

# Trabajo de Fin de Máster

## Máster Universitario en Ingeniería Industrial

### Análisis y validación de modelos de irradiancia en condiciones de cielo despejado (CSI) a partir de medidas de la estación del GTER

Autor: Pablo Ramos Castelao

Tutores: Sara Moreno Tejera

Manuel A. Silva Pérez

Dpto. Ingeniería Energética  
Escuela Técnica Superior de Ingeniería  
Universidad de Sevilla

Sevilla, 2021





Trabajo de Fin de Máster  
Máster Universitario en Ingeniería Industrial

# **Análisis y validación de modelos de irradiancia en condiciones de cielo despejado (CSI) a partir de medidas de la estación del GTER**

Autor:

Pablo Ramos Castelao

Tutores:

Sara Moreno Tejera

Manuel A. Silva Pérez

Dpto. de Ingeniería Energética  
Escuela Técnica Superior de Ingeniería

Universidad de Sevilla

Sevilla, 2021



Proyecto Fin de Carrera: Análisis y validación de modelos de irradiancia en condiciones de cielo despejado  
(CSI) a partir de medidas de la estación del GTER

Autor: Pablo Ramos Castelao

Tutores: Sara Moreno Tejera  
Manuel A. Silva Pérez

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

Presidente:

Vocales:

Secretario:

Acuerdan otorgarle la calificación de:

Sevilla, 2021

El Secretario del Tribunal

# Resumen

---

El Grupo de Termodinámica y Energías Renovables (GTER) suministra predicciones de irradiancia global horizontal y de irradiancia directa normal para Sevilla a través de su página Web. Estas curvas de irradiancia se calculan mediante dos pasos: la predicción de la irradiancia de cada una de las componentes en condiciones de cielo despejado y el uso de predicciones de nubosidad de otras fuentes.

Las predicciones de irradiancia para cielo despejado del GTER presentan ciertos errores derivados de su método de predicción. Para estimar las irradiancias, el GTER utiliza dos ecuaciones, una para el cálculo de la directa y otra para la global. Ambas dependen de dos parámetros obtenidos a partir de las curvas de irradiancia reales registradas el día anterior en la estación. El problema radica en que el sistema solamente emplea estos parámetros de los días previos que presenten condiciones de cielo despejado. Por tanto, ante días previos nubosos, los parámetros son obtenidos del día despejado más cercano, empeorando así las predicciones. Esto unido a un método de detección de cielos nubosos y despejados, que no es capaz de distinguir entre periodos nubosos y con alta carga de aerosoles, hace necesario la implementación de un nuevo sistema que mejore las predicciones actuales. Con este fin se propone la utilización de modelos paramétricos para predecir las curvas de cielo despejado (CSI), los cuales estiman la irradiancia a partir de parámetros atmosféricos y de localización independientes de la irradiancia. De los múltiples modelos existentes, se decide probar 8: REST2, sSOLIS, ESRA, HE1, IP2002, K1980, mP1982 y mP2000. Las predicciones resultantes se comparan con los valores reales y las predicciones del GTER. En términos generales, de las tres componentes de irradiancia (global, directa y difusa) solamente para la global se obtienen resultados aceptables con respecto a los valores reales. Tanto la irradiancia directa como la difusa presentan resultados alejados de las mediciones en los 8 modelos. En su comparación con las predicciones del GTER, solo la irradiancia global muestra unos errores similares e incluso menores cuando se utilizan los parámetros atmosféricos del mismo día. La predicción de irradiancia directa de los modelos es notablemente peor que la realizada por el GTER. De los 8 modelos analizados el mP1982 presenta los mejores resultados para la global excepto cuando hay gran presencia de aerosoles. En este caso el modelo mP200 y K1980 se sitúan como los más favorables. Se confirma que los modelos mejoran las predicciones de la global del GTER cuando están precedidas de días nublados o con alta carga de aerosoles. Solo en casos puntuales, tras una serie de días nublados, los modelos mejoran las predicciones de la directa del GTER.

# Abstract

---

The *Grupo de Termodinámica y Energías Renovables* (GTER) provides global and direct normal irradiance at Sevilla through its website. These irradiance curves are estimated by two steps: The irradiance forecasts of each component on clear sky conditions and the cloud predictions provided by other sources.

The clear sky irradiance predictions of GTER present some errors from its prediction method. The GTER uses 2 equations to estimate irradiances. One of them for the direct irradiance and other for the global irradiance. Both equations depend on 2 parameters which are obtained from the real irradiance curves of the previous day. The method only uses these parameters if the previous day presented clear sky. Therefore, if the previous day is cloudy, the 2 parameters are selected from the latest clear sky day. This increases predictions errors. Furthermore, sometimes the detection method of clear sky and cloudy sky are not able to differentiate between clouds and a high amount of aerosol. This leads an increase in predictions errors. Hence, a new irradiance prediction method that improves the current predictions is needed. This study proposes the clear sky irradiance (CSI) models as new approach to forecast the irradiance. The CSI models estimate the irradiance from atmospheric and locations parameters, which are not depend on actual irradiance values. Of all of existing models, 8 were analyzed: REST2, sSOLIS, ESRA, HE1, IP2002, K1980, mP1982 y mP2000. The resulting predictions are compared with the real values and the forecasts of GTER. Of the 3 components, only the global irradiance presents acceptable results regarding the real values. The direct and the diffuse irradiance show large differences with measurements. Comparing with the GTER forecasts, just global irradiance presents similar errors, even smaller than GTER, when updating atmospheric parameters on the day. Direct predictions of models are quite worse than GTER predictions. mP1982 model is the best model estimating global irradiance, except when there is a large presence of aerosols. In this case, the mP200 and K1980 models are the most favorable. The study confirms the models improve the global GTER predictions when they are preceded by cloudy days or high aerosol loads days. Only in a few cases, after a series of cloudy days, the models improve direct GTER predictions.



# Índice

---

<b>Resumen</b>	<b>vii</b>
<b>Abstract</b>	<b>viii</b>
<b>Índice</b>	<b>ix</b>
<b>Índice de Tablas</b>	<b>xi</b>
<b>Índice de Figuras</b>	<b>xii</b>
<b>Notación</b>	<b>xvi</b>
<b>1 Introducción</b>	<b>1</b>
<b>2 Antecedentes</b>	<b>5</b>
2.1 <i>Estación meteorológica del GTER</i>	5
2.1.1 Piranómetros	6
2.1.2 Pirheliómetros	9
2.1.3 Seguidor	10
2.1.4 Radiómetro de cielo	11
2.1.5 Ceilómetro	13
2.1.6 Radiómetro infrarrojo	13
2.1.7 Unidad central	13
2.1.8 Panel de conexión	14
2.1.9 Anemómetro	14
2.1.10 Sonda barométrica	14
2.1.11 Sonda para la medida de temperatura ambiente y humedad relativa	14
2.2 <i>Predicción de la radiación actual en la Web del GTER</i>	15
2.3 <i>Modelos paramétricos de cielo despejado</i>	17
2.3.1 sSOLIS	17
2.3.2 ESRA	18
2.3.3 HE1	19
2.3.4 K1980	19
2.3.5 IP2002	19
2.3.6 mP1982	20
2.3.7 mP2000	21
2.3.8 REST2	21
2.4 <i>Caracterización de los parámetros atmosféricos de entrada</i>	22
2.4.1 Aerosoles	23
2.4.2 ECMWF y composición atmosférica	26

2.4.3	<i>Air mass y Linke Turbidity</i>	32
2.5	<i>Caracterización de otros parámetros</i>	33
<b>3</b>	<b>Objetivos</b>	<b>35</b>
<b>4</b>	<b>Metodología</b>	<b>36</b>
4.1	<i>Selección de periodos de cielo despejado</i>	36
4.2	<i>Evaluación de los modelos para Sevilla</i>	37
4.3	<i>Predicción con los datos del día anterior</i>	38
4.4	<i>Predicción con el primer instante del día</i>	39
4.5	<i>Predicción con actualización cada 3 horas</i>	39
4.6	<i>Predicción con actualización máxima</i>	40
4.7	<i>Comparativa con el método del GTER</i>	40
4.8	<i>Análisis de los resultados</i>	41
4.8.1	Parámetros estadísticos	41
4.8.2	“Target diagrams” o diagramas objetivo	42
4.8.3	Curvas de irradiancia	43
<b>5</b>	<b>Resultados</b>	<b>44</b>
5.1	<i>Evaluación de los modelos para Sevilla</i>	44
5.1.1	Gráficos de dispersión	44
5.1.2	Errores estadísticos y <i>Target diagrams</i>	52
5.2	<i>Predicción con los datos del día anterior</i>	57
5.2.1	Errores estadísticos y <i>target diagrams</i>	57
5.2.2	Curvas diarias de irradiancia	61
5.3	<i>Predicción con la primera hora del día</i>	64
5.3.1	Errores estadísticos y <i>target diagrams</i>	64
5.3.2	Curvas diarias de irradiancia	67
5.4	<i>Predicción con actualización cada 3 horas</i>	69
5.4.1	Errores estadísticos y <i>target diagrams</i>	69
5.4.2	Curvas diarias de irradiancia	73
5.5	<i>Predicción con actualización máxima</i>	75
5.5.1	Errores estadísticos y <i>Target diagrams</i>	75
5.5.2	Curvas diarias de irradiancia	79
<b>6</b>	<b>Conclusiones</b>	<b>83</b>
<b>7</b>	<b>Referencias</b>	<b>86</b>

# ÍNDICE DE TABLAS

---

Tabla 1. Parámetros atmosféricos de entrada de los modelos CSI	22
Tabla 2. Valores más comunes de $\alpha$ y $\beta$ según la zona.	25
Tabla 3. Errores estadísticos del análisis a posteriori utilizando los parámetros más cercanos al instante a estimar junto con los errores estadísticos de las predicciones del GTER.	53
Tabla 4. Errores estadísticos de predicción utilizando los parámetros del día anterior.	57
Tabla 5. Errores estadísticos de predicción utilizando los parámetros de la primera hora del día.	64
Tabla 6. Errores estadísticos de predicción actualizando los parámetros cada 3 horas.	70
Tabla 7. Errores estadísticos de predicción con los parámetros más actualizados cada 5 s.	76

# ÍNDICE DE FIGURAS

---

Figura 1. Estación GTER	5
Figura 2. Piranómetro Kipp and Zonen, modelo CMP21.	6
Figura 3. Célula fotovoltaica calibrada Atersa .	6
Figura 4. Fotodiodo Skye SP1110.	7
Figura 5. Piranómetro Hukseflux, modelo SR2.	7
Figura 6. Piranómetro Eko, modelo ms80.	8
Figura 7. Piranómetro Kipp & Zonen CMP10 + banda de sombra.	8
Figura 8. Piranómetro Kipp & Zonen CMP10 + bola de sombra.	9
Figura 9. Pirheliómetro Kipp & Zonen, modelo CHP1	9
Figura 10. Pirheliómetro Eppley, modelo NIP	10
Figura 11. Seguidor solar Kipp & Zonen Solys Gear Drive	10
Figura 12. Radiómetro de cielo Prede Pom 02	11
Figura 13. Sección de mediciones en la web <a href="http://www.euroskyrad.net">www.euroskyrad.net</a>	12
Figura 14. Gráficas diarias de los parámetros de aerosoles proporcionadas por la web <a href="http://www.euroskyrad.net">www.euroskyrad.net</a>	12
Figura 15. Lufft CHM 15k "NIMBUS"	13
Figura 16. Radiómetro Eppley PIR	13
Figura 17. Predicciones del GTER de irradiancia global (GHI) y directa (DNI), accesibles a través de la web: <a href="http://estacionmeteo.us.gter.es/pages/forecast">http://estacionmeteo.us.gter.es/pages/forecast</a>	15
Figura 18. Representación del ángulo de cenital en una superficie horizontal. La línea discontinua indica la normal al plano horizontal.	16
Figura 19. Representación de la relación logarítmica de la profundidad óptica (eje x) y la transmitancia (eje y). Imagen tomada de <a href="http://www.scool.larc.nasa.gov">www.scool.larc.nasa.gov</a> .	24
Figura 20. Valores de $\beta$ el 15/03/2019 En Sevilla proporcionados por la red ESR.	26
Figura 21. Valores de $\alpha$ el 15/03/2019 En Sevilla proporcionados por la red ESR.	26
Figura 22. Representación de la columna total de dióxido de nitrógeno ( $u_n$ ) en un mapa de calor para el sur de Europa. Imagen proporcionada por ECMWF.	27
Figura 23. Representación de la columna total de ozono ( $u_o$ ) en un mapa de calor para el sur de Europa: Imagen proporcionada por ECMWF.	28
Figura 24. Representación virtual ampliada de la columna imaginaria.	29
Figura 25. Cantidad de $O_3$ en Sevilla durante el día 15/03/2019, obtenido a partir de las bases de datos de la red	

ECMWF.	29
Figura 26. Cantidad de NO <sub>2</sub> en Sevilla durante el día 15/03/2019, obtenido a partir de las bases de datos de la red ECMWF.	30
Figura 27. Cantidad de agua precipitable en Sevilla durante el día 15/03/2019, obtenido a partir de las bases de datos de la red ECMWF.	30
Figura 28. Cantidad de O <sub>3</sub> durante el año 2019 en Sevilla, obtenido a partir de las bases de datos de la red ECMWF.	31
Figura 29. Cantidad de NO <sub>2</sub> durante el año 2019 en Sevilla, obtenido a partir de las bases de datos de la red ECMWF.	31
Figura 30. Cantidad de agua precipitable durante el año 2019 en Sevilla, obtenido a partir de las bases de datos de la red ECMWF.	32
Figura 31. Representación de la masa de aire relativa ( $m$ ) con la posición del sol. A mayor elevación solar, menor “cantidad” de atmósfera atraviesan los rayos solares.	32
Figura 32. Mediciones de $\alpha$ y AOT (aerosol optical thickness) para una longitud de onda de 500 nm a lo largo de un día con periodos intermitentes de cielo nublado y despejado	37
Figura 33. Ejemplo de diagrama objetivo con un modelo (punto de color rojo). Las ordenadas representan $nMBE$ y las abscisas $nRMSE$ .	43
Figura 34. Gráficos de dispersión de las estimaciones de $G0$ , $Bn$ y $D0$ con el modelo ESRA frente a las observaciones.	45
Figura 35. Gráficos de dispersión de las estimaciones de $G0$ , $Bn$ y $D0$ con el modelo HE1 frente a las observaciones.	46
Figura 36. Gráficos de dispersión de las estimaciones de $G0$ , $Bn$ y $D0$ con el modelo IP2002 frente a las observaciones.	47
Figura 37. Gráficos de dispersión de las estimaciones de $G0$ , $Bn$ y $D0$ con el modelo K1980 frente a las observaciones.	48
Figura 38. Gráficos de dispersión de las estimaciones de $G0$ , $Bn$ y $D0$ con el modelo mP1982 frente a las observaciones.	49
Figura 39. Gráficos de dispersión de las estimaciones de $G0$ , $Bn$ y $D0$ con el modelo mP2000 frente a las observaciones.	50
Figura 40. Gráficos de dispersión de las estimaciones de $G0$ , $Bn$ y $D0$ con el modelo REST2 frente a las observaciones.	51
Figura 41. Gráficos de dispersión de las estimaciones de $G0$ , $Bn$ y $D0$ con el modelo sSOLIS frente a las observaciones.	52
Figura 42. Diagrama objetivo de irradiancia global ( $G0$ ) para todos los modelos analizados más la estimación del GTER. El eje $x$ representa $nURMSE$ multiplicado por el signo de la resta de las desviaciones típicas de las estimaciones y las observaciones. El eje $y$ indica el valor del error de sesgo $MBE$ .	54
Figura 43. Diagrama objetivo de irradiancia directa ( $Bn$ ) para todos los modelos analizados más la estimación del GTER. El eje $x$ representa $nURMSE$ multiplicado por el signo de la resta de las desviaciones típicas de las estimaciones y las observaciones. El eje $y$ indica el valor del error de sesgo $MBE$ .	55
Figura 44. Diagrama objetivo de irradiancia difusa ( $D0$ ) para todos los modelos analizados más la estimación del GTER. El eje $x$ representa $nURMSE$ multiplicado por el signo de la resta de las desviaciones típicas de las estimaciones y las observaciones. El eje $y$ indica el valor del error de sesgo $MBE$ .	56
Figura 45. Diagrama objetivo de irradiancia global ( $G0$ ) para todos los modelos analizados más la estimación del GTER. El eje $x$ representa $nURMSE$ multiplicado por el signo de la resta de las desviaciones típicas de las estimaciones y las observaciones. El eje $y$ indica el valor del error de sesgo $MBE$ .	58
Figura 46. Diagrama objetivo de irradiancia directa ( $Bn$ ) para todos los modelos analizados más la estimación del GTER. El eje $x$ representa $nURMSE$ multiplicado por el signo de la resta de las desviaciones típicas de las estimaciones y las observaciones. El eje $y$ indica el valor del error de sesgo $MBE$ .	59

Figura 47. Diagrama objetivo de irradiancia difusa (D0) para todos los modelos analizados más la estimación del GTER. El eje $x$ representa $nURMSE$ multiplicado por el signo de la resta de las desviaciones típicas de las estimaciones y las observaciones. El eje $y$ indica el valor del error de sesgo $MBE$ .	60
Figura 48 G0 un día despejado previo día despejado	61
Figura 49. G0 un día despejado previo día nublado	61
Figura 50. G0 un día con calima previo día de calima. Los vacíos corresponden a periodos nubosos.	62
Figura 51. G0 un día despejado previo día de calima	62
Figura 52. G0 un día con alta carga de aerosoles previo día despejado. Los vacíos corresponden a periodos nubosos.	62
Figura 53. Bn un día despejado previo día despejado	63
Figura 54. Bn un día despejado previo día nublado	63
Figura 55. Bn un día con calima previo día con calima. Los vacíos corresponden a periodos nubosos.	63
Figura 56. Bn un día despejado previo día con calima.	63
Figura 57. Bn un día con alta carga de aerosoles previo día despejado. Los vacíos corresponden a periodos nubosos.	63
Figura 58. Diagrama objetivo de irradiancia global (G0) para todos los modelos analizados más la estimación del GTER. El eje $x$ representa $nURMSE$ multiplicado por el signo de la resta de las desviaciones típicas de las estimaciones y las observaciones. El eje $y$ indica el valor del error de sesgo $MBE$	65
Figura 59. Diagrama objetivo de irradiancia global (G0) para todos los modelos analizados más la estimación del GTER. El eje $x$ representa $nURMSE$ multiplicado por el signo de la resta de las desviaciones típicas de las estimaciones y las observaciones. El eje $y$ indica el valor del error de sesgo $MBE$ .	66
Figura 60. Diagrama objetivo de irradiancia difusa (D0) para todos los modelos analizados más la estimación del GTER. El eje $x$ representa $nURMSE$ multiplicado por el signo de la resta de las desviaciones típicas de las estimaciones y las observaciones. El eje $y$ indica el valor del error de sesgo $MBE$ .	66
Figura 61. G0 un día despejado previo día despejado	67
Figura 62. G0 un día despejado previo día nublado	67
Figura 63. G0 un día con calima previo día con calima. Los vacíos corresponden a periodos nubosos.	67
Figura 64. G0 un día despejado previo día con calima.	67
Figura 65. G0 un día con alta carga de aerosoles previo día despejado. Los vacíos corresponden a periodos nubosos.	68
Figura 66. Bn un día despejado previo día despejado	68
Figura 67. Bn un día despejado previo día nublado	68
Figura 68. Bn un día con calima previo día con calima. Los vacíos corresponden a periodos nubosos.	68
Figura 69. Bn un día despejado previo día con calima.	69
Figura 70. Bn un día con alta carga de aerosoles previo día despejado. Los vacíos corresponden a periodos nubosos.	69
Figura 71. Diagrama objetivo de irradiancia global (G0) para todos los modelos analizados más la estimación del GTER. El eje $x$ representa $nURMSE$ multiplicado por el signo de la resta de las desviaciones típicas de las estimaciones y las observaciones. El eje $y$ indica el valor del error de sesgo $MBE$ .	71
Figura 72. Diagrama objetivo de irradiancia directa (Bn) para todos los modelos analizados más la estimación del GTER. El eje $x$ representa $nURMSE$ multiplicado por el signo de la resta de las desviaciones típicas de las estimaciones y las observaciones. El eje $y$ indica el valor del error de sesgo $MBE$ .	71
Figura 73. Diagrama objetivo de irradiancia difusa (D0) para todos los modelos analizados más la estimación del GTER. El eje $x$ representa $nURMSE$ multiplicado por el signo de la resta de las desviaciones típicas de las estimaciones y las observaciones. El eje $y$ indica el valor del error de sesgo $MBE$ .	72

Figura 74. G0 un día despejado previo día despejado	73
Figura 75. G0 un día despejado previo día nublado	73
Figura 76. G0 un día con calima previo día con calima. Los vacíos corresponden a periodos nubosos.	73
Figura 77. G0 un día despejado previo día con calima.	73
Figura 78. G0 un día con alta carga de aerosoles previo día despejado. Los vacíos corresponden a periodos nubosos.	74
Figura 79. Bn un día despejado previo día despejado	74
Figura 80. Bn un día despejado previo día nublado	74
Figura 81. Bn un día con calima previo día con calima. Los vacíos corresponden a periodos nubosos.	75
Figura 82. Bn un día despejado previo día con calima.	75
Figura 83. Bn un día con alta carga de aerosoles previo día despejado. Los vacíos corresponden a periodos nubosos.	75
Figura 84. Diagrama objetivo de irradiancia global (G0) para todos los modelos analizados más la estimación del GTER. El eje $x$ representa $nURMSE$ multiplicado por el signo de la resta de las desviaciones típicas de las estimaciones y las observaciones. El eje $y$ indica el valor del error de sesgo $MBE$ .	77
Figura 85. Diagrama objetivo de irradiancia directa (Bn) para todos los modelos analizados más la estimación del GTER. El eje $x$ representa $nURMSE$ multiplicado por el signo de la resta de las desviaciones típicas de las estimaciones y las observaciones. El eje $y$ indica el valor del error de sesgo $MBE$ .	77
Figura 86. Diagrama objetivo de irradiancia difusa (D0) para todos los modelos analizados más la estimación del GTER. El eje $x$ representa $nURMSE$ multiplicado por el signo de la resta de las desviaciones típicas de las estimaciones y las observaciones. El eje $y$ indica el valor del error de sesgo $MBE$ .	78
Figura 87. G0 un día despejado previo día despejado	79
Figura 88. G0 un día despejado previo día nublado	79
Figura 89. G0 un día con calima previo día con calima. Los vacíos corresponden a periodos nubosos.	79
Figura 90. G0 un día despejado previo día con calima.	79
Figura 91. G0 un día con alta carga de aerosoles previo día despejado. Los vacíos corresponden a periodos nubosos.	80
Figura 92. Bn un día despejado previo día despejado	81
Figura 93. Bn un día despejado previo día nublado	81
Figura 94. Bn un día con calima previo día despejado. Los vacíos corresponden a periodos nubosos.	81
Figura 95. Bn un día despejado previo día con calima.	81
Figura 96. Bn un día con alta carga de aerosoles previo día despejado. Los vacíos corresponden a periodos nubosos.	82

## Notación

---

$G_0$	Irradiancia global horizontal
$B_n$	Irradiancia normal directa
$D_0$	Irradiancia difusal horizontal
$B_0$	Irradiancia directa horizontal
$B_n'$	Irradiancia directa normal en cielo despejado.
lat	Latitud
lon	Longitud
elev	Elevación sobre el nivel del mar
$\alpha$	Exponente de Ångström
$\beta$	Coefficiente de turbidez de Ångström
uo	Columna total de ozono



un	Columna total de dióxido de nitrógeno
pwc	Contenido precipitable de agua
m	Masa de aire relativa
aod380	Profundidad óptica del aerosol a 380 nm
aod500	Profundidad óptica del aerosol a 500 nm
aod550	Profundidad óptica del aerosol a 550 nm
$\alpha$	Exponente de Ångström
$\beta$	Coefficiente de turbidez de Ångström
uo	Columna total de ozono
un	Columna total de dióxido de nitrógeno
pwc	Contenido precipitable de agua
m	Masa de aire relativa
aod380	Profundidad óptica del aerosol a 380 nm
aod500	Profundidad óptica del aerosol a 500 nm
aod550	Profundidad óptica del aerosol a 550 nm
aod700	Profundidad óptica del aerosol a 700 nm
TL	Linke Turbidity
$\rho$	Albedo
h	Altura solar
$\theta$	Ángulo cenital
Julian	Día juliano
$I_0$	Irradiancia extraterrestre
$\tau$	Profundidad óptica
$\Lambda$	Longitud de onda
T	Transmitancia
$E_0$	Corrección distancia Tierra-Sol
$R^2$	Coefficiente de determinación
MAE	Error medio absoluto
MBE	Error medio sesgado
RMSE	Raíz cuadrada del error cuadrático medio
URMSE	Raíz cuadrada del error cuadrático medio insesgado
ECMWF	Centro Europeo de Previsiones Meteorológicas a Medio Plazo
ESR	Red Euroskyrad
GTER	Grupo de Termodinámica y Energías Renovables
AERONET	Aerosol Robotic Network
ETSI	Escuela Técnica Superior de Ingeniería



# 1 INTRODUCCIÓN

---

La radiación solar que incide en la superficie es esencial para la vida en la tierra. Determina las condiciones climáticas de los diferentes habitantes. Es la responsable de multitud de fenómenos como la evaporación del agua, el deshielo de la nieve y de los glaciares. Es también el motivo de la variación de temperatura en la superficie terrestre durante el día y entre las distintas estaciones del año. La radiación solar también interviene en ciclos biológicos como la fotosíntesis. Es por ello que la radiación solar es una variable fundamental en modelos biológicos e hidrológicos.

En la agricultura la radiación del sol es la responsable del crecimiento de los cultivos, por lo tanto, cambios en la cantidad de radiación solar que llega a la superficie terrestre pueden tener repercusiones ambientales, sociales y económicas. Así pues, poder estimar o predecir la irradiancia solar que recibe un área de cultivo tiene mucha importancia, siendo un factor determinante para el desarrollo económico. [1]

No es hasta mediados del siglo XX cuando surge el interés en la radiación solar desde el punto de vista climatológico. Ejemplos de ello son el análisis del balance energético terrestre, el cual está involucrado en muchos procesos naturales, y el estudio de tendencias climáticas a lo largo del tiempo. Gracias a esto se descubrió por ejemplo que la radiación que incide sobre la superficie de la Tierra sufre variaciones significativas a largo plazo (décadas) y no se puede considerar constante, tal como se pensaba [1]. En estos años es cuando empiezan a instalarse estaciones a lo largo de la superficie terrestre para medir de manera precisa la radiación solar. Más adelante se empieza a pensar en la radiación solar como fuente de energía. Hasta entonces las fuentes de energía eran fósiles como pueden ser el petróleo o el carbón, las cuales satisfacían la demanda sin problema. Sin embargo, poco a poco la población mundial crece exponencialmente y con ella sus necesidades energéticas, con una mayor incidencia en países emergentes. Se empieza entonces a tener conciencia de que las fuentes de energía convencionales son limitadas. Paralelamente se demuestra que el calentamiento global tiene como causa principal las emisiones de CO<sub>2</sub> producidas por este tipo de energías. Todo ello unido a una conciencia cada vez más sostenible, motiva la búsqueda y desarrollo de fuentes de energía alternativas, más limpias y sostenibles. Entre ellas se encuentra la energía solar.

Los procesos para generar energía eléctrica a partir de fuentes fósiles estaban diseñados para modos de funcionamiento estables. Sin embargo, la demanda de energía eléctrica fluctúa, siendo necesario ajustar la producción a la demanda constantemente. Con la llegada de la energía solar, entre otras energías renovables, existen variaciones también del lado de la oferta, pues el recurso solar es variable. De ahí la importancia de saber pronosticar con precisión a distintos intervalos de tiempo la radiación solar.

Los procesos por los que se puede aprovechar la radiación solar son diversos. Obtener energía eléctrica a partir de la radiación solar tiene un uso muy extendido y se puede conseguir mediante distintas tecnologías, no siendo aprovechables en todos los casos ambas componentes de la radiación. Dos de ellas son la energía solar térmica o termosolar y la energía solar fotovoltaica. Es evidente que, para ambas, poder estimar y predecir la radiación es fundamental tanto para determinar la viabilidad de una planta como para su explotación durante toda su vida útil. Se pueden distinguir entre predicciones a corto (incluyendo a muy corto plazo) y a largo plazo para un emplazamiento determinado. Un pronóstico a largo plazo estima la radiación solar total durante un periodo anual o mensual que incide sobre una superficie y que representa estadísticamente su comportamiento. Con este valor se puede obtener una estimación de la energía eléctrica que a largo plazo se generará en dicho emplazamiento. Estas predicciones se utilizan a la hora de valorar la viabilidad de una planta o instalación, decidir su emplazamiento y determinar su dimensión [1]. Los pronósticos a largo plazo se basan en históricos de irradiancia. Los datos de radiación pueden ser obtenidos por medición directa en estaciones o bien indirectamente a través de otras variables con ayuda de modelos matemáticos. Debido a su coste y a las necesidades de mantenimiento, no siempre es posible disponer de instrumentos para medir la radiación en un emplazamiento determinado, por lo tanto, es importante poder estimarla a partir de otros parámetros más fáciles de obtener. La predicción de periodos largos de tiempo, es decir, a grandes escalas (meses) se puede apoyar fundamentalmente en datos históricos recopilados de años anteriores. Sin embargo, a medida que el periodo del pronóstico disminuye, o lo que es lo mismo, la escala disminuye, la predicción se vuelve más complicada y los históricos pasan de ser esenciales, a convertirse en una herramienta más de estimación. La predicción a corto plazo trata de estimar la radiación solar a escala habitualmente horaria, con un periodo de anticipación de horas

o incluso minutos. Un valor de radiación de un día y una hora determinada del año anterior difícilmente coincidirá con el mismo periodo del siguiente año. Por lo tanto, es necesario desarrollar un método capaz de predecir la irradiancia solar a corto plazo con escala horaria.

El pronóstico a corto plazo es muy útil para los distribuidores y productores de energía eléctrica [1]. Estos necesitan conocer las previsiones a corto plazo de la energía eléctrica que se puede producir, por ejemplo, dentro de horas. Esto se explica por el funcionamiento del mercado eléctrico. Uno puede pensar que conociendo de antemano la producción energética de una planta durante un año es suficiente. Sin embargo, de poco importa saber cuántos megavatios produce una planta durante un año si no se sabe en qué momento exacto se producen. El mercado eléctrico funciona mediante la ley de la oferta y la demanda. En periodos de mucha oferta y baja demanda energética el precio de la energía desciende, mientras que en el caso contrario el precio sube. Por lo tanto, es importante saber cuándo se va a producir la energía dentro de un mismo día. Con este fin se hace uso de modelos matemáticos, que a partir de parámetros disponibles estiman la radiación solar para un lugar y un momento determinados.

La complejidad de los modelos que tratan de estimar la irradiancia solar depende de las condiciones del cielo. La mayoría de ellos tratan de estimar la irradiancia en condiciones de cielo despejado, ya que el proceso se complica en presencia de nubes. Determinar el concepto de cielo despejado parece algo sencillo, sin embargo, existen condiciones de cielo brumoso o con neblina donde no es tan trivial. Estas condiciones se pueden dar en ambientes húmedos, costeros, desérticos y entornos urbanos muy contaminados. Se entiende por cielo despejado cuando no hay presencia de nubes dentro de la región circunsolar del sol [2]. Para hallar la irradiancia en presencia de nubosidad, habitualmente, los modelos calculan en primer lugar la irradiancia en condiciones de cielo despejado y luego la corrigen, aplicando coeficientes de atenuación, en caso de que haya nubes. Las correcciones se estiman en base a las propiedades de las nubes, las cuales son calculadas a partir de imágenes de cielo y satélites. Esto implica que un error de predicción en cielo despejado necesariamente se arrastra para la de cielo nuboso.

Los modelos de irradiancia de cielo despejado (*Clear Sky Irradiance*, CSI) calculan la irradiancia solar a partir de otras variables. Estos son muy útiles cuando no es posible medir la irradiancia directamente, bien sea porque se carece de una estación de medida, o aun disponiendo de una, ésta no dispone de los instrumentos de medición necesarios. Esto es debido a que los parámetros de entrada de estos modelos normalmente son más fáciles de obtener que las irradiancias. Los parámetros más habituales en los que se basan los modelos cuantifican o tratan de cuantificar los componentes atmosféricos. Estos parámetros son difíciles de medir, así que frecuentemente se estiman a partir de medidas de satélite, cuya resolución ha mejorado mucho en las últimas décadas, llegando a tener resoluciones espaciales y temporales de 400 km<sup>2</sup> y 1 hora, respectivamente. Otra opción es interpolar datos proporcionados por estaciones de medición cercanas.

Existen multitud de modelos para predecir la irradiancia solar en condiciones de cielo despejado (CSI). Según su enfoque se pueden clasificar en modelos físicos y modelos empíricos [3]. Los primeros están basados en los modelos de transferencia radiativa (RTM). Estos calculan la irradiancia a través de diferentes capas de la atmósfera, integrando una gran cantidad de componentes. Son modelos mucho más rigurosos desde un punto de vista teórico, sin embargo, presentan mayor complejidad, pues necesitan más variables de entrada, que además son más difíciles de obtener. También precisan muchos recursos de cálculo computacional.

Por otro lado, los modelos empíricos tratan de simplificar la atenuación atmosférica mediante ecuaciones paramétricas, las cuales son obtenidas de manera empírica observando datos reales de irradiancia. Esto da como resultado, que los distintos tipos de irradiancia se pueden estimar en función de diferentes parámetros, los cuales son relativamente fáciles de calcular u obtener. Los modelos CSI utilizados en las aplicaciones de energía solar son normalmente de naturaleza de banda ancha, basados en relaciones empíricas que evitan la complejidad de la modelización detallada de la transferencia radiativa. Estos modelos matemáticos analizan los efectos en la radiación de componentes atmosféricos como pueden ser los aerosoles, el dióxido de nitrógeno, el ozono, el contenido de agua precipitable, así como otras variables locales como las coordenadas, la elevación sobre el nivel del mar, el albedo o el ángulo cenital. Los aerosoles son el factor principal que afecta a la exactitud de las predicciones de irradiancia en cielo despejado [4]. Por lo tanto, los errores que más afectan a los modelos a la hora de predecir la irradiancia son los propios errores de los parámetros de entrada de aerosoles y la precisión de cada modelo estimando su contribución sobre la irradiancia. Estos errores se arrastran a las predicciones de irradiancia, siendo mayores en la directa que en la global [5]. Esto se debe a que un error en los aerosoles provoca desviaciones de signo opuesto en la componente directa y en la difusa, contrarrestándose ambos efectos en la

global. Esto se observa claramente en los modelos que estiman la irradiancia global como una combinación de directa y difusa. Por lo tanto, las tecnologías de concentración (energía solar térmica), más dependientes de la componente directa, son más sensibles a posibles errores de predicción que las aplicaciones que aprovechan la componente global, como es el caso de las tecnologías fotovoltaicas.

Antonazas-Torres et al. (2019) realizan una revisión muy completa sobre los modelos empíricos de irradiancia en condiciones de cielo despejado analizando setenta modelos. De todos ellos, 8 arrojan los mejores resultados, comparando las irradiancias obtenidas con las observadas. Estos modelos son: REST2, sSOLIS, ESRA, HE1, IP2002, K1980, mP1982 y mP2000.

El Grupo de Termodinámica y Energías Renovables (GTER) de la Escuela Técnica Superior de Ingeniería (ETSI) lleva registrando medidas de irradiancia desde 1984 y, actualmente, suministra predicciones de irradiancia de las tres componentes de la radiación a través de una dirección Web (<http://estacionmeteo.us.gter.es/pages/forecast>). Estas predicciones utilizan modelos CSI ajustados en base a medidas de irradiancias registradas por su estación en instantes de cielo despejado de días previos a la predicción. Dicha estación, ha incorporado nuevos instrumentos de medida en los últimos años que permiten medir diversos parámetros atmosféricos, más concretamente los relacionados con los aerosoles.

Este estudio se centra en analizar modelos empíricos para calcular la irradiancia solar en condiciones de cielo despejado utilizando las medidas de parámetros atmosféricos registradas en la estación meteorológica de la ETSI. El objetivo es encontrar un modelo fiable, capaz de mejorar las predicciones de irradiancia solar que, actualmente, se están suministrando y cuyas variables de entrada estén disponibles. Para ello, se analizan los 8 modelos paramétricos que obtienen mejores resultados en la revisión de Antonazas-Torres et al. (2019), los cuales se aplican para esta localización concreta a lo largo del año 2019. Las diferentes irradiancias obtenidas, son posteriormente comparadas con los datos reales medidos en la estación para los mismos instantes. Para evaluar la incorporación de dichos modelos en las predicciones, se comparan las predicciones realizadas por el GTER durante dicho año con las predicciones que se obtendrían al emplear los modelos CSI seleccionados en la actual metodología de predicción utilizando diferentes escenarios de actualización.



## 2 ANTECEDENTES

---

### 2.1 Estación meteorológica del GTER

En este apartado se pretende describir la estación de medida del Grupo de Termodinámica y Energías Renovables (GTER), la cual se utiliza para hacer las mediciones reales de irradiancias, así como de otros parámetros necesarios para la aplicación de los modelos paramétricos de cielo despejado.

La estación radiométrica del GTER, se encuentra situada en Sevilla, cuyas coordenadas son  $37.41^{\circ}$  N y  $6.01^{\circ}$  W, a 12 metros sobre el nivel del mar. Concretamente está ubicada en la azotera del edificio L-1 perteneciente a la Escuela Técnica Superior de Ingenieros Industriales.

En dicha estación se llevan a cabo mediciones de diferentes parámetros relacionados con la radiación solar. La estación lleva registrando medidas de irradiancia desde 1984 y se encuentra en continuo crecimiento, especialmente en los últimos años en los que la adquisición de nuevos instrumentos de medida la ha convertido en una estación muy completa para la caracterización del recurso solar. A continuación, se describen los diferentes equipos que componen la estación.



Figura 1. Estación GTER

## 2.1.1 Piranómetros

El piranómetro es un instrumento meteorológico que mide con precisión la irradiancia global. Ubicado en el plano horizontal, capta la irradiancia (radiación por unidad de superficie) global en un campo de 180°. La estación dispone de 8 piranómetros diferentes.

### 2.1.1.1 Piranómetro Kipp and Zonen, modelo CMP21

Es el dispositivo que se encarga actualmente de medir la irradiancia global horizontal (GHI). Su funcionamiento es sencillo. La radiación incide en su interior a través de una semiesfera de vidrio transparente, donde se encuentra un disco negro, el cual se calienta en función de la cantidad de irradiancia incidente. La diferencia de temperaturas entre el disco y el interior no expuesto a radiación se transforma en una señal de tensión por medio de una resistencia. El valor de la tensión indica la cantidad de irradiancia global.

Es muy importante asegurarse que la elevación de temperatura del disco viene dada únicamente por la irradiancia global, de ahí su protección con la semiesfera. Esta además de proteger el sensor contra inclemencias meteorológicas, ayuda a mantener una temperatura y humedad menos dependientes del exterior.

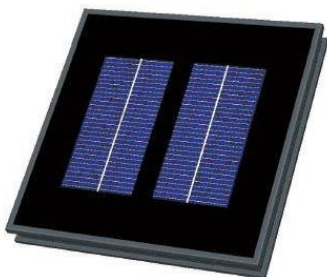


Figura 2. Piranómetro Kipp and Zonen, modelo CMP21.

<b>Rango espectral</b>	285-2800 nm
<b>Sensibilidad</b>	7-14 uV(W/m <sup>2</sup> )
<b>Tiempo de respuesta</b>	5 s
<b>Rango de T<sup>a</sup></b>	-40°C a 80°C

### 2.1.1.2 Célula fotovoltaica calibrada Atersa

Se trata de un dispositivo electrónico de precisión compuesto por una célula. Es capaz de medir la temperatura ambiental, de la célula y la irradiancia global horizontal. Actualmente se encuentran dos de ellas, una a 0° y otra a 27° sobre la horizontal.



<b>Relación Tensión-Radiación</b>	65 mVdc =1000 W/m <sup>2</sup>
<b>Impedancia conectada a la salida</b>	>=10 MOhms

Figura 3. Célula fotovoltaica calibrada Atersa .



### 2.1.1.3 Fotodiodo Skye SP1110

Este tipo de sensor consta de una fotocélula de silicio de baja fatiga en su cabezal. Se caracteriza por ser un sensor compacto que, al estar sellado, aguanta condiciones meteorológicas adversas. Hay que tener especial cuidado a la hora de calibrarlo ya que se ve afectado por las distintas condiciones meteorológicas. Ofrece un error típico por debajo del 3%, obteniéndose los mejores resultados ante luz natural. Actualmente están montados 2 en la estación, uno a 0° y otro a 27° sobre la horizontal.



<b>Rango espectral</b>	350-1100 nm
<b>Rango de medida</b>	0-1370 W/m <sup>2</sup>
<b>Precisión/Error</b>	±5%
<b>Rango de T<sup>a</sup></b>	-35°C a 75°C
<b>Salida</b>	1 mV=100 W/m <sup>2</sup>

Figura 4. Fotodiodo Skye SP1110.

### 2.1.1.4 Hukseflux, modelo SR20

Se encarga también de medir la irradiancia global a 27° a través de un sensor de termopila recubierto de color negro. Está compuesto de dos semiesferas de vidrio. El cuerpo del piranómetro es de aluminio anodizado.



<b>Rango espectral</b>	285-3000 nm
<b>Sensibilidad</b>	15 uV(W/m <sup>2</sup> )
<b>Rango de T<sup>a</sup></b>	-40 °C a 80 °C

Figura 5. Piranómetro Hukseflux, modelo SR2.

### 2.1.1.5 Piranómetro Eko, modelo ms80

Se caracteriza por dar una respuesta rápida comparada con los demás sensores. Consta de un detector de termopila aislado junto con un difusor de cuarzo. Su función es medir la irradiancia global horizontal. Adicionalmente contiene también elementos auxiliares, como un calentador para condiciones muy frías y un ventilador para disipar el polvo depositado en el sensor.



Figura 6. Piranómetro Eko, modelo ms80.

<b>Rango espectral</b>	285-3000 nm
<b>Tiempo de respuesta</b>	<0.5 s
<b>Impedancia</b>	<45000 $\Omega$
<b>Rango de T<sup>a</sup></b>	-40°C a 80°C
<b>Rango de irradiancia</b>	0-4000 W/m

#### 2.1.1.6 Kipp & Zonen CMP10 + banda de sombra

Se encarga de medir la irradiancia difusa en el plano horizontal. Al igual que los anteriores, el sensor está protegido con una semiesfera de vidrio. La diferencia de este sensor radica en la existencia de un parasol variable que impide la incidencia de la irradiancia normal, de tal forma que la irradiancia medida es únicamente la difusa. El parasol se debe regular manualmente en función de la posición del sol a lo largo del año.



<b>Rango espectral</b>	285-2800 nm
<b>Sensibilidad</b>	7-14uV (W/m <sup>2</sup> )
<b>Campo visión</b>	180°
<b>Impedancia</b>	10 a 100 $\Omega$
<b>Tiempo de respuesta</b>	5 s

Figura 7. Piranómetro Kipp & Zonen CMP10 + banda de sombra.

#### 2.1.1.7 Kipp & Zonen CMP10 + bola de sombra

Es otro instrumento para medir la irradiancia difusa. En este caso un sistema de dos bolas impide que la irradiancia directa normal incida en el sensor. El sistema se autorregula de manera automática cambiando su posición en función de la posición solar.



<b>Rango espectral</b>	285-2800 nm
<b>Sensibilidad</b>	7-14uV (W/m <sup>2</sup> )
<b>Campo visión</b>	180°
<b>Impedancia</b>	10 a 100 Ω
<b>Tiempo de respuesta</b>	5 s

Figura 8. Piranómetro Kipp & Zonen CMP10 + bola de sombra.

## 2.1.2 Pirheliómetros

Son dispositivos que miden la irradiancia directa solar. El haz de luz solar entra en el pirheliómetro que en su interior alberga una termopila. La señal de tensión que registra la termopila indica la cantidad de irradiancia directa normal.

Es indispensable que el pirheliómetro mantenga una posición totalmente alineada con el sol, razón por la cual se suele acompañar junto con un seguidor.

### 2.1.2.1 Kipp & Zonen, modelo CHP1

Consta de una termopila en su interior. El haz de luz incide en la termopila, que por diferencia de temperaturas emite una señal de tensión. El voltaje medido indica la cantidad de irradiancia normal directa incidente. La Ventana del pirheliómetro tiene un rango espectral del 97%.



Figura 9. Pirheliómetro Kipp & Zonen, modelo CHP1

<b>Sensibilidad</b>	7-14uV (W/m <sup>2</sup> )
<b>Tiempo de respuesta</b>	5 s
<b>Rango T<sup>a</sup></b>	-40 °C a 80 °C

### 2.1.2.2 Eppley, modelo NIP

Consta de una termopila de cable enrollado. El tubo por el que circula el haz de luz es de latón negro. Su interior está compuesto por aire seco a presión atmosférica y se encuentra sellado. Para asegurarse de su alineación con el sol está provisto de dos discos a ambos lados del tubo.



Figura 10. Pirheliómetro Eppley, modelo NIP

<b>Sensibilidad</b>	8 $\mu\text{V}$ ( $\text{W}/\text{m}^2$ )
<b>Tiempo de respuesta</b>	1 s
<b>Dependencia con la T<sup>a</sup></b>	$\pm 1\%$ entre $-20\text{ }^\circ\text{C}$ y $40\text{ }^\circ\text{C}$
<b>Linealidad</b>	$\pm 0.5\%$ entre $0-1400\text{ W}/\text{m}^2$
<b>Impedancia</b>	200 $\Omega$

### 2.1.3 Seguidor

Para seguir la trayectoria del sol, es necesario contar con un instrumento que acompañe al pirheliómetro. Esta función la realiza el seguidor. Es el encargado de asegurar que el pirheliómetro está alineado con el sol en todo momento.

#### 2.1.3.1 Kipp & Zonen Solys Gear Drive

Este seguidor utiliza un microprocesador para controlar la posición del sol mediante dos variables, el ángulo de Acimut y Cenit. Ambos parámetros representan las coordenadas angulares de un espacio bidimensional, cuyo vector es paralelo a la radiación normal directa solar. Las coordenadas se determinan en función de la hora, las coordenadas terrestres y el día del año. Opciones adicionales de este modelo son el control remoto y un *software* propio para almacenar, visualizar y descargar los datos a través de internet.



Figura 11. Seguidor solar Kipp & Zonen Solys Gear Drive

<b>Rango T<sup>a</sup></b>	$-20\text{ }^\circ\text{C}$ a $50\text{ }^\circ\text{C}$
----------------------------	--

## 2.1.4 Radiómetro de cielo

Constituyen los dispositivos que miden el flujo de radiación (potencia) a diferentes longitudes de onda. Son dispositivos más complejos que los pirheliómetros y piranómetros. Los datos registrados por estos instrumentos han de ser procesados posteriormente para obtener diferentes parámetros. Dicho de otra manera, sus mediciones se emplean para calcular otras indirectamente. Entre estos parámetros están las profundidades ópticas de los aerosoles,  $\alpha$  y  $\beta$ , ambos relacionados con la presencia de aerosoles en la atmósfera. Es de los dispositivos más costosos de la estación.

### 2.1.4.1 Prede Pom 02

Este modelo es una actualización del anterior modelo Prede Prom 01. Mide el flujo radiativo en 12 longitudes de onda distintas entre 315 nm y 2200 nm. A diferencia del modelo anterior, donde la longitud de onda más larga era de 1020 nm, este llega hasta longitudes de onda del campo infrarrojo. Esta mejora permite obtener de manera indirecta parámetros de aerosoles de gran tamaño, muy estudiados hoy en día. Es de las últimas adquisiciones por parte del GTER. Cuenta con un detector sencillo de foto-diodo de silicio y una rueda de filtros para medir la radiación. Un segundo detector infrarrojo permite medir en las longitudes de onda más larga.



<b>Rango T<sup>a</sup></b>	-30 °C a 35 °C
<b>Rango espectral</b>	315-2200 nm

Figura 12. Radiómetro de cielo Prede Pom 02

Su funcionamiento no es autónomo y ha de estar conectado a un ordenador en todo momento. Los datos son procesados mediante el software SKYRAD.pack, el cual procesa principalmente la irradiancia directa y difusa para calcular parámetros de aerosoles. En presencia de nubes no es posible calcular la irradiancia directa, por lo tanto, tampoco se obtienen medidas de aerosoles. Este instrumento forma parte de la red europea ESR (*Euroskyrad*), la cual se encarga del procesamiento de los datos. Los parámetros obtenidos tras el procesamiento están disponibles a través de una plataforma alojada en la web [www.euroskyrad.net](http://www.euroskyrad.net), la cual integra a todas las estaciones europeas que componen la ESR. La web está en continuo desarrollo con funciones todavía no operativas que introducen pequeñas variantes del algoritmo de procesamiento. Las distintas opciones se encuentran explicadas en la sección de metodología dentro de la página web. Para este trabajo los parámetros se han obtenido seleccionando la versión SKYRAD.pack 4.2, marcando el nivel 1 y sin cribado de nubes.

Al seleccionar una de las estaciones lo primero que se muestra son los 7 parámetros de los aerosoles en tiempo real representados en un gráfico diario (gráfica 16), siendo necesario registrarse para acceder y descargar datos de periodos anteriores. Estos parámetros son: la profundidad óptica (AOD), el coeficiente de Angstrom (A), albedo de dispersión simple (SSA), el error de recuperación en porcentaje (Error %), la parte real del índice de refracción (m), la parte imaginaria del índice de refracción (k) y el factor de asimetría (Asymmetry). Cada uno de estos parámetros aporta información sobre los aerosoles, tanto directa como indirectamente. Los más importantes son AOD y A, los cuales se utilizarán en este trabajo como parámetros de entrada de algunos modelos de predicción de irradiancia. Estos dos parámetros se explican con más detalle más adelante en el apartado correspondiente a los parámetros.

**ESR**  
European SkyNet Radiometers network

HOME | OBJECTIVES | INTRODUCTION | INSTRUMENTS | METHODOLOGY | SP02SVQ | DOWNLOAD | PUBLICATIONS

INSTRUMENT | ARCHIVE | ANCILLARY

BACK

Instrument status: OPERATIVE

Last available processed dataset.

Go to ARCHIVE to download only SKYRAD ASCII files

No cloud screening  
 cloud screening 1  
 cloud screening 2

Legend			
<b>AOT</b>	aerosol optical thickness	<b>m</b>	real part of refractive index
<b>alpha</b>	Angstrom exponent	<b>k</b>	imaginary part of refractive index
<b>SSA</b>	single scattering albedo	<b>Asymmetry</b>	asimetry factor
<b>Error %</b>	retrieval error in percentage	<b>F0</b>	solar calibration constant only for L1, L2, L3

Figura 13. Sección de mediciones en la web www.euroskyrad.net

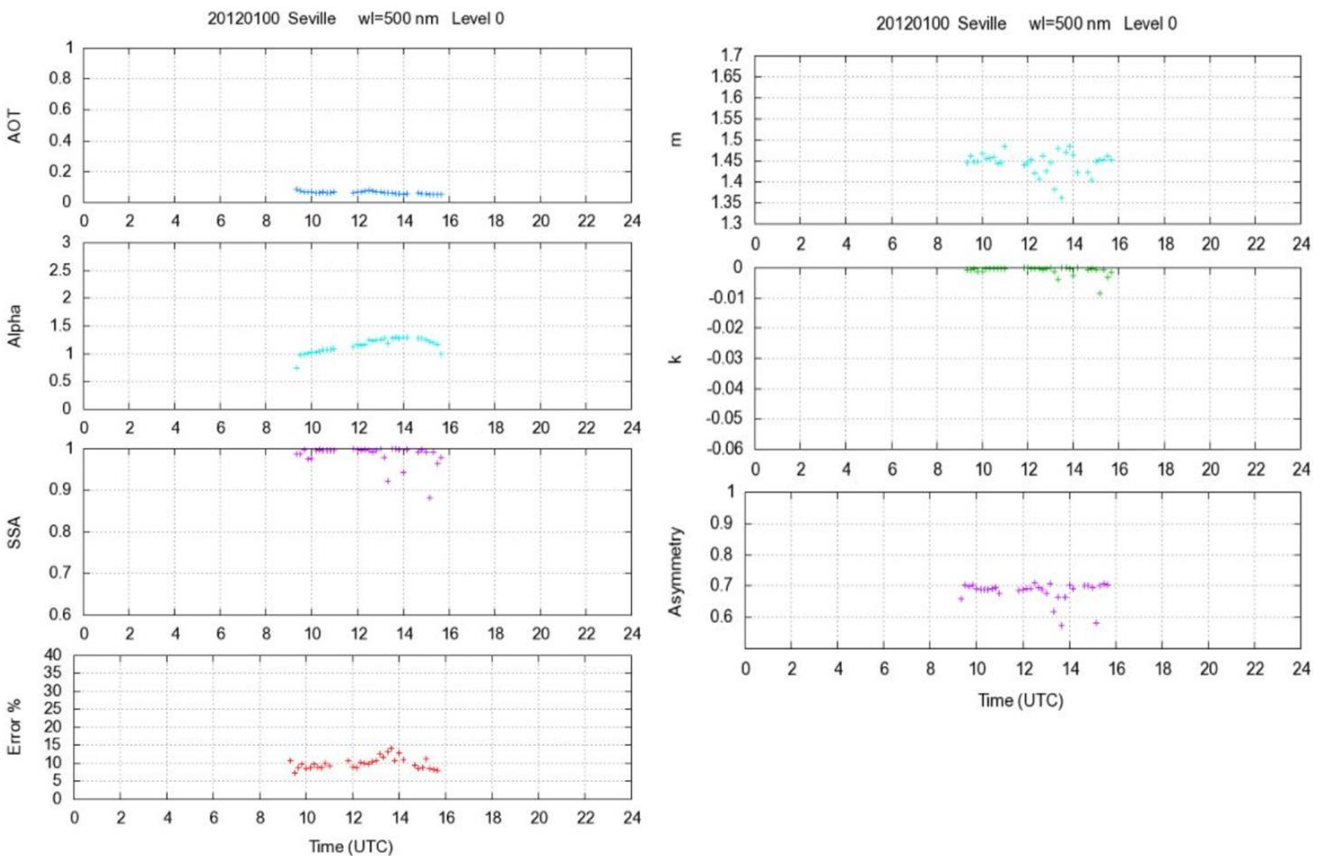


Figura 14. Gráficas diarias de los parámetros de aerosoles proporcionadas por la web www.euroskyrad.net

## 2.1.5 Ceilómetro

### 2.1.5.1 Lufft CHM 15k "NIMBUS"

Los ceilómetros permiten detectar techo de nubes, visibilidad vertical, perfiles de aerosoles y altura de la capa de mezcla, cubriendo una distancia de 15km con detección de 5 capas de nubes simultáneamente.



<b>Rango T<sup>a</sup></b>	-40 °C a 55 °C
<b>Frecuencia medición</b>	2-600 s

Figura 15. Lufft CHM 15k "NIMBUS"

## 2.1.6 Radiómetro infrarrojo

### 2.1.6.1 Eppley PIR (Precision Infrared Radiometer)

Mide el flujo de radiación de onda más larga, en el campo infrarrojo. Utiliza una termopila para transformar la energía térmica de la radiación en una señal eléctrica. Para impedir que radiación a longitudes de onda cortas incida en la termopila, el dispositivo utiliza una semiesfera con filtro al vacío.



<b>Rango T<sup>a</sup></b>	-50 °C a 80 °C
<b>Ángulo de visión</b>	180°
<b>Sensibilidad</b>	3uV (W/m <sup>2</sup> )
<b>Tiempo de respuesta</b>	5 s

Figura 16. Radiómetro Eppley PIR

## 2.1.7 Unidad central

La unidad central se compone de un ordenador personal, una tarjeta controladora para la conexión con la unidad de adquisición, por medio de una interfaz HP IB, y un software para las funciones de control del sistema de adquisición, interfaz de operador y programación y mantenimiento del módulo de adquisición. El programa de la unidad central está desarrollado en lenguaje HP VEE.

### 2.1.8 Panel de conexión

El panel de conexión, situado en la misma plataforma de sensores, proporciona una interfaz física entre éstos y la unidad de adquisición, facilitando y simplificando la instalación y el mantenimiento del cableado.

### 2.1.9 Anemómetro

Instrumento empleado para la medición de la velocidad del viento.

<b>Rango de medida</b>	0-50 m/s
<b>Umbral de medidas</b>	0.5 m/s
<b>Precisión</b>	±0.2 m/s

### 2.1.10 Sonda barométrica

El modelo de sonda utilizado para medir la presión atmosférica es Young modelo 61201 con puerto de presión para medida atmosférica Young modelo 61002, cuyas especificaciones son:

<b>Rango de medida</b>	600-1100 hPa
<b>Rango T<sup>a</sup></b>	-50 °C a 60 °C
<b>Precisión</b>	±1 hPa

### 2.1.11 Sonda para la medida de temperatura ambiente y humedad relativa

La sonda instalada es un modelo Young 41372VC/VF. Presenta un detector de temperatura resistivo de 1000 Ω de platino y un sensor de humedad capacitivo, todo ello protegido de la radiación solar.

<b>Rango de T<sup>a</sup></b>	-10 °C a 60°C
<b>Rango medida</b>	0-100% HR
<b>Precisión a 20 °C</b>	±3 de 10% a 90% HR

<b>Rango de medida</b>	-50 °C a 50 °C
<b>Precisión</b>	±0.3 °C a 0 °C



## 2.2 Predicción de la radiación actual en la Web del GTER

La metodología de predicción de la componente global y directa de irradiancia en la estación del GTER consta de dos pasos. Primero, estima la curva de ambas componentes en condiciones de cielo despejado y, posteriormente, aplica un factor de opacidad que trata de reproducir el efecto de atenuación consecuencia del paso de las nubes. Para la estimación de las curvas de cielo despejado, se basa en las mediciones reales del día anterior, siempre y cuando éste tenga suficientes registros de instantes de cielos despejados. Si no es así, se estima a partir de las medidas del día anterior a éste, y así, sucesivamente. En la Figura 17 se muestra un ejemplo de predicción de irradiancia directa y global realizada por el GTER con una previsión de 1, 2 y 3 días.

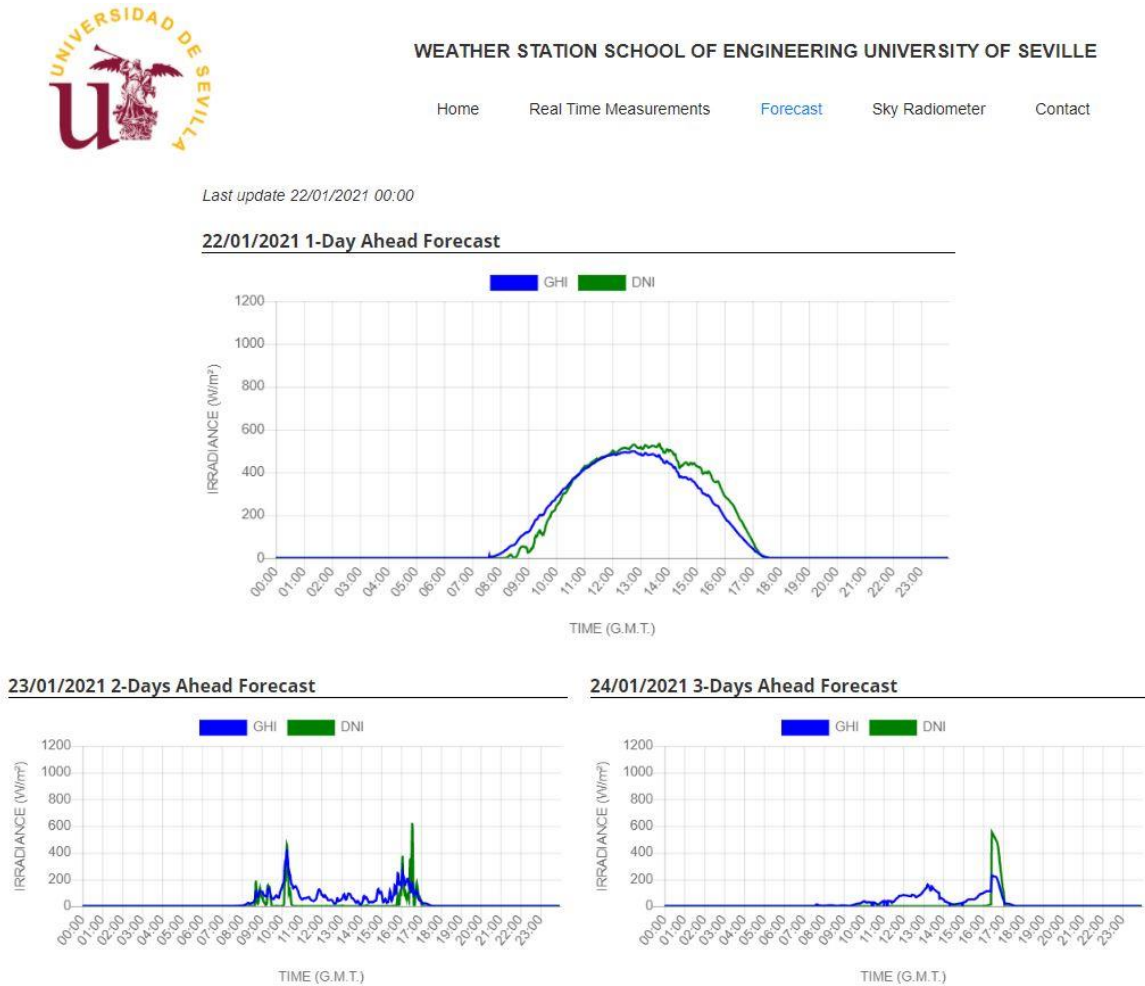


Figura 17. Predicciones del GTER de irradiancia global (GHI) y directa (DNI), accesibles a través de la web: <http://estacionmeteo.us.gter.es/pages/forecast>

Para estimar las irradiancias en cielo despejado, el GTER utiliza dos ecuaciones, una para la directa y otra para la global. Ambas dependen, entre otros, de dos parámetros, A y B para la directa y C y D, para la global, obtenidos a partir de las curvas de irradiancia reales registradas el día anterior en la estación. Las ecuaciones empleadas se muestran a continuación.

$$B_n = I_0 \cdot E_0 \left( \frac{A}{1 + B \left( \frac{1}{\sin(h)} \right)} \right) \quad (1)$$

$$G_0 = I_0 \cdot E_0 \cdot C(\sin(h))^D \quad (2)$$

Siendo  $h$  la altura solar, que no es más que  $h=90^\circ-\theta$ . El ángulo cenital ( $\theta$ ), se utiliza para representar la posición del sol con respecto a un punto fijo terrestre. Es el ángulo formado por la vertical imaginaria y los rayos solares (Figura 18). Su ángulo complementario es la elevación solar o altura solar. Su valor varía a lo largo del día, alcanzando su mínimo en el mediodía solar. Depende de la hora del día y a su vez del día del año. Se calcula mediante las expresiones trigonométricas de la posición solar[6]. Y siendo  $I_0$  en las ecuaciones 1 y 2 la irradiancia extraterrestre.

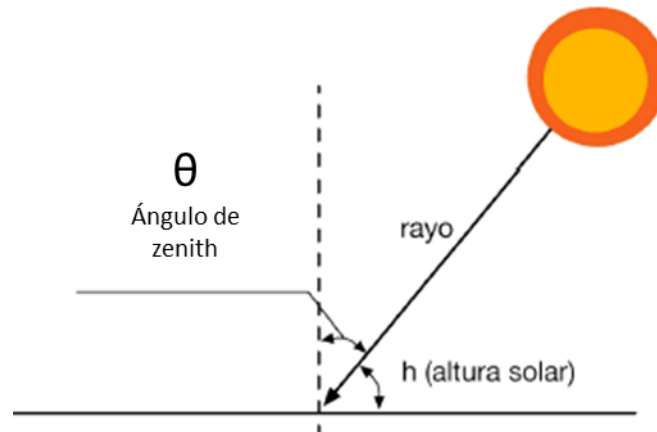


Figura 18. Representación del ángulo de cenital en una superficie horizontal. La línea discontinua indica la normal al plano horizontal.

Las curvas reales obtenidas en los días anteriores se parametrizan según estas ecuaciones, obteniéndose A, B, C y D, que se usarán para la predicción del día siguiente. En este trabajo no se analiza la parametrización, pero como cualquier otro proceso puede contener errores, que se arrastrarían irremediablemente a la predicción.

Para distinguir los instantes nubosos de los despejados se utiliza el índice de transmitancia ( $k_b$ ).  $k_b$  es una ratio de la irradiancia directa real ( $Bn$ ) entre la irradiancia directa en cielo despejado ( $Bn'$ ). Cuantifica de forma simple la claridad atmosférica vista desde la superficie terrestre.

$$k_b = \frac{Bn}{Bn'} \quad (3)$$

La directa real es la que se registra en la estación. Toma valores entre 0 y 1. El criterio por el cual se establece un instante como despejado es que presente un índice de transmitancia ( $k_b$ ) mayor que 0,7. La irradiancia directa en cielo despejado está definida por la ecuación 1 descrita anteriormente, donde A y B son constantes y corresponden a la máxima envolvente de todas las curvas registradas por el GTER.

Los instrumentos de la estación realizan mediciones cada 5 segundos, lo que hace un total 17.280 mediciones al día, entendiendo por día el periodo comprendido entre las 00:00:00 y las 23:59:55 UTC. Para que un día se considere como despejado y por tanto pueda ser utilizado para la predicción, ha de cumplirse una condición: debe haber un mínimo de 720 mediciones en el día con un índice de transmitancia  $k_b > 0,7$ .

Este método considera que las curvas de irradiancia global y directa del día siguiente no presentarán grandes variaciones con respecto al día anterior o a días cercanos, siempre en condiciones de cielo despejado. Se estima entonces que las curvas de irradiancia tendrán los mismos parámetros que caracterizan a las curvas del día despejado anterior más próximo, una vez parametrizadas.

## 2.3 Modelos paramétricos de cielo despejado

Aunque es sabido que los modelos físicos de transferencia radiativa son más precisos y versátiles [7], este trabajo se centra en los modelos paramétricos, que buscan siempre un equilibrio entre precisión y simplicidad. Existen multitud de modelos paramétricos que han sido desarrollados a lo largo de los años basados en datos empíricos. Para este estudio se analizan únicamente los modelos que *a priori* pueden ofrecer un buen comportamiento y además su análisis es viable con la información de la que se dispone. En un estudio reciente Antonazas-Torres et al. [3] analizó distintos modelos paramétricos para estimar la irradiancia solar bajo condiciones de cielo despejado. Los modelos seleccionados permiten calcular la irradiancia global, difusa y directa. El análisis se llevó a cabo en condiciones similares, tanto atmosféricas como de elevación y temperatura, a las de la actual estación meteorológica del GTER. Los parámetros atmosféricos de entrada que utilizaron en los modelos están disponibles, ya sea de manera directa, en bases de datos propias o externas, como de manera indirecta haciendo uso de fórmulas o estimaciones. Los códigos con las ecuaciones de cada modelo están accesibles públicamente en una librería de R llamada “solar”. Por todas estas razones se elige probar, para esta localización, aquellos modelos que en ese estudio presentaron los mejores resultados. Los modelos que, en dicho estudio, tuvieron mejor comportamiento fueron: REST2, sSOLIS, ESRA, HE1, IP2002, K1980, mP1982 y mP2000.

En este apartado se describen estos 8 modelos, todos ellos acompañados de sus principales ecuaciones. Como los modelos se obtuvieron de manera empírica, muchas de sus ecuaciones presentan parámetros propios, los cuales no representan una magnitud física concreta. Por ello, se muestran solo las ecuaciones que resultan de mayor interés, siendo posible consultar el conjunto íntegro de ecuaciones acudiendo a las referencias de cada modelo.

### 2.3.1 sSOLIS

Es una simplificación del modelo SOLIS, el cual es un modelo de transferencia radiativa (RTM) basado en la relación de Lambert-Beer. El nuevo modelo sSOLIS desarrollado por Ineichen en 2008 reduce los costosos cálculos computacionales convirtiendo el modelo RTM en un modelo paramétrico. sSOLIS pasa a depender de la profundidad óptica de los aerosoles para una longitud de onda de 700 nm y del contenido de agua precipitable en la atmósfera, mientras que el contenido de ozono se mantiene constante. La parametrización es válida para elevaciones por debajo de 7 km, AODs que no superen 0,45 y una cantidad de agua precipitable entre 0,2 y 10 cm [8].

$$Bn = I'_0 \cdot \exp\left(-\frac{\tau_b}{(\cos \theta)^b}\right) \quad (4)$$

$$G0 = I'_0 \cdot \exp\left(-\frac{\tau_g}{(\cos \theta)^g}\right) \cos \theta \quad (5)$$

$$D0 = I'_0 \cdot \exp\left(-\frac{\tau_d}{(\cos \theta)^d}\right) \quad (6)$$

Siendo  $I'_0$  la constante de irradiancia extraterrestre ajustada para la elevación, los espesores ópticos de aerosoles y la cantidad de agua precipitable en la atmósfera. Las variantes de  $\tau$  también dependen de la elevación, los espesores ópticos y la cantidad de agua precipitable en la atmósfera, igual que los exponentes  $b$ ,  $g$  y  $d$ . A continuación, se muestran las expresiones completas de cómo se obtiene  $\tau$  y los exponentes  $b$ ,  $g$  y  $d$ .

$$tb1 = 1.82 + 0.056 \cdot \log(pwc) + 0.0071 \cdot (\log(pwc))^2$$

$$tb0 = 0.33 + 0.045 \cdot \log(pwc) + 0.0096 \cdot (\log(pwc))^2$$

$$tbp = -0.0089pwc + 0.13$$

$$\tau_b = tb1 \cdot aod700 + tb0 + tbp \cdot \log(p2p0)$$

$$b1 = 0.00925 \cdot aod700^2 + 0.0148 \cdot aod700 - 0.0172$$

$$b0 = -0.7565 \cdot aod700^2 + 0.5057 \cdot aod700 + 0.4557$$

$$\mathbf{b} = \mathbf{b1} \cdot \log(\mathbf{pwc}) + \mathbf{b0}$$

$$tg1 = 1.24 + 0.047 \cdot \log(\mathbf{pwc}) + 0.0061 \cdot (\log(\mathbf{pwc}))^2$$

$$tg0 = 0.27 + 0.043 \cdot \log(\mathbf{pwc}) + 0.0090 \cdot (\log(\mathbf{pwc}))^2$$

$$tgp = 0.0079 \cdot \mathbf{pwc} + 0.1$$

$$\tau_g = tg1 \cdot aod700 + tg0 + tgp \cdot \log(\mathbf{p2p0})$$

$$\mathbf{g} = -0.0147 \cdot \log(\mathbf{pwc}) - 0.3079 \cdot aod700^2 + 0.2846 \cdot aod700 + 0.3798$$

$$td4 = -0.21 \cdot \mathbf{pwc} + 11.6$$

$$td3 = 0.27 \cdot \mathbf{pwc} - 20.7$$

$$td2 = -0.134 \cdot \mathbf{pwc} + 15.5$$

$$td1 = 0.0554 \cdot \mathbf{pwc} - 5.71$$

$$td0 = 0.0057 \cdot \mathbf{pwc} + 2.94$$

$$tdp = -0.71 \cdot (1 + aod700)^{-15.0}$$

$$\tau_d = td4 \cdot aod700^4 + td3 \cdot aod700^3 + td2 \cdot aod700^2 + td1 \cdot aod700 + td0 + tdp \cdot \log(\mathbf{p2p0})$$

$$dp = \frac{1}{18 + 152 \cdot aod700}$$

$$\mathbf{d} = -0.337 \cdot aod700^2 + 0.63 \cdot aod700 + 0.116 + dp \cdot \log(\mathbf{p2p0})$$

Donde  $aod700$  es el espesor óptico a una longitud de onda de 700 nm y  $pwc$  es la cantidad de agua precipitable. Por último, existe una corrección en algunas expresiones en función de la elevación, la cual se calcula según la siguiente ecuación:

$$p2p0 = \exp\left(-\frac{elev}{8434.5}\right)$$

Donde  $elev$  representa la elevación sobre el nivel del mar en metros.

### 2.3.2 ESRA

El modelo *European Solar Radiation Atlas* (ESRA) ha sido muy utilizado con el método Heliosat para calcular la radiación solar a partir de imágenes de satélites. Ha tenido muchas variaciones a lo largo de los años. Destaca por su simplicidad al depender en gran medida de un solo parámetro, el *Linke Turbidity* (TL). Por lo tanto, su fiabilidad depende de la capacidad de estimar con precisión el *Linke Turbidity* [9].

$$\mathbf{Bn} = I_0 \cdot \exp(-0.8662 \cdot TLAM2 \cdot m \cdot \delta_R) \quad (7)$$

$$\mathbf{D0} = I_0 \cdot E_0 \cdot T_d \cdot F_d \quad (8)$$

$$\mathbf{G0} = \mathbf{D0} + \mathbf{B0} \quad (9)$$

Siendo  $I_0$  la irradiancia extraterrestre, respectivamente.  $m$  es la masa de aire relativa.  $TLAM2$  es el factor *Linke Turbidity* corregido para una masa de aire relativa igual a 2. El parámetro  $\delta_R$  depende solo de  $m$ .  $T_d$  depende de  $TLAM2$  ajustado para una elevación dada. Y por último  $F_d$ , dependiente del ángulo cenital  $\theta$  y de  $TLAM2$ .

### 2.3.3 HE1

El Heliosat 1 (HE1) es un modelo muy similar al ESRA. Ambos hacen uso del *Linke Turbidity* para calcular las distintas irradiancias solares. Convierte las observaciones realizadas por satélites en estimaciones de irradiaciones globales. Es usado para hacer mapas de irradiancia. Presenta el inconveniente de que algunos parámetros de entrada se definen de manera empírica. Existe una versión posterior, supuestamente mejorada, llamada HE2, sin embargo, recientes estudios revelan que presenta un peor comportamiento que HE1 [3], [10].

$$Bn = I_0 * \exp(-am \cdot foo \cdot TL) \quad (10)$$

$$D0 = I_0(0.0065 + (0.0646 \cdot TLAM2 - 0.045) \cos \theta - (0.0327 \cdot TLAM2 - 0.014) \cdot (\cos \theta)^2) \quad (11)$$

$$G0 = B0 + D0 \quad (12)$$

Siendo  $I_0$  la irradiancia extraterrestre.  $am$  es la masa de aire relativa  $m$  ajustada según la presión atmosférica.  $foo$  es un parámetro calculado a partir de  $am$ .  $TL$  corresponde al *Linke Turbidity* y  $\theta$  es el ángulo cenital.

### 2.3.4 K1980

Modelo desarrollado por Kasten en 1980. Tiene el *Linke Turbidity* como parámetro fundamental para calcular las irradiancias. También tiene en cuenta la elevación sobre el nivel del mar [11].

$$G0 = 0.84 \cdot I_0 \cos \theta \cdot \exp \left( -0.027 \cdot m \cdot \left( \exp \left( -\frac{elev}{8000} \right) + \exp \left( -\frac{elev}{1250} \right) \cdot (TL - 1) \right) \right) \quad (13)$$

$$Bn = \left( 0.664 + \frac{0.163}{\exp \left( -\frac{elev}{8000} \right)} \right) \cdot (I_0) \cdot \exp(-0.09 \cdot m \cdot (TL - 1)) \quad (14)$$

$$D0 = G0 - B0 \quad (15)$$

Donde  $elev$  es la elevación sobre el nivel del mar en metros.  $I_0$  es la irradiancia extraterrestre.  $TL$  corresponde al *Linke Turbidity* y  $\theta$  es el ángulo cenital.

### 2.3.5 IP2002

Modelo desarrollado por Ineichen y Pérez a partir del modelo K1980. En él proponen una serie de modificaciones en las expresiones para el cálculo de las irradiancias. Básicamente proponen una nueva formulación para el *Linke Turbidity* que no dependiente de la geometría solar. Además, también introducen en la expresión de irradiancia global nuevos parámetros dependientes de la altura sobre el nivel del mar [12].

$$Bn = \left( 0.664 + \frac{0.163}{\exp\left(-\frac{elev}{8000}\right)} \right) \cdot I_0 \cdot \exp(-0.09 \cdot am \cdot (TLAM2 - 1)) \quad (16)$$

$$G0 = (5.09 \cdot 10^{-5} \cdot elev + 0.868) \cdot I_0 \cos \theta \quad (17)$$

$$\cdot \exp\left(-\left(3.92 \cdot 10^{-5} \cdot elev + 0.0387\right) \cdot am\right)$$

$$\cdot \left( \exp\left(-\frac{elev}{8000}\right) + \exp\left(-\frac{elev}{1250}\right) \cdot (TL - 1) \right)$$

$$Bn = \min \left( Bn, G0 \cdot \frac{1 - \frac{0.1 - 0.2 \cdot \exp(-TL)}{0.88}}{0.1 + \frac{\exp\left(-\frac{elev}{8000}\right)}{\cos \theta}} \right)$$

$$D0 = G0 - B0 \quad (18)$$

Donde  $I_0$  es la irradiancia extraterrestre.  $TL$  corresponde al *Linke Turdidity* y  $\theta$  es el ángulo cenital.  $TLAM2$  es el ajuste de  $TL$  para un valor de  $m$  igual a 2.  $am$  es la corrección de la masa de aire relativa para distintas presiones atmosféricas.

### 2.3.6 mP1982

Se trata de una modificación del modelo original desarrollado por Perrin de Brichambaut y Vauge (1982). En esta versión [13] se introduce la influencia en la transmitancia del ozono y del contenido de agua precipitable.

$$Bn = I_0 \cdot \exp(-0.031411 - 0.064331 \cdot am) \cdot \exp(-1.4327 \cdot m \cdot \beta) \quad (19)$$

$$\cdot \left( 1 - (0.015 + 0.024 \cdot (m \cdot u_0)) - (0.1 + 0.03 \cdot x_w + 0.002 \cdot x_w^2) \right.$$

$$\left. - (0.013 - 0.0015 \cdot x_{wg}) \right)$$

$$G0 = (1270 - 56 \cdot foo) \cdot \cos \theta^{\frac{foo + 36}{33}} \quad (20)$$

$$D0 = G0 - B0 \quad (21)$$

Donde  $I_0$  es la irradiancia extraterrestre,  $\theta$  es el ángulo cenital,  $\beta$  es el coeficiente de turbidez de Ångström,  $u_0$  es la cantidad de  $O_3$  precipitable en la atmósfera en cm-Atm.  $x_w$  y  $x_{wg}$  son dos parámetros que se introducen

en la ecuación de  $Bn$  para ajustar la influencia que tiene el contenido de agua precipitable en la irradiancia directa. Ambos parámetros se calculan de la siguiente forma:

$$x_w = \log(m * pwc) \quad (22)$$

$$x_{wg} = \log(am * pwc) \quad (23)$$

$f_{oo}$  es un parámetro que determina la influencia de la componente directa sobre la global. Depende de la masa de aire relativa.

$$f_{oo} = - \frac{\log\left(\frac{Bn}{I_0}\right)}{\left(\frac{1}{9.4 + 0.9 * am}\right) * am} \quad (24)$$

### 2.3.7 mP2000

Modificación del modelo original PSA2000 [14]. Tras la simplificación, algunos parámetros atmosféricos se parametrizaron dando como resultado una versión que tiene como parámetros de entrada el contenido de agua precipitable, la cantidad de ozono precipitable y el albedo.

$$Bn = I_0 \cdot T_r \cdot T_{co2} \cdot T_{co} \cdot T_{ch4} \cdot T_{n2o} \cdot T_{o2} \cdot T_{o3} \cdot T_w \cdot T_a \quad (25)$$

$$D01 = I_0 \cos \theta \cdot T_{co2} \cdot T_{co} \cdot T_{ch4} \cdot T_{n2o} \cdot T_{o2} \cdot T_{o3} \cdot T_w \cdot T_{aa} \cdot \frac{1 - T_{as} \cdot T_r}{2}$$

$$D02 = (D01 + B0) \cdot \rho \cdot \frac{0.08503}{1 - \rho \cdot 0.08503}$$

$$D0 = D01 + D02 \quad (26)$$

$$G0 = Bn \cos \theta + D0 \quad (27)$$

Donde  $I_0$  es la irradiancia extraterrestre y  $\theta$  es el ángulo cenital. Cada una de las  $T$  representan las transmitancias de cada gas presente en la atmósfera. Salvo para el agua y el ozono, donde se utiliza  $pwc$  y  $u_0$ , las demás se estiman en función de  $am$ .  $T_a$  representa la transmitancia de los aerosoles y depende solo de  $\beta$ .  $T_{aa}$  es la transmitancia en función de  $m$ .  $T_r$  es la transmitancia por dispersión de Rayleigh.  $D01$  y  $D02$  son los dos términos que componen la irradiancia difusa. El primero representa la difusa debida a la dispersión y absorción atmosférica, y el segundo recoge la irradiancia que llega reflejada de la superficie terrestre. Este último depende del albedo( $\rho$ ).

### 2.3.8 REST2

Modelo desarrollado por Gueymard en 2008 [15]. Tiene la característica de que calcula la absorción y dispersión de la irradiancia en dos rangos de ancho de banda. En el primero, entre 290 nm y 700 nm, la dispersión debida los aerosoles tiene una mayor contribución, mientras que, en el segundo, entre 700 nm y 4000 nm, la absorción de los gases presentes en la atmósfera tiene una mayor importancia. Es el modelo más preciso [3] pero también el más complejo y el que requiere más parámetros atmosféricos de entrada.

$$Bn_1 = T_{r1} \cdot T_{g1} \cdot T_{o31} \cdot T_{n1} \cdot T_{w1} \cdot T_{a1} \cdot I_{0n1} \quad (28)$$

$$Bn_2 = T_{r2} \cdot T_{g2} \cdot T_{o32} \cdot T_{n2} \cdot T_{w2} \cdot T_{a2} \cdot I_{0n2}$$

$$Bn = Bn_1 + Bn_2$$

$$D0 = D0_1 + D0_2 \quad (29)$$

$$G0_1 = Bn_1 \cos \theta + D0_1$$

$$G0_2 = Bn_2 \cos \theta + D0_2$$

$$G0 = G0_1 + G0_2 \quad (30)$$

Donde  $I_0$  es la irradiancia extraterrestre y  $\theta$  es el ángulo cenital. Los subíndices 1 o 2 indican a qué rango de ancho de banda pertenece el parámetro. Las distintas  $T$  son las transmitancias desglosadas. Cuantifican la contribución de cada uno de los gases presentes en la atmósfera, teniendo en cuenta su contribución según el rango de ancho de banda. Junto con la transmitancia producida por dispersión de Rayleigh ( $T_r$ ) y la producida por los aerosoles ( $T_a$ ) se estima la transmitancia total.  $I_{0n1}$  y  $I_{0n2}$  son las irradiancias extraterrestres para cada rango de ancho de banda. Tienen un valor constante de  $I_{0n1} = 635,4 \text{ W/m}^2$  y  $I_{0n2} = 709,7 \text{ W/m}^2$ .  $D0_1$  y  $D0_2$  además se ajusta con  $\rho$  para añadir la contribución de la irradiancia reflejada.

## 2.4 Caracterización de los parámetros atmosféricos de entrada

Los parámetros de entrada atmosféricos requeridos por estos modelos se muestran en la Tabla 1.

Tabla 1. Parámetros atmosféricos de entrada de los modelos CSI

	Descripción	Und	Obtenido/Calculado	Modelos donde se utilizan
$\alpha$	Exponente de Ångström	Adimensional	ESR	REST2
$\beta$	Coefficiente de turbidez de Ångström	Adimensional	ESR	mP1982, mP200, REST2
uo	Columna total de ozono	cm	ECMWF	mP1982, mP200, REST2
un	Columna total de dióxido de nitrógeno	cm	ECMWF	REST2
pwc	Contenido precipitable de agua	cm	ECMWF	mP1982, mP200, REST2, sSOLIS
m	Masa de aire relativa	Adimensional	Gueymard (2001)	IP2002, K1980, mP1982, mP200
aod380	Profundidad óptica del aerosol a 380 nm	nm	ESR	sSOLIS



aod500	Profundidad óptica del aerosol a 500 nm	nm	ESR	sSOLIS
aod550	Profundidad óptica del aerosol a 550 nm	nm	ESR	sSOLIS
aod700	Profundidad óptica del aerosol a 700 nm	nm	ESR	sSOLIS
TL	Linke Turbidity	Adimensional	Ineichen (2008)	ESRA, HE1, IP2002, K1980

### 2.4.1 Aerosoles

Los parámetros de mayor importancia que se usan como variables de entrada en los modelos son: el coeficiente de Ångström ( $\alpha$ ), el coeficiente de turbidez de Ångström ( $\beta$ ) y las profundidades ópticas de los aerosoles a distintas longitudes de onda (*aod380*, *aod500*, *aod550* y *aod700*).

- Profundidad óptica de aerosol (AOD), también llamada espesor óptico de aerosol (AOT). Indica la atenuación de los rayos solares llevada a cabo por los aerosoles suspendidos en la atmósfera, tanto por absorción como por dispersión. Depende de la longitud de onda, por lo tanto, un mismo tipo de aerosol presenta diferentes valores de AOD. Es adimensional. Valores cercanos por debajo de 0.1 muestran una atmósfera limpia con alta visibilidad, mientras que los cercanos a 1 indican una atmósfera muy brumosa.

El espesor óptico, en su versión general, se describe como el logaritmo neperiano de la ratio del flujo de energía radiante incidente recibida y transmitida a través de un material.

$$\tau = \ln \left( \frac{\text{Fujo radiante}_{\text{recibido}}}{\text{Fujo radiante}_{\text{transmitido}}} \right) = -\ln T \quad (31)$$

Siendo  $\tau$  la profundidad óptica y  $T$  la transmitancia. Se puede particularizar para cada longitud de onda espectral ( $\lambda$ ).

$$\tau_{\lambda} = \ln \left( \frac{\text{Fujo radiante}_{\text{recibido},\lambda}}{\text{Fujo radiante}_{\text{transmitido},\lambda}} \right) = -\ln T_{\lambda} \quad (32)$$

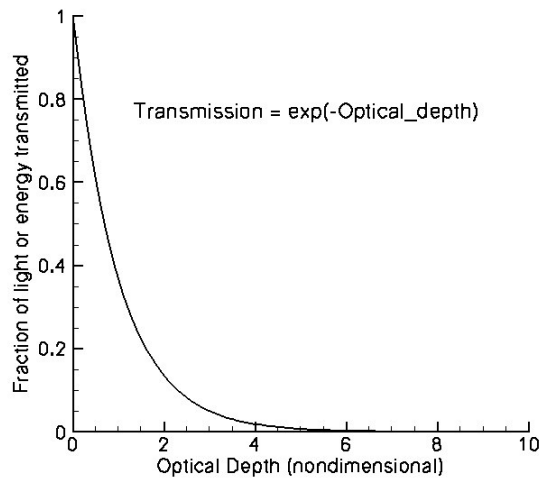


Figura 19. Representación de la relación logarítmica de la profundidad óptica (eje x) y la transmitancia (eje y). Imagen tomada de [www.scool.larc.nasa.gov](http://www.scool.larc.nasa.gov).

En AOD, el material es la atmósfera y el flujo radiante es el procedente del sol, el cual se atenúa como consecuencia de los aerosoles, llegando a la superficie terrestre una parte de la radiación inicial. El flujo radiante por unidad de superficie es la irradiancia. Por tanto, AOD se puede expresar como:

$$AOD = \ln \left( \frac{Bn_{recibido}}{Bn_{transmitido}} \right) \quad (33)$$

Que para longitudes de onda espectrales concretas se definiría como:

$$AOD_{\lambda} = \ln \left( \frac{Bn_{recibido,\lambda}}{Bn_{transmitido,\lambda}} \right) \quad (34)$$

En condiciones de cielo nublado la profundidad óptica no representaría a AOD porque la influencia de las nubes es mucho mayor que la de los aerosoles.

- Coeficiente de turbidez de Ångström ( $\beta$ ), representa la AOD a una longitud de onda fija de 1  $\mu\text{m}$ . Es una forma de medir la turbidez atmosférica debida a los aerosoles. Varía entre 0,05 para atmósferas rurales limpias y 0.3 en regiones industriales contaminadas. Valores por encima de 0,5 muestran una atmósfera con alta carga de aerosoles.
- Coeficiente de Ångström ( $\alpha$ ), también llamado exponente de Ångström, es un parámetro que relaciona AOD con las longitudes de onda. La ecuación de Ångström relaciona AOD con las longitudes de onda.  $\alpha$  determina el comportamiento de AOD con respecto a las distintas longitudes de onda del espectro radiativo.

$$\frac{aod_{\lambda}}{aod_{\lambda_0}} = \left( \frac{\lambda}{\lambda_0} \right)^{\alpha} \quad (35)$$

Donde  $aod_{\lambda}$  y  $aod_{\lambda_0}$  son las profundidades ópticas espectrales para las longitudes de onda  $\lambda$  y  $\lambda_0$ ,

respectivamente. Conociendo entonces  $\alpha$  y AOD a una longitud de onda conocida se puede calcular el AOD para cualquier longitud de onda. Es especialmente útil para calcular AOD a longitudes de onda donde el vapor de agua atenúa gran parte de la radiación por absorción, siendo imposible diferenciar únicamente la contribución de los aerosoles. Aunque  $\alpha$  debería ser constante independientemente de los pares de longitudes que se escojan, lo cierto es que puede variar. En la práctica, se suele establecer  $\alpha$  como una media de los valores calculados de  $\alpha$  en distintos pares de longitudes de onda. En gran parte el valor de  $\alpha$  depende del tamaño de los aerosoles, siendo su relación inversamente proporcional. Debido a esto, es usado indirectamente como indicador del tamaño de las partículas de aerosol. Valores por encima de 2 indican partículas pequeñas (hasta 2,5  $\mu\text{m}$  de diámetro), normalmente asociadas a productos de la combustión como la ceniza o el hollín, mientras que valores por debajo de 1 están asociados con partículas gruesas (superiores a 10  $\mu\text{m}$  de diámetro) como el polvo, la arena o la sal marina. En aerosoles de gran tamaño AOD tiende a ser parecido en todo el espectro mientras que en pequeñas partículas dependerá en gran medida la longitud de onda.

La estación del GTER se encuentra dentro de la red ESR, la cual proporciona datos sobre los aerosoles gracias al espectroradiómetro instalado en la azotea de la estación. Los datos recopilados por el espectroradiómetro son procesados y almacenados por la ESR mediante el software SKYRAD.pack. Por lo tanto, los parámetros de los aerosoles se encuentran accesibles en las bases de datos.

Los datos de aerosoles proporcionados por la ESR se obtienen cada de 10 minutos desde que amanece hasta que anochece, siempre y cuando se cumplan las condiciones de cielo despejado. Hay que recordar que cuando hay presencia de nubosidad las medidas del espectroradiómetro no se registran, por lo tanto, durante periodos nubosos no hay datos de aerosoles. En días que alternan cielos nubosos y despejados pueden existir intervalos de medida diferentes tal como se muestra en la Figura 14. La variabilidad de los aerosoles depende mucho de la localización. Los valores de  $\alpha$  oscilan normalmente entre 0,5 y 2,5 mientras que  $\beta$  se sitúa entre 0-0,8. La Tabla 2 muestra los valores de  $\alpha$  y  $\beta$  más comunes que se pueden dar en las principales zonas.

Tabla 2. Valores más comunes de  $\alpha$  y  $\beta$  según la zona.

Zona	$\beta$	$\alpha$
Rural	0,05	0,8
Urbana	0,1	1,5
Industrial	0,3	>2

No obstante, existen áreas particulares que deben ser consideradas aparte. En regiones costeras existe gran variabilidad debido a la bruma marina. Por la mañana es cuando hay más presencia de bruma marina, llegando a alcanzar valores de  $\beta$  de 0,3-0,4. Debido a que las partículas de agua marina son gruesas, en periodos de bruma marina,  $\alpha$  desciende. En grandes ciudades o áreas industriales también se aprecian grandes cambios en la presencia de aerosoles debido a la contaminación. Durante los días laborables el valor de  $\beta$  oscila entre 0,25-0,35, pudiendo superar 0,50 si se acumulan varios días sin viento ni lluvia que disminuya la presencia de partículas en suspensión en la atmósfera.

Lo mismo ocurre en regiones desérticas, donde las tormentas de arena provocan grandes cargas de aerosoles en poco tiempo, dando lugar a incrementos de  $\beta$  de 3 y 4 veces más que antes de la tormenta, pudiendo alcanzar valores de 1 a 1,7. Por su parte el valor de  $\alpha$ , siendo la arena partículas gruesas, desciende a la mitad o más dependiendo de la intensidad de la tormenta [16]. Las áreas con actividad volcánica también son muy sensibles a estos cambios, donde las erupciones emiten a la atmósfera grandes cantidades de ceniza y partículas de sulfatos, las cuales pueden permanecer en suspensión varias semanas y desplazarse cientos de kilómetros con el viento [17]. Durante las erupciones el valor de  $\beta$  puede incrementarse en un factor de 2 o 3 [18], mientras que  $\alpha$  puede aumentar, disminuir o permanecer constante [19]. La localización de este estudio no presenta ninguna característica que *a priori* haga pensar que los aerosoles presentes en la atmósfera sufran grandes variaciones. En las Figuras 20 y 21 se observan las variaciones de  $\alpha$  y  $\beta$  durante un día. Esto permite realizar la hipótesis de que utilizar un valor como referencia para cada día puede ser aceptable en la mayoría de los casos.

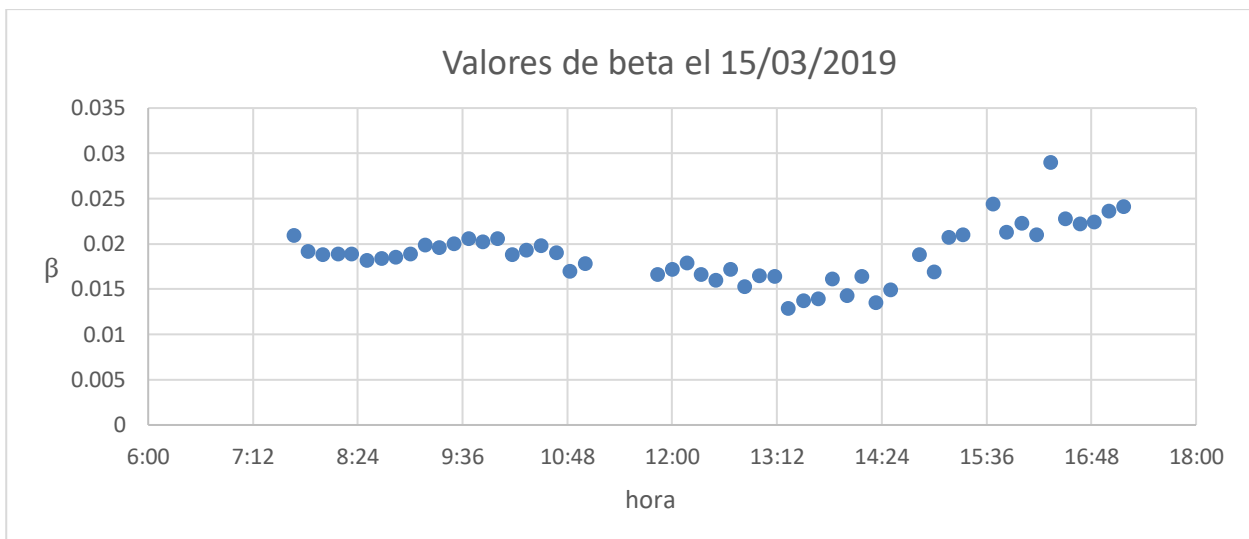


Figura 20. Valores de  $\beta$  el 15/03/2019 en Sevilla proporcionados por la red ESR.

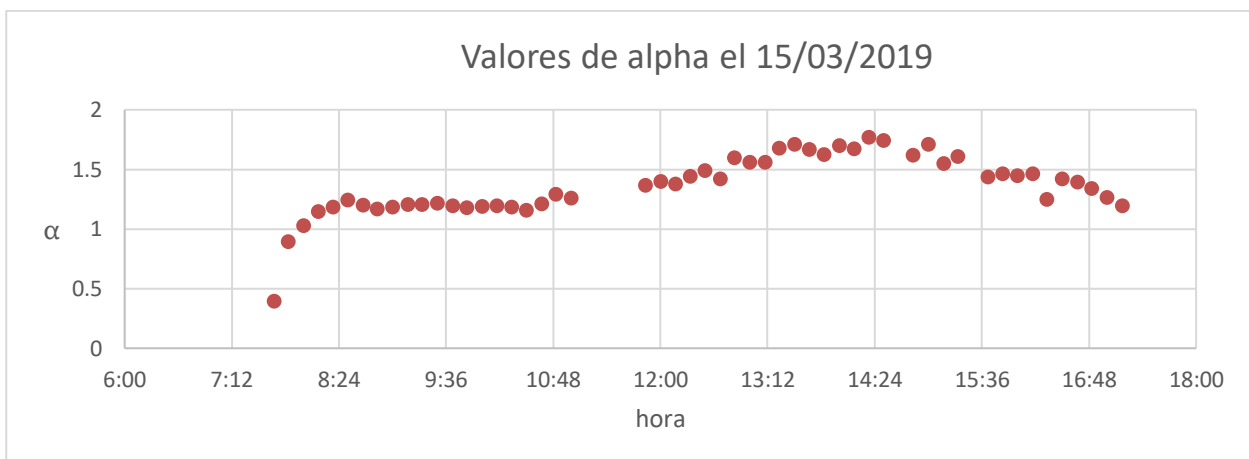


Figura 21. Valores de  $\alpha$  el 15/03/2019 en Sevilla proporcionados por la red ESR.

## 2.4.2 ECMWF y composición atmosférica

Cuando los parámetros deseados no están disponibles en la estación es necesario estimarlos o calcularlos. Existen bases de datos de diferentes agencias e instituciones que proporcionan estos parámetros alrededor del mundo. Presentan una resolución espacial y temporal limitada, de ahí que para una localización concreta sea necesario estimar los parámetros. Estos parámetros son:

- Columna total de dióxido de nitrógeno ( $u_n$ ), que indica la cantidad de  $\text{NO}_2$  que está presente en la atmósfera. Se expresa como el espesor que habría si el gas encerrado en una columna imaginaria que atravesara toda la atmósfera precipitara. La columna se extiende desde la superficie terrestre hasta el espacio, cuya sección es la unidad de superficie (Figura 23). Se expresa en unidades de longitud a una presión atmosférica de referencia (cm-atm), pues el volumen de los gases depende de la presión.

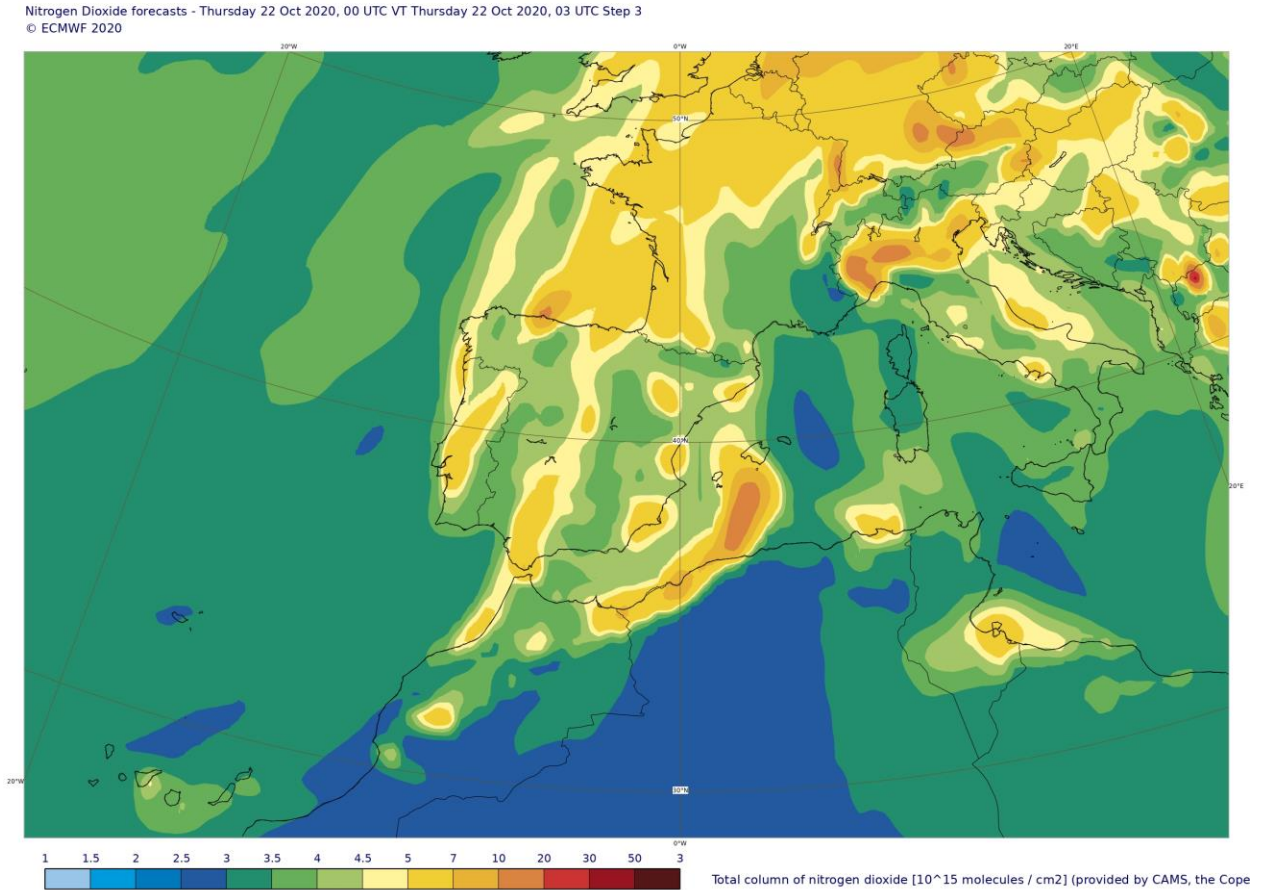


Figura 22. Representación de la columna total de dióxido de nitrógeno ( $u_n$ ) en un mapa de calor para el sur de Europa. Imagen proporcionada por ECMWF.

- Columna total de ozono ( $u_o$ ), la cual indica la cantidad de  $\text{O}_3$  que está presente en la atmósfera. Se expresa como el espesor que habría si el gas encerrado en una columna imaginaria que atravesara toda la atmósfera precipitara. La columna se extiende desde la superficie terrestre hasta el espacio, cuya sección es la unidad de superficie (Figura 24). Se expresa en unidades de longitud a una presión atmosférica de referencia (cm-atm), pues el volumen de los gases depende de la presión. Otra unidad de medida común en mapas de calor para el  $\text{O}_3$  es el Dobson (DU). Una unidad Dobson equivale a 0,01 mm espesor de  $\text{O}_3$  precipitado en condiciones normales (0 °C y 1 atm).

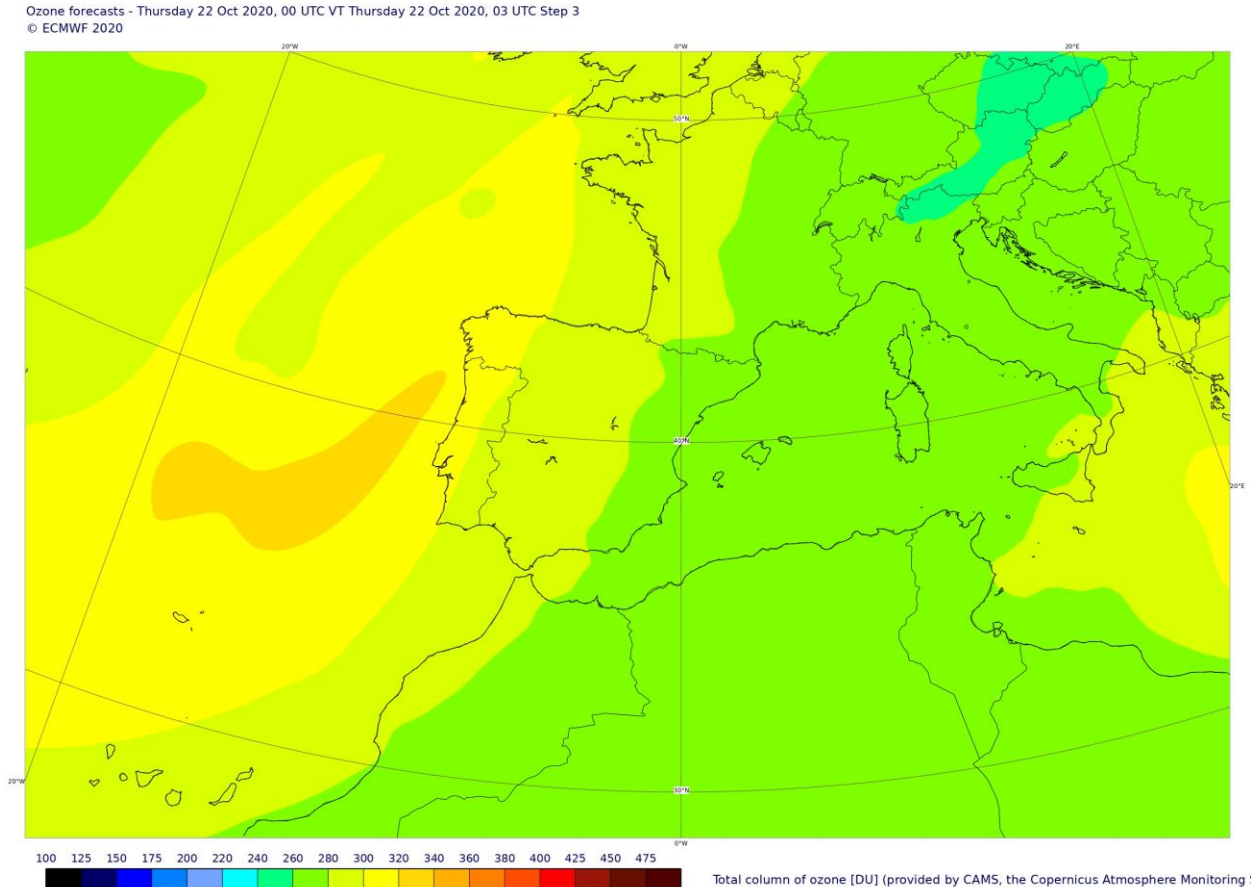


Figura 23. Representación de la columna total de ozono ( $u_o$ ) en un mapa de calor para el sur de Europa: Imagen proporcionada por ECMWF.

- Contenido precipitable de agua ( $pwc$ ), que indica la cantidad de vapor de agua presente en la atmósfera. Se expresa como el espesor que habría si el gas encerrado en una columna imaginaria que atravesara toda la atmósfera precipitara. La columna se extiende desde la superficie terrestre hasta el espacio, cuya sección es la unidad de superficie (Figura 24). Se expresa en unidades de longitud a una presión atmosférica de referencia (cm-atm), pues el volumen de los gases depende de la presión. Es el componente atmosférico que más influye en la absorción de radiación, y en menor medida en la dispersión.

Teniendo en cuenta la misma columna imaginaria, estos tres parámetros también se pueden encontrar expresados como la cantidad de masa que hay encerrada en esa columna. Se mide en  $\text{kg}/\text{m}^2$ , donde los  $\text{m}^2$  representan la sección de la columna. De esta forma es como se obtiene de las bases de datos.

A pesar de que las bases de datos emplean esta última forma para expresar dichos parámetros, los modelos utilizan la opción cm-atm, haciendo necesario realizar una conversión antes de introducir los parámetros. Para ello es necesario conocer la densidad de cada uno de ellos en condiciones normales de presión y temperatura. Como densidad de  $\text{O}_3$ ,  $\text{NO}_2$ , y vapor de agua se toma  $2,14 \text{ kg}/\text{m}^3$ ,  $1,88 \text{ kg}/\text{m}^3$  y  $1000 \text{ kg}/\text{m}^3$ , respectivamente.

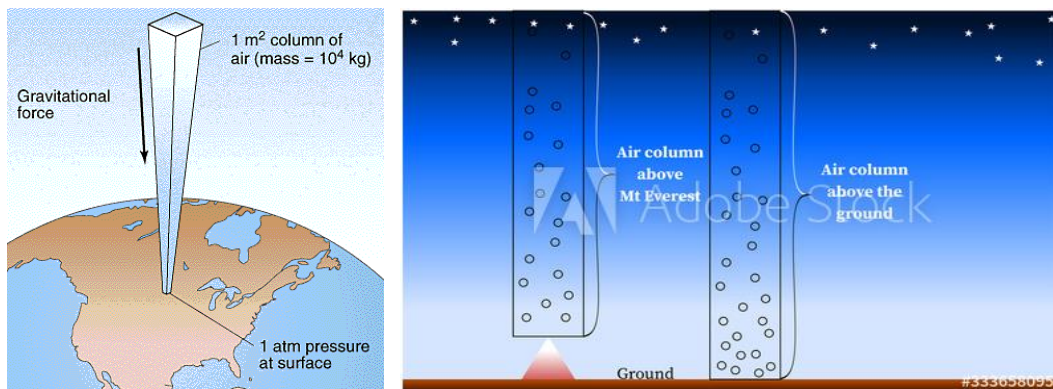


Figura 24. Representación virtual ampliada de la columna imaginaria.

Ninguno de los parámetros anteriormente mencionados está disponible directamente en la estación, ni puede ser calculado por otras variables que sí lo estén. Se decide entonces recurrir al Centro Europeo de Previsiones Meteorológicas a Medio Plazo (ECMWF). Este es el centro encargado de prestar algunos servicios del programa europeo Copernicus, entre ellos el Servicio de Monitoreo de la Atmósfera de Copernicus (CAMS). CAMS proporciona información consistente y de calidad relacionada con la contaminación del aire y la salud, la energía solar, los gases de efecto invernadero y el forzamiento climático, en todo el mundo. A través de la web de ECMWF se tiene acceso a las distintas bases de datos de CAMS. Entre ellas se encuentra CAMS *Near-real-time* que, por periodo y parámetros recogidos, se usa para obtener  $u_n$ ,  $u_o$ ,  $p_w$  y  $\rho$  para todo el año 2019.

La resolución temporal máxima que ofrece es de 3 horas. En cuanto a la resolución espacial, los datos se dividen en cuadrículas de  $0,4^\circ \times 0,4^\circ$  en coordenadas terrestres, o lo que es lo mismo, las mediciones representan una superficie aproximada de  $2000 \text{ km}^2$ . Está pensado para la representación de los datos en mapas de calor.

Las variaciones en la columna total de ozono ( $u_o$ ) durante un día no son significativas. Por lo tanto, al igual que para los aerosoles se puede afirmar que un valor diario de  $u_o$  es suficientemente representativo. Algo parecido ocurre con el albedo ( $\rho$ ). El albedo depende de la superficie terrestre donde se refleja la irradiancia solar. Por lo tanto, salvo que haya grandes cambios en la orografía como puede suceder tras un incendio o inundación, para una localización fija como es este caso, el albedo se mantiene prácticamente constante. Por otro lado,  $p_w$  y  $u_n$  sí pueden presentar variaciones durante el día, aunque estas variaciones no son bruscas sino más bien suaves siguiendo una tendencia. A continuación, se muestran en 3 gráficas los valores de  $u_o$ ,  $u_n$  y  $p_w$  durante un día entero obtenidos para Sevilla.

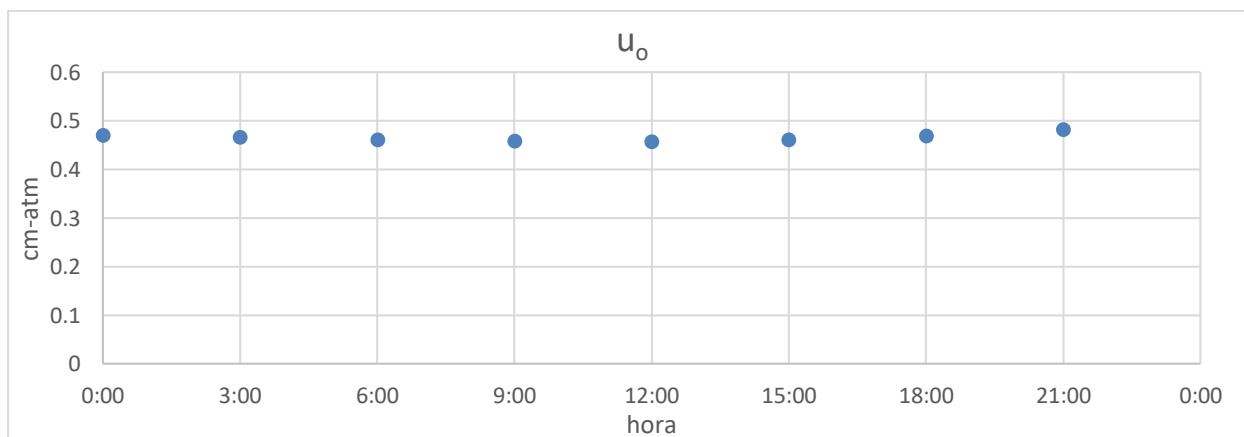


Figura 25. Cantidad de  $\text{O}_3$  en Sevilla durante el día 15/03/2019, obtenido a partir de las bases de datos de la red ECMWF.

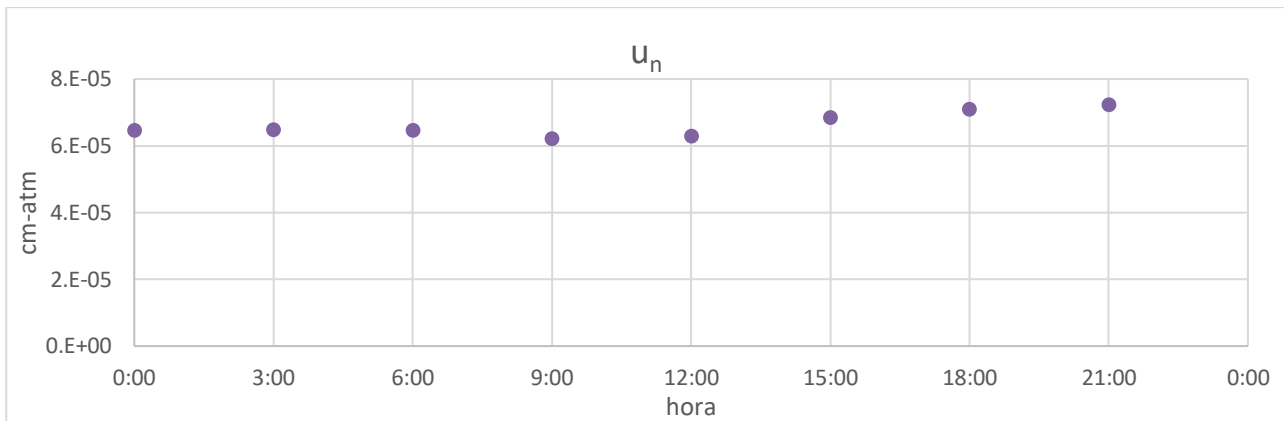


Figura 26. Cantidad de NO<sub>2</sub> en Sevilla durante el día 15/03/2019, obtenido a partir de las bases de datos de la red ECMWF.

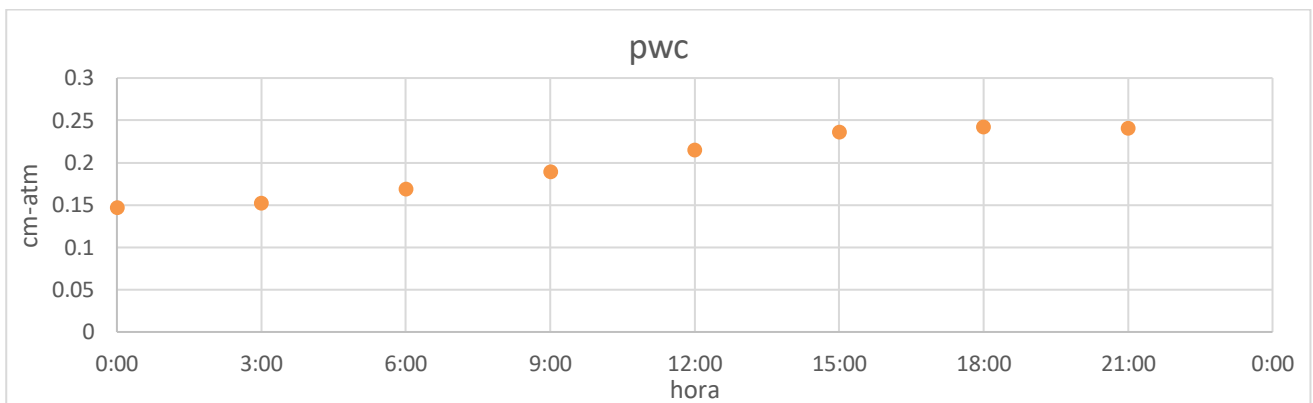


Figura 27. Cantidad de agua precipitable en Sevilla durante el día 15/03/2019, obtenido a partir de las bases de datos de la red ECMWF.

Del mismo modo, las variaciones a lo largo de un año de  $u_0$ ,  $u_n$  y  $pwc$  se muestran en las 3 gráficas siguientes donde se observa una tendencia estacional.



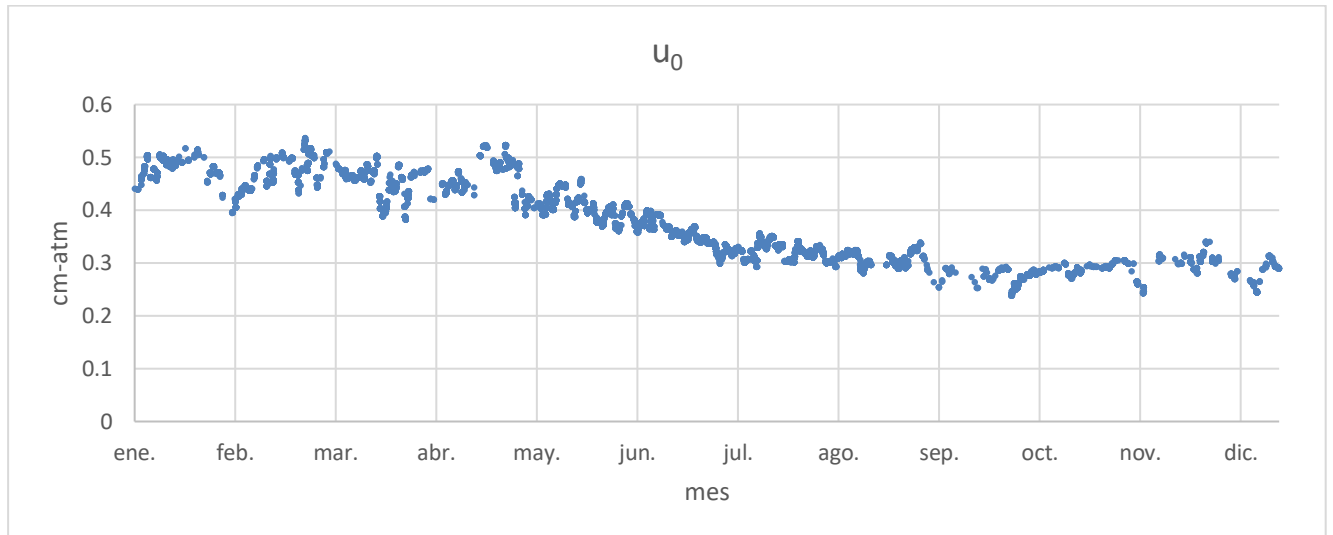


Figura 28. Cantidad de  $O_3$  durante el año 2019 en Sevilla, obtenido a partir de las bases de datos de la red ECMWF.

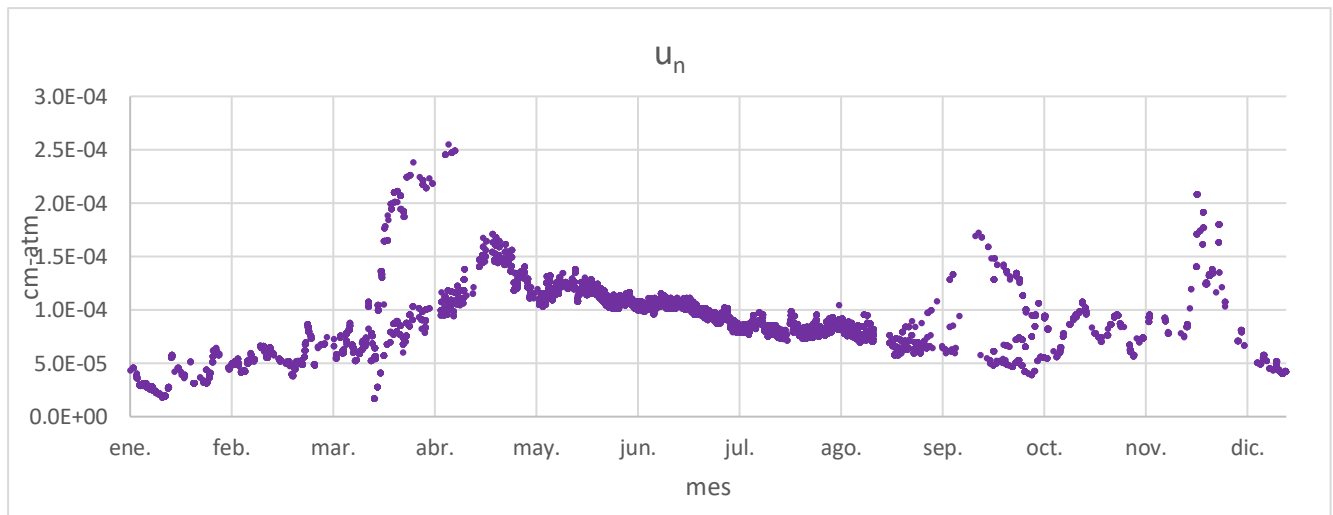


Figura 29. Cantidad de  $NO_2$  durante el año 2019 en Sevilla, obtenido a partir de las bases de datos de la red ECMWF.

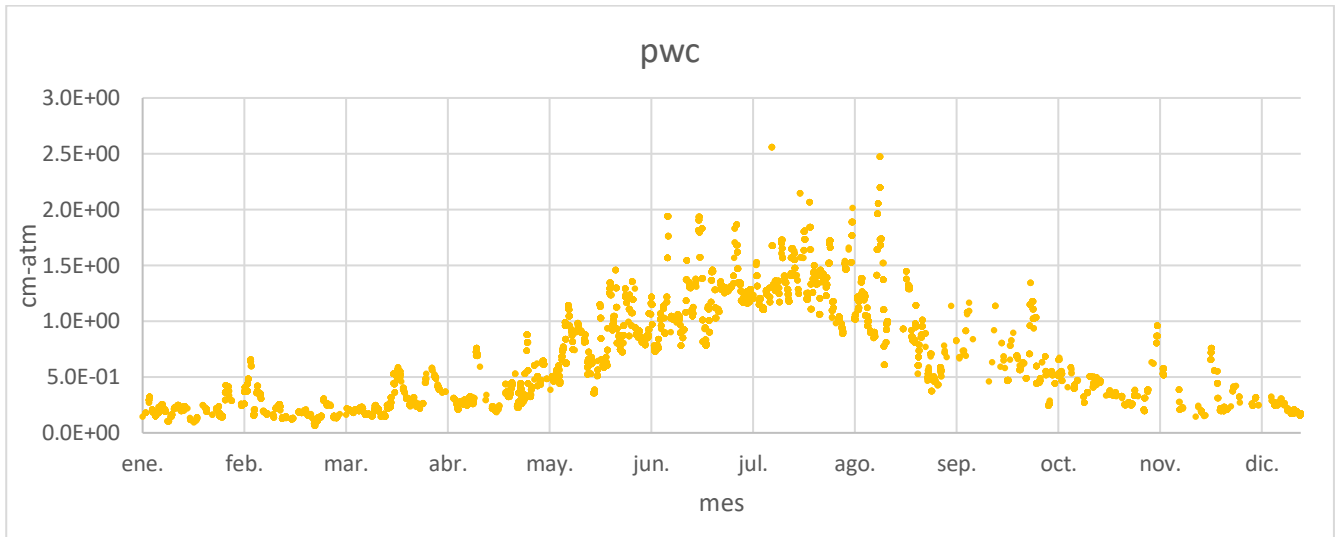


Figura 30. Cantidad de agua precipitable durante el año 2019 en Sevilla, obtenido a partir de las bases de datos de la red ECMWF.

### 2.4.3 Air mass y Linke Turbidity

Estos dos parámetros no están normalizados ni representan una propiedad física concreta. Son estimaciones que simplifican de manera muy práctica fenómenos de absorción y dispersión de la radiación solar en la atmósfera, en el caso de  $TL$ , y la “cantidad” de atmósfera que ha de atravesar la luz hasta llegar a la superficie para  $m$ .

La masa de aire relativa ( $m$ ) es una ratio que indica la “cantidad” de atmósfera que han de atravesar los rayos solares hasta llegar a la superficie terrestre. Se calcula dividiendo la cantidad de atmósfera que atraviesa la luz entre una cantidad de atmósfera de referencia, la cual toma el valor de la unidad. Dicha referencia se toma cuando el sol se posiciona en el cenit, instante en el que la cantidad de atmósfera que atraviesan los rayos es mínima, tal como se muestra en la Figura 31.

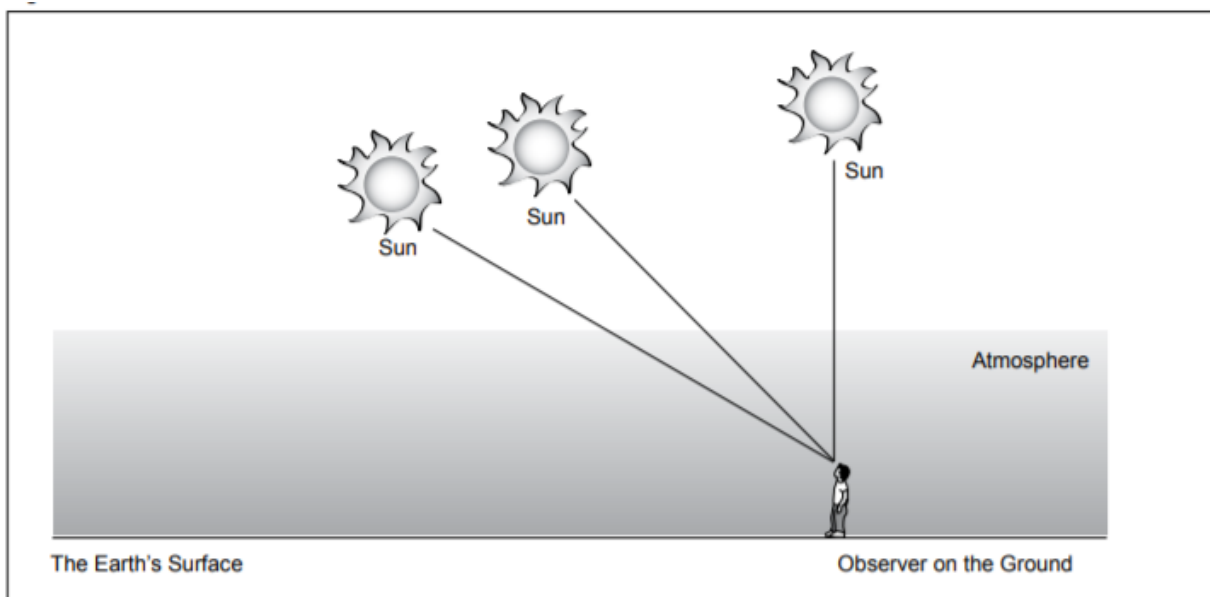


Figura 31. Representación de la masa de aire relativa ( $m$ ) con la posición del sol. A mayor elevación solar, menor “cantidad” de atmósfera atraviesan los rayos solares.

El *Linke Turbidity* ( $TL$ ) trata de cuantificar en un solo parámetro los fenómenos de dispersión y absorción que

se producen en la atmósfera bajo condiciones de cielo despejado. La absorción se produce principalmente por el vapor de agua y la dispersión por la presencia de aerosoles. Unifica por tanto la turbidez atmosférica, tomando como unidad de referencia una atmósfera seca y limpia.

Por tanto, las definiciones exactas de ambos parámetros son variadas siendo necesario escoger la que mejor se adapte a este estudio en función de los parámetros disponibles.

Para  $m$  se utiliza la definición definida en 2001 por Gueymard, donde la expresión de  $m$  es continua y depende del ángulo cenital ( $\theta$ ) [20].

$$m = \frac{1}{\cos(\theta) + 0.45665 \cdot \theta^{0.07} \cdot (96.4836 - \theta)^{-1.697}} \quad (36)$$

Para calcular  $TL$  se utiliza la fórmula propuesta por Ineichen [21], que depende de  $pwc$  y AOD a 550 nm. En este estudio ambos parámetros son conocidos.

$$TL = (3.91 \cdot e^{0.689 \cdot p_0} \cdot aod_{550} + 0.376 \cdot \log(pwc) + 2 + 0.54 \cdot p_0 - 0.5 \cdot p_0^2 + 0.16 \cdot p_0^3) \quad (37)$$

$$p_0 = 1/e^{-elev/8434.5}$$

Esta ecuación solo es válida para valores de  $m$  cercanos a 2. Por lo que, ante esta limitación, se puede asumir que la absorción y dispersión en la atmósfera no varían significativamente durante un día. Precisamente algunos de los modelos suelen utilizar un  $TL$  diario referenciado para valores de  $m=2$ . Este valor se alcanza dos veces al día. Esto implica que se obtiene dos valores de  $TL$  diarios, lo cuales son representativos de todo el día.

Otra opción sería encontrar una nueva expresión que calcule  $TL$  independientemente del valor de  $m$ , Grenier (1994) introduce una nueva fórmula que corrige la influencia de  $m$  con una reducción media del 15% de su valor [22], permitiendo calcular  $TL$  para cada instante del día, sin importar el valor de  $m$ . En este estudio se escoge esta última fórmula, pues es la empleada por Antonazas-Torres en sus modelos [3], en los cuales se basa este estudio.

$$TL = 0.8662 \cdot TL_{m=2} \quad (38)$$

El periodo de actualización mínimo de  $TL$  será igual a la mayor resolución temporal de los parámetros de los que depende. La elevación es constante,  $pwc$  tiene una resolución máxima de 3 horas y  $aod_{550}$  se actualiza como mínimo cada 10 minutos. Por lo tanto, el periodo de actualización de  $TL$  es de 10 minutos como mínimo.

## 2.5 Caracterización de otros parámetros

En este apartado se describen brevemente otros parámetros de entrada necesarios para la aplicación de los modelos paramétricos seleccionados. No se profundiza más en ellos al entenderse que son ampliamente conocidos.

### 2.5.1 Presión, Irradiancia extraterrestre horizontal y albedo.

A continuación, se describen 4 parámetros que son sencillos de obtener:

- La presión atmosférica ( $p$ ). La sonda barométrica montada en la azotea de la estación realiza mediciones de presión atmosférica cada 5 segundos de manera ininterrumpida.
- Irradiancia extraterrestre ( $I_0$ ), es la cantidad de energía por unidad de área procedente del sol en un punto por encima de la atmósfera terrestre en un instante concreto. Los fenómenos que más influyen en

la cantidad de radiación que incide en la superficie terrestre son la absorción y la dispersión. Ambos se producen en la atmósfera, por lo tanto, este parámetro se mantiene independiente a ellos. Depende de la posición relativa de la tierra con respecto al sol. Su valor medio se sitúa en torno a  $1367 \text{ W/m}^2$ . Para ser más precisos en este estudio se utiliza la siguiente expresión para calcular la irradiancia extraterrestre:

$$I_0 = 1367 \cdot E_0 \quad (39)$$

Siendo  $E_0$  la corrección de la distancia a la tierra.

- El albedo ( $\rho$ ) cuantifica el porcentaje de radiación incidente que refleja una superficie. Toma valores entre 0 y 1. Un valor nulo representa una superficie que absorbe toda la radiación que incide sobre ella (cuerpo negro), mientras que la unidad indica que toda la radiación incidente es reflejada. Aunque depende del lugar, la superficie terrestre tiene valores típicos de albedo de 0,35. Localizaciones con albedos altos pueden influir en la cantidad de radiación que finalmente llega a la superficie terrestre, pues la radiación reflejada se convierte en una nueva componente que hay que tener en consideración.

## 3 OBJETIVOS

---

Este estudio se centra en analizar algunos modelos de irradiancia de cielo despejado paramétricos (por sus siglas en inglés CSI) para estimar la irradiancia solar en la estación meteorológica de la Escuela Técnica Superior de Ingeniería de Sevilla (ETSI).

Con los modelos se pretende encontrar una alternativa al sistema de predicción actual del GTER, independiente de los datos de irradiancia reales, para estimar la irradiancia en periodos de cielo despejado. También se busca mejorar la predicción del GTER en los casos donde distinguir entre cielo nuboso y con alta carga de aerosoles tiene más influencia, ya que el método actual no siempre diferencia bien estos casos.

El objetivo del presente trabajo es encontrar un modelo capaz de mejorar las predicciones de irradiancia solar ya existentes y cuyas variables de entrada estén disponibles. Para ello se utilizan varios modelos de estimación de irradiancia solar ya conocidos, los cuales se aplican para esta localización concreta a lo largo del año 2019. Paralelamente también se evalúa el uso de los parámetros con distinta frecuencia de antelación para la predicción de los valores. Las diferentes irradiancias obtenidas, son posteriormente comparadas con los datos reales medidos en la estación y también con las predicciones ya existentes.

# 4 METODOLOGÍA

Para poner en práctica los distintos modelos se utiliza el software libre matemático R. En este programa se alojan los códigos de los modelos con sus respectivas ecuaciones, los cuales han sido desarrollados en la revisión de Antonazas-Torres et al. (2019). Únicamente es necesario introducir los parámetros de entrada locales en dos archivos separados, tal como requiere la función en R. El primer archivo contiene la latitud, la longitud y la elevación sobre el nivel del mar, parámetros fijos, mientras que el segundo incluye los parámetros restantes (parámetros variables). Para crear estos archivos y adaptarlos a las exigencias de la función de R se utiliza el programa Matlab.

Los modelos resuelven las ecuaciones para cada instante, uno a continuación de otro. Por lo tanto, es necesario que todos los parámetros involucrados representen el mismo instante. Aunque esto es lo ideal, lo cierto es que no siempre es posible debido a que cada parámetro presenta su propia frecuencia de registro. Ante esto, una de las frecuencias se establece como referencia, procurando seleccionar de los parámetros restantes aquellos que presenten los instantes más cercanos a la referencia. El criterio para elegir los tiempos de referencia varía en función de cuál es el objetivo. Si se prioriza la precisión, se escogen los tiempos de los parámetros con menor frecuencia y después se seleccionan los valores cercanos a ese instante en los demás parámetros. En cambio, si se busca estimar la mayor cantidad de valores posibles, se opta por los tiempos de los parámetros con mayor frecuencia como base. Estos tiempos ordenados conforman el vector tiempo, siendo éste el índice temporal de las irradiancias estimadas resultantes.

Posteriormente, las irradiancias estimadas se comparan con sus homólogas medidas en la estación, las cuales se toman como referencia. Para ayudar a comprender las diferencias y similitudes de los modelos con la estación se hace uso de distintos parámetros estadísticos, gráficos y diagramas. Con esto se pretende determinar los modelos que presentan una estimación de las irradiancias más acertada de manera general.

En una segunda parte del estudio se pretende analizar las curvas de irradiancia global y directa diarias a partir de las predicciones de los modelos. Después se comparan con las que actualmente predice el GTER, para ver si los modelos mejoran o empeoran la predicción de las curvas reales.

El primer análisis se centra en evaluar la capacidad de estimación de los modelos. Para ello se intenta reducir al máximo posible los errores ajenos al modelo, como son los errores al introducir los parámetros atmosféricos de entrada. Se elimina el carácter de anticipación, escogiendo los parámetros de entrada *a posteriori* para cada instante. La elección de los instantes prioriza aquellos que contengan más valores.

Una vez evaluados, se analiza la capacidad de predicción de los modelos. A diferencia de una estimación, una predicción implica carácter de futuro, por lo tanto, los datos introducidos en los modelos para las predicciones han de ser anteriores al periodo que se desea predecir. La posibilidad de distintos periodos de anticipación en las predicciones justifica la realización de varios análisis. Todos ellos se explican en los siguientes apartados de este capítulo.

## 4.1 Selección de periodos de cielo despejado

Como se explica en apartados anteriores, este estudio se lleva a cabo durante el año 2019 en la estación de GTER de la Universidad de Sevilla, bajo condiciones de cielo despejado. Los modelos analizados no son válidos en presencia de nubosidad, por lo tanto, es necesario diferenciar periodos nubosos de periodos de cielo despejado. El método de cribado de nubes es el usado por la red ESR. La ESR mide los parámetros de los aerosoles con instrumentos que obtienen el espesor óptico de aerosoles (AOD) a partir de la medida de la radiación directa del sol. Por tanto, cuando hay nubes, no puede determinar el AOD puesto que no existe componente directa solar. Esta limitación en el método de medida se puede utilizar para diferenciar los periodos despejados de los nubosos. Es decir, se considera cielo despejado a todo aquel periodo que disponga de mediciones de aerosoles. El método de filtrado de nubes se basa en la estimación de la variabilidad del AOD en tripletas de datos en dos minutos. Aquellas que sobrepasan un determinado umbral, se marcan como afectadas por nubes, basándonos en que la variabilidad de la extinción de los aerosoles es mucho menor que la mostrada por las nubes. Por supuesto, hay

otro tipo de criterios añadidos, pero este es el fundamental. Es una adaptación del método de Smirnov desarrollado para el instrumento Cimel en AERONET [23]. En la Figura 32 se muestra la medición de AOD y  $\alpha$  durante un día donde se alternan cielos nublados y despejados. Se observa cómo entre las 6 y 10 de la mañana existen mediciones constantes de manera ininterrumpida, lo que corresponde a un periodo de cielo despejado. A partir de las 10, las mediciones se ven interrumpidas en algunos intervalos. Cuando esto ocurre significa que el cielo está cubierto en ese instante.

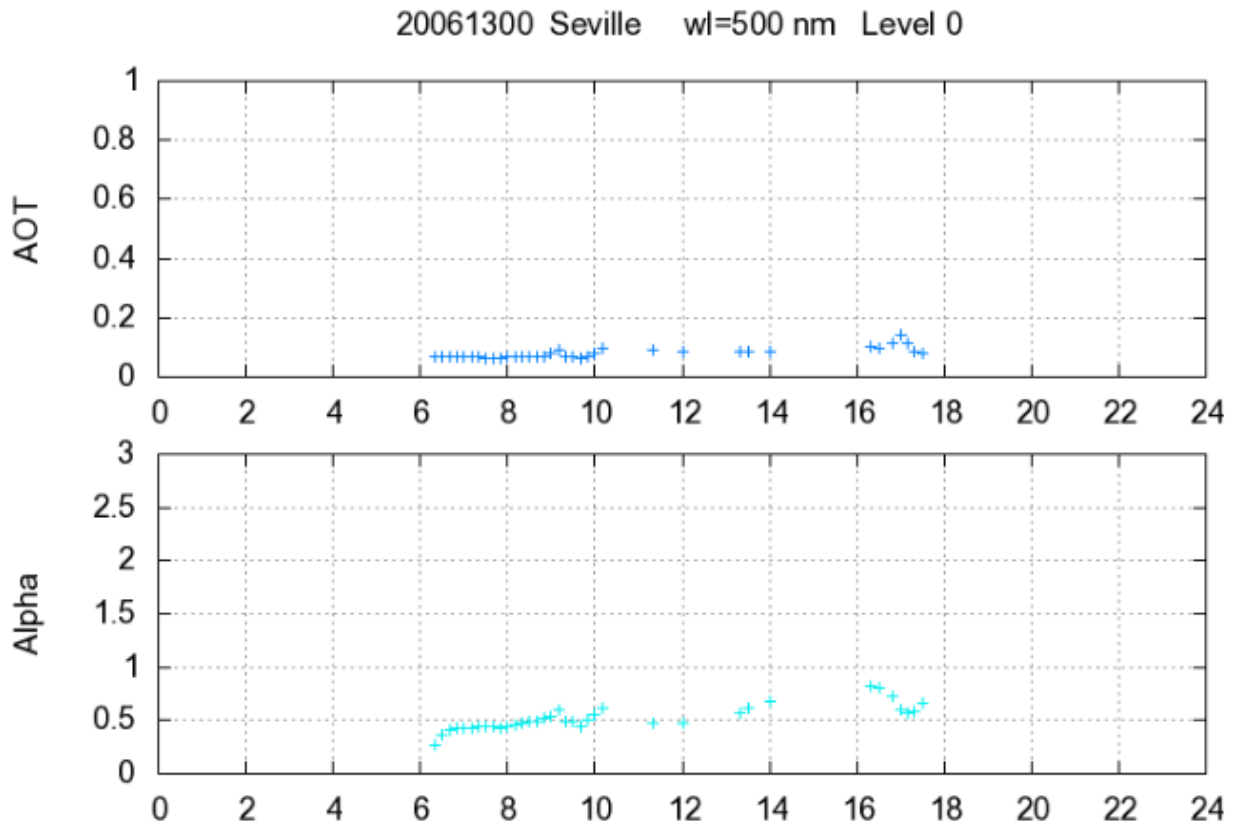


Figura 32. Mediciones de  $\alpha$  y AOT (aerosol optical thickness) para una longitud de onda de 500 nm a lo largo de un día con periodos intermitentes de cielo nublado y despejado

Este método presenta varias limitaciones. La red ESR mide los datos de aerosoles cada 10 minutos. Si no es capaz de realizar una medición debido a la nubosidad vuelve a obtenerla pasados otros 10 minutos y así sucesivamente. Se tiene por tanto la seguridad de que en los instantes donde hay mediciones de aerosoles, las condiciones son de cielo despejado. Sin embargo, no tenemos la certeza de qué ocurre fuera de estos instantes. En este estudio se asumen condiciones de cielo despejado a los periodos comprendidos entre mediciones de AOD que no sean mayores de 10 minutos. Si son mayores, el periodo se considera como nublado.

Otra limitación de este método de discretización es que es más restrictivo que el basado en el índice de transmitancia ( $kb$ ), incluso considerando erróneamente falsos periodos nublados. Esto se da sobre todo en periodos alternos de nubes y claros con nubosidad muy dispersa. Esto limita los periodos a estimar, pues este estudio solo pretende predecir la irradiancia en periodos despejados y siguiendo este criterio pueden quedarse fuera del análisis algunos periodos que deberían incluirse. Por su parte el método utilizando  $kb$  considera nublados los periodos con alta calima. Así que cada uno tiene sus fallos.

## 4.2 Evaluación de los modelos para Sevilla

Los modelos paramétricos estiman mejor los resultados si cuentan con los parámetros de entrada más actualizados. La situación óptima pasa por introducir las variables de entrada para el mismo instante que se

quiere estimar la irradiancia. Se decide entonces probar todos los modelos utilizando parámetros de entrada lo más cercanos posible al instante que se desea estimar.

Una vez fijado el índice temporal, todos los parámetros de entrada deben ser lo más cercanos posibles a dicho índice, tanto del pasado como del futuro. Es decir, si se quiere estimar la irradiancia a las 10:00:00 horas, y se tiene una variable de entrada para las 09:50:00 y las 10:05:00, se escoge esta última por encontrarse a 5 minutos del instante deseado frente a los 10 minutos de la primera opción. Obviamente, esto solo puede hacerse en un análisis *a posteriori*. Es inviable si se quiere predecir un tiempo futuro, ya que nunca se dispondría del dato de entrada para las 10:05:00.

De esta manera comparamos los resultados de los modelos con las mediciones en el escenario más idóneo. Los modelos que mejor se comportan en estas condiciones tienen más posibilidades de hacerlo también a la hora de predecir periodos de irradiancia futuros, aunque puede no ser así. Por ejemplo, un modelo puede tener una mayor sensibilidad que otro ante el grado de actualización de los parámetros de entrada, pudiendo presentar peores resultados si no se introducen los datos lo suficientemente recientes. En cambio, otro modelo, en un principio con peores resultados, puede presentar un mejor comportamiento relativo, aunque no se le proporcionen los valores de entrada más cercanos al periodo que se desea predecir.

### 4.3 Predicción con los datos del día anterior

Los modelos paramétricos se pueden utilizar para estimar la irradiancia de un día completo a partir del día anterior. Esto consiste en introducir como variables de entrada de los modelos los parámetros del día anterior y a partir de ellos calcular la irradiancia para el día siguiente. Los parámetros de entrada de los modelos para el día que se desea predecir se asumen fijos, y corresponden a los últimos recopilados del día anterior. Se considera día anterior al día más cercano inmediatamente anterior del que haya mediciones disponibles.

Los parámetros de entrada que se adoptan del día anterior son solo aquellos obtenidos de bases de datos o los que dependen de ellos. En este estudio estos parámetros son los correspondientes a datos atmosféricos, que se obtienen de la estación del GTER, de la red ESR y de la red ECMWF. Concretamente los parámetros afectados son:  $pwc$ ,  $uo$ ,  $un$ ,  $al$ ,  $\alpha$ ,  $\beta$ , los diferentes espesores ópticos  $AOD_\lambda$ ,  $p$ , y por último  $TL$ . Los demás parámetros no sufren variación alguna en cuanto a cómo se obtienen. A diferentes intervalos, tanto la estación GTER como la red ECMWF miden los parámetros necesarios de manera ininterrumpida, salvo causas extraordinarias. Sin embargo, como ya se ha explicado en apartados anteriores, la red ESR solo proporciona datos de aerosoles en periodos diurnos y de cielo despejado. Estas diferencias provocan que no todas las medidas del día anterior disponibles de cada parámetro correspondan al mismo instante. Por lo tanto, es necesario definir con mayor exactitud el criterio utilizado para determinar la medida disponible del día anterior.

Para este análisis se decide utilizar las 23:59:59 del día inmediatamente anterior como instante de referencia para actualizar los datos. Con los parámetros más recientes en ese momento se calcula la irradiancia del día siguiente a través de los modelos. La última medición del día hecha por la red ECMWF es a las 21:00:00, por lo tanto, al actualizar a las 23:59:59, los parámetros de la ECMWF representan en realidad las 21:00:00. La presión atmosférica, al medirse cada 5 segundos, presenta su valor más reciente para el instante de actualización a las 23:59:55. Finalmente, la última medición de datos de aerosoles corresponderá a un instante previo al ocaso que presente condiciones de cielo despejado. Si en el día, la ESR no realiza ninguna medición se busca en el día anterior y así sucesivamente hasta encontrar una. Esto quiere decir que, si los días previos al día a estimar son nubosos, los parámetros de aerosoles serán los obtenidos varios días atrás.

Se pueden establecer otros criterios para escoger la medición de referencia del día anterior. Por ejemplo, emplear una media de los parámetros de todo día anterior o parte de este también sería conveniente para aquellos parámetros muy variables, como puede ser el caso de aerosoles. Aportaría mayor estabilidad al modelo en el caso de que hubiera *outliers*, sin embargo, perdería el carácter de cercanía a la actualización. Una media ponderada dando mayor peso a los últimos valores puede ser una buena opción intermedia. En este estudio en virtud de la simplicidad se decide mantener el último valor del día inmediatamente anterior como referencia para día siguiente.

La previsión de irradiancia resultante de los distintos modelos y las predicciones hechas por el GTER se



comparan con las observaciones reales, durante los periodos despejados. En este caso, la predicción de los modelos y la del GTER presentan la misma antelación de pronóstico, de un día para otro.

#### 4.4 Predicción con el primer instante del día

En un día determinado puede ser interesante saber el desarrollo que va a tomar la irradiancia durante ese día a partir de la información en su inicio. Por ello se decide hacer otro análisis con los modelos, introduciendo los parámetros de entrada disponibles del primer instante del día, el cual se asume representativo de todo el día. En este estudio se considera como primer instante del día al momento más cercano al amanecer, diurno y con condiciones de cielo despejado. Emplear únicamente el primer instante y no la media de un periodo concreto no es la mejor opción para los parámetros con alta variabilidad, como puede ser el caso de los aerosoles, sin embargo, es un criterio sencillo y aplicable a todos los días.

Los parámetros de entrada que se adoptan del instante más temprano del día son solo los obtenidos a partir de bases de datos o los que dependen de ellos. En este estudio estos parámetros son los correspondientes a datos atmosféricos, que se obtienen de la estación del GTER, de la red ESR y de la red ECMWF. Concretamente los parámetros afectados son:  $pwc$ ,  $uo$ ,  $un$ ,  $al$ ,  $\alpha$ ,  $\beta$ , los diferentes espesores ópticos  $AOD_\lambda$ ,  $p$ , y por último  $TL$ . Los demás parámetros no sufren variación alguna en cuanto a cómo se obtienen. Tanto la estación del GTER como la red ECMWF miden los parámetros necesarios de manera ininterrumpida, salvo causas extraordinarias. Sin embargo, como ya se ha explicado en apartados anteriores, la red ESR solo proporciona datos de aerosoles en periodos diurnos y con cielo despejado. Estas diferencias provocan que las medidas del primer instante del día disponibles de cada parámetro no correspondan al mismo instante. Por lo tanto, es necesario definir con mayor exactitud el criterio que se utiliza para determinar el primer instante del día, pues tiene varias interpretaciones dependiendo del parámetro que se tome como referencia. Para este análisis se consideran los tiempos de la ESR como referencia por ser la base de datos más restrictiva. Por tanto, el instante de la primera medida del día de la ESR es también el de los demás parámetros, los cuales toman el valor para ese instante. Este criterio presenta la limitación de que la medida más temprana del día no puede ser anterior al amanecer. También debe cumplir las condiciones de cielo despejado. Hasta que no haya una medición de la ESR, no se podrá estimar la irradiancia para el día restante. En días completamente nubosos esta limitación no es relevante, pues este estudio no pretende estimar la irradiancia durante periodos nubosos. El problema surge cuando la primera medida del día se presenta con el día muy avanzado, a partir de la cual se estimaría el resto del día. Como consecuencia, la estimación de este tipo de días no se realizaría en igualdad de condiciones respecto a aquellos días que desde el amanecer presentan cielo despejado. La anticipación del primero es menor que la del segundo.

La previsión de irradiancia resultante de los distintos modelos se compara con las observaciones reales hechas en la estación y también con las predicciones realizadas por el GTER.

#### 4.5 Predicción con actualización cada 3 horas

Otra opción que se analiza con los modelos es introducir los parámetros de entrada cada cierto tiempo durante el mismo día. Es un modo más preciso que los anteriores, pues los parámetros de entrada se encuentran más cercanos al periodo a estimar. El tiempo que transcurre entre una actualización y otra es de 3 horas. Se emplea este intervalo porque es el mismo que se utiliza en la base de datos de la red ECMWF, donde los valores de composición atmosférica se actualizan cada 3 horas empezando a las 00:00:00.

Los parámetros de entrada que se actualizan cada 3 horas son solo los obtenidos a partir de bases de datos o los que dependen de ellos. En este estudio estos parámetros son los correspondientes a datos atmosféricos, que se obtienen de la estación del GTER, de la red ESR y de la red ECMWF. Concretamente los parámetros afectados son:  $pwc$ ,  $uo$ ,  $un$ ,  $al$ ,  $\alpha$ ,  $\beta$ , los diferentes espesores ópticos  $AOD_\lambda$ ,  $p$ , y por último  $TL$ . Los demás parámetros no sufren variación alguna en cuanto a cómo se obtienen. A diferentes intervalos, tanto la estación GTER como la red ECMWF miden los parámetros necesarios de manera ininterrumpida, salvo causas extraordinarias. Sin embargo, como ya se ha explicado en apartados anteriores, la red ESR solo proporciona datos de aerosoles en

periodos diurnos y cielo despejado. Estas diferencias provocan que no todas las medidas que se actualizan de cada parámetro correspondan al mismo instante. Los parámetros se actualizan con la última medición disponible en el momento de actualización fijado. Al usar como referencia los tiempos de actualización de ECMWF, sus datos representan exactamente ese instante. La presión atmosférica, al medirse cada 5 segundos, presenta su valor más reciente 5 segundos antes del instante de actualización. Por ejemplo, si se actualiza a las 15:00:00, el dato de presión atmosférica corresponde a la medición hecha a las 14:59:55. En el caso de los aerosoles, debido a las limitaciones de medición de la ESR, los datos corresponderán al instante diurno despejado más cercano a la actualización, que puede ser hace segundos, horas o días.

Se pueden establecer otros criterios en vez de escoger la última medida del periodo para estimar el siguiente. Por ejemplo, emplear una media de los parámetros del periodo anterior (y no la última) sería conveniente para aquellos parámetros muy variables, como puede ser el caso de aerosoles. Aportaría mayor estabilidad al modelo en el caso de que hubiera outliers, sin embargo, ya no sería el valor más reciente al instante de actualización. Una media ponderada dando mayor peso a los últimos valores puede ser una buena opción intermedia. En este estudio en virtud de la simplicidad se decide mantener el último valor del periodo inmediatamente anterior como referencia al actualizar los parámetros al siguiente periodo.

La previsión de irradiancia resultante de los distintos modelos se compara con las observaciones reales y las predicciones del GTER, durante los periodos despejados del año 2019.

## 4.6 Predicción con actualización máxima

Es la más ambiciosa y la manera que a priori debería aportar los mejores resultados. Los parámetros de entrada utilizados en los modelos se actualizan a la mayor frecuencia disponible. Esto quiere decir que, si se desea predecir la irradiancia en un periodo de tiempo determinado, se deben emplear los parámetros de entrada del periodo inmediatamente anterior disponible. Cada parámetro presenta una resolución temporal diferente la cual determina su periodo de actualización individual. En este estudio la resolución temporal de las predicciones es de 5 segundos para hacer coincidir con la resolución temporal de las observaciones de irradiancia real. Esto implica que la actualización máxima disponible es de 5 segundos. Por lo tanto, la predicción, según este criterio, está hecha a partir de los datos obtenidos 5 segundos antes. Por ejemplo, la predicción de la irradiancia a las 11:30:00 se calculará a partir de los parámetros de entrada disponibles de las 11:29:55. Como ya se ha explicado en los apartados anteriores, esto no quiere decir que todos los parámetros hayan sido medidos en el momento exacto de la actualización, pero sí que su medición es la más cercana a ese instante.

La previsión de irradiancia resultante de los distintos modelos se compara con las observaciones reales y las predicciones del GTER, durante los periodos despejados del año 2019.

## 4.7 Comparativa con el método del GTER

Atendiendo a la primera parte de proceso empleado por el GTER para predecir los valores de irradiancia, es decir, la obtención de una estimación de las curvas para cielo despejado se puede ver que es simple. Su predicción asume que, para un mismo emplazamiento, las condiciones de turbidez atmosférica, de las cuales depende la irradiancia se pueden considerar constantes en periodos cortos de tiempo, como puede ser de un día para otro. Sin embargo, las diferencias en las condiciones atmosféricas no siempre son despreciables. Por lo tanto, su fiabilidad está fuertemente determinada por las alteraciones en las condiciones atmosféricas entre días consecutivos. Las estimaciones de las curvas son aceptables cuando las condiciones atmosféricas no cambian. Sin embargo, cuando estas son inestables o simplemente el día anterior de referencia utilizado se encuentra varios días atrás, pueden presentar mayores diferencias. Desde el punto de vista teórico, la debilidad de este sistema radica en asumir, en virtud de la simplicidad, que las condiciones atmosféricas se mantienen constantes entre días cercanos. Esto no siempre ocurre, y a veces, el día de referencia se encuentra varios días atrás, siendo más improbable que las condiciones se mantengan invariables. Surge por tanto la necesidad de implementar otra manera de predecir las curvas en cielo despejado, que pueda resolver los errores de predicción cuando las

condiciones atmosféricas cambian considerablemente con respecto al día de referencia. Las predicciones del GTER también pueden presentar imprecisiones derivadas del método utilizado para determinar las condiciones de cielo despejado. Tal como se explica en el punto 2.2, basarse solo en  $kb$  puede llevar a considerar falsos periodos nubosos, como ocurre en los días con alta turbidez atmosférica o calima, lo que implica erróneamente escoger días de referencia más alejados al periodo a estimar, traduciéndose en una peor predicción.

Los modelos que se analizan en este estudio calculan las curvas de irradiancia global y directa resolviendo distintas ecuaciones paramétricas. En ellas se hace uso de los parámetros de entrada atmosféricos descritos en la Tabla 1, que a priori ayudan a distinguir mejor entre cielo nuboso y con calima. La estimación con los modelos es independiente de los datos de irradiancia reales.

## 4.8 Análisis de los resultados

Una vez obtenidos los valores de irradiancia con los modelos se comparan con los datos reales. Las predicciones hechas por el GTER se comparan considerándolas como un modelo más. El objetivo es analizar las diferencias entre los datos estimados y los reales registrados en los mismos instantes. Para ello se hace uso de diferentes parámetros estadísticos, así como de gráficas y diagramas para representarlos.

### 4.8.1 Parámetros estadísticos

La forma más sencilla para representar las irradiancias calculadas frente a las medidas *in situ*, es mediante un gráfico de dispersión. Representando las irradiancias obtenidas con el modelo frente a las observadas, en los ejes  $x$  e  $y$ , respectivamente. Se crea un gráfico para cada irradiancia y modelo, es decir, 3 gráficas por modelo. Para cuantificar la relación lineal del modelo se utiliza el coeficiente de determinación ( $R^2$ ) que, para una regresión lineal como en este caso, no es más que el cuadrado del coeficiente de correlación de *Pearson*.

$$R^2 = \left( \frac{\sigma_{mo}}{\sigma_m \sigma_o} \right)^2 \quad (40)$$

Siendo  $\sigma_{mo}$  la covarianza de las irradiancias calculadas ( $m$ ) y medidas ( $o$ ), y  $\sigma_m$  y  $\sigma_o$  las desviaciones estándar de  $m$  y  $o$ .  $R^2$  toma valores entre 0 y 1. Valores cercanos a 1 representan una alta relación lineal, mientras que valores más próximos a 0 indican lo contrario.

Otra forma de analizar los resultados de los modelos es mediante el cálculo de diferentes tipos de errores estadísticos. Para calcularlos, se trabaja con pares de datos, que en nuestro estudio son las irradiancias calculadas ( $m$ ) y las medidas ( $o$ ). Los errores utilizados para este análisis son: la raíz cuadrada del error cuadrático medio (por sus siglas en inglés *RMSE*), el error medio absoluto (por sus siglas en inglés *MAE*), el error medio sesgado (por sus siglas en inglés *MBE*) y la raíz cuadrada del error cuadrático medio insesgado o imparcial (por sus siglas en inglés *URMSE*). Cada uno de los errores estadísticos enumerados representa diferentes formas de medir la precisión y todas ellas son relevantes. En conjunto ofrecen una visión más completa del comportamiento de los modelos, evitando así los propios sesgos que presentan los errores por separado.

*MAE* representa el promedio de las desviaciones en valor absoluto del modelo con respecto a las observaciones.

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |m_i - o_i| \quad (41)$$

*RMSE* representa la media cuadrática de las desviaciones del modelo. Se entiende por desviación del modelo la diferencia entre el valor calculado y el medido. Este error, a diferencia de *MAE*, es más sensible a las desviaciones puntuales que se encuentran en los extremos y depende del número de muestras.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (m_i - o_i)^2} \quad (42)$$

*MBE* indica la diferencia media entre el valor calculado y el medido. Indica si el modelo subestima o sobreestima.

$$MBE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (m_i - o_i) \quad (43)$$

Hay que destacar que como su propio nombre indica, *MBE* presenta un sesgo importante cuando las desviaciones positivas y negativas son similares en valor absoluto, o lo que es lo mismo, los errores de subestimación y sobreestimación se cancelan, dando como resultado un valor de *MBE* cercano a 0. Esto puede dar la percepción de que existe una elevada coincidencia entre los valores calculados y medidos, lo cual es falso.

*URMSE* es la raíz cuadrada de la varianza de la diferencia, entendiendo por diferencia la resta entre el valor calculado y el esperado, o lo que es lo mismo, la desviación estándar de las diferencias.

$$URMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left[ (m_i - o_i) - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (m_i - o_i) \right]^2} \quad (44)$$

Todos estos errores dependen de la magnitud de los datos. Para que los errores sean independientes de la escala, se emplean versiones normalizadas. En este caso se denomina error normalizado al error dividido entre el promedio de las irradiancias observadas, dando lugar a *nRMSE*, *nMAE*, *nMBE* y *nURMSE*. Con esto se consigue comparar los errores entre los distintos tipos de irradiancia.

$$nRMSE = \frac{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (m_i - o_i)^2}}{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n o_i} \quad (45)$$

$$nURMSE = \frac{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left[ (m_i - o_i) - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (m_i - o_i) \right]^2}}{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n o_i} \quad (46)$$

$$nMBE = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (m_i - o_i)}{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n o_i} \quad (47)$$

$$nMAE = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |m_i - o_i|}{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n o_i} \quad (48)$$

#### 4.8.2 “Target diagrams” o diagramas objetivo

Existe una relación entre los parámetros estadísticos *RMSE*, *MBE* y *URMSE*, la cual es válida también para las versiones normalizadas de los errores.

$$RMSE^2 = URMSE^2 + MBE^2 \quad (49)$$

La relación anterior recuerda a la conocida expresión de Pitágoras para un triángulo rectángulo, donde por analogía los catetos del triángulo serían *URMSE* y *MBE*, y *RMSE* correspondería a la hipotenusa.

Para representar conjuntamente *RMSE*, *MBE* y *URMSE* se utiliza un gráfico objetivo, dónde *nURMSE* y *nMBE* están representados en los ejes *x* e *y*, respectivamente. Teniendo en cuenta la relación anterior, la distancia entre el punto resultante y el origen muestra el valor de *nRMSE*.

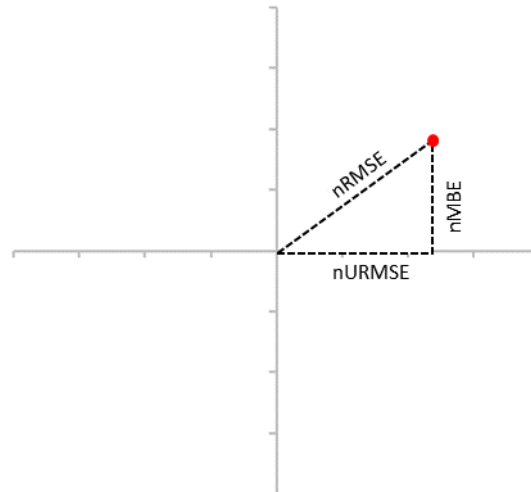


Figura 33. Ejemplo de diagrama objetivo con un modelo (punto de color rojo). Las ordenadas representan nMBE y las abscisas nRMSE.

Debido a que la  $nURMSE$  toma valores siempre positivos, no habría nunca ningún valor en la región a la izquierda del eje de ordenadas. Para aprovechar más el gráfico, se representa  $nURMSE \cdot SIGN(\sigma_m - \sigma_o)$  en lugar de  $nURMSE$ , donde  $SIGN(\sigma_m - \sigma_o)$  no es más que el signo de la diferencia entre la desviación estándar del modelo ( $\sigma_m$ ) y las observaciones ( $\sigma_o$ ). El resultado puede tomar valores positivos o negativos.

Valores positivos y negativos en el eje  $y$  indican si el modelo sobreestima o subestima las irradiancias, respectivamente. El eje  $x$  proporciona el valor de  $nURMSE$  e indica si la desviación estándar del modelo es mayor o menor que la desviación estándar de las observaciones (valores positivos o negativos en el eje  $x$ , respectivamente). La distancia de cualquier punto al origen de coordenadas representa  $nRMSE$ .

Gracias al diagrama se pueden comparar los 8 modelos a la vez. Se construyen 3 gráficas, una para cada componente de irradiancia ( $G0$ ,  $Bn$  y  $D0$ ) donde cada punto representa un modelo.

### 4.8.3 Curvas de irradiancia

Los gráficos de dispersión, así como los distintos errores estadísticos, analizan el comportamiento general de los modelos dentro de un periodo largo de tiempo. Esto permite decantarse por uno u otro modelo, pero es necesario después analizar cada día por separado para realizar un análisis más completo. Puede que un modelo actúe mejor en determinadas condiciones frente a otro y esto incluye también a la predicción del GTER. Esto en un análisis global del periodo no se puede detectar. Por ello, además del anterior análisis se deciden representar las curvas diarias de irradiancia de algunos días concretos. Las curvas se representan en un gráfico de ejes ortogonales  $x$  e  $y$  donde  $x$  indica la hora del día e  $y$  el valor de la irradiancia.

Teniendo en cuenta el total de días del periodo (365), el número de modelos analizados (8) y los distintos tipos de análisis, representar todas las curvas es una opción que se descarta debido a su extensión. En su lugar, tras ver las curvas de todos los días, se decide representar aquellas que presenten características relevantes o aporten información de interés para este estudio.

De todo el año 2019 se han escogido 12 días, uno por cada mes, suficientemente espaciados entre sí y que cumplen las condiciones de cielo despejado. Las curvas estimadas con el modelo van acompañadas de su homóloga real (medida por la estación) y la estimación hecha por el GTER, todas ellas juntas en un mismo gráfico. De este modo es posible comparar el comportamiento de los modelos y del GTER en un día concreto y así determinar qué predicción es más acertada con respecto a la curva real.

# 5 RESULTADOS

---

En este capítulo se muestran los resultados de los apartados propuestos en la metodología. Se divide en varios apartados según el criterio de obtención de los parámetros atmosféricos de entrada de los modelos. El primero, corresponde a la evaluación de la capacidad de estimación de los modelos. Los demás apartados recogen los resultados de las predicciones con los modelos según el periodo de anticipación.

La evaluación de los modelos se divide en 2 subapartados. En el primero, se muestran los gráficos de dispersión y en el segundo los errores estadísticos. Los apartados siguientes, correspondientes a la predicción, se componen también de 2 subapartados cada uno, el primero contiene los errores estadísticos y el segundo una selección de las curvas de irradiancia diarias más características. No se incluye las curvas en el primer apartado por entender que no aporta información relevante.

Para evaluar la predicción de los modelos se realiza una selección de curvas de irradiancia, tanto global como directa, de días sueltos que presentan alguna característica relevante que merece la pena destacar. Se decide escoger 5 días en total, los mismos para todos los análisis. El primero representa los días despejados cuyo día previo también es despejado. El segundo corresponde a un día despejado cuyo día anterior fue nublado. El tercer día es despejado, con la característica de que el día previo hubo calima. El cuarto presenta cielo con calima, igual que el día anterior. Y, por último, el quinto, un día con alta carga de aerosoles. Estos 5 días representan 5 situaciones características que se dan a lo largo de año. Cada gráfico representa todas las curvas de irradiancia global o directa de un día concreto, incluyendo la curva real, la cual presenta un trazo más grueso que las demás y de color negro. La curva de la predicción del GTER también se muestra en un trazo ligeramente más grueso de color marrón. Para las demás curvas consultar la leyenda del gráfico. Conviene recordar que este estudio solo analiza los resultados en periodos despejados, por lo tanto, las curvas pueden presentar vacíos a lo largo del día, los cuales indican un periodo de cielo nublado.

## 5.1 Evaluación de los modelos para Sevilla

Este apartado contiene los resultados obtenidos con los parámetros más cercanos al instante de estimación, teniendo en cuenta tanto las mediciones anteriores como posteriores, tal como se indica en el apartado 4.2.

### 5.1.1 Gráficos de dispersión

Los gráficos de dispersión son los correspondientes a las 3 irradiancias analizadas, global ( $G0$ ), directa ( $Bn$ ) y difusa ( $D0$ ). En ellos se comparan las irradiancias medidas *in situ* en la estación (eje  $x$ ) con las estimadas por los modelos (eje  $y$ ). Cada gráfico se muestra acompañado del valor del parámetro estadístico  $R^2$ , de la recta de regresión obtenida por mínimos cuadrados que pasa por el origen y la recta  $y=x$ .

#### 5.1.1.1 ESRA

En este apartado se muestran los gráficos de dispersion de las tres componentes de irradiancia estimadas con el modelo ESRA.

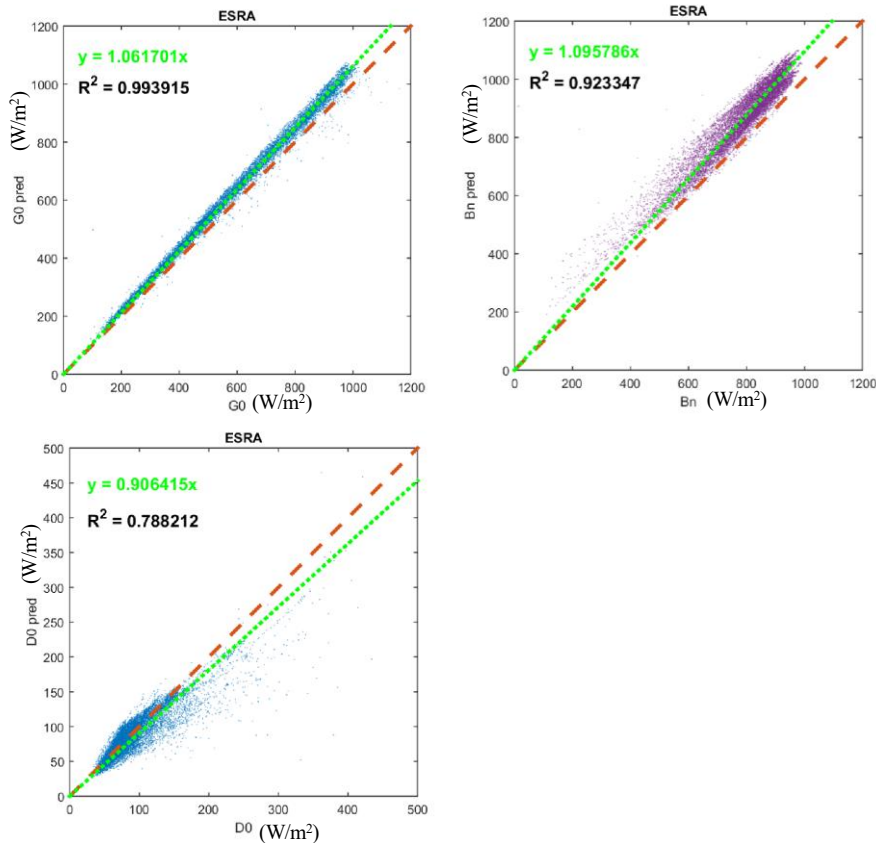


Figura 34. Gráficos de dispersión de las estimaciones de  $G0$ ,  $Bn$  y  $D0$  con el modelo ESRA frente a las observaciones.

El modelo ESRA se basa fundamentalmente en  $TL$  para estimar la irradiancia. Se observa una linealidad aceptable en  $Bn$  con un sesgo de sobreestimación parecido en todos los valores. La estimación de irradiancia difusa subestima los valores reales aunque no de manera clara, existiendo también puntos donde se sobreestiman. La global en cambio presenta una linealidad excelente con una leve sobreestimación constante en casi todos los puntos. Si acaso un mayor desvío en los valores más altos de irradiancia global. Esto se debe a que la global en este modelo se estima como una combinación de  $Bn$  y  $D0$ , entonces las sobreestimaciones  $Bn$  se contrarrestan con las subestimaciones de  $D0$ .

### 5.1.1.2 HE1

En este apartado se muestran los gráficos de dispersión de las tres componentes de irradiancia estimadas con el modelo HE1.

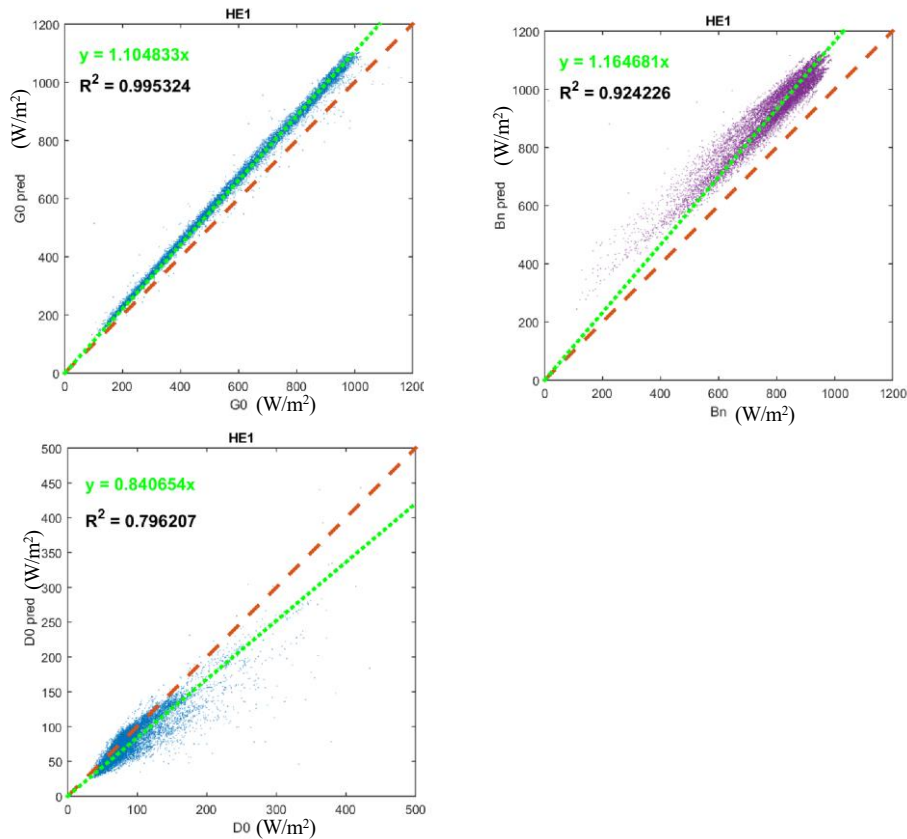


Figura 35. Gráficos de dispersión de las estimaciones de  $G_0$ ,  $B_n$  y  $D_0$  con el modelo HE1 frente a las observaciones.

Este modelo también basa su estimación en  $TL$ . Ofrece una linealidad similar al modelo ESRA. El modelo sobreestima la directa, subestima la difusa y sobreestima la global. Las desviaciones son mayores comparadas con ESRA en las 3 componentes de irradiancia. Se observa una mayor tendencia a sobreestimar la directa con irradiancias bajas. Se acentúa la desviación en módulo conforme la irradiancia global aumenta. La subestimación de la difusa, aunque con una dispersión similar, es mayor que para ESRA. De los ocho modelos analizados es el que mayores desviaciones presenta para la estimación de la irradiancia directa y global.

### 5.1.1.3 IP2002

En este apartado se muestran los gráficos de dispersión de las tres componentes de irradiancia estimadas con el modelo IP2002.



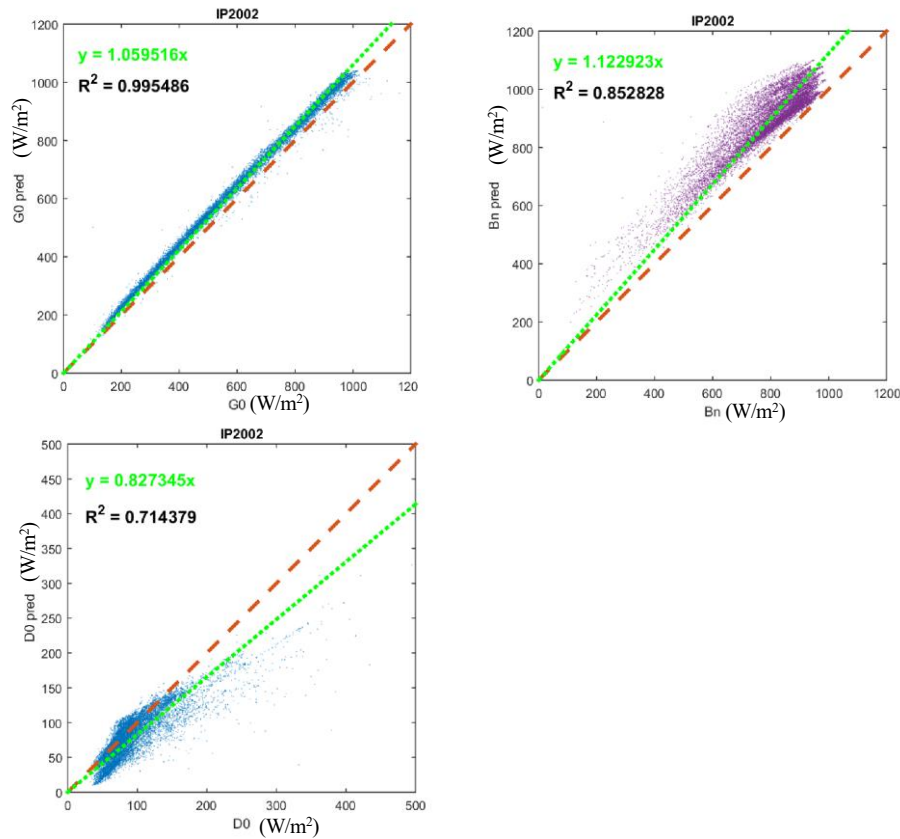


Figura 36. Gráficos de dispersión de las estimaciones de  $G_0$ ,  $B_n$  y  $D_0$  con el modelo IP2002 frente a las observaciones.

Este modelo también basa su predicción en  $TL$ . Las irradiancias directa y difusa presentan una linealidad más baja que en los otros dos modelos dependientes de  $TL$  (ESRA y HE1), mientras que la global mantiene una muy buena linealidad. Al igual que los dos modelos anteriores, IP2002 sobreestima la irradiancia directa, con desviaciones mayores que ESRA, pero menores que HE1, mostrando desviaciones mayores a bajas irradiancias. El comportamiento frente a la difusa es peor, llegando incluso a subestimar las irradiancias en un 50% para valores bajos. Estas desviaciones se contrarrestan al estimar la global, dando como resultado una buena estimación de la irradiancia global, levemente sobreestimada pero constante para todos los valores.

Se observa una linealidad excelente para la componente global.

#### 5.1.1.4 K1980

En este apartado se muestran los gráficos de dispersión de las tres componentes de irradiancia estimadas con el modelo K1980.

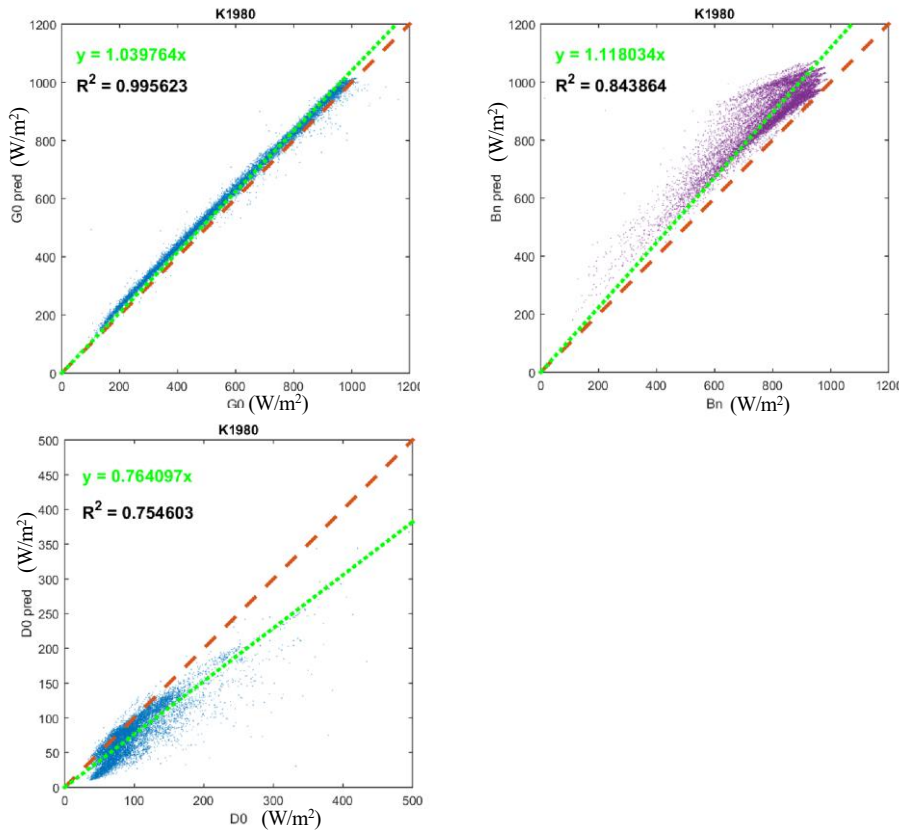


Figura 37. Gráficos de dispersión de las estimaciones de  $G_0$ ,  $B_n$  y  $D_0$  con el modelo K1980 frente a las observaciones.

El modelo K1980 depende de  $TL$ , al igual que los 3 modelos anteriores. Presenta una linealidad aceptable para la irradiancia directa y la difusa y muy buena para la global. Se observa una sobreestimación de la irradiancia directa, más acusada para valores bajos. La difusa subestima los valores reales más que en los modelos anteriores, donde también la dispersión es mayor. No obstante, las estimaciones de irradiancia global son las mejores hasta ahora, presentando una ligera sobreestimación, constante en todo el rango de valores, acompañada de una dispersión muy baja. Esto se debe a que la sobreestimación de directa se mantiene con respecto a los modelos anteriores, pero la difusa se subestima en mayor medida, dando como resultado una disminución de la componente global. Esta disminución atenúa la sobreestimación de la global, mostrando un sesgo menor que los modelos anteriores.

#### 5.1.1.5 mP1982

En este apartado se muestran los gráficos de dispersión de las tres componentes de irradiancia estimadas con el modelo mP1982.

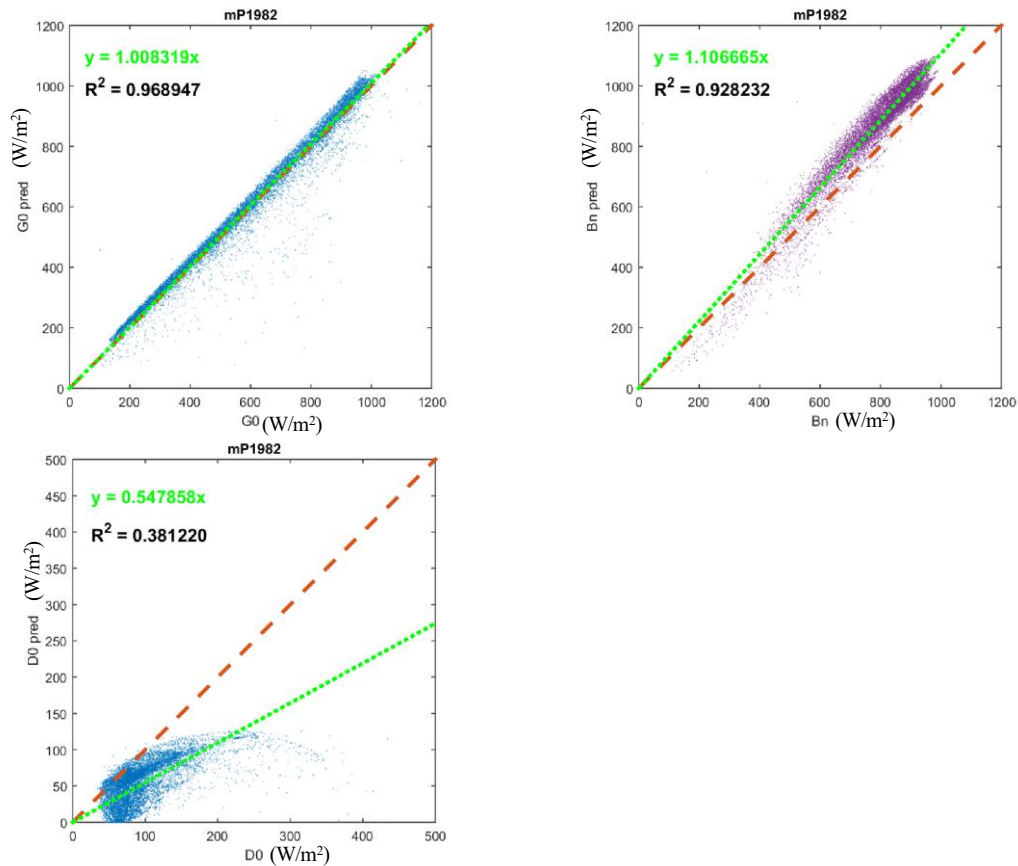


Figura 38. Gráficos de dispersión de las estimaciones de  $G_0$ ,  $B_n$  y  $D_0$  con el modelo mP1982 frente a las observaciones.

En este modelo se observa un comportamiento distinto al visto en los 4 modelos anteriores. La linealidad de la irradiancia directa mejora ligeramente con respecto a los primeros modelos, dependientes de  $TL$ . La global presenta un comportamiento lineal muy bueno, aunque ligeramente menor, debido sobretodo a unas pocas subestimaciones dispersas. La difusa muestra claramente comportamiento no lineal. El modelo sobreestima la directa, la cual aumenta con la irradiancia. Se observa que incluso a bajas irradiancias las estimaciones de directa se encuentran por debajo del valor real. Los valores de la global se encuentran prácticamente sobre la diagonal, lo cual indica que el modelo no presenta ningún sesgo. Unos pocos valores de irradiancia global son subestimados, pero pueden considerarse residuales ya que la recta de regresión (verde) tiene una alta coincidencia con la diagonal (rojo). Hasta ahora es el modelo que mejor estima la global. La componente difusa presenta una gran subestimación, que se incrementa conforme los valores de irradiancia aumentan, y como se puede ver no de manera lineal. También se observa una alta dispersión. Es la peor estimación de difusa vista hasta ahora. Es un modelo de estimación desequilibrado, pues presenta un comportamiento excelente ante la global pero muy deficiente ante la difusa.

### 5.1.1.6 mP2000

En este apartado se muestran los gráficos de dispersión de las tres componentes de irradiancia estimadas con el modelo mP2000.

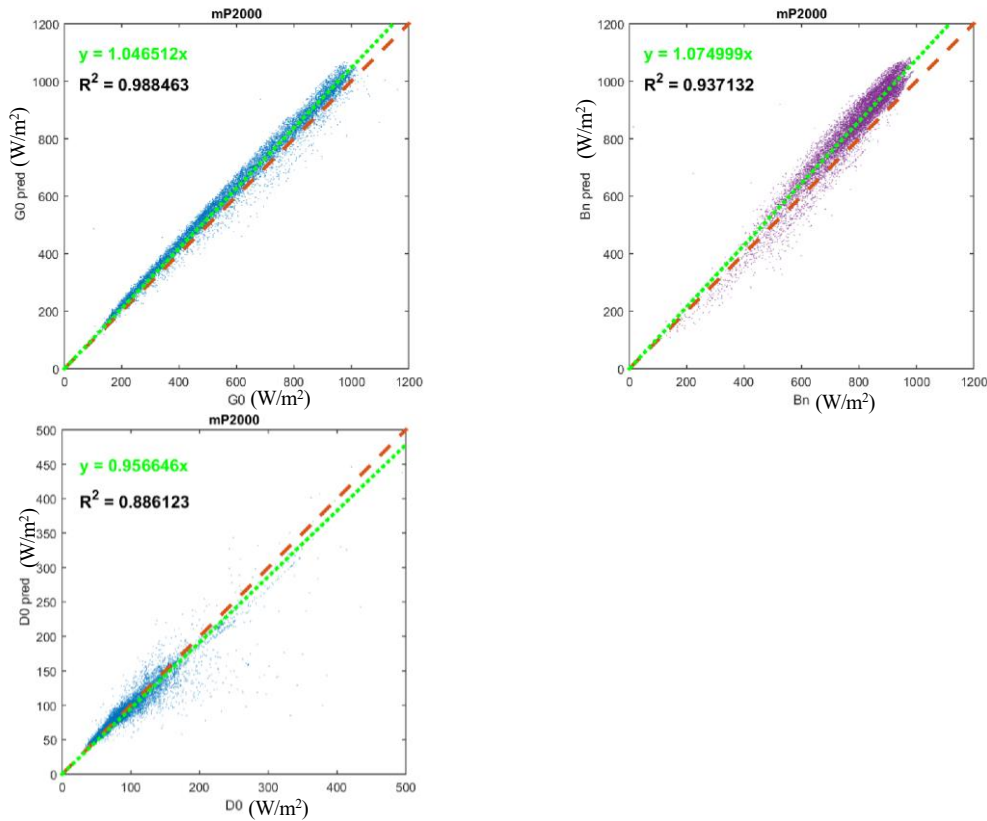


Figura 39. Gráficos de dispersión de las estimaciones de  $G_0$ ,  $B_n$  y  $D_0$  con el modelo mP2000 frente a las observaciones.

Este modelo muestra un buen comportamiento lineal en las tres componentes. Resalta la linealidad de la difusa, que suele ser menor y en este caso logra un  $R^2 = 0,89$ , el mayor valor alcanzado por los modelos para la difusa. La directa presenta una pequeña sobreestimación acompañada de una dispersión baja, lo que la convierte en una muy buena estimación. La difusa, además de su comportamiento lineal, muestra una sobreestimación para valores bajos y una subestimación para valores altos, ambas se consideran pequeñas desviaciones. Todo ello convierte al modelo mP2000 en el mejor para estimar la difusa. La global presenta una leve sobreestimación, relativamente constante en todo el rango de valores. Es un modelo bastante equilibrado, estimando muy bien la directa y la global, y la difusa de manera excelente.

#### 5.1.1.7 REST2

En este apartado se muestran los gráficos de dispersión de las tres componentes de irradiancia estimadas con el modelo REST2.

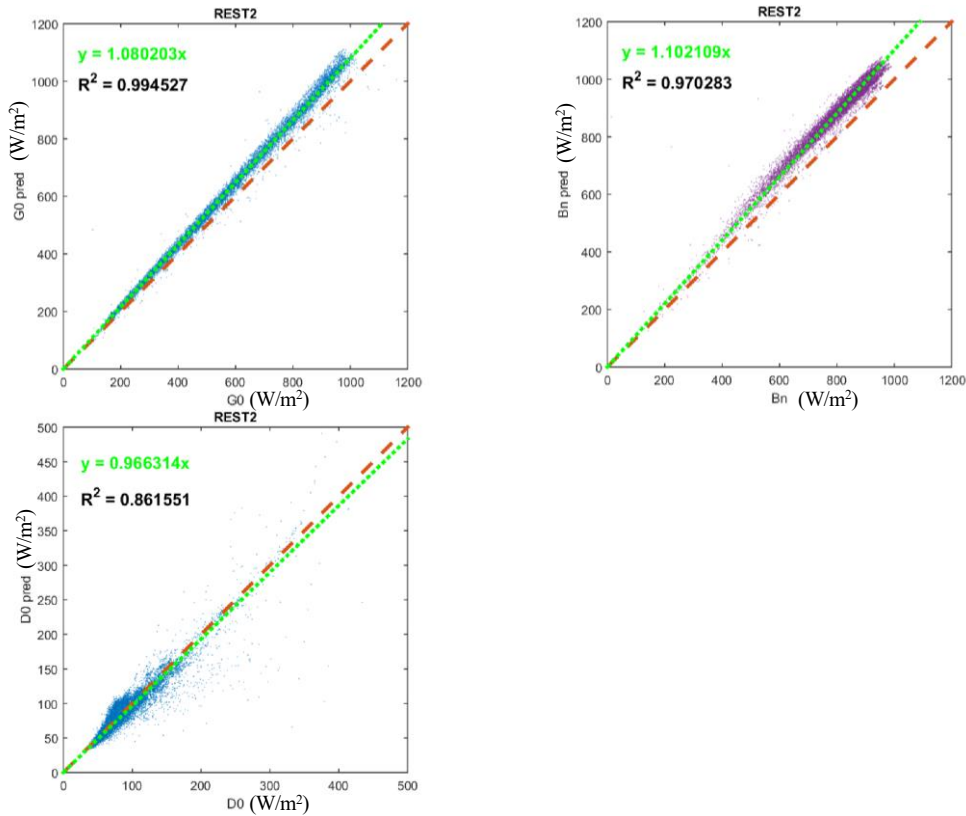


Figura 40. Gráficos de dispersión de las estimaciones de  $G_0$ ,  $B_n$  y  $D_0$  con el modelo REST2 frente a las observaciones.

El modelo REST2 presenta un comportamiento lineal muy bueno en las 3 componentes de irradiancia. Destaca la directa, que alcanza el valor de  $R^2=0,97$ , el máximo de todos los modelos analizados para la directa. El sesgo de sobreestimación de directa es bajo, aunque superior que en el modelo mP2000. En la difusa se observa un pequeño sesgo de subestimación que de no ser por la recta de regresión no se apreciaría a simple vista. En comparación con otros modelos la estimación de difusa es buena. En la global a pesar de tener una dispersión baja, se observa una clara sobreestimación de los valores, la cual se acentúa conforme la irradiancia aumenta.

### 5.1.1.8 sSOLIS

En este apartado se muestran los gráficos de dispersión de las tres componentes de irradiancia estimadas con el modelo sSOLIS.

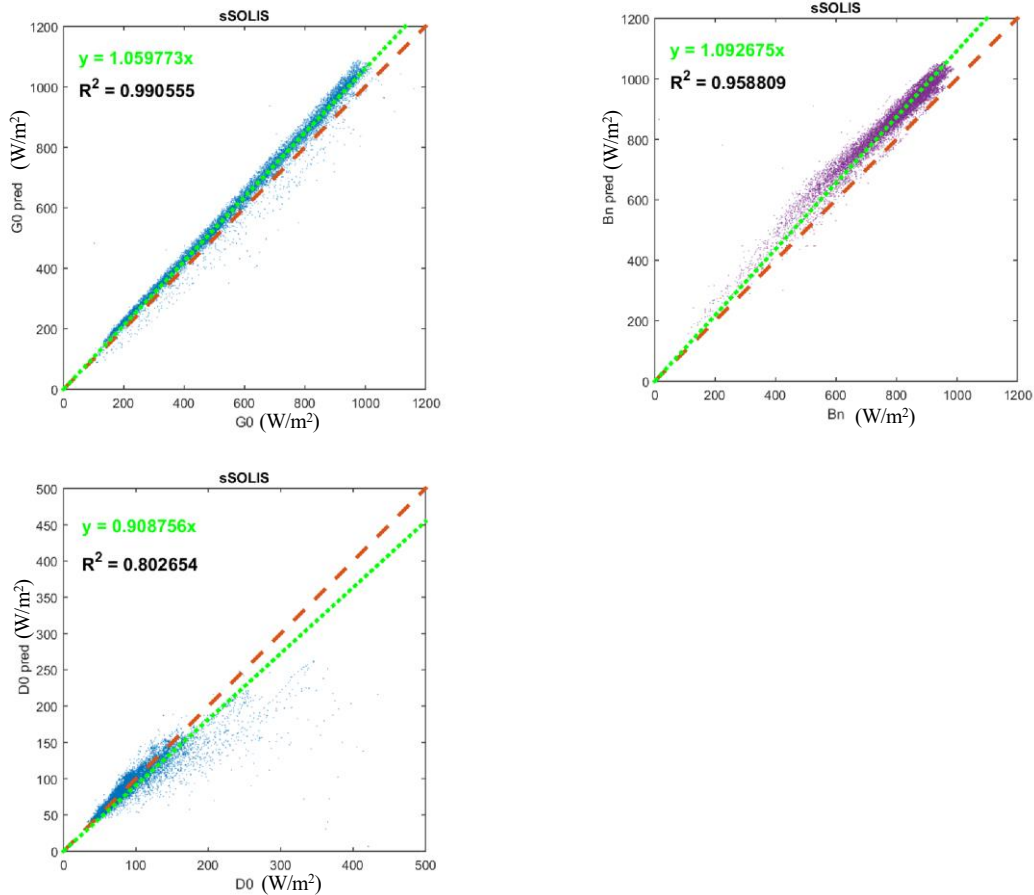


Figura 41. Gráficos de dispersión de las estimaciones de  $G_0$ ,  $B_n$  y  $D_0$  con el modelo sSOLIS frente a las observaciones.

Este es el único modelo que estima las 3 componentes de manera independiente. Los valores de  $R^2$  indican un comportamiento lineal de las estimaciones similar a los 3 modelos anteriores. Se aprecia un aumento de la dispersión para valores altos de difusa. Este modelo también sobreestima los valores de directa, siendo sus desviaciones constantes en todo el rango de valores. La difusa no presenta un sesgo claro en su estimación, aunque viendo la recta de regresión se observa que acaba subestimando los valores, debido a la gran dispersión a irradiancias altas, las cuales se sitúan en su mayoría por debajo de la diagonal.

### 5.1.2 Errores estadísticos y Target diagrams

Los distintos errores estadísticos explicados en el apartado 4.8.1 se muestran agrupados en la Tabla 3. Cada columna corresponde a un modelo, reservando la última para la predicción del GTER. Los errores se ordenan por filas clasificándolos primero según el tipo de irradiancia.

Tabla 3. Errores estadísticos del análisis a posteriori utilizando los parámetros más cercanos al instante a estimar junto con los errores estadísticos de las predicciones del GTER.

		ESRA	HE1	IP2002	K1980	mP1982	mP2000	REST2	sSOLIS	Pred GTER
<b>G0</b>	nMBE	0,065	0,109	0,068	0,050	0,011	0,052	0,079	0,061	0,047
	nMAE	0,067	0,110	0,069	0,052	0,044	0,059	0,081	0,067	0,058
	nRMSE	0,075	0,118	0,073	0,057	0,073	0,068	0,093	0,077	0,088
	R <sup>2</sup>	0,994	0,995	0,995	0,996	0,969	0,988	0,995	0,991	0,967
<b>Bn</b>	nMBE	0,099	0,171	0,131	0,126	0,106	0,073	0,104	0,096	0,020
	nMAE	0,099	0,171	0,131	0,126	0,112	0,081	0,104	0,097	0,068
	nRMSE	0,111	0,178	0,147	0,144	0,122	0,092	0,109	0,103	0,101
	R <sup>2</sup>	0,923	0,924	0,853	0,844	0,928	0,937	0,970	0,959	0,676
<b>D0</b>	nMBE	-0,052	-0,132	-0,143	-0,225	-0,421	-0,015	-0,016	-0,040	-
	nMAE	0,141	0,160	0,193	0,234	0,428	0,084	0,105	0,104	-
	nRMSE	0,221	0,249	0,283	0,320	0,554	0,158	0,171	0,219	-
	R <sup>2</sup>	0,788	0,796	0,714	0,755	0,381	0,886	0,862	0,803	-

En la Tabla 3 se observa que  $nMBE > 0$  para irradiancia directa y global en todos los modelos. Esto confirma lo que ya se apreciaba en los gráficos de dispersión del apartado anterior, y es que todos los modelos sobreestiman las irradiancias directa y global. Los modelos que presentan un menor MBE en directa y global son mP2000 ( $nMBE = 0,073$ ) y mP1982 ( $nMBE = 0,011$ ), respectivamente. Sin embargo, si se compara con las predicciones del GTER, se ve que en el caso de la directa el GTER tiene un nMBE casi 4 veces menor ( $nMBE = 0,020$ ), lo cual indica un menor sesgo de estimación. El modelo mP2000 presenta también el valor más bajo de nRMSE (0,092) para la directa, lo cual sugiere que no hay grandes desviaciones, pues este error las penaliza más que otros. Para la global, el menor valor de nRMSE lo presenta el modelo K1980 (0,057) seguido de mP2000 (0,068) y mP1982 (0,073). Este último modelo tenía el menor sesgo de estimación de la global, sin embargo, el valor de nRMSE no es el mejor. Esto se debe que la dispersión de mP1982 es muy acusada, con algunas estimaciones muy alejadas del valor real. Todo ello incrementa el valor final de nRMSE. En relación a la difusa, y teniendo en cuenta todas las estimaciones, esta muestra un sesgo de subestimación en todos los modelos analizados. Los menores errores de sesgo se producen en los modelos mP2000 ( $nMBE = -0,015$ ) y REST2 ( $nMBE = -0,016$ ). En ambos casos acompañados de los mejores valores de nRMSE (0,0158 para mP2000 y 0,0171 para REST2). Esto unido a que también presentan los valores más altos de  $R^2$  para la difusa, indica que ambos modelos son los mejores para la estimación de dicha componente de irradiancia, pues aunan las estimaciones menos sesgadas junto con la menor dispersión y linealidad.

A continuación, se representan los errores de la tabla anterior a través de dos diagramas objetivo tal como se explica en el punto 4.8.2. Aquí la representación del error nURMSE ayuda a interpretar mejor la contribución del sesgo de estimación y la dispersión en el valor de nRMSE.

En la Figura 42 se muestra el diagrama objetivo correspondiente a la irradiancia global. En él se observa que los modelos K1980 y mP2000, al presentar los valores más bajos de nRMSE, se sitúan más cerca del origen de coordenadas. El punto que representa al modelo mP1982 está más próximo al eje de abscisas. Esto indica un error de sesgo bajo, por lo tanto, la mayor contribución al valor de nRMSE se debe a la dispersión de sus

estimaciones y no a su sesgo. En cambio, el modelo K1980, más próximo al eje de ordenadas, debe su nRMSE principalmente a su sesgo de sobreestimación.

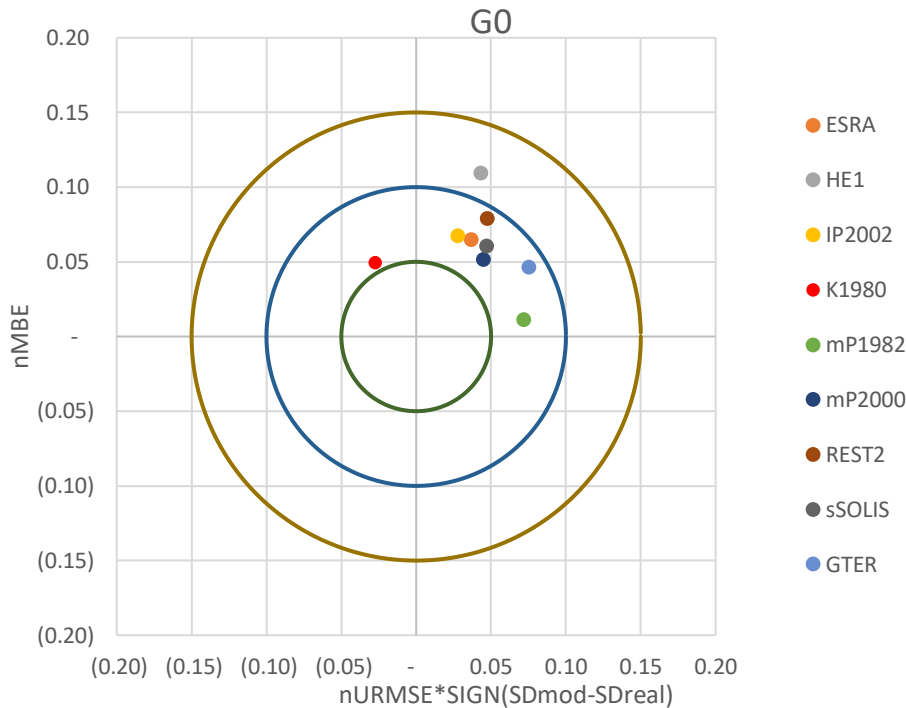


Figura 42. Diagrama objetivo de irradiancia global (G0) para todos los modelos analizados más la estimación del GTER. El eje  $x$  representa  $nURMSE$  multiplicado por el signo de la resta de las desviaciones típicas de las estimaciones y las observaciones. El eje  $y$  indica el valor del error de sesgo  $MBE$ .

En la Figura 43 se muestra el diagrama objetivo correspondiente a la irradiancia directa. Se observa que el punto que representa al modelo mP2000 es el único que se sitúa dentro del círculo de diámetro igual a 0,10. Por lo tanto, es el único modelo que presenta un nRMSE por debajo de 0,10. Es el modelo en donde las estimaciones presentan un menor sesgo (excluyendo las predicciones del GTER). En cambio, su dispersión es mayor que en los modelos REST y sSOLIS. Destaca las predicciones del GTER para la directa, las cuales presentan un sesgo 4 veces menor que el mejor de los modelos.



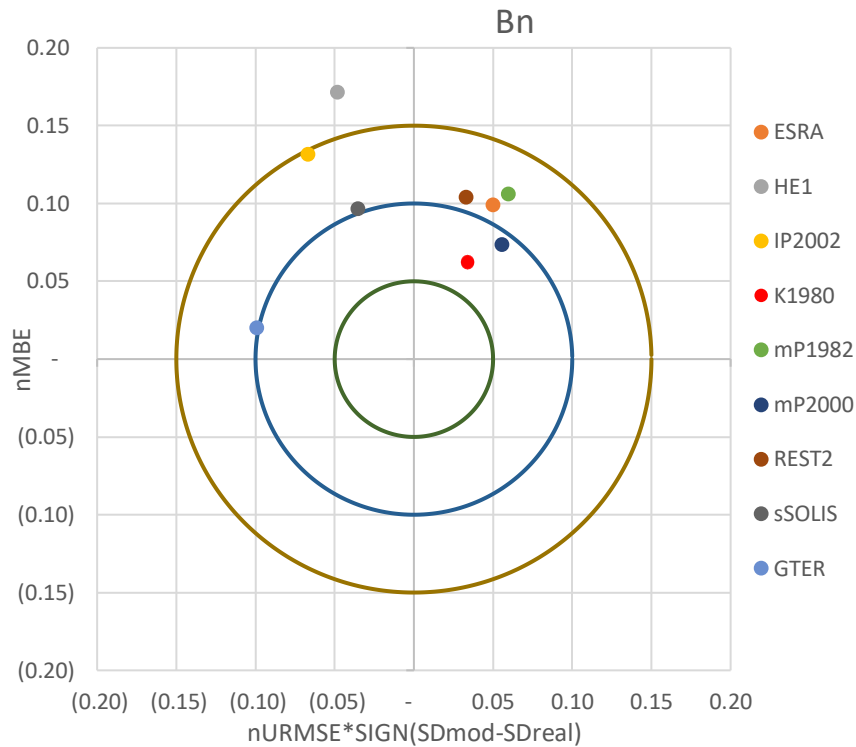


Figura 43. Diagrama objetivo de irradiancia directa ( $B_n$ ) para todos los modelos analizados más la estimación del GTER. El eje  $x$  representa  $nURMSE$  multiplicado por el signo de la resta de las desviaciones típicas de las estimaciones y las observaciones. El eje  $y$  indica el valor del error de sesgo  $MBE$ .

En la Figura 44 se muestra el diagrama objetivo correspondiente a la irradiancia difusa. Se observa que los puntos correspondientes a los modelos  $mP2000$  y  $REST2$  se sitúan ligeramente por debajo del eje  $x$ . Esto indica que las estimaciones son casi insesgadas y, por lo tanto, el valor de  $nRMSE$  viene determinado por su dispersión. El menor valor de  $nURMSE$  se presenta también en estos dos modelos, lo cual indica que también tienen la dispersión más baja. Todo ello convierte a los modelos  $mP2000$  y  $REST2$  en los más favorables para la estimación de la irradiancia difusa.

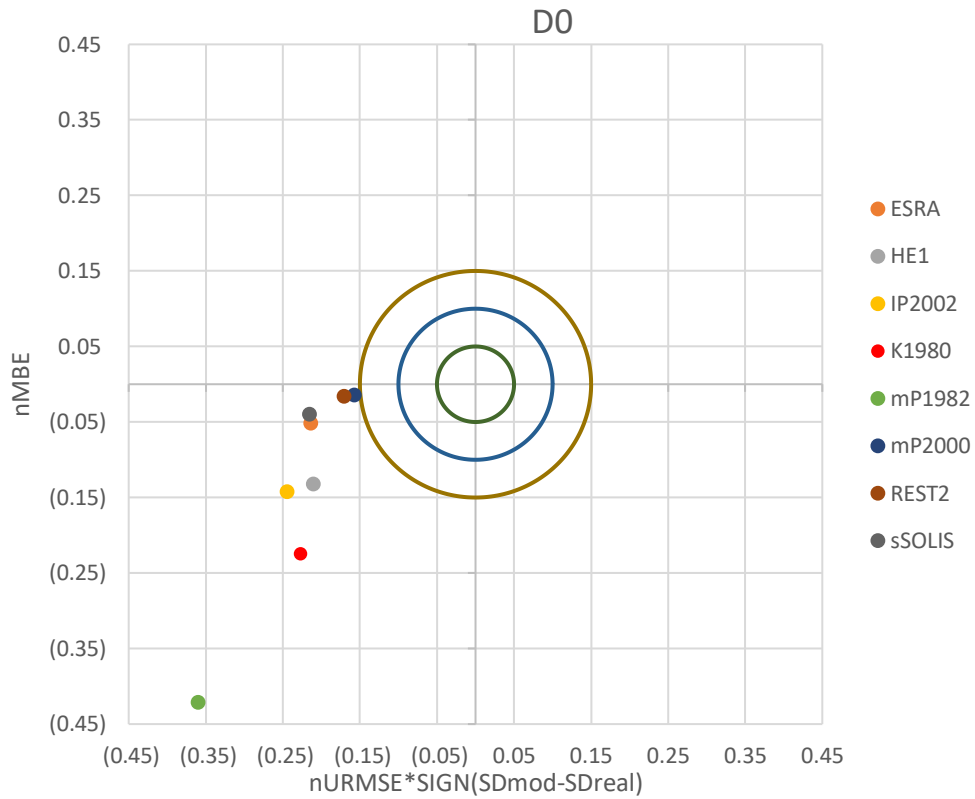


Figura 44. Diagrama objetivo de irradiancia difusa (D0) para todos los modelos analizados más la estimación del GTER. El eje  $x$  representa  $nURMSE$  multiplicado por el signo de la resta de las desviaciones típicas de las estimaciones y las observaciones. El eje  $y$  indica el valor del error de sesgo  $MBE$ .

## 5.2 Predicción con los datos del día anterior

Este apartado contiene los resultados obtenidos con los últimos parámetros disponibles del día anterior, tal como se indica en el apartado 4.3.

### 5.2.1 Errores estadísticos y *target diagrams*

Los distintos errores estadísticos explicados en el apartado 4.8.1 se muestran agrupados en la Tabla 4. Cada columna corresponde a un modelo, reservando la última para la predicción del GTER. Los errores se ordenan por filas clasificándolos primero según el tipo de irradiancia.

Tabla 4. Errores estadísticos de predicción utilizando los parámetros del día anterior.

		ESRA	HE1	IP2002	K1980	mP1982	mP2000	REST2	sSOLIS	Pred GTER
G0	nMBE	0,062	0,108	0,065	0,047	-0,002	0,044	0,076	0,055	0,045
	nMAE	0,070	0,109	0,070	0,053	0,061	0,066	0,083	0,075	0,055
	nRMSE	0,082	0,120	0,078	0,062	0,113	0,083	0,098	0,092	0,087
	R <sup>2</sup>	0,984	0,989	0,988	0,989	0,920	0,970	0,986	0,971	0,965
Bn	nMBE	0,082	0,154	0,115	0,108	0,078	0,047	0,084	0,076	0,015
	nMAE	0,113	0,169	0,132	0,129	0,140	0,117	0,127	0,118	0,063
	nRMSE	0,142	0,190	0,163	0,160	0,181	0,163	0,158	0,150	0,094
	R <sup>2</sup>	0,622	0,628	0,570	0,555	0,474	0,499	0,554	0,544	0,682
D0	nMBE	-0,000	-0,080	-0,095	-0,173	-0,387	0,066	0,053	0,012	-
	nMAE	0,220	0,233	0,246	0,284	0,422	0,249	0,242	0,209	-
	nRMSE	0,351	0,370	0,362	0,405	0,546	0,432	0,437	0,333	-
	R <sup>2</sup>	0,399	0,378	0,402	0,372	0,221	0,311	0,339	0,422	-

En la Tabla 4 se observa que la predicción menos sesgada de directa se consigue con el modelo mP2000, con un nMBE (0,047) casi la mitad que el obtenido por el siguiente mejor modelo. Sin embargo, el valor de nRMSE es mayor que en otros modelos. Esto indica que el modelo mP2000 presenta una dispersión mayor que la mayoría de los modelos. El valor de nMAE en el modelo mP2000 se mantiene entre los tres mejores, que unido al valor de nRMSE, sugiere una dispersión con desviaciones mayores en módulo. El modelo ESRA presenta el nRMSE más bajo para la directa (0,014), con un error de sobreestimación (nMBE=0,082) que duplica al del modelo mP2000. Por su parte, las predicciones del GTER para la directa mejoran todos los errores estadísticos.

Con el modelo mP1982 se consiguen unas predicciones de la global prácticamente insesgadas, con un valor de nMBE casi nulo (-0,002). Sin embargo, este modelo presenta el segundo peor resultado para nRMSE (0,113). Esto indica que las desviaciones de las predicciones son muy dispersas, pero se contrarrestan entre sí, por lo tanto, no existe una tendencia clara sobre si el modelo sobrevalora o infravalora la irradiancia global en sus predicciones. En cambio, el modelo K1980 sí sobreestima la global, pero con una dispersión de las desviaciones baja, la mejor de los modelos analizados. Los errores del GTER para la global se sitúan en rangos similares a los de los mejores modelos.

El modelo ESRA predice la difusa de manera casi inesgada pues su  $nMBE$  es nulo, mostrando además una dispersión baja respecto a los demás modelos, solo superada por el modelo sSOLIS. Este último modelo presenta el  $nRMSE$  más bajo junto a una pequeña tendencia a la sobreestimación en la difusa.

A continuación, se representan los errores de la tabla anterior a través de dos diagramas objetivo tal como se explica en el punto 4.8.2.

La representación de  $nURMSE$  en el diagrama objetivo de la global (Figura 45) confirma que el modelo K1980 presenta la menor dispersión es sus desviaciones, mientras que el modelo mP1982 con un  $nURMSE$  mayor de 0,10 tiene la mayor dispersión. La dispersión de las predicciones del GTER para la global entran dentro de la de los modelos.

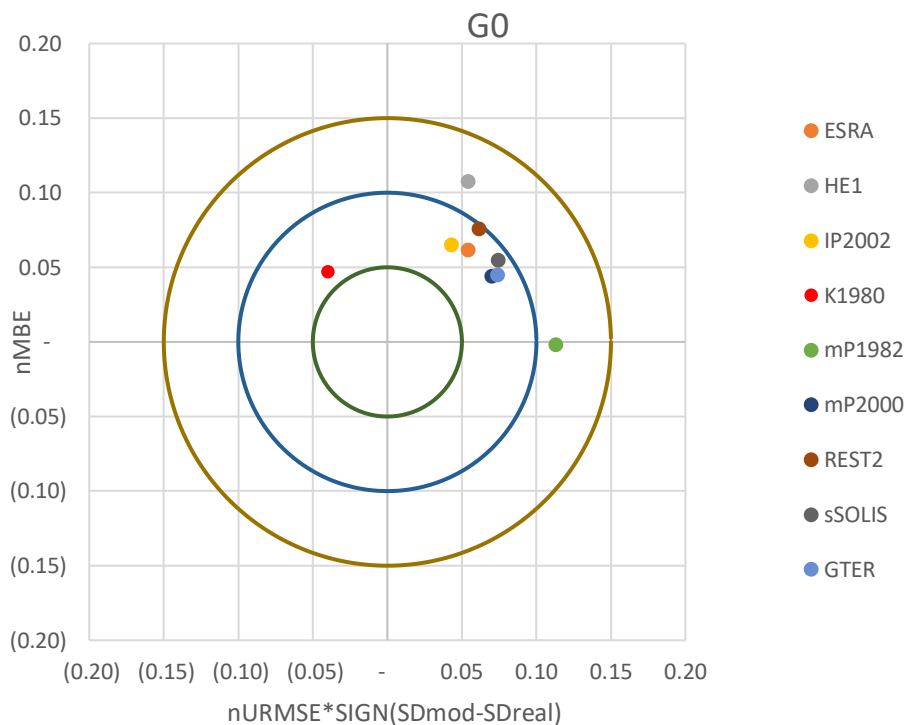


Figura 45. Diagrama objetivo de irradiancia global (G0) para todos los modelos analizados más la estimación del GTER. El eje  $x$  representa  $nURMSE$  multiplicado por el signo de la resta de las desviaciones típicas de las estimaciones y las observaciones. El eje  $y$  indica el valor del error de sesgo  $MBE$ .

En el caso de la irradiancia directa (Figura 46), la mayor diferencia entre modelos se produce en el sesgo de sus predicciones y no en la dispersión, donde todos se mueven en rangos de  $nURMSE$  similares (excluyendo las predicciones del GTER). La predicción del GTER para directa, en comparación con los modelos, mejora tanto en sesgo como en dispersión.

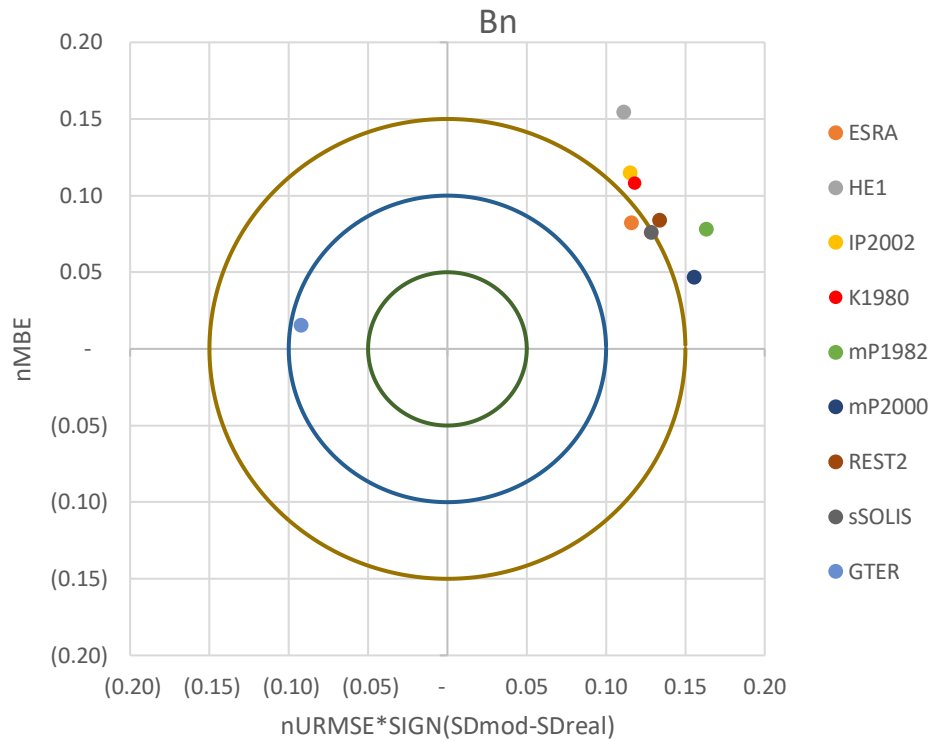


Figura 46. Diagrama objetivo de irradiancia directa (Bn) para todos los modelos analizados más la estimación del GTER. El eje  $x$  representa  $nURMSE$  multiplicado por el signo de la resta de las desviaciones típicas de las estimaciones y las observaciones. El eje  $y$  indica el valor del error de sesgo  $MBE$ .

Al representar todos los diagramas objetivo en la misma escala se observa que los errores son mucho mayores en la difusa que en las demás irradiancias (Figura 47). Todos los modelos presentan una dispersión similar en sus desviaciones, independiente del sesgo, siendo ESRA y sSOLIS los modelos con el menor sesgo, con sus puntos situados cerca del eje  $x$ .

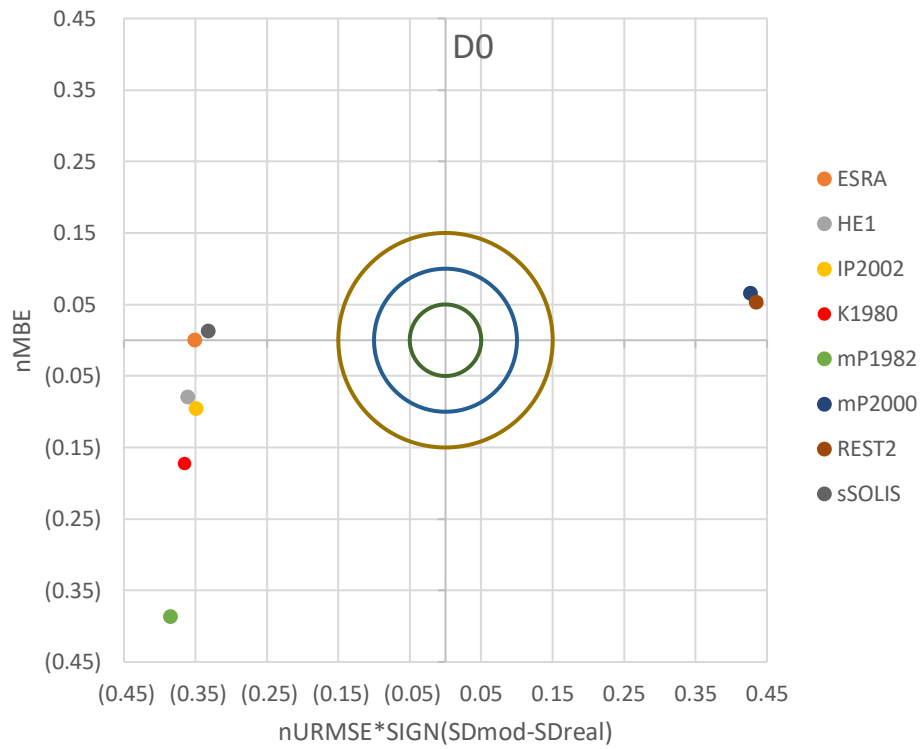


Figura 47. Diagrama objetivo de irradiancia difusa (D0) para todos los modelos analizados más la estimación del GTER. El eje  $x$  representa  $nURMSE$  multiplicado por el signo de la resta de las desviaciones típicas de las estimaciones y las observaciones. El eje  $y$  indica el valor del error de sesgo  $MBE$ .

## 5.2.2 Curvas diarias de irradiancia

En este apartado se muestran las curvas diarias de predicción de las irradiancia directa y global en 5 días concretos, utilizando los datos del día anterior.

### 5.2.2.1 Curvas diarias irradiancia global

Las predicciones de curvas diarias de irradiancia global presentan comportamientos diferentes según el día. Las figuras siguientes recogen las curvas de 5 días tipo con características particulares que se repiten durante el año. Las predicciones con los modelos de un día despejado son generalmente buenas si el día previo también lo es. Sin embargo, bajo estas condiciones la predicción del GTER es excelente y mejora la predicción de cualquier modelo, tal como se muestra en la Figura 48. Las predicciones de días despejados con días previos nublados pueden mejorar la predicción del GTER (Figura 49). Dependerá en gran medida de cuántos días atrás esté el día que usa el GTER como referencia. En días con calima precedidos de días de calima (Figura 50), la predicción de las curvas con los modelos puede mejorar con respecto al GTER, sobretodo en el modelo mP1982. En la Figura 50 se observa que la predicción con los modelos de un día despejado precedido de un día con calima no es buena comparándola con la predicción del GTER, con un error muy significativo del modelo mP1982. Las predicciones de las curvas, los días con alta carga de aerosoles que precedan de un día despejado, suelen sobreestimar bastante la curva real. En este caso (Figura 52) los modelos mP2000 y sSOLIS son los que suelen ajustarse mejor a la curva real. mP1982 presenta en cambio una subestimación de la curva debido a su sensibilidad a los aerosoles, los cuales probablemente aparecieran ya al terminar el día anterior.

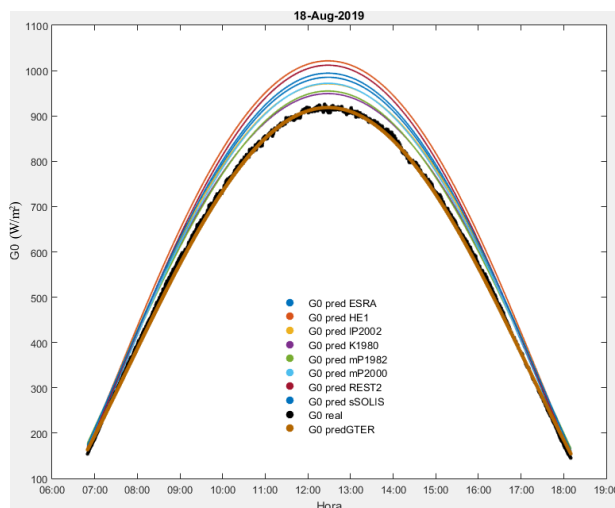


Figura 48 G0 un día despejado previo día despejado

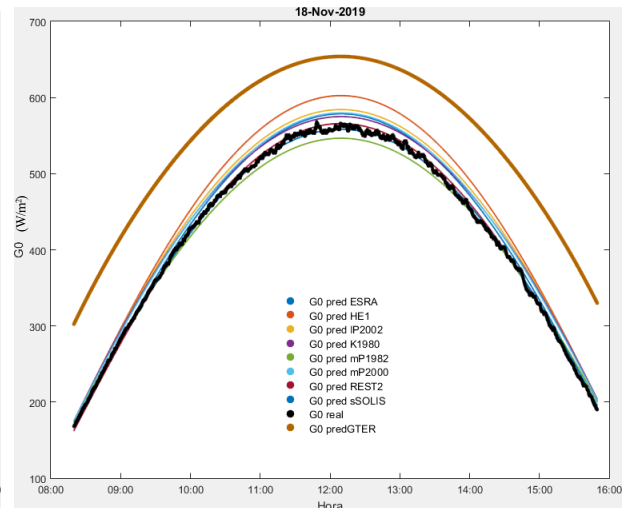


Figura 49. G0 un día despejado previo día nublado

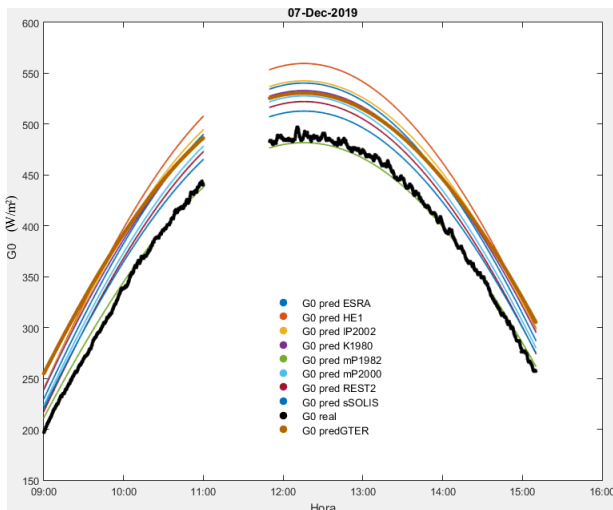


Figura 50. G0 un día con calima previo día de calima. Los vacíos corresponden a periodos nublados.

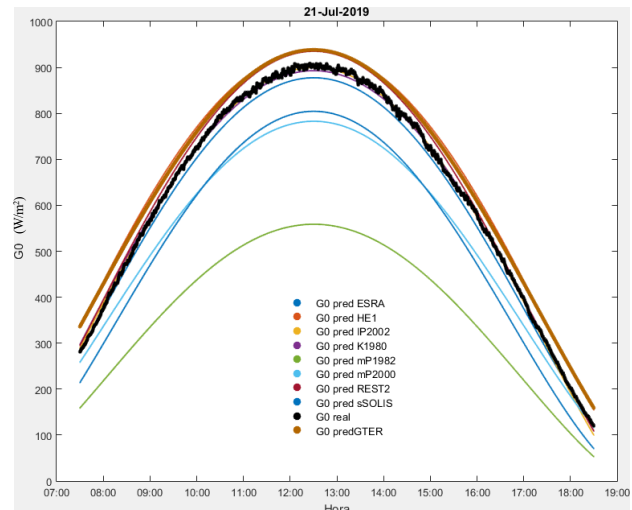


Figura 51. G0 un día despejado previo día de calima

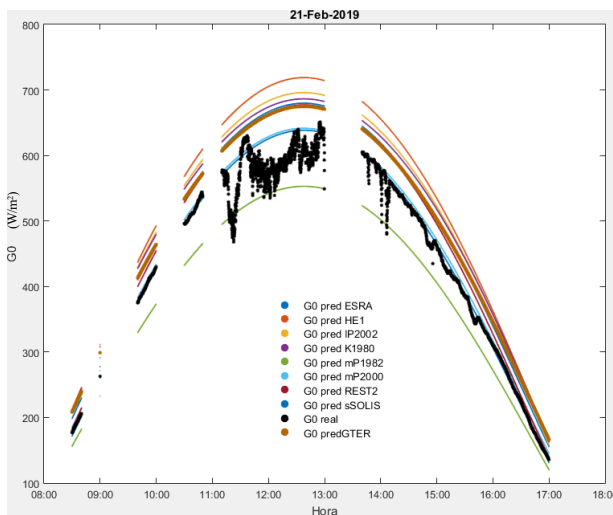


Figura 52. G0 un día con alta carga de aerosoles previo día despejado. Los vacíos corresponden a periodos nublados.

### 5.2.2.2 Curvas diarias irradiancia directa

Las predicciones de curvas diarias de irradiancia directa presentan comportamientos diferentes según el día. Las figuras siguientes recogen las curvas de 5 días tipo con características particulares que se repiten durante el año. Las predicciones de las curvas de irradiancia directa para un día despejado precedido también de un día despejado (Figura 53) se sobreestiman claramente con respecto a la curva real. Por su parte el GTER sí mantiene una buena predicción de la curva en estas condiciones. Ante un día despejado precedido de uno nublado (Figura 54), los modelos tienden a mejorar predicciones del GTER, sobretodo en los casos donde el día en el que se basa el GTER está muy alejado. Los días de calima precedidos de días de calima (Figura 55), los modelos predicen peor la directa que el GTER. En cambio, si después de un día con calima viene un día despejado (Figura 55), los modelos pueden mejorar la predicción del GTER. En la Figura 56 se observa como la curva del GTER sobreestima la curva real. Al tratar de predecir las curvas en días con alta carga de aerosoles previo a un día despejado (Figura 57), los modelos tienden a sobreestimarlas al igual que el GTER, aunque no todos en la misma medida. En la Figura 57, el modelo mP1982 y el mP2000 son los que mejor se ajustan a la curva real, mejorando las predicciones del GTER.



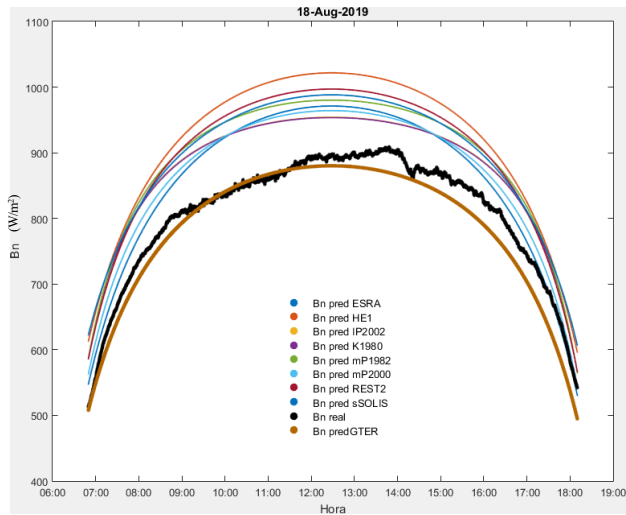


Figura 53. Bn un día despejado previo día despejado

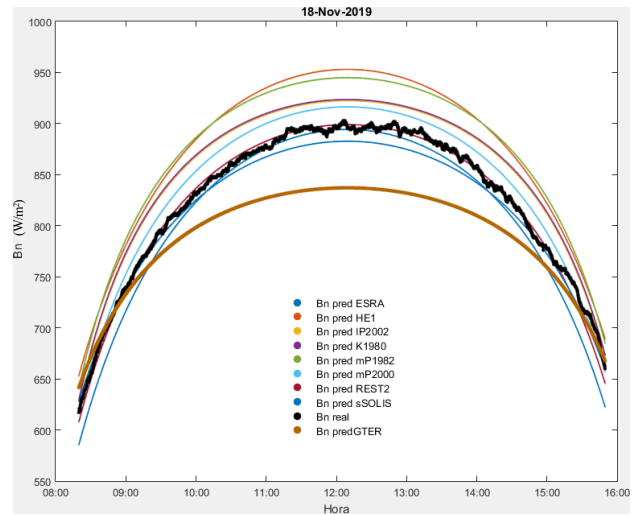


Figura 54. Bn un día despejado previo día nublado

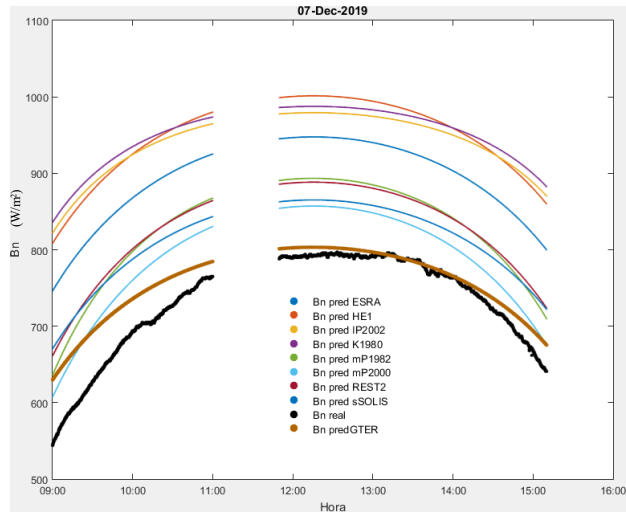


Figura 55. Bn un día con calima previo día con calima. Los vacíos corresponden a periodos nublados.

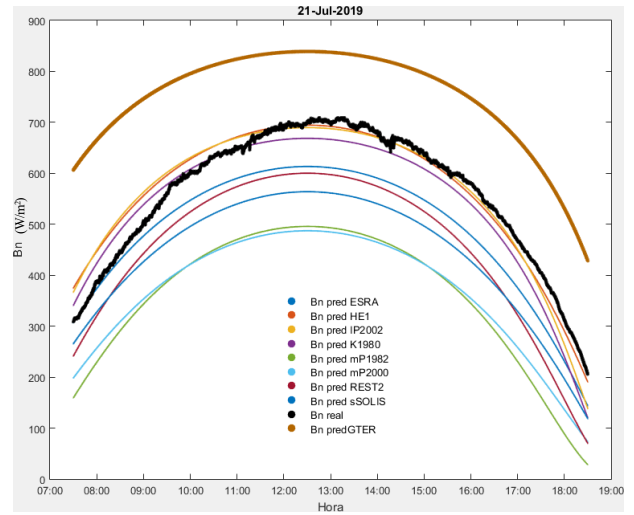


Figura 56. Bn un día despejado previo día con calima.

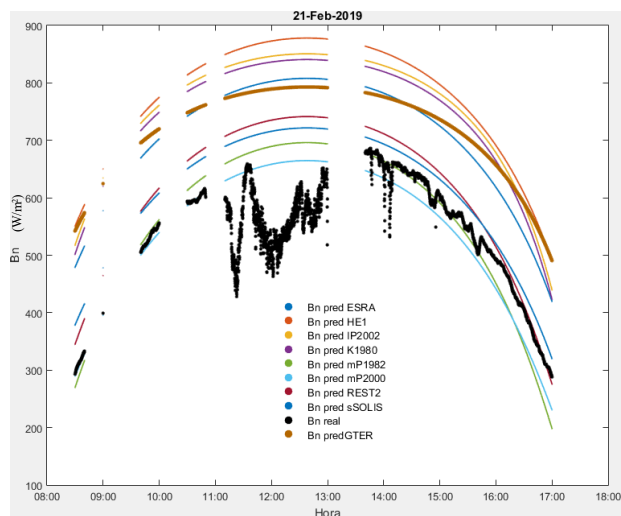


Figura 57. Bn un día con alta carga de aerosoles previo día despejado. Los vacíos corresponden a periodos nublados.

### 5.3 Predicción con la primera hora del día

Este apartado contiene los resultados obtenidos con las primeras mediciones disponibles del día, tal como se indica en el apartado 4.4.

#### 5.3.1 Errores estadísticos y *target diagrams*

Los distintos errores estadísticos explicados en el apartado 4.8.1 se muestran agrupados en la Tabla 5. Cada columna corresponde a un modelo, reservando la última para la predicción del GTER. Los errores se ordenan por filas clasificándolos primero según el tipo de irradiancia.

Tabla 5. Errores estadísticos de predicción utilizando los parámetros de la primera hora del día.

		ESRA	HE1	IP2002	K1980	mP1982	mP2000	REST2	sSOLIS	Pred GTER
G0	nMBE	0,061	0,105	0,065	0,047	-0,001	0,042	0,074	0,055	0,045
	nMAE	0,067	0,106	0,068	0,052	0,051	0,060	0,078	0,069	0,055
	nRMSE	0,079	0,117	0,075	0,060	0,094	0,075	0,091	0,083	0,087
	R <sup>2</sup>	0,986	0,990	0,990	0,992	0,943	0,975	0,989	0,979	0,965
Bn	nMBE	0,084	0,155	0,116	0,111	0,079	0,046	0,087	0,080	0,015
	nMAE	0,105	0,164	0,128	0,124	0,114	0,091	0,109	0,102	0,063
	nRMSE	0,126	0,179	0,152	0,149	0,141	0,121	0,127	0,122	0,094
	R <sup>2</sup>	0,740	0,744	0,676	0,662	0,681	0,697	0,752	0,730	0,682
D0	nMBE	0,004	-0,076	-0,092	-0,170	-0,365	0,076	0,045	0,016	-
	nMAE	0,182	0,192	0,218	0,254	0,392	0,162	0,172	0,154	-
	nRMSE	0,282	0,293	0,307	0,343	0,502	0,311	0,324	0,263	-
	R <sup>2</sup>	0,595	0,591	0,568	0,567	0,357	0,592	0,591	0,628	-

La predicciones de directa a partir de la primera hora del día tienden a sobreestimarse, siendo el modelo que menos lo hace el mP2000, con un valor de nMBE =0,046. Este modelo presenta el segundo valor más alto de dispersión en sus desviaciones, tal como se observa en el diagrama objetivo de la directa (Figura 59). Los modelos con mejor dispersión en sus desviaciones son el HE1, REST2 y sSOLIS, estos dos últimos con un nURMSE por debajo de 0,10, tal como se muestra en el diagrama objetivo de directa (Figura 59). El equilibrio entre la dispersión y el sesgo determina un nRMSE similar para mP2000, REST2 y sSOLIS. Por su parte, el GTER con su predicción de la directa, consigue reducir el sesgo más de la mitad que el mejor modelo. Su dispersión es equiparable a la del mejor de los modelos. Todo ello convierte la predicción del GTER en la mejor.

En cuanto a la global, las predicciones son más ajustadas que en la directa, con errores generalmente menores en todos los modelos. El modelo mP1982 predice la global de manera insesgada al presetar un nMBE nulo. En

cambio, este mismo modelo se sitúa como el que mayor dispersión tiene en sus desviaciones, como puede observarse en el diagrama objetivo de la global (Figura 58), donde el punto que representa a mP1982 ocupa la posición más alejada del eje y. La menor dispersión se consigue con el modelo K1980 ( $nURMSE=0,037$ ), cuyo sesgo aun no siendo nulo es de los mejores. Esto resulta en un  $nRMSE$  bajo (0,06), de hecho, el menor, y sitúa al modelo K1980 como un buen candidato para predecir la irradiancia global. El GTER por su parte presenta unos errores de predicción que se sitúan dentro de los valores medios de los modelos. K1980 y mP200 reducen todos estos errores y mP1982 solo los de sesgo.

La predicción de difusa es la peor de las tres componentes de irradiancia. Los errores que valoran la dispersión,  $nRMSE$  y  $nURMSE$ , triplican y cuatriplican sus homólogos en la global y la directa. Hay modelos que subestiman la difusa mientras que otros la sobreestiman. Destaca negativamente mP1982 con el mayor sesgo, obteniéndose un  $nMBE=-0,365$ . En el otro extremo, el modelo con los errores más bajos es el sSOLIS.

A continuación, se representan los errores de la tabla anterior a través de dos diagramas objetivo tal como se explica en el punto 4.8.2.

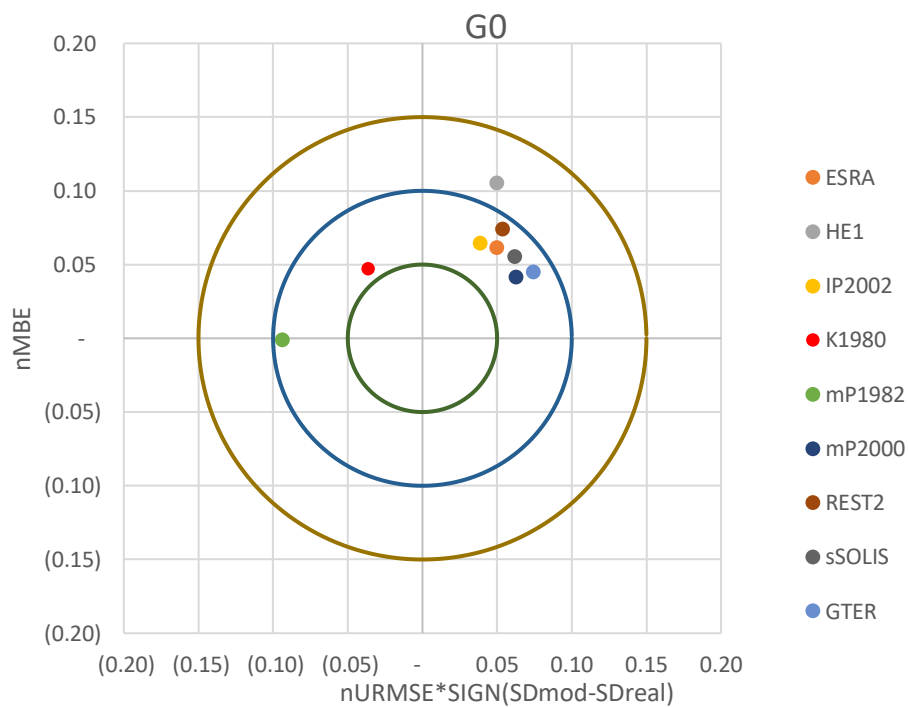


Figura 58. Diagrama objetivo de irradiancia global (G0) para todos los modelos analizados más la estimación del GTER. El eje x representa  $nURMSE$  multiplicado por el signo de la resta de las desviaciones típicas de las estimaciones y las observaciones. El eje y indica el valor del error de sesgo  $MBE$

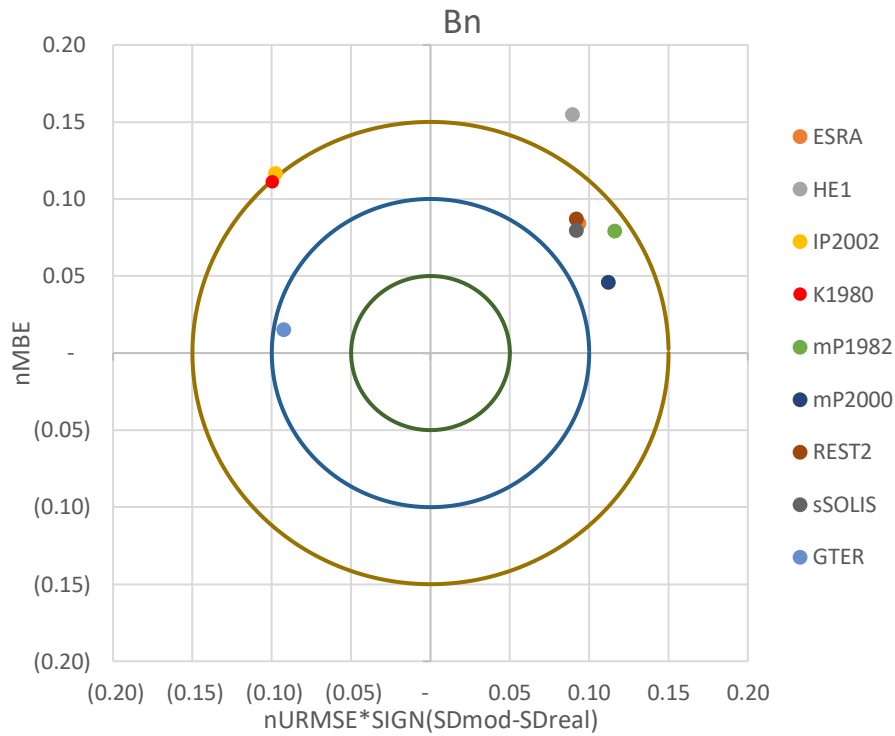


Figura 59. Diagrama objetivo de irradiancia global (G0) para todos los modelos analizados más la estimación del GTER. El eje x representa  $nURMSE$  multiplicado por el signo de la resta de las desviaciones típicas de las estimaciones y las observaciones. El eje y indica el valor del error de sesgo  $MBE$ .

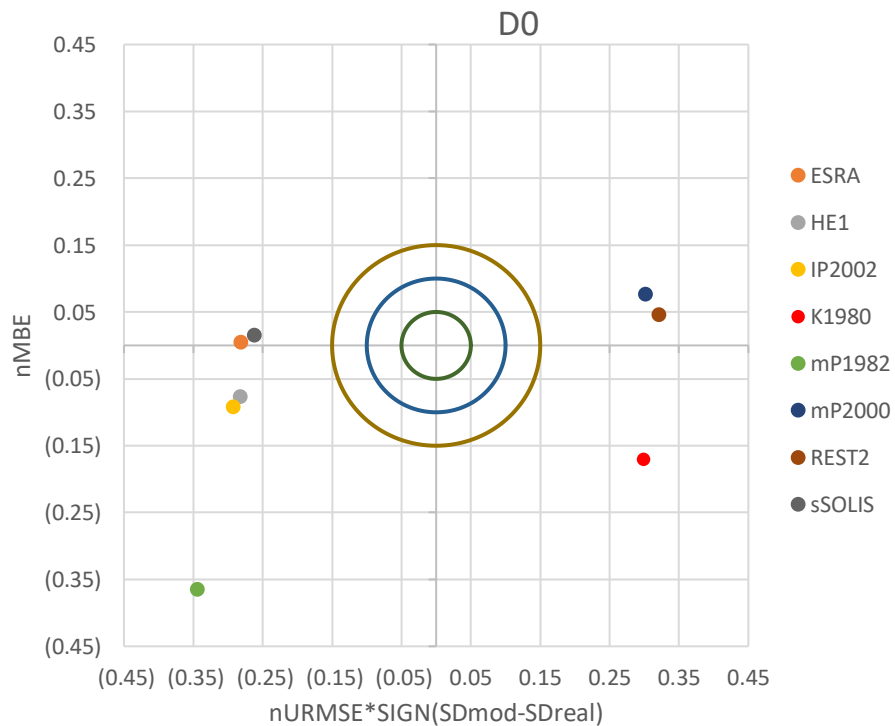


Figura 60. Diagrama objetivo de irradiancia difusa (D0) para todos los modelos analizados más la estimación del GTER. El eje x representa  $nURMSE$  multiplicado por el signo de la resta de las desviaciones típicas de las estimaciones y las observaciones. El eje y indica el valor del error de sesgo  $MBE$ .

### 5.3.2 Curvas diarias de irradiancia

En este apartado se muestran las curvas diarias de predicción de las irradiancia directa y global en 5 días concretos, utilizando los datos de la primera hora del día.

#### 5.3.2.1 Curvas diarias irradiancia global

Se observa en la Figura 61 un día despejado precedido de un día despejado. En este caso, las curvas de la global predecidas por los modelos siguen sin mejorar las del GTER, a pesar de contar con datos del mismo día. Por el contrario, en la Figura 62 se observa como los modelos sí mejoran la predicción con respecto al GTER. Además, se muestra una tímida mejoría en las curvas con respecto al análisis con los datos del día anterior, ajustándose más a la curva real. No se producen cambios significativos en los días de calima precedidos de días con calima con respecto al análisis con los datos del día anterior. En los días despejados precedidos de días de calima (Figura 64) se observa una mejoría con respecto a las mismas curvas predecidas con los datos del día anterior. Tampoco se detectan cambios significativos en los días con alta carga de aerosoles precedidos de días despejados.

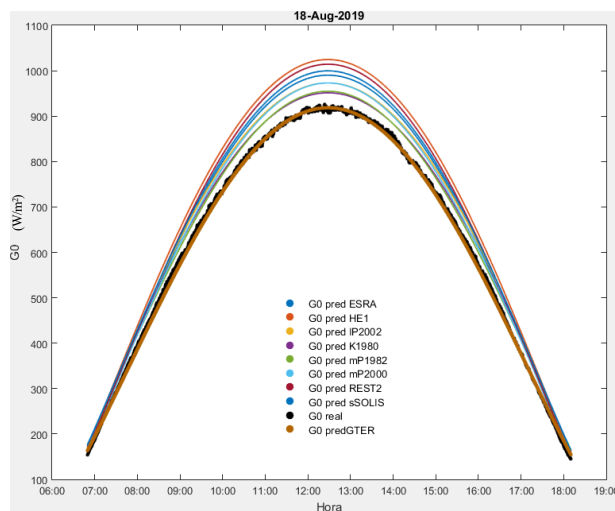


Figura 61. G0 un día despejado previo día despejado

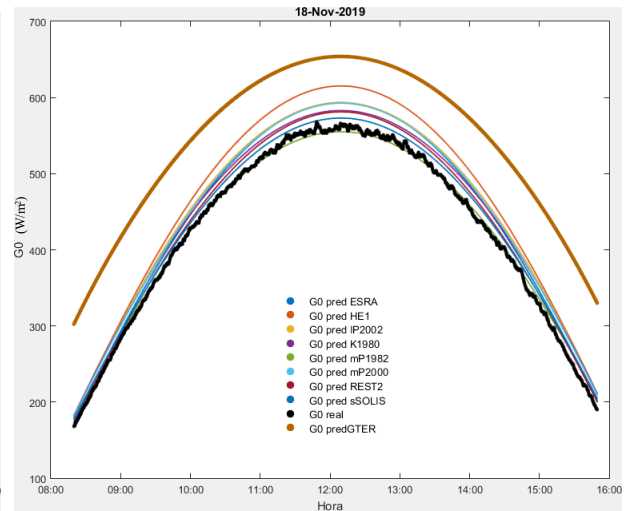


Figura 62. G0 un día despejado previo día nublado

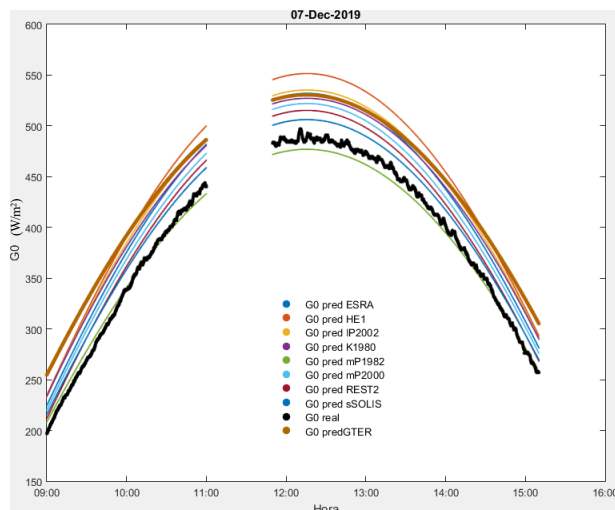


Figura 63. G0 un día con calima previo día con calima. Los vacíos corresponden a periodos nublados.

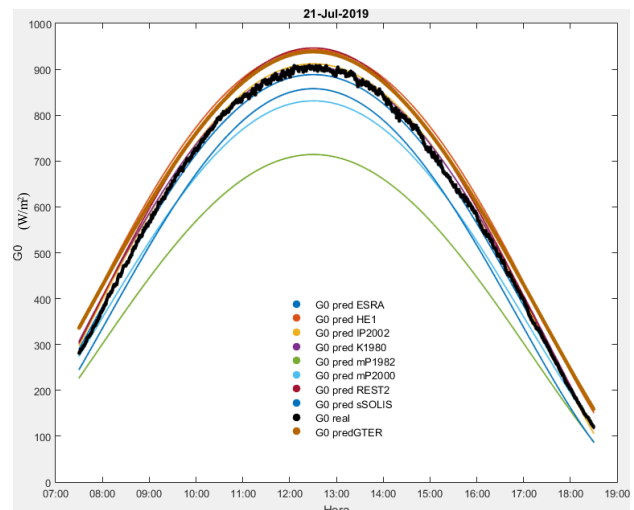


Figura 64. G0 un día despejado previo día con calima.

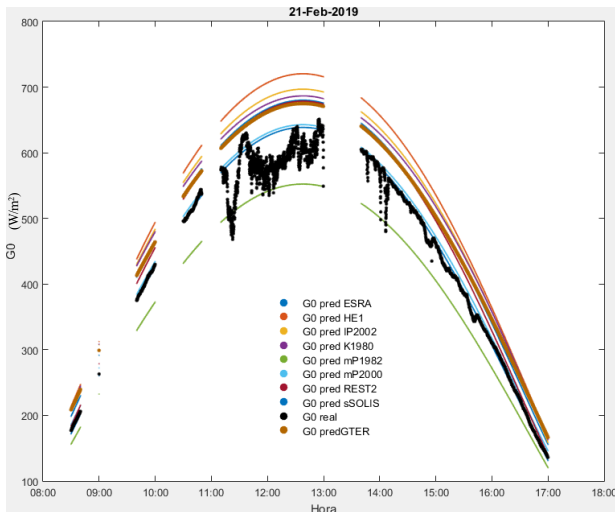


Figura 65. G0 un día con alta carga de aerosoles previo día despejado. Los vacíos corresponden a periodos nubosos.

### 5.3.2.2 Curvas diarias irradiancia directa

Utilizar los datos de la primera hora del día en lugar del día anterior no presenta cambios significativos en el primer caso (Figura 66). Cuando el día previo es nublado, los modelos predicen peor los días despejados a pesar de contar con los datos actualizados del día (Figura 67). Si se aprecia una ligera mejoría en los días con calima precedidos de días de calima (Figura 68). En días despejados después de días con calima, los modelos consiguen predecir mejor las curvas, subestimando menos las curvas reales (Figura 69). En presencia de aerosoles (Figura 70) no se observa un cambio significativo en la predicción de las curvas con respecto a las predichas el día anterior, manteniéndose los modelos mP1982 y mP2000 como los más ajustados. Los demás modelos y el GTER sobreestiman la curva.

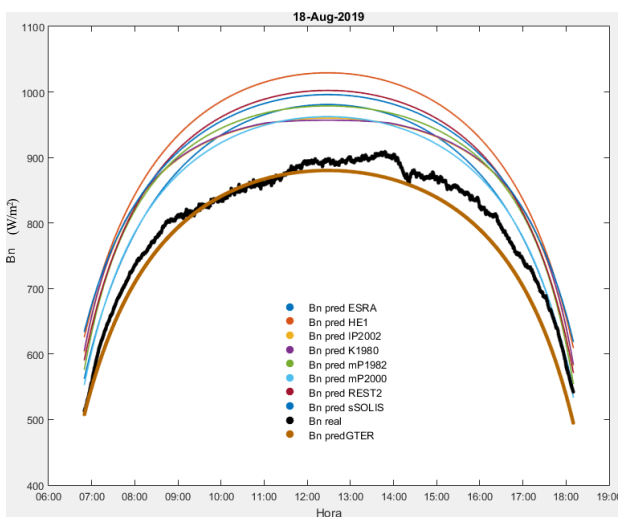


Figura 66. Bn un día despejado previo día despejado

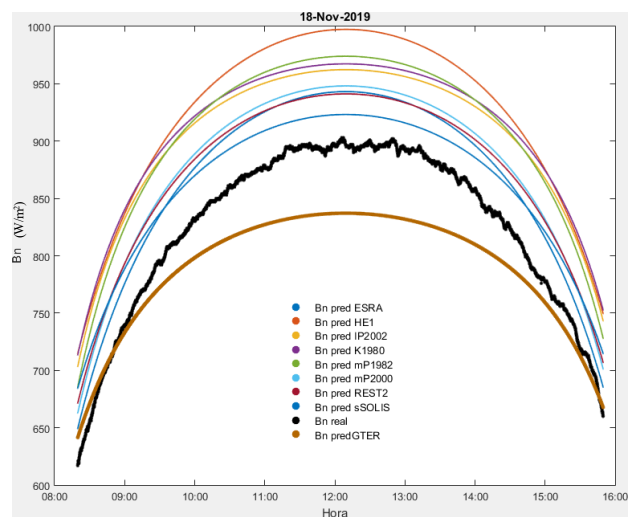


Figura 67. Bn un día despejado previo día nublado

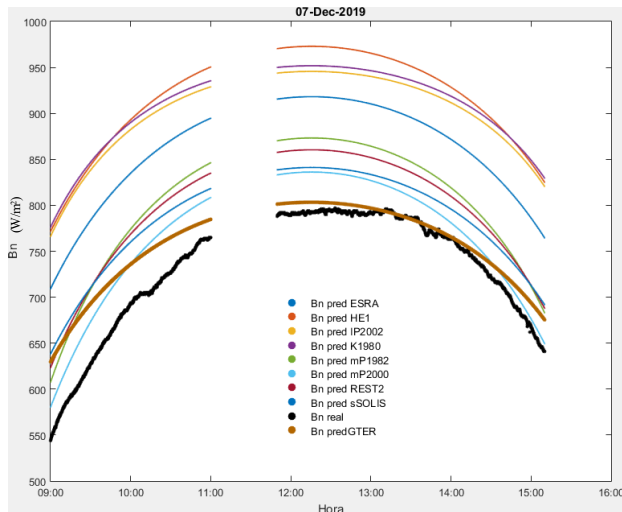


Figura 68. Bn un día con calima previo día con calima. Los vacíos corresponden a periodos nubosos.

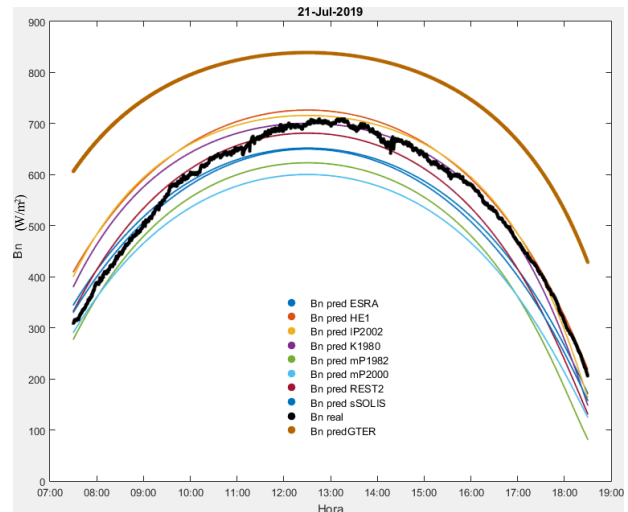


Figura 69. Bn un día despejado previo día con calima.

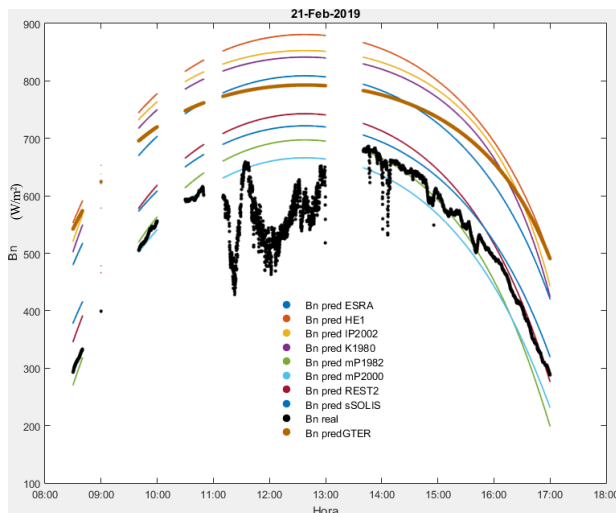


Figura 70. Bn un día con alta carga de aerosoles previo día despejado. Los vacíos corresponden a periodos nubosos.

## 5.4 Predicción con actualización cada 3 horas

Este apartado contiene los resultados obtenidos cuando se actualizan los parámetros cada 3 horas, tal como se indica en el apartado 4.5.

### 5.4.1 Errores estadísticos y target diagrams

Los distintos errores estadísticos explicados en el apartado 4.8.1 se muestran agrupados en la Tabla 6. Cada columna corresponde a un modelo, reservando la última para la predicción del GTER. Los errores se ordenan por filas clasificándolos primero según el tipo de irradiancia.

Tabla 6. Errores estadísticos de predicción actualizando los parámetros cada 3 horas.

		ESRA	HE1	IP2002	K1980	mP1982	mP2000	REST2	sSOLIS	Pred GTER
<b>G0</b>	nMBE	0,065	0,109	0,068	0,050	0,011	0,051	0,079	0,061	0,045
	nMAE	0,068	0,110	0,069	0,052	0,046	0,061	0,081	0,068	0,055
	nRMSE	0,078	0,119	0,076	0,059	0,075	0,073	0,095	0,081	0,087
	R <sup>2</sup>	0,991	0,993	0,993	0,993	0,965	0,983	0,992	0,987	0,965
<b>Bn</b>	nMBE	0,092	0,163	0,123	0,118	0,098	0,066	0,097	0,089	0,015
	nMAE	0,101	0,166	0,127	0,123	0,120	0,093	0,109	0,100	0,063
	nRMSE	0,120	0,179	0,150	0,147	0,142	0,118	0,125	0,117	0,094
	R <sup>2</sup>	0,808	0,810	0,735	0,722	0,744	0,762	0,809	0,805	0,682
<b>D0</b>	nMBE	-0,022	-0,104	-0,114	-0,198	-0,401	0,017	0,014	-0,009	-
	nMAE	0,154	0,167	0,197	0,235	0,418	0,128	0,138	0,127	-
	nRMSE	0,232	0,254	0,280	0,319	0,523	0,228	0,229	0,215	-
	R <sup>2</sup>	0,697	0,694	0,638	0,654	0,376	0,719	0,730	0,738	-

El modelo mP2000 presenta el menor sesgo de predicción (nMBE=0,066) y la mayor dispersion (nURMSE=0,097). En el diagrama objetivo de la directa (Figura 72) se observa que los modelos con la dispersion más baja son HE1, ESRA, REST2 y sSOLIS. De todos ellos, el que conjuntamente tiene mejor comportamiento es el sSOLIS. Sin embargo, el GTER sigue siendo el que mejor predice la directa.

Las mejores predicciones de global se consiguen con los modelos K1980 y mP1982. Ambos modelos tienen los valores de errores más bajos. mP1982 presenta el menor sesgo (nMBE=0,011), mientras que K1980 tiene la mejor dispersion (Figura 71) y la segunda predicción más insesgada. Ambos modelos mejoran las predicciones del GTER para la global.

La mejor predicción de difusa se consigue con el modelo sSOLIS, el cual presenta los errores más bajos. En el otro extremo, el modelo mP1982, que en global aportaba los mejores resultados, se posiciona como el peor de los modelos con errores de predicción muy superiores a los demás (Figura 73).

A continuación, se representan los errores de la tabla anterior a través de dos diagramas objetivo tal como se explica en el punto 4.8.2.



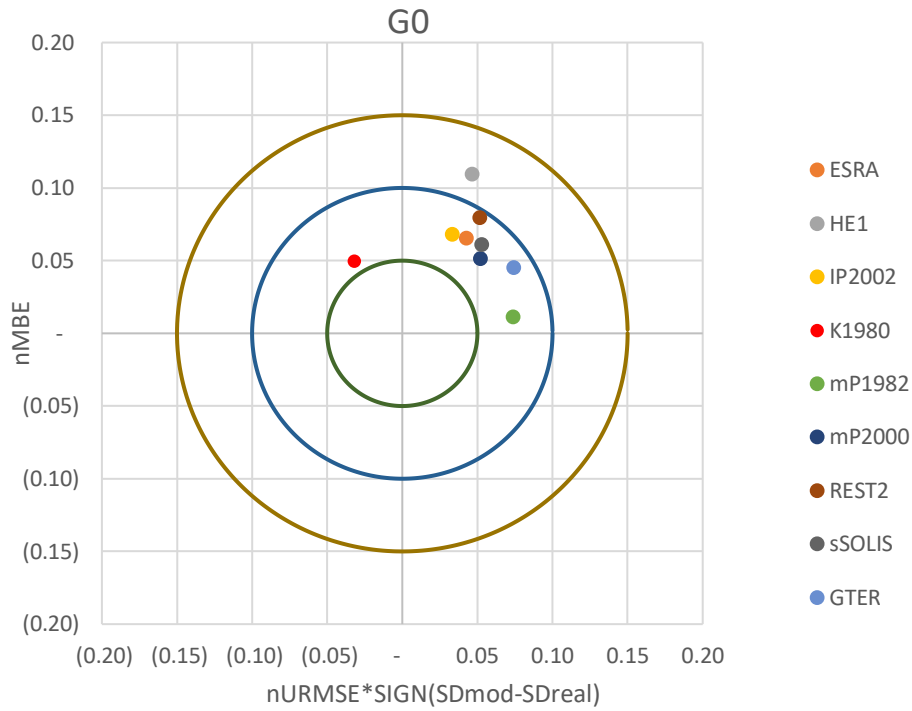


Figura 71. Diagrama objetivo de irradiancia global (G0) para todos los modelos analizados más la estimación del GTER. El eje  $x$  representa  $nURMSE$  multiplicado por el signo de la resta de las desviaciones típicas de las estimaciones y las observaciones. El eje  $y$  indica el valor del error de sesgo  $MBE$ .

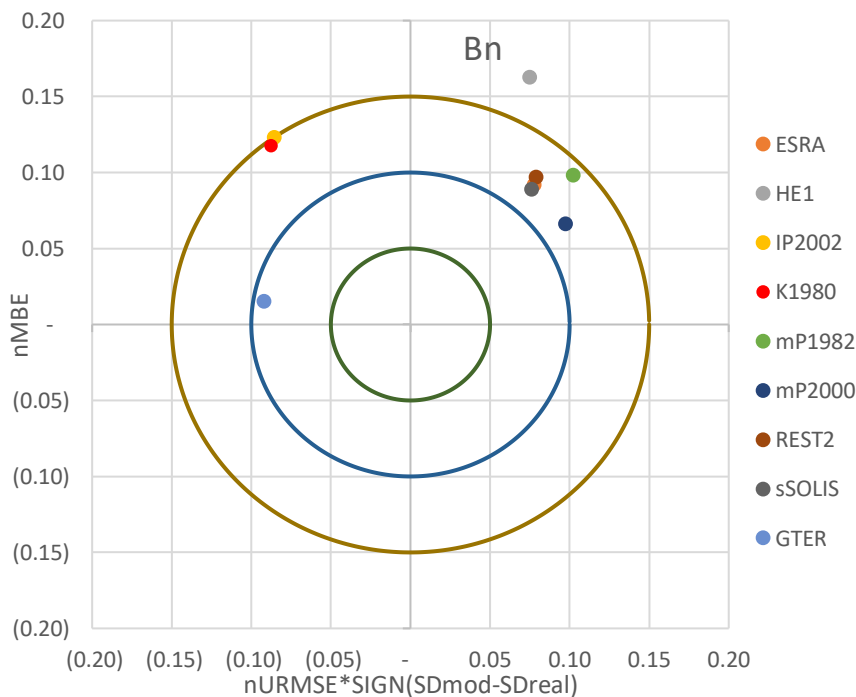


Figura 72. Diagrama objetivo de irradiancia directa (Bn) para todos los modelos analizados más la estimación del GTER. El eje  $x$  representa  $nURMSE$  multiplicado por el signo de la resta de las desviaciones típicas de las estimaciones y las observaciones. El eje  $y$  indica el valor del error de sesgo  $MBE$ .

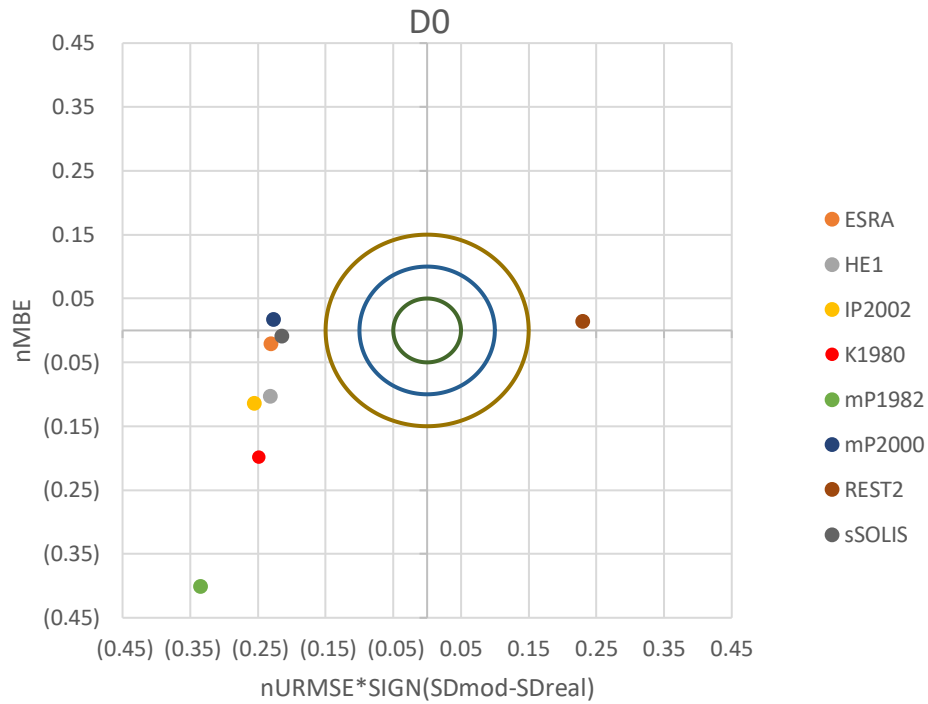


Figura 73. Diagrama objetivo de irradiancia difusa (D0) para todos los modelos analizados más la estimación del GTER. El eje  $x$  representa  $nURMSE$  multiplicado por el signo de la resta de las desviaciones típicas de las estimaciones y las observaciones. El eje  $y$  indica el valor del error de sesgo  $MBE$ .

## 5.4.2 Curvas diarias de irradiancia

En este apartado se muestran las curvas diarias de predicción de las irradiancia directa y global en 5 días concretos, utilizando los datos del día anterior.

### 5.4.2.1 Curvas diarias irradiancia global

Las curvas de la global mejoran en la mayoría de los casos con respecto a las predicciones hechas con mayor anticipación. El modelo mP1982 en presencia de una alta carga de aerosoles subestima la global de manera considerable (Figura 78). Esta tendencia se extiende a más modelos, como mP2000 y sSOLIS, aunque en menor medida. Al actualizar los parámetros de entrada cada 3 horas, los días con parámetros atmosféricos muy variables presentan una discontinuidad apreciable en el instante de actualización. Esto se puede observar en las Figuras 77 y 78.

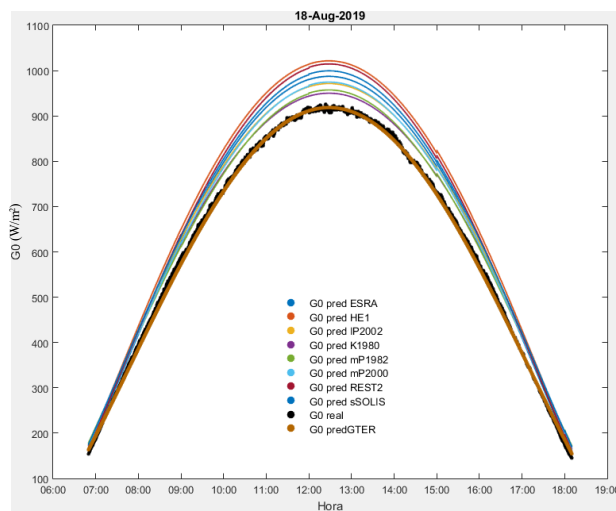


Figura 74. G0 un día despejado previo día despejado

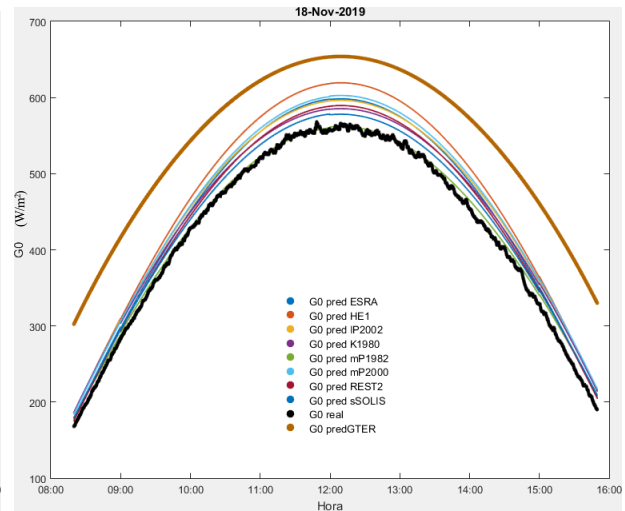


Figura 75. G0 un día despejado previo día nublado

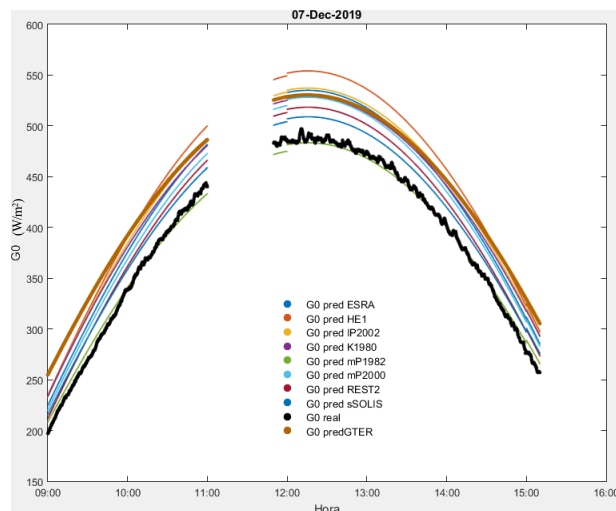


Figura 76. G0 un día con calima previo día con calima. Los vacíos corresponden a periodos nublados.

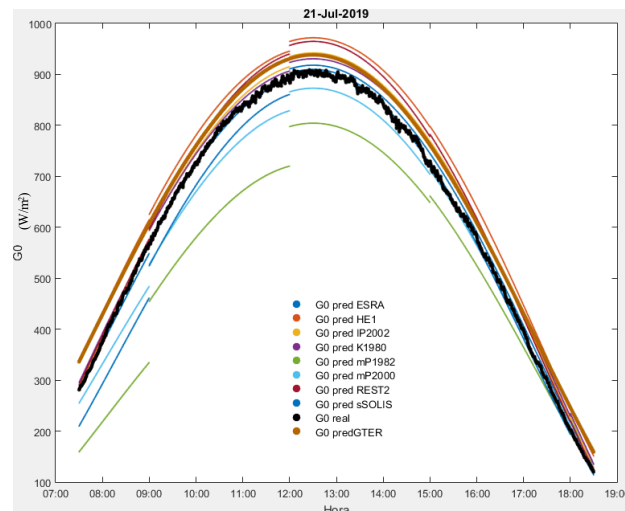


Figura 77. G0 un día despejado previo día con calima.

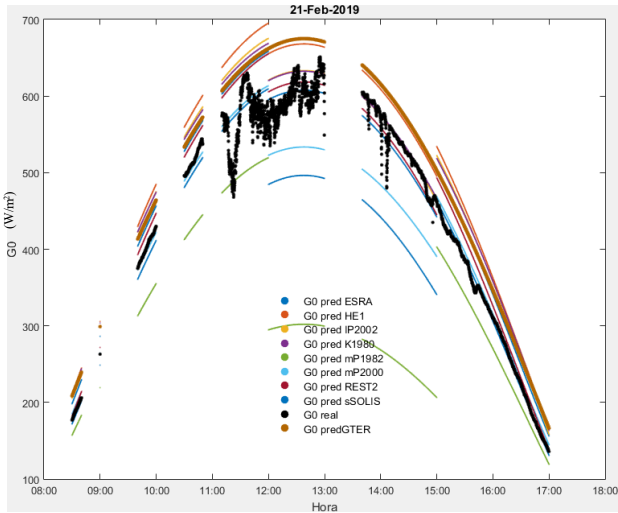


Figura 78. G0 un día con alta carga de aerosoles previo día despejado. Los vacíos corresponden a periodos nubosos.

### 5.4.2.2 Curvas diarias irradiancia directa

Con respecto a las curvas de la directa tampoco existen grandes cambios, más allá de lo comentado en las curvas de la global, y es que el sesgo de subestimación cuando hay alta carga de aerosoles se mantiene también para la irradiancia directa.

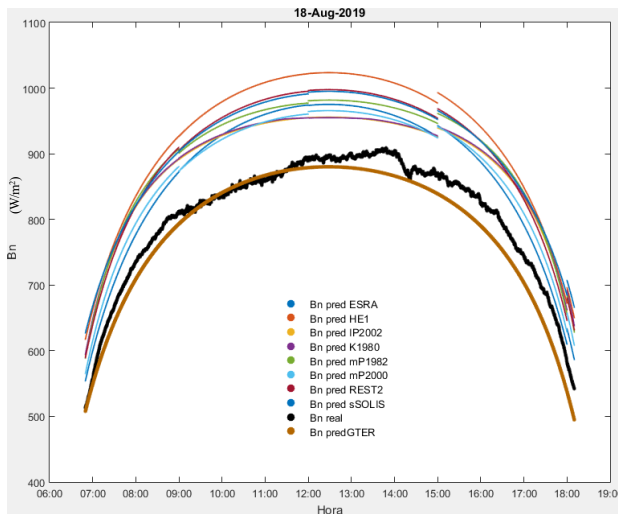


Figura 79. Bn un día despejado previo día despejado

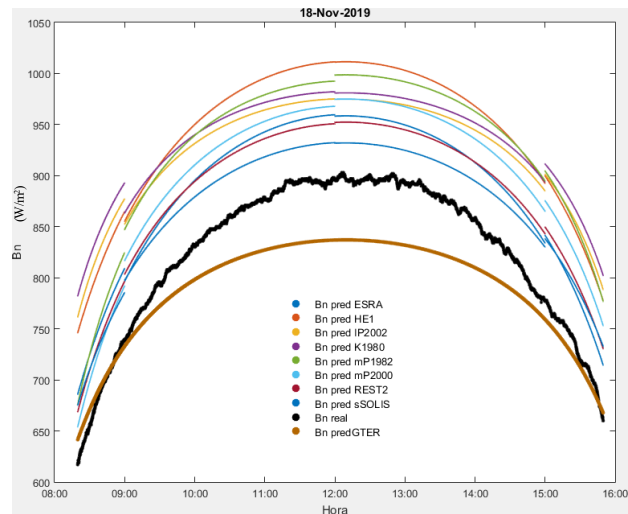


Figura 80. Bn un día despejado previo día nublado

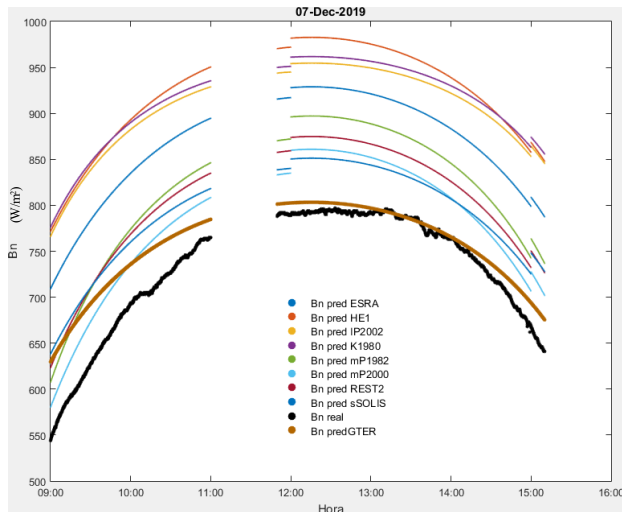


Figura 81. Bn un día con calima previo día con calima. Los vacíos corresponden a periodos nubosos.

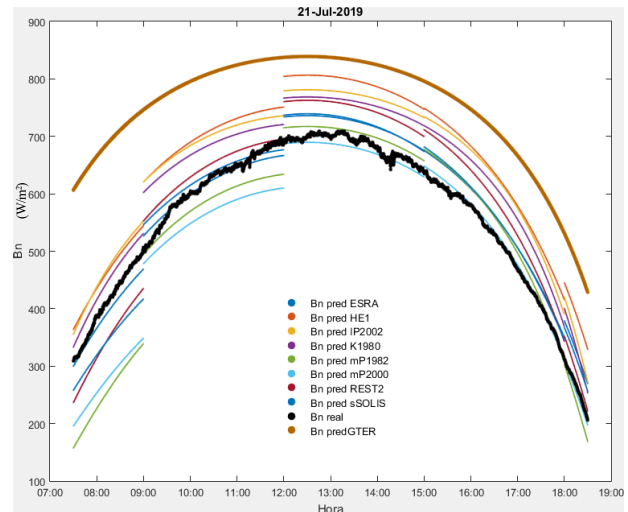


Figura 82. Bn un día despejado previo día con calima.

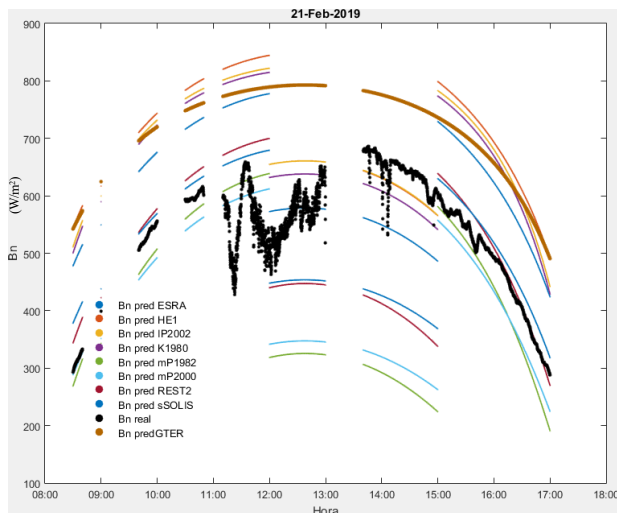


Figura 83. Bn un día con alta carga de aerosoles previo día despejado. Los vacíos corresponden a periodos nubosos.

## 5.5 Predicción con actualización máxima

Este apartado contiene los resultados obtenidos utilizando los parámetros los más actualizados posibles, tal como se indica en el apartado 4.6.

### 5.5.1 Errores estadísticos y Target diagrams

Los distintos errores estadísticos explicados en el apartado 4.8.1 se muestran agrupados en la Tabla 7. Cada columna corresponde a un modelo, reservando la última para la predicción del GTER. Los errores se ordenan por filas clasificándolos primero según el tipo de irradiancia.

Tabla 7. Errores estadísticos de predicción con los parámetros más actualizados cada 5 s.

		ESRA	HE1	IP2002	K1980	mP1982	mP2000	REST2	sSOLIS	Pred GTER
<b>G0</b>	nMBE	0,067	0,111	0,069	0,051	0,016	0,055	0,082	0,064	0,045
	nMAE	0,068	0,111	0,070	0,052	0,041	0,059	0,082	0,067	0,055
	nRMSE	0,077	0,119	0,075	0,059	0,063	0,070	0,095	0,078	0,087
	R <sup>2</sup>	0,993	0,995	0,995	0,995	0,977	0,988	0,994	0,991	0,965
<b>Bn</b>	nMBE	0,097	0,168	0,128	0,123	0,108	0,075	0,104	0,095	0,015
	nMAE	0,097	0,168	0,128	0,123	0,112	0,082	0,104	0,096	0,063
	nRMSE	0,111	0,176	0,145	0,141	0,123	0,094	0,111	0,104	0,094
	R <sup>2</sup>	0,902	0,903	0,826	0,817	0,909	0,918	0,951	0,940	0,682
<b>D0</b>	nMBE	-0,034	-0,117	-0,125	-0,212	-0,414	-0,005	-0,003	-0,021	-
	nMAE	0,130	0,147	0,179	0,222	0,419	0,074	0,095	0,089	-
	nRMSE	0,188	0,216	0,251	0,292	0,518	0,123	0,137	0,162	-
	R <sup>2</sup>	0,809	0,818	0,730	0,771	0,448	0,918	0,894	0,872	-

La mejor predicción de la directa se realiza con el modelo mP2000, tanto por su sesgo como por su dispersión. Con él se consiguen los errores más bajos con respecto a los demás modelos. Por su parte el GTER presenta un sesgo 3 veces menor que mP2000 y la dispersión más alta de todas (Figura 85).

Los modelos que mejor predicen la global son K1980 y mP1982. Este último presenta una mejoría en su dispersión con respecto a su predicción homóloga cada 3 horas. Ambos modelos mejoran la predicción del GTER, la cual se ve arrastrada por su elevada dispersión (Figura 84).

En este análisis la mejor predicción de difusa se consigue con el modelo mP2000 en lugar de sSOLIS (Figura 86). El punto que representa al modelo mP1982 en el diagrama (Figura 86) se sitúa muy alejado del origen en una posición marginal. Se mantiene, por tanto, como el peor de todos los modelos para la difusa.

A continuación, se representan los errores de la tabla anterior a través de dos diagramas objetivo tal como se explica en el punto 4.8.2.

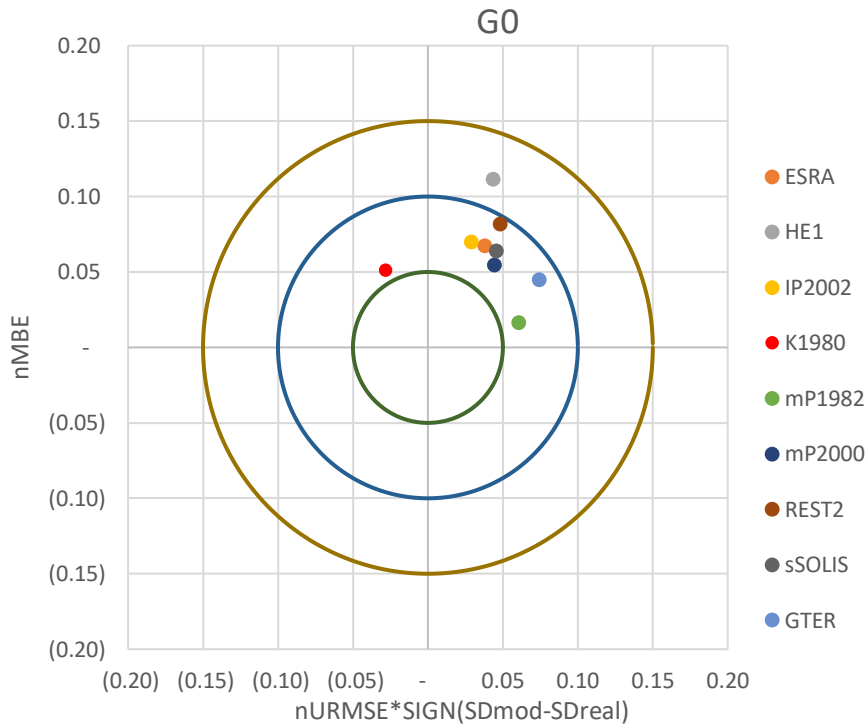


Figura 84. Diagrama objetivo de irradiancia global (G0) para todos los modelos analizados más la estimación del GTER. El eje  $x$  representa  $nURMSE$  multiplicado por el signo de la resta de las desviaciones típicas de las estimaciones y las observaciones. El eje  $y$  indica el valor del error de sesgo  $MBE$ .

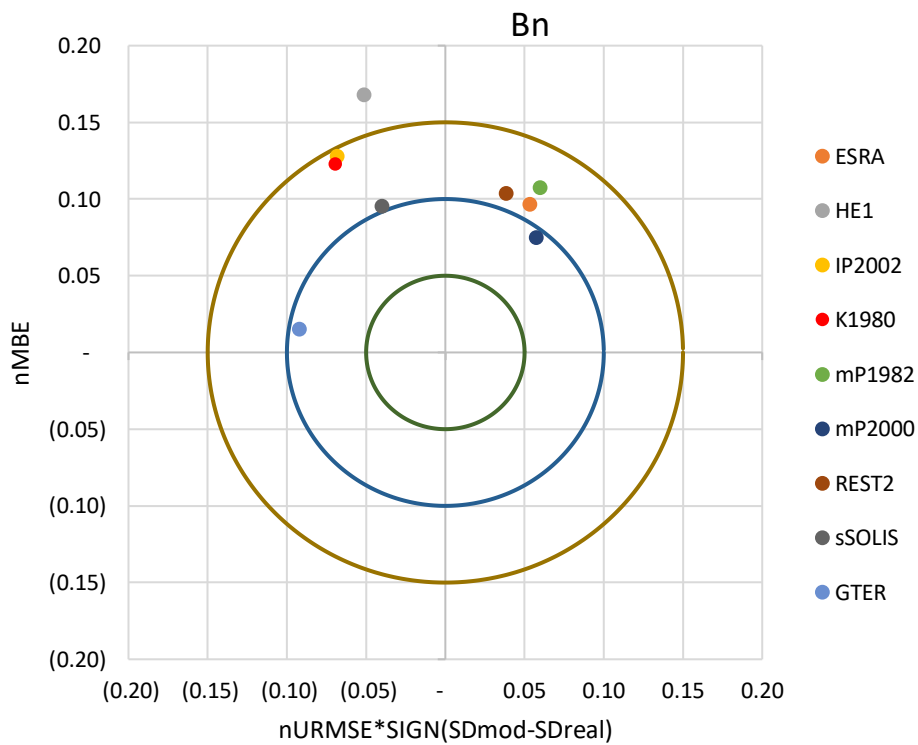


Figura 85. Diagrama objetivo de irradiancia directa (Bn) para todos los modelos analizados más la estimación del GTER. El eje  $x$  representa  $nURMSE$  multiplicado por el signo de la resta de las desviaciones típicas de las estimaciones y las observaciones. El eje  $y$  indica el valor del error de sesgo  $MBE$ .

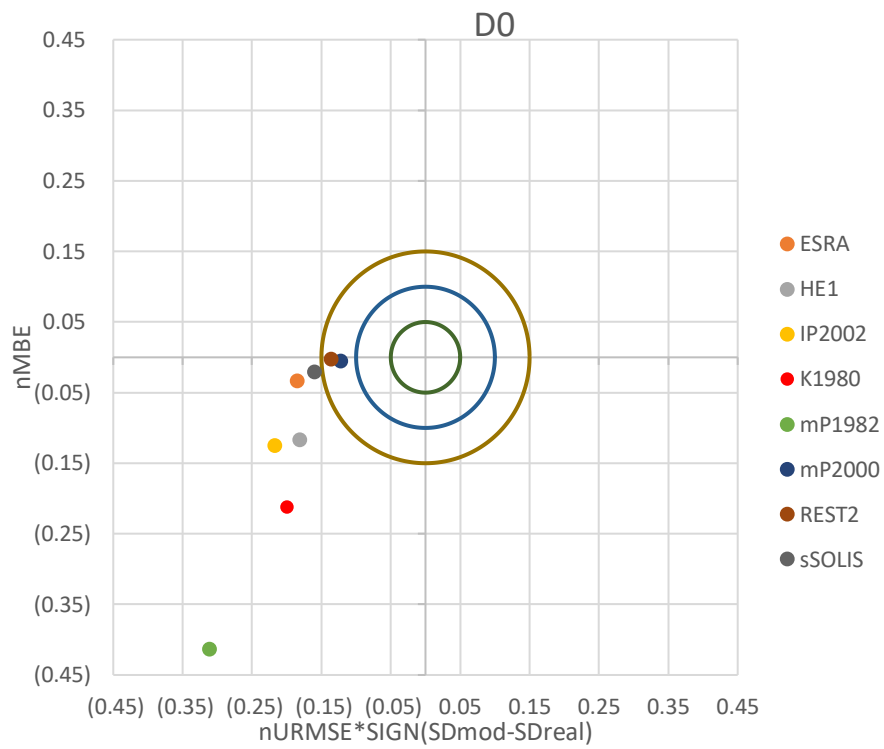


Figura 86. Diagrama objetivo de irradiancia difusa (D0) para todos los modelos analizados más la estimación del GTER. El eje  $x$  representa  $nURMSE$  multiplicado por el signo de la resta de las desviaciones típicas de las estimaciones y las observaciones. El eje  $y$  indica el valor del error de sesgo  $MBE$ .



## 5.5.2 Curvas diarias de irradiancia

En este apartado se muestran las curvas diarias de predicción de las irradiancia directa y global en 5 días concretos, utilizando los datos del día anterior.

### 5.5.2.1 Curvas diarias irradiancia global

Existe una mejora en la mayoría de los casos con respecto a los análisis con mayor anticipación. Aún así, ningún modelo predice mejor que el GTER la curva de la irradiancia global en cielo despejado cuando el día anterior ha sido despejado (Figura 87). El modelo mP1982, sigue presentado grandes errores ante elevadas cargas de aerosoles (Figura 91). Se aprecia en todas las curvas los cambios repentinos en la predicción. Esto se debe a cambios en los parámetros atmosféricos, que gracias a la actualización cada 5 segundos pueden ser recogidos por los modelos para hacer su predicción de irradiancia.

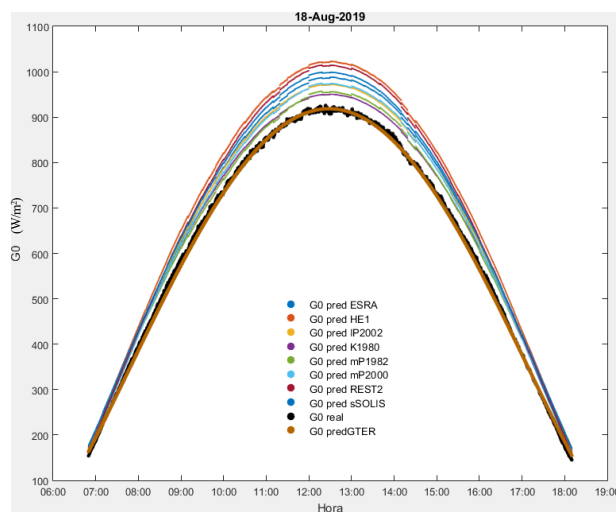


Figura 87. G0 un día despejado previo día despejado

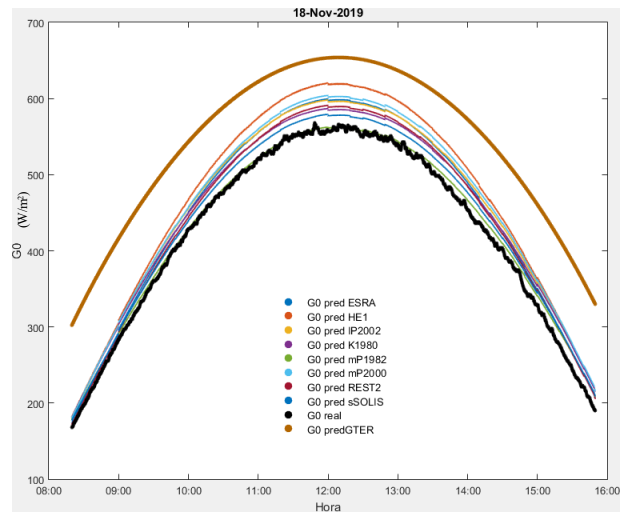


Figura 88. G0 un día despejado previo día nublado

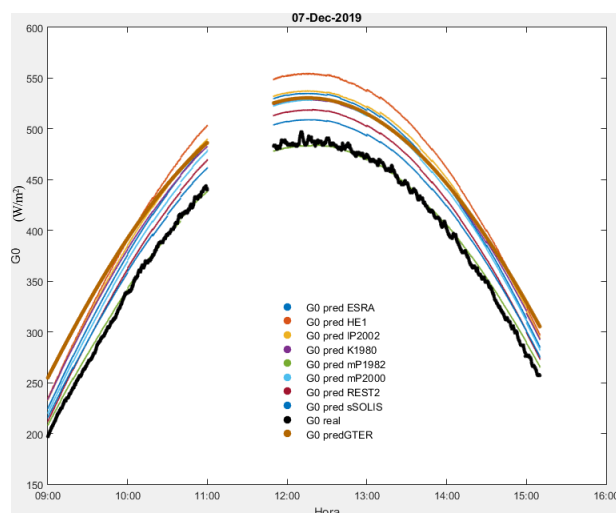


Figura 89. G0 un día con calima previo día con calima. Los vacíos corresponden a periodos nublados.

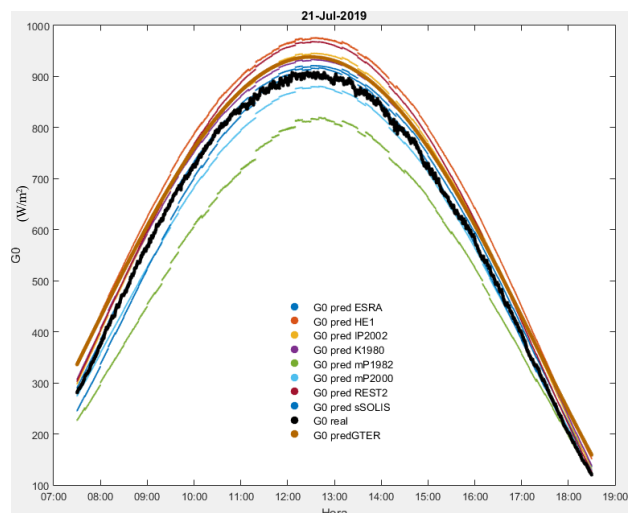


Figura 90. G0 un día despejado previo día con calima.

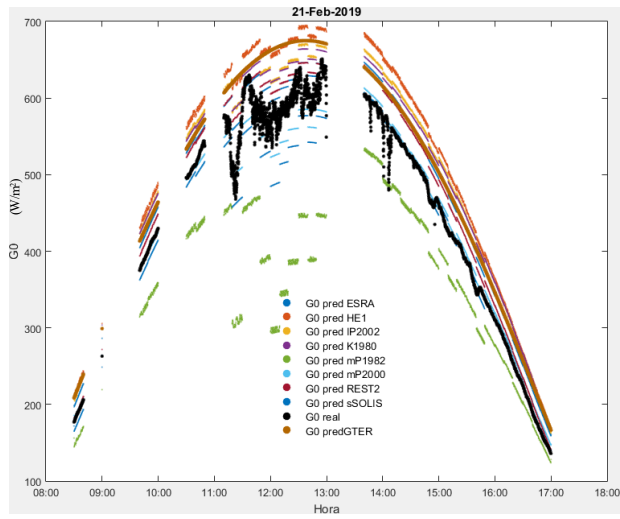


Figura 91. G0 un día con alta carga de aerosoles previo día despejado. Los vacíos corresponden a periodos nubosos.

### 5.5.2.2 Curvas diarias irradiancia directa

Presentan, al igual que en la actualización cada 3 horas, discontinuidades debido a la variabilidad de los parámetros atmosféricos. Al actualizarse los parámetros de entrada cada 5 segundos, estos cambios pueden verse reflejados en la predicción. Con relación a las predicciones con actualización cada 3 horas, los días con alta variabilidad de parámetros atmosféricos, como es el caso de la Figura 94, presentan una mejoría.

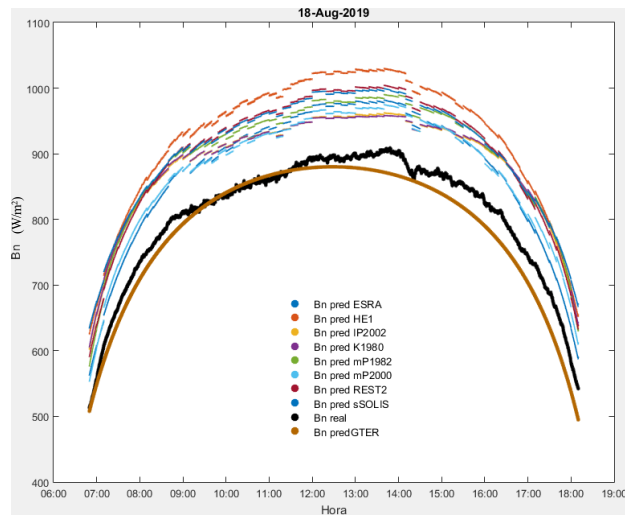


Figura 92. Bn un día despejado previo día despejado

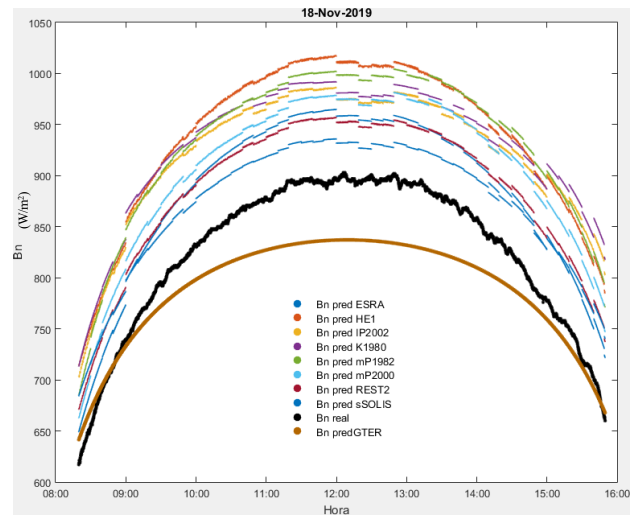


Figura 93. Bn un día despejado previo día nublado

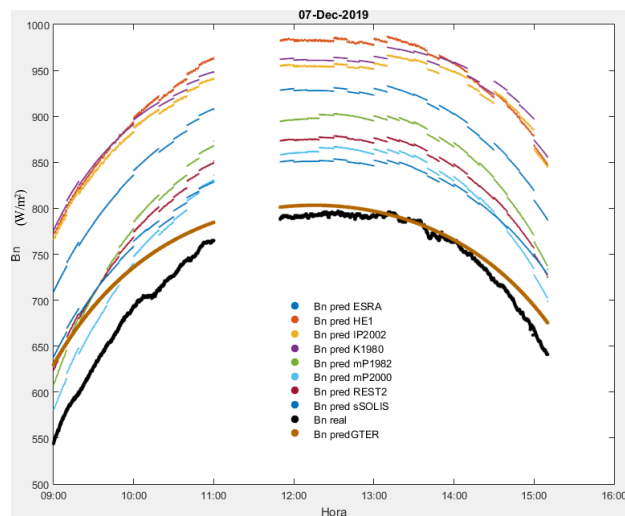


Figura 94. Bn un día con calima previo día despejado. Los vacíos corresponden a periodos nublados.

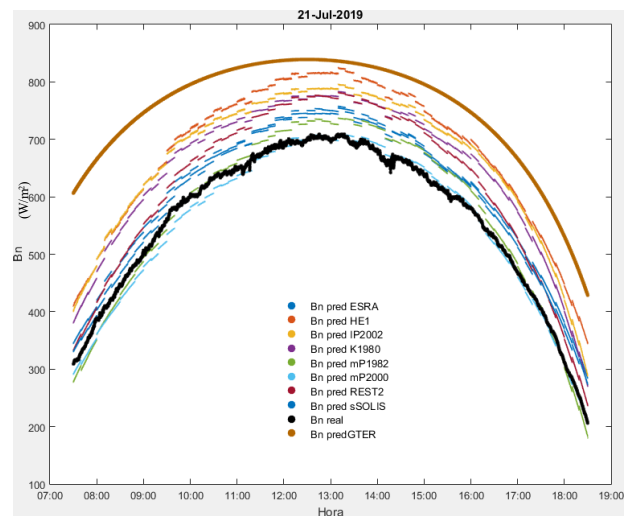


Figura 95. Bn un día despejado previo día con calima.

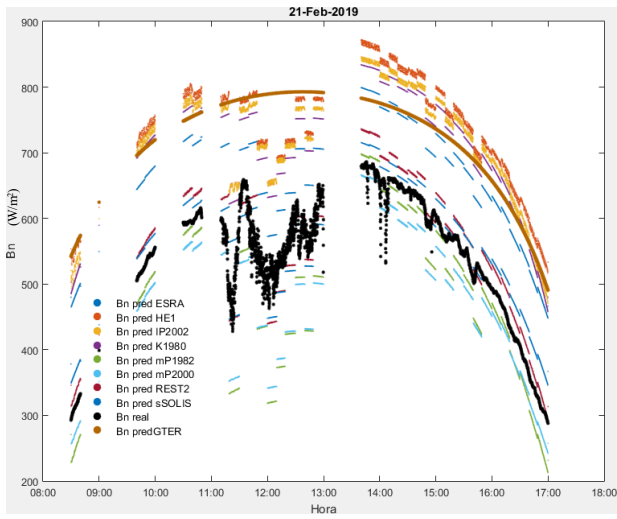


Figura 96. Bn un día con alta carga de aerosoles previo día despejado. Los vacíos corresponden a periodos nubosos.

## 6 CONCLUSIONES

---

En este estudio se han analizado 8 modelos CSI para predecir la irradiancia en cielo despejado en la estación del GTER. Con ellos se pretende mejorar las predicciones actuales del GTER, las cuales presentan un sesgo derivado de su método de predicción a la hora de obtener los parámetros en los que se basa y de su periodo de actualización.

Todos los modelos analizados tienden a sobreestimar la irradiancia directa, mientras que en la difusa ocurre lo contrario, resultando en una predicción de irradiancia global levemente sobreestimada, ya que las tres componentes están relacionadas. Los modelos que ofrecen mejores estimaciones de irradiancia directa son el mP2000 y el sSOLIS, mientras que las peores son las de HE1. Con respecto a la irradiancia difusa, los mejores son el modelo REST2 y el mP2000, y el peor es el mP1982. De los 8 modelos analizados, el que presenta menor sesgo ante la irradiancia global es el mP1982. Esto es debido a que mP1982 presenta el mayor error de predicción en la irradiancia difusa, el cual se contrarresta con el error de irradiancia directa. En el modelo mP1982 se detecta una gran subestimación de la irradiancia global coincidiendo con valores muy altos de beta, lo que puede indicar que el modelo sobreestima la influencia de altas cargas de aerosoles sobre la irradiancia. La menor dispersión de la global la presenta el modelo K1980. Al igual que en irradiancia directa, el modelo con peores resultados de irradiancia global es el HE1, el cual sobreestima la irradiancia global lastrada por los errores de irradiancia directa.

Todos los modelos mejoran sus predicciones en la mayoría de los casos cuanto más actualizados estén sus parámetros atmosféricos de entrada, sobre todo en invierno donde las condiciones atmosféricas son más variables. El modelo mP1982 presenta la mayor sensibilidad a la actualización de los parámetros, concretamente a  $\beta$ . Los resultados de todos los modelos coinciden en que el factor más influyente en la irradiancia para cielos despejados es la carga de aerosoles.

Comparando las predicciones de irradiancia del GTER con los modelos se obtienen las siguientes conclusiones generales: En los modelos donde los parámetros se actualizan el mismo día los resultados presentan errores similares para la irradiancia global, con un sesgo de sobreestimación en todos los modelos salvo para mP1982, que incluso mejora el del GTER. El sesgo se hace más notable para la irradiancia directa, triplicando nMBE en los modelos más favorables (mP2000 y sSOLIS) con respecto al GTER.

Para la global, las predicciones del GTER son las mejores cuando están precedidas de días despejados y el día es despejado. Cuando el día previo es completamente nublado, los análisis con parámetros actualizados en el mismo día (en el primer instante del día y cada 3 horas) mejoran sustancialmente las predicciones de la global del GTER, siendo mP1982 el mejor modelo. Esto ocurre también, aunque en menor medida, en días previos con periodos alternos de nubes y claros. Del mismo modo, cuando el GTER considera erróneamente periodos con alta carga de aerosoles como nubosos, los análisis con parámetros actualizados el mismo día mejoran las predicciones del GTER. En general, los análisis realizados con los parámetros del día anterior presentan peores resultados con respecto al GTER, salvo cuando los días previos son considerados nublados por el GTER pero la ESR es capaz de realizar mediciones de aerosoles. Aunque de manera general mP1982 es el mejor modelo para la global, si hay una gran carga de aerosoles su predicción empeora, convirtiéndose mP2000 y K1980 en los modelos más favorables. La irradiancia directa calculada por los modelos no suele mejorar la predicción realizada por el GTER, aun actualizando los parámetros el mismo día. Aunque en casos puntuales, con una serie de días previos completamente nublados y existiendo una variación muy significativa de la carga de aerosoles, puede mejorar la predicción.

Se concluye que no es aconsejable sustituir las predicciones del GTER por las de los modelos paramétricos analizados en el presente trabajo utilizando los datos del día anterior, ya que son peores en la mayoría de los casos, tanto para la irradiancia global como para la directa. Sin embargo, si es posible esperar a la primera hora del día para actualizar los parámetros, los modelos mejoran la estimación de irradiancia global del GTER, cuando el día previo es nuboso, parcialmente nuboso o con alta carga de aerosoles. Conforme mayor es la frecuencia de actualización de los parámetros, mejores predicciones de la global se obtienen frente al GTER, siendo el modelo mP1982 el que presenta mejores resultados, excepto cuando hay gran cantidad de aerosoles. No obstante, si el día previo es completamente despejado, aunque los parámetros se actualicen cada 5 segundos (actualización máxima), ningún modelo supera la precisión del GTER, siendo el modelo mP1982 el que más se le acerca.



## 7 REFERENCIAS

- [1] C. G. and H. K. T. Muneer, *Solar Radiation and Daylight Models*, CRC PRESS. 2004.
- [2] P. Blanc *et al.*, “Direct normal irradiance related definitions and applications: The circumsolar issue,” *Sol. Energy*, vol. 110, pp. 561–577, Dec. 2014, doi: 10.1016/j.solener.2014.10.001.
- [3] F. Antonanzas-Torres, R. Urraca, J. Polo, O. Perpiñán-Lamigueiro, and R. Escobar, “Clear sky solar irradiance models: A review of seventy models,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 107. Elsevier Ltd, pp. 374–387, Jun. 01, 2019, doi: 10.1016/j.rser.2019.02.032.
- [4] J. A. Ruiz-Arias and C. A. Gueymard, “Worldwide inter-comparison of clear-sky solar radiation models: Consensus-based review of direct and global irradiance components simulated at the earth surface,” *Solar Energy*, vol. 168. Elsevier Ltd, pp. 10–29, Jul. 01, 2018, doi: 10.1016/j.solener.2018.02.008.
- [5] C. A. Gueymard, “Temporal variability in direct and global irradiance at various time scales as affected by aerosols,” *Sol. Energy*, vol. 86, no. 12, pp. 3544–3553, Dec. 2012, doi: 10.1016/j.solener.2012.01.013.
- [6] M. Iqbal, *An Introduction to Solar Radiation*, Academic P. Elsevier, 1983.
- [7] C. A. Gueymard and J. A. Ruiz-Arias, “Validation of direct normal irradiance predictions under arid conditions: A review of radiative models and their turbidity-dependent performance,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 45. Elsevier Ltd, pp. 379–396, May 01, 2015, doi: 10.1016/j.rser.2015.01.065.
- [8] P. Ineichen, “A broadband simplified version of the Solis clear sky model,” *Sol. Energy*, vol. 82, no. 8, pp. 758–762, Aug. 2008, doi: 10.1016/j.solener.2008.02.009.
- [9] C. Rigollier, O. Bauer, and L. Wald, “On the clear sky model of the ESRA - European Solar Radiation Atlas - With respect to the Heliosat method,” *Sol. Energy*, vol. 68, no. 1, pp. 33–48, Jan. 2000, doi: 10.1016/S0038-092X(99)00055-9.
- [10] X. Sun, J. M. Bright, C. A. Gueymard, B. Acord, P. Wang, and N. A. Engerer, “Worldwide performance assessment of 75 global clear-sky irradiance models using Principal Component Analysis,” *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 111, pp. 550–570, Sep. 2019, doi: 10.1016/j.rser.2019.04.006.
- [11] F. Kasten, “The linke turbidity factor based on improved values of the integral Rayleigh optical thickness,” *Sol. Energy*, vol. 56, no. 3, pp. 239–244, Mar. 1996, doi: 10.1016/0038-092X(95)00114-7.
- [12] P. Ineichen and R. Perez, “A new airmass independent formulation for the linke turbidity coefficient,” *Sol. Energy*, vol. 73, no. 3, pp. 151–157, Sep. 2002, doi: 10.1016/S0038-092X(02)00045-2.
- [13] V. Badescu *et al.*, “Accuracy analysis for fifty-four clear-sky solar radiation models using routine hourly global irradiance measurements in Romania,” *Renew. Energy*, vol. 55, pp. 85–103, Jul. 2013, doi: 10.1016/j.renene.2012.11.037.
- [14] B. E. Psiloglou, M. Santamouris, and D. N. Asimakopoulos, “Atmospheric broadband model for computation of solar radiation at the earth’s surface. Application to mediterranean climate,” *Pure Appl. Geophys.*, vol. 157, no. 5, pp. 829–860, 2000, doi: 10.1007/pl00001120.
- [15] C. A. Gueymard, “REST2: High-performance solar radiation model for cloudless-sky irradiance, illuminance, and photosynthetically active radiation - Validation with a benchmark dataset,” *Sol. Energy*, vol. 82, no. 3, pp. 272–285, Mar. 2008, doi: 10.1016/j.solener.2007.04.008.
- [16] A. K. Prasad and R. P. Singh, “Changes in aerosol parameters during major dust storm events (2001-2005) over the Indo-Gangetic Plains using AERONET and MODIS data,” *J. Geophys. Res. Atmos.*, vol. 112, no. 9, May 2007, doi: 10.1029/2006JD007778.
- [17] P. Sellitto *et al.*, “Synergistic use of Lagrangian dispersion and radiative transfer modelling with satellite and surface remote sensing measurements for the investigation of volcanic plumes: The Mount Etna



- eruption of 25-27 October 2013,” *Atmos. Chem. Phys.*, vol. 16, no. 11, pp. 6841–6861, Jun. 2016, doi: 10.5194/acp-16-6841-2016.
- [18] J. Garrison, “An evaluation of the effect of volcanic eruption on the solar radiation at six Canadian stations,” *Sol. Energy*, vol. 55, no. 6, pp. 513–525, Dec. 1995, doi: 10.1016/0038-092X(95)00066-Z.
- [19] E. Malinina *et al.*, “Stratospheric aerosol characteristics from space-borne observations: extinction coefficient and Ångström exponent,” *Atmos. Meas. Tech.*, vol. 12, no. 7, pp. 3485–3502, Jul. 2019, doi: 10.5194/amt-12-3485-2019.
- [20] C. A. Gueymard, “Parameterized transmittance model for direct beam and circumsolar spectral irradiance,” *Sol. Energy*, vol. 71, no. 5, pp. 325–346, Oct. 2001, doi: 10.1016/S0038-092X(01)00054-8.
- [21] P. Ineichen, “Conversion function between the Linke turbidity and the atmospheric water vapor and aerosol content,” *Sol. Energy*, vol. 82, no. 11, pp. 1095–1097, Nov. 2008, doi: 10.1016/j.solener.2008.04.010.
- [22] J. C. Grenier, A. De La Casinière, and T. Cabot, “A spectral model of Linke’s turbidity factor and its experimental implications,” *Sol. Energy*, vol. 52, no. 4, pp. 303–313, Apr. 1994, doi: 10.1016/0038-092X(94)90137-6.
- [23] A. Smirnov, B. N. Holben, T. F. Eck, O. Dubovik, and I. Slutsker, “Cloud-screening and quality control algorithms for the AERONET database,” *Remote Sens. Environ.*, vol. 73, no. 3, pp. 337–349, Sep. 2000, doi: 10.1016/S0034-4257(00)00109-7.