(Cadena_O, i + 7, 2)
        cDia_O = Mid(Cadena_O, i + 5, 2)
        Exit For
    End If
Next i

' --- dia y hora observacion

If Mid(cAAAAMMDD_O, 7, 2) <> cDia_O Then
    Print #60, "ERROR fecha METAR", cAAAAMMDD_O, cDdHhNn_O, Cadena_O
    GoTo METARNil
End If

' --- determinar viento, desde KT
Dim iPos_KT As Integer
iPos_KT = 0

```

```

For i = 1 To Len(Cadena_O)

    If Mid(Cadena_O, i, 2) = "KT" Then iPos_KT = i
        If iPos_KT <> 0 Then
            If Mid(Cadena_O, iPos_KT - 2, 2) = "//" Then
                rvel_kt = -IEr99
            ElseIf Mid(Cadena_O, iPos_KT - 3, 1) = "G" Then
                rvel_kt = Mid(Cadena_O, iPos_KT - 5, 2)
                rdir_kt = Mid(Cadena_O, iPos_KT - 8, 3)
            Else
                rvel_kt = Mid(Cadena_O, iPos_KT - 2, 2)
                rdir_kt = Mid(Cadena_O, iPos_KT - 5, 3)
            End If
        Else
            rvel_kt = -IEr99
            rdir_kt = -IEr99
        End If

    If rdir_kt = "VRB" Then rdir_kt = -999
Next i

' QUE VALE IZZS Y IHHS
Dim iZzS As Integer
iZzS = 0
For izz = 1 To IZzT
    If CLExx(izz) = cLEXX_O Then iZzS = izz
Next izz

If cMinuto_O <> "00" Then GoTo NoOMA

If iKo = 1 Then iHhs = cHora_O + 1
'' If cMinuto_O <> "00" And cHora_O Mod 3 <> 0 Then GoTo NoOMA
'' If cMinuto_O = "00" And cHora_O Mod 3 <> 0 Then GoTo NoOMA
If iKo = 2 Then iHhs = 24 + cHora_O + 1

If iZzS <> 0 Then
    If iHhs > 0 And iHhs < 48 Then
        Print #60, "aqui", Cadena_O, rvel_kt, rdir_kt, iZzS, cHora_O, iHhs
    
```

```

    RObse_cd(iZzS, 1, iHhs) = rvel_kt
    RObse_cd(iZzS, 2, iHhs) = rdir_kt
End If
End If

METARNil:
NoOMA:
Metar_FueraPeriodo_Aviso:

Loop
Close 2

NoExisteFObs:
Next iKo

' *****
Print #60, "prueba salida observacion"

PnOs: ' Previsto_No, observado-Si
' ==== determinar ip, io

For izz = 1 To IZzT
For ihh = 1 To 48

For ivv = 1 To IVvX
iOS = 0
iPS = 0

If RPred_cd(izz, ivv, ihh) <> -IEr99 And RObse_cd(izz, ivv, ihh) <> -
IEr99 Then
Dim rPred0 As Single
Dim rObse0 As Single
Dim rPredU As Single
Dim rObseU As Single
If ivv = 1 Then Print #61, "PreObs", iAaaaMmDd, ivv, izz, ihh,
Format(RPred_cd(izz, ivv, ihh), ".00"), RObse_cd(izz, ivv, ihh),
Format(Abs(RPred_cd(izz, ivv, ihh) - RObse_cd(izz, ivv, ihh)), ".00")

If ivv = 1 Then

```

```

rPred0 = RPred_cd(izz, ivv, ihh)
rObse0 = RObse_cd(izz, ivv, ihh)
rPredU = RVV_Umb_V(izz, ivv)
rObseU = RVV_Umb_V(izz, ivv)

ElseIf ivv = 2 Then
rPred0 = RPred_cd(izz, 1, ihh)
rObse0 = RPred_cd(izz, ivv, ihh) - RObse_cd(izz, ivv, ihh)
rObse0 = Abs(rObse0)
If rObse0 > 180 Then rObse0 = rObse0 - 180

rPredU = RVV_Umb_V(izz, 1)
rObseU = RVV_Umb_V(izz, ivv)

End If

If rPred0 > rPredU Then
iPS = 1
Else
iPS = 2
End If

If rObse0 > rObseU Then
iOS = 1
Else
iOS = 2
End If

iVvS_P = ivv

If iVvS_P <> 0 Then
INMetar_L = INMetar_L + 1
If iPS >= 1 And iPS <= 2 Then
If iOS >= 1 And iOS <= 2 Then
Print #50, "oro", Cadena_P, iPS, iOS
INMetar_V = INMetar_V + 1
RTaco_Ee(iVvS_P, iPS, iOS) = RTaco_Ee(iVvS_P, iPS, iOS) + 1
rTaco_Mm(iVvS_P, iPS, iOS) = rTaco_Mm(iVvS_P, iPS, iOS) + 1

```

```

        rTaco_Dd(iVvS_P, iPS, iOS) = rTaco_Dd(iVvS_P, iPS, iOS) + 1
    End If
End If
End If

End If
Next ivv
Next
Next

' === errores
For ihh = 1 To 48
For izz = 1 To IZzT

For ivv = 1 To 1
    rPred0 = RPred_cd(izz, ivv, ihh)
    rObse0 = RObse_cd(izz, ivv, ihh)
    If rPred0 <> -IEr99 And rObse0 <> -IEr99 Then
    RECM_Ee(ihh) = RECM_Ee(ihh) + (rPred0 - rObse0) ^ 2
    REAM_Ee(ihh) = REAM_Ee(ihh) + Abs(rPred0 - rObse0)
    RBias_Ee(ihh) = RBias_Ee(ihh) + (rPred0 - rObse0)
    RSuma_Ee(ihh) = RSuma_Ee(ihh) + 1
    End If
Next ivv
Next
Next

'===== errores rumbo =====
Dim irree As Integer
For ihh = 1 To 48
For izz = 1 To IZzT
rPred0 = -IEr99
If RPred_cd(izz, 2, ihh) <> -IEr99 Then
rPred0 = RPred_cd(izz, 2, ihh)
Else: GoTo salto
End If
If RObse_cd(izz, 1, ihh) <> -IEr99 Then
rObse0 = RObse_cd(izz, 1, ihh)
Else: GoTo salto

```

```

End If

irree = 0

If rPred0 >= 0 And rPred0 <= 22.5 Then irree = 1
If rPred0 > 22.5 And rPred0 <= 67.5 Then irree = 2
If rPred0 > 67.5 And rPred0 <= 112.5 Then irree = 3
If rPred0 > 112.5 And rPred0 <= 157.5 Then irree = 4
If rPred0 > 157.5 And rPred0 <= 202.5 Then irree = 5
If rPred0 > 202.5 And rPred0 <= 247.5 Then irree = 6
If rPred0 > 247.5 And rPred0 <= 292.5 Then irree = 7
If rPred0 > 292.5 And rPred0 <= 337.5 Then irree = 8
If rPred0 > 337.5 And rPred0 <= 360 Then irree = 1

rPred0 = RPred_cd(izz, 1, ihh)

RECM_EeRr(irree) = RECM_EeRr(irree) + (rPred0 - rObse0) ^ 2
REAM_EeRr(irree) = REAM_EeRr(irree) + Abs(rPred0 - rObse0)
RBias_EeRr(irree) = RBias_EeRr(irree) + (rPred0 - rObse0)
RSuma_EeRr(irree) = RSuma_EeRr(irree) + 1
salto:
Next
Next

For ihh = 1 To 48
For izz = 1 To IZzT
    rPred0 = RPred_cd(izz, 1, ihh)
    rObse0 = RObse_cd(izz, 1, ihh)
    If rPred0 <> -IEr99 And rObse0 <> -IEr99 Then
        RECM_EeMm(iMm) = RECM_EeMm(iMm) + (rPred0 - rObse0) ^ 2
        REAM_EeMm(iMm) = REAM_EeMm(iMm) + Abs(rPred0 - rObse0)
        RBias_EeMm(iMm) = RBias_EeMm(iMm) + (rPred0 - rObse0)
        RSuma_EeMm(iMm) = RSuma_EeMm(iMm) + 1
    End If
Next
Next
Next

```

```

' === rumbos
Dim iRPS, iROS As Integer
For izz = 1 To IZzT
For ihh = 1 To 48

ivv = 2

If RPred_cd(izz, ivv, ihh) <> -IEr99 And RObse_cd(izz, ivv, ihh) <> -
IEr99 Then
If RPred_cd(izz, ivv, ihh) <> -999 And RObse_cd(izz, ivv, ihh) <> -999
Then

rPred0 = RPred_cd(izz, ivv, ihh)
rObse0 = RObse_cd(izz, ivv, ihh)

iRPS = 0
If rPred0 >= 0 And rPred0 <= 22.5 Then iRPS = 1
If rPred0 > 22.5 And rPred0 <= 67.5 Then iRPS = 2
If rPred0 > 67.5 And rPred0 <= 112.5 Then iRPS = 3
If rPred0 > 112.5 And rPred0 <= 157.5 Then iRPS = 4
If rPred0 > 157.5 And rPred0 <= 202.5 Then iRPS = 5
If rPred0 > 202.5 And rPred0 <= 247.5 Then iRPS = 6
If rPred0 > 247.5 And rPred0 <= 292.5 Then iRPS = 7
If rPred0 > 292.5 And rPred0 <= 337.5 Then iRPS = 8
If rPred0 > 337.5 And rPred0 <= 360 Then iRPS = 1

iROS = 0
If rObse0 >= 0 And rObse0 <= 22.5 Then iROS = 1
If rObse0 > 22.5 And rObse0 <= 67.5 Then iROS = 2
If rObse0 > 67.5 And rObse0 <= 112.5 Then iROS = 3
If rObse0 > 112.5 And rObse0 <= 157.5 Then iROS = 4
If rObse0 > 157.5 And rObse0 <= 202.5 Then iROS = 5
If rObse0 > 202.5 And rObse0 <= 247.5 Then iROS = 6
If rObse0 > 247.5 And rObse0 <= 292.5 Then iROS = 7
If rObse0 > 292.5 And rObse0 <= 337.5 Then iROS = 8
If rObse0 > 337.5 And rObse0 <= 360 Then iROS = 1

If iRPS <> 0 And iROS <> 0 Then
RTabla_Ee(iRPS, iROS) = RTabla_Ee(iRPS, iROS) + 1

```

```

RTabla_Ee(8 + 1, 8 + 1) = RTabla_Ee(8 + 1, 8 + 1) + 1
End If

End If
End If
Next
Next
NoSirveAviso:

''Loop
''Close 1
InicioFinMes:

' === DD
' === acumulado dd
' -- TACO: tt
For ivv = 1 To IVvX
For ip = 1 To 2
For iO = 1 To 2
    rTaco_Dd(ivv, 2 + 1, iO) = rTaco_Dd(ivv, 2 + 1, iO) + rTaco_Dd(ivv,
ip, iO)
    rTaco_Dd(ivv, ip, 2 + 1) = rTaco_Dd(ivv, ip, 2 + 1) + rTaco_Dd(ivv,
ip, iO)
    rTaco_Dd(ivv, 2 + 1, 2 + 1) = rTaco_Dd(ivv, 2 + 1, 2 + 1) +
rTaco_Dd(ivv, ip, iO)
Next
Next
Next ivv
For ivv = 1 To IVvX
    For ip = 1 To 2 + 1
        For iO = 1 To 2 + 1
            rTaco_Dd(IVvX + 1, ip, iO) = rTaco_Dd(IVvX + 1, ip, iO) +
rTaco_Dd(ivv, ip, iO)
        Next
    Next
Next ivv
' --- PFA,
Dim rPFA As Single
Dim rPD As Single
Dim rCSI As Single

```

```

Dim rDeno As Single

rDeno = rTaco_Dd(IVvX + 1, 1, 1) + rTaco_Dd(IVvX + 1, 1, 2)
rPFA = -IEr99
If rDeno <> 0 Then rPFA = 100 * rTaco_Dd(IVvX + 1, 1, 2) / rDeno

rDeno = rTaco_Dd(IVvX + 1, 1, 1) + rTaco_Dd(IVvX + 1, 2, 1)
rPD = -IEr99
If rDeno <> 0 Then rPD = 100 * rTaco_Dd(IVvX + 1, 1, 1) / rDeno

rDeno = rTaco_Dd(IVvX + 1, 1, 1) + rTaco_Dd(IVvX + 1, 1, 2) +
rTaco_Dd(IVvX + 1, 2, 1)
rCSI = -IEr99
If rDeno <> 0 Then rCSI = 100 * rTaco_Dd(IVvX + 1, 1, 1) / rDeno
End If ' l=2
End If ' periodo
End If
Next iDd '500

' === mm
' --- acumulado mm
' -- taco: tt
For ivv = 1 To IVvX
For ip = 1 To 2
For iO = 1 To 2
    rTaco_Mm(ivv, 2 + 1, iO) = rTaco_Mm(ivv, 2 + 1, iO) + rTaco_Mm(ivv,
ip, iO)
    rTaco_Mm(ivv, ip, 2 + 1) = rTaco_Mm(ivv, ip, 2 + 1) + rTaco_Mm(ivv,
ip, iO)
    rTaco_Mm(ivv, 2 + 1, 2 + 1) = rTaco_Mm(ivv, 2 + 1, 2 + 1) +
rTaco_Mm(ivv, ip, iO)
Next
Next
Next ivv

' -- taco: ivvx+1
For ivv = 1 To IVvX
    For ip = 1 To 2 + 1
        For iO = 1 To 2 + 1

```

```

        rTaco_Mm(IVvX + 1, ip, iO) = rTaco_Mm(IVvX + 1, ip, iO) +
rTaco_Mm(ivv, ip, iO)
    Next
    Next
Next ivv

' --- PDA, PD, CSI
rDeno = rTaco_Mm(IVvX + 1, 1, 1) + rTaco_Mm(IVvX + 1, 1, 2)
rPFA = -IEr99
If rDeno <> 0 Then rPFA = 100 * rTaco_Mm(IVvX + 1, 1, 2) / rDeno

rDeno = rTaco_Mm(IVvX + 1, 1, 1) + rTaco_Mm(IVvX + 1, 2, 1)
rPD = -IEr99
If rDeno <> 0 Then rPD = 100 * rTaco_Mm(IVvX + 1, 1, 1) / rDeno

rDeno = rTaco_Mm(IVvX + 1, 1, 1) + rTaco_Mm(IVvX + 1, 1, 2) +
rTaco_Mm(IVvX + 1, 2, 1)
rCSI = -IEr99
If rDeno <> 0 Then rCSI = 100 * rTaco_Mm(IVvX + 1, 1, 1) / rDeno

Next iMm
Next iAaaa
' === EPISODIO
' === acumulados
For ivv = 1 To IVvX
For ip = 1 To 2
For iO = 1 To 2
    RTaco_Ee(ivv, 2 + 1, iO) = RTaco_Ee(ivv, 2 + 1, iO) + RTaco_Ee(ivv,
ip, iO)
    RTaco_Ee(ivv, ip, 2 + 1) = RTaco_Ee(ivv, ip, 2 + 1) + RTaco_Ee(ivv,
ip, iO)
    RTaco_Ee(ivv, 2 + 1, 2 + 1) = RTaco_Ee(ivv, 2 + 1, 2 + 1) +
RTaco_Ee(ivv, ip, iO)
Next
Next
Next ivv

For ivv = 1 To IVvX
    For ip = 1 To 2 + 1
        For iO = 1 To 2 + 1

```

```

        RTaco_Ee(IVvX + 1, ip, iO) = RTaco_Ee(IVvX + 1, ip, iO) +
RTaco_Ee(ivv, ip, iO)
    Next
    Next
Next ivv

' --- errores
For ihh = 1 To 48
    RECM_Ee(48 + 1) = RECM_Ee(48 + 1) + RECM_Ee(ihh)
    REAM_Ee(48 + 1) = REAM_Ee(48 + 1) + REAM_Ee(ihh)
    RBias_Ee(48 + 1) = RBias_Ee(48 + 1) + RBias_Ee(ihh)
    RSuma_Ee(48 + 1) = RSuma_Ee(48 + 1) + RSuma_Ee(ihh)
Next ihh

For ihh = 1 To 48 + 1
If RSuma_Ee(ihh) <> 0 Then
    RECM_Ee(ihh) = Sqr(RECM_Ee(ihh) / RSuma_Ee(ihh))
    REAM_Ee(ihh) = REAM_Ee(ihh) / RSuma_Ee(ihh)
    RBias_Ee(ihh) = RBias_Ee(ihh) / RSuma_Ee(ihh)
Else
    RECM_Ee(ihh) = -IEr99
    REAM_Ee(ihh) = -IEr99
    RBias_Ee(ihh) = -IEr99
    RSuma_Ee(ihh) = -IEr99
End If
Next ihh

For irree = 1 To 8
If RSuma_EeRr(irree) <> 0 Then
    RECM_EeRr(irree) = Sqr(RECM_EeRr(irree) / RSuma_EeRr(irree))
    REAM_EeRr(irree) = REAM_EeRr(irree) / RSuma_EeRr(irree)
    RBias_EeRr(irree) = RBias_EeRr(irree) / RSuma_EeRr(irree)
Else
    RECM_EeRr(irree) = -IEr99
    REAM_EeRr(irree) = -IEr99
    RBias_EeRr(irree) = -IEr99
    RSuma_EeRr(irree) = -IEr99
End If
Next

```

```

For imme = 1 To 12 ' + 1
    RECM_EeMm(12 + 1) = RECM_EeMm(12 + 1) + RECM_EeMm(imme)
    REAM_EeMm(12 + 1) = REAM_EeMm(12 + 1) + REAM_EeMm(imme)
    RBias_EeMm(12 + 1) = RBias_EeMm(12 + 1) + RBias_EeMm(imme)
    RSuma_EeMm(12 + 1) = RSuma_EeMm(12 + 1) + RSuma_EeMm(imme)
Next imme

For imme = 1 To 12 + 1
If RSuma_EeMm(imme) <> 0 Then
    RECM_EeMm(imme) = Sqr(RECM_EeMm(imme) / RSuma_EeMm(imme))
    REAM_EeMm(imme) = REAM_EeMm(imme) / RSuma_EeMm(imme)
    RBias_EeMm(imme) = RBias_EeMm(imme) / RSuma_EeMm(imme)
Else
    RECM_EeMm(imme) = -IEr99
    REAM_EeMm(imme) = -IEr99
    RBias_EeMm(imme) = -IEr99
    RSuma_EeMm(imme) = -IEr99
End If
Next imme
End Sub

```