

Trabajo Fin de Grado
Grado en Ingeniería de Tecnologías Industriales

Caracterización de datos radiométricos a
alta frecuencia para diferentes climatologías
Köppen-Geiger

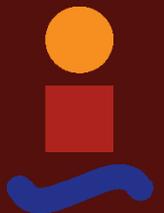
Autor: Juan Carlos Prieto Zazo

Tutor: Sara Moreno Tejera

Cotutor: Manuel Antonio Silva Pérez

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

Sevilla, 2021



Trabajo Fin de Grado
Grado en Ingeniería de Tecnologías Industriales

Caracterización de datos radiométricos a alta frecuencia para diferentes climatologías Köppen-Geiger

Autor:

Juan Carlos Prieto Zazo

Tutor:

Sara Moreno Tejera

Profesora Sustituta Interina

Cotutor:

Manuel Antonio Silva Pérez

Profesor Titular

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

Sevilla, 2021

Trabajo Fin de Grado: Caracterización de datos radiométricos a alta frecuencia para diferentes climatologías Köppen-Geiger

Autor: Juan Carlos Prieto Zazo
Tutor: Sara Moreno Tejera
Cotutor: Manuel Antonio Silva Pérez

El tribunal nombrado para juzgar el trabajo arriba indicado, compuesto por los siguientes profesores:

Presidente:

Vocal/es:

Secretario:

acuerdan otorgarle la calificación de:

El Secretario del Tribunal

Fecha:

Resumen

En este estudio, se van a analizar las distribuciones de irradiancia solar global horizontal registradas en cinco emplazamientos condicionadas a la masa óptica del aire, m , empleando datos minutales (alta frecuencia). Para representarlas, nos apoyaremos en el índice de claridad, k_t , y posteriormente serán ajustadas por medio de funciones basadas en la estadística de Boltzmann. Además, intentaremos asemejar y relacionar estas distribuciones entre emplazamientos que cuenten con la misma clasificación Köppen-Geiger, apoyándonos para ello en el documento realizado por Fernández-Peruchena et al. (2015), con el que compararemos los resultados obtenidos.

Este trabajo tiene la finalidad de ampliar el campo de conocimiento y comprobar la posibilidad de generar datos de irradiancia de alta frecuencia de manera sintética a partir de localizaciones con el mismo tipo de clima.

Como resultado del estudio realizado, podemos afirmar que los emplazamientos seleccionados que cuentan con la misma clasificación climática Köppen-Geiger poseen unas distribuciones de probabilidad de k_t similares para los distintos rangos de m analizados, a excepción de los emplazamientos con clima tropical, que muestran claras discrepancias para todos ellos.

Glosario

I_0 Irradiancia solar extraterrestre. 1, 10, 17, 18

k_t Índice de claridad. 1, 7, 17, 18, 20–24, 26–31, 35, 57

m Masa óptica del aire. V, 1, 7, 8, 17, 18, 20–25, 31, 35, 59

BSRN Baseline Surface Radiation Network. 2, 4, 9, 11, 35, 53, 59

DHI Diffuse Horizontal Irradiance. 9, 12, 17

DNI Direct Normal Irradiance. 9, 12, 17

GCOS Global Climate Observing System. 4

GHI Global Horizontal Irradiance. 1, 5, 9, 12, 17, 35

NDACC Network for the Detection of Atmospheric Composition Change. 4

PDF Función de densidad de probabilidad. 17, 19, 35

VAG Vigilancia Atmosférica Global. 4

WRMC World Radiation Monitoring Centre. 2

Índice

<i>Resumen</i>	I
<i>Glosario</i>	III
1 Introducción	1
1.1 Clasificación climática de Köppen	2
1.2 Introducción a la BSRN	4
1.2.1 ¿Qué es la BSRN?	4
1.2.2 Procedimiento para el uso de la base	4
2 Objetivos	5
3 Antecedentes	7
4 Base de datos empleada	9
4.1 Control de calidad	9
4.2 Identificación de huecos	11
4.3 Cálculo de los errores	12
5 Metodología	17
6 Resultados y discusión	19
6.1 Distribuciones de densidad de probabilidad para todos los rangos de m	20
6.1.1 Boulder (BOS)	20
6.1.2 Brasilia (BRA)	21
6.1.3 Goodwin Creek (GCR)	22
6.1.4 Tamanrasset (TAM)	23
6.1.5 Toravere (TOR)	24
6.1.6 Coeficientes de determinación (R^2)	25
6.2 Distribuciones de densidad de probabilidad para $m = 2$	25
6.2.1 BOS y TOR (2021) vs BOU y TOR (2015)	27
6.2.2 TAM (2021) vs TAM (2015)	28
6.2.3 BRA (2021) vs ILO (2015)	28
6.2.4 GCR (2021) vs CAM, CAR, FLO (2015)	29
6.3 Comparativa TAM (2021) vs TAM (2015) para distintos rangos de m	30
6.4 Comparativa BRA(2021) vs ILO(2015) para distintos rangos de m	31
6.5 Comparativa entre los parámetros de la función de Boltzmann	32

6.5.1	BOS (2021) vs BOU (2015)	32
6.5.2	GCR (2021) vs CAM, CAR (2015)	32
6.5.3	BOS vs TOR (2021)	33
6.5.4	BRA vs TAM (2021)	33
7	Conclusiones	35
Apéndice A	Calendarios de huecos	37
Apéndice B	Tests recomendados por la BSRN	53
	<i>Índice de Figuras</i>	57
	<i>Índice de Tablas</i>	59
	<i>Bibliografía</i>	61

1 Introducción

El Sol constituye el astro más esencial presente en el sistema en el que vivimos; tanto es así que a él debe su nombre y sin él, la vida en la Tierra podría no haber llegado a existir. En su interior, llamado núcleo, las reacciones de fusión del hidrógeno dan lugar a ingentes cantidades de energía que se propagan por todas las direcciones del espacio en forma de ondas electromagnéticas. Esta energía se denomina radiación solar, y constituye el motor del clima y de los procesos atmosféricos que tienen lugar en nuestro planeta.

Conforme el ser humano ha ido progresando en sus estudios sobre la radiación, estos se han ido aplicando a cada vez más áreas de conocimiento: ingeniería, arquitectura, agricultura, salud humana y meteorología, dentro de las cuales podemos encontrar un papel fundamental en su uso como fuente de energía alternativa en la generación de electricidad (ya sea en centrales solares térmicas o mediante paneles fotovoltaicos), así como en las predicciones climáticas. Por todo esto, las mediciones de la radiación solar han adquirido una vital importancia en multitud de proyectos.[7]

La principal dificultad que presenta operar con la energía solar es su carácter variable, lo que tiene como consecuencia un impacto muy significativo en la eficiencia de los sistemas de conversión de energía solar. Esta variabilidad es causada por la existencia de dos fenómenos principales: el movimiento Tierra-Sol y el efecto de los distintos componentes atmosféricos (entre los que destacan las nubes). Como afirman en trabajos anteriores los autores Valero et al. (2019), el primer efecto ya ha sido modelado mediante las ecuaciones de la geometría solar; sin embargo, la presencia de nubes sí que representa un importante inconveniente debido a la complejidad de su caracterización y predicción, lo que perjudica la producción e inclusión de la electricidad producida a partir de energía solar en la red eléctrica. Para evitar este fenómeno, el conocimiento del comportamiento estadístico de la variabilidad a corto plazo de la radiación solar resulta esencial, pues facilitará una evaluación más precisa de la incertidumbre en la producción de energía anual a largo plazo de las centrales solares, lo que, a su vez, permitirá simular ciertos aspectos del funcionamiento de la planta, como los efectos transitorios, y la evaluación de las opciones de gestión de la energía. [4]

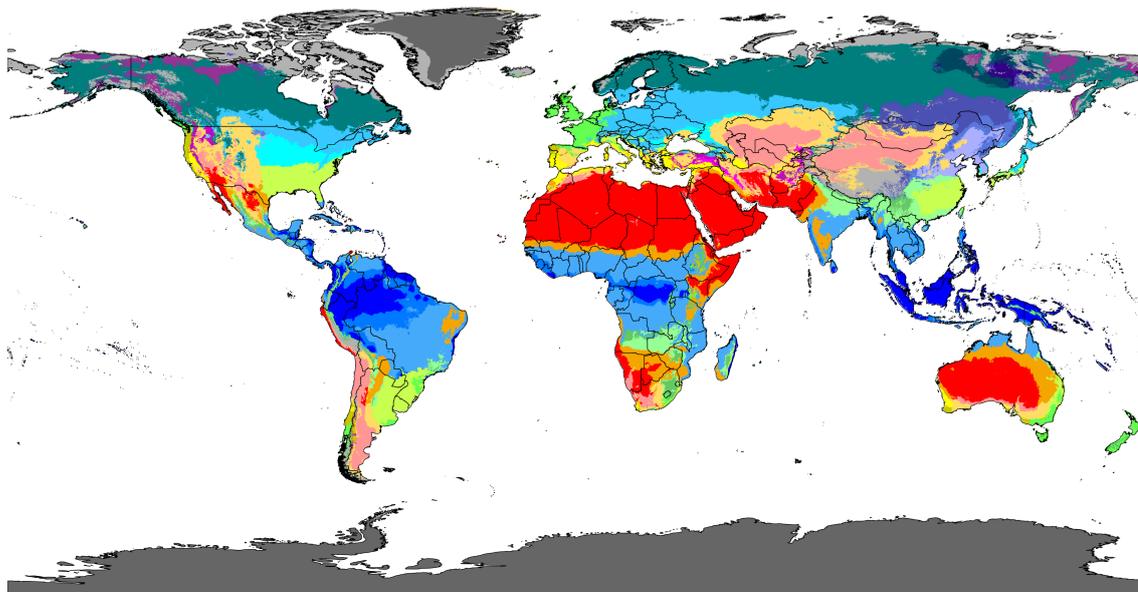
Los datos de irradiación solar global horizontal (GHI) se han estudiado habitualmente en función del índice de claridad, k_t , que se define como la relación entre la GHI y la irradiación solar en la parte superior de la atmósfera en el mismo plano (I_0). En este documento, se han analizado los valores minutales de GHI en función de la masa óptica del aire, m , y de los valores minutales del índice de claridad, k_t , en cinco ubicaciones con cinco climas distintos alrededor del planeta, y se van a comparar los resultados obtenidos con aquellos del artículo de Fernández-Peruchena et al. (2015).

En la realización de nuestro trabajo se han utilizado grandes cantidades de datos (pertenecientes a 5 localizaciones seleccionadas con distinta climatología Köppen) que han constituido un pilar fundamental a partir del cual hemos podido realizar todos los cálculos posteriores. Estos datos a los

que nos referimos han sido proporcionados por el World Radiation Monitoring Centre (WRMC), archivo central de las medidas de la Baseline Surface Radiation Network (BSRN).[3]

1.1 Clasificación climática de Köppen

La clasificación climática de Köppen debe su nombre al climatólogo alemán que, junto a la posterior ayuda de su compatriota Rudolf Geiger, la definió en torno al año 1900. Es por este motivo que tanto esta clasificación como los mapas desarrollados a partir de ella también son conocidos bajo la denominación Köppen-Geiger.



Af	BWh	Csa	Cwa	Cfa	Dsa	Dwa	Dfa	ET
Am	BWk	Csb	Cwb	Cfb	Dsb	Dwb	Dfb	EF
Aw	BSh	Csc	Cwc	Cfc	Dsc	Dwc	Dfc	
	BSk				Dsd	Dwd	Dfd	

Figura 1.1 Mapa de clasificación climática Köppen-Geiger (1980-2016). Fuente:[2] .

Como se puede observar en la Figura 1.1, la clasificación Köppen-Geiger establece cinco tipos de climas principales:

- A: Tropical;
- B: Seco;
- C: Templado;
- D: Continental;
- E: Polar.

Para determinar la/s letra/s que definen los subtipos de clima se sigue la tabla que aparece en la Figura 1.2, la cual utiliza distintas magnitudes de la climatología de la zona. Por ejemplo, la

temperatura media anual del aire, la temperatura media del mes más frío y del más cálido del año, o la cantidad de precipitaciones del mes más seco y del más húmedo.

1st	2nd	3rd	Description	Criterion ^a
A			Tropical	Not (B) & $T_{cold} \geq 18$
	f		- Rainforest	$P_{dry} \geq 60$
	m		- Monsoon	Not (Af) & $P_{dry} \geq 100 - MAP/25$
	w		- Savannah	Not (Af) & $P_{dry} < 100 - MAP/25$
B			Arid	$MAP < 10 \times P_{threshold}$
	W		- Desert	$MAP < 5 \times P_{threshold}$
	S		- Steppe	$MAP \geq 5 \times P_{threshold}$
		h	- Hot	$MAT \geq 18$
		k	- Cold	$MAT < 18$
C			Temperate	Not (B) & $T_{hot} > 10$ & $0 < T_{cold} < 18$
	s		- Dry summer	$P_{dry} < 40$ & $P_{dry} < P_{wet}/3$
	w		- Dry winter	$P_{dry} < P_{wet}/10$
	f		- Without dry season	Not (Cs) or (Cw)
		a	- Hot summer	$T_{hot} \geq 22$
		b	- Warm summer	Not (a) & $T_{month} \geq 4$
		c	- Cold summer	Not (a or b) & $1 \leq T_{month} < 4$
D			Cold	Not (B) & $T_{hot} > 10$ & $T_{cold} \leq 0$
	s		- Dry summer	$P_{dry} < 40$ & $P_{dry} < P_{wet}/3$
	w		- Dry winter	$P_{dry} < P_{wet}/10$
	f		- Without dry season	Not (Ds) or (Dw)
		a	- Hot summer	$T_{hot} \geq 22$
		b	- Warm summer	Not (a) & $T_{month} \geq 4$
		c	- Cold summer	Not (a, b, or d)
		d	- Very cold winter	Not (a or b) & $T_{cold} < -38$
E			Polar	Not (B) & $T_{hot} \leq 10$
	T		- Tundra	$T_{hot} > 0$
	F		- Frost	$T_{hot} \leq 0$

Figura 1.2 Tabla de clasificación climática de Köppen. Fuente:[2].

1.2 Introducción a la BSRN

1.2.1 ¿Qué es la BSRN?

La BSRN es un proyecto del Panel de Datos y Evaluaciones del Experimento Global de Energía y Ciclo del Agua (GEWEX) inscrito al Programa Mundial de Investigación Climática (WCRP), y como tal tiene como objetivo detectar cambios importantes en el campo de radiación de la Tierra en la superficie terrestre que puedan estar relacionados con los cambios climáticos. Para ello, este proyecto trata de medir los flujos de radiación superficial con la mayor precisión posible y con instrumentos de última generación en lugares seleccionados de las principales zonas climáticas de Köppen.

Todas las mediciones de radiación se almacenan junto con las observaciones meteorológicas de superficie y de aire superior y los metadatos (estos son, datos sobre otros datos) de las estaciones en una base de datos integrada. Este sitio web ofrece lo siguiente: información para todos los científicos que vayan a utilizar los datos de la BSRN, así como información para cualquier científico de la estación que entregue datos.

Los datos son de vital importancia para apoyar la validación y confirmación de las estimaciones de estas magnitudes realizadas por satélite y por modelos empíricos. En un pequeño número de estaciones (actualmente 74 en total, 58 activas) en zonas climáticas contrastadas, que cubren un rango de latitud de 80°N a 90°S, se mide la radiación solar con instrumentos de la mayor precisión disponible y con alta resolución temporal (de 1 a 3 minutos).

En 2004, la BSRN fue designada como la red global de referencia para la radiación superficial para el Sistema Global de Observación del Clima (GCOS). Las estaciones de la BSRN también contribuyen a la Vigilancia Atmosférica Global (VAG). Desde 2011 la BSRN y la Red para la Detección del Cambio de la Composición Atmosférica (NDACC) han llegado a un acuerdo formal para convertirse en redes de cooperación. [3]

1.2.2 Procedimiento para el uso de la base

Para la obtención de los datos mencionados anteriormente, se ha seguido el procedimiento indicado en la BSRN, que consiste en solicitar a través del correo electrónico "Amelie.Driemel@awi.de" una cuenta con la cual tener acceso a la descarga de datos. Una vez realizado este paso, accedemos a la web PANGAEA (<https://www.pangaea.de/>), desde la que tendremos total libertad tanto para la búsqueda de archivos como para su descarga (esto último solo es posible introduciendo el usuario y la contraseña anteriormente solicitados). Si hacemos uso del buscador que posee la web, podremos encontrar todos los archivos que las estaciones hayan puesto a disposición de los miembros de la BSRN. Como recomendación, sugiero realizar una primera exploración introduciendo el nombre de la estación y "radiation", de forma que averigüemos el nombre del responsable de la estación y podamos así proceder con una segunda búsqueda más precisa a través del filtro con dicho nombre. Además, existen colecciones en las que vienen recopiladas (por mes y año) los archivos disponibles en la base de datos sobre una estación en concreto, las cuales resultan muy útiles a la hora de conocer qué años se han subido de manera completa.

2 Objetivos

Entre los objetivos de este estudio se encuentran:

- Caracterizar datos de irradiancia global horizontal (GHI) de alta frecuencia registrados en cinco emplazamientos con distintas clasificaciones climáticas Köppen.
- Comparar los resultados obtenidos con aquellos publicados en el trabajo de Fernández-Peruchena et al. (2015), en el que se realiza un análisis de datos similar, confrontando localizaciones de igual o similar climatología.
- Evaluar la posibilidad de asemejar o relacionar las distribuciones de los datos registrados a alta frecuencia en emplazamientos con igual climatología Köppen, con el objeto de generar de forma sintética datos a alta frecuencia en otras localizaciones con la misma clasificación climatológica.

3 Antecedentes

Dada la importancia de la energía solar en nuestra sociedad (y presumiblemente seguirá creciendo), la caracterización del recurso solar lleva tiempo siendo un tema de estudio sobre el que indagar para poder alcanzar un próspero futuro.

Desde el estudio pionero llevado a cabo por Liu y Jordan (1960), en el que se presentaban unas relaciones que permitían determinar las sumas medias horarias y diarias de la radiación difusa a largo plazo, pasando por otros trabajos sucesivos como los desarrollados por Skartveit y Olseth (1992), se venía remarcando que estos estudios se fundamentaban en los datos contemporáneos comúnmente disponibles, que por entonces estaban constituidos por valores diarios y horarios principalmente, como así queda expuesto por Tovar et al. (1998).

Sin embargo, desde aquellos primeros artículos ya se estudiaba la relación entre la presencia de nubes y la radiación, así como que los procesos en los que tienen lugar las nubes tienden a ser muy dinámicos, y la alta variabilidad esperada se veía muy reducida al trabajar con valores medios horarios y diarios. Por esta razón, al utilizar valores medios de la radiación solar, la caracterización de la misma quedaba distorsionada porque no representaba adecuadamente las fluctuaciones producidas naturalmente.

Fueron los autores Suehrcke y McCormick (1989, 1992) y más tarde Gansler et al. (1995), los que mostraron las diferencias entre las funciones de distribución horarias y las minutas de k_t aplicadas al valor del "coeficiente de usabilidad" (parte de la energía recibida que se puede transformar en energía útil) de los sistemas fotovoltaicos, y dieron evidencias de que las predicciones de funcionamiento de colectores solares se ajustaban mejor a la realidad si se computaban usando valores instantáneos de radiación, puesto que los resultados obtenidos al utilizar valores horarios y/o diarios daba lugar a una estimación demasiado conservadora. Más adelante, el estudio llevado a cabo por Walkenhorst et al. (2002) mostró cómo la influencia de la dinámica a corto plazo de la luz solar estaba produciendo una subestimación del 27% de la demanda de luz artificial en los edificios. Esto estaba causado porque en la obtención de las predicciones se estaban utilizando series horarias de irradiación solar, en lugar de series minutas.

Multitud de autores han realizado diversos documentos utilizando series de irradiancia solar con escalas de alta frecuencia. En el desarrollado por Jurado et al. (1995), se estudió la influencia del intervalo de medición de los datos de radiación solar en la distribución de probabilidad acumulada del índice de claridad. Se concluyó que la distribución observada en el sur de España era bimodal utilizando datos con intervalos de 5 minutos, pero que esta propiedad se desvanecía a medida que los datos se agregaban en intervalos de tiempo mayores, y que esta distribución también dependía de la masa de aire (m). Esto sirvió para confirmar la existencia de dos tipos de radiación asociados a cielos despejados o nublados. En el análisis de González y Calbó (1999), se reveló que los parámetros de variabilidad juegan un papel tan importante como la altitud solar, así como que la influencia en los parámetros de variabilidad es mayor en condiciones de cielo despejado y de valores elevados de k_t .

También cabe destacar los estudios de Tovar et al. (1998, 2001) y de Fernández-Peruchena et al. (2010), en los que se analizaron las distribuciones de los valores minuales de k_t condicionadas, por un lado, a la masa óptica del aire “ m ” (espesor relativo de la trayectoria del aire que atraviesa un rayo de Sol para llegar a la superficie de la Tierra); por otro lado, al k_t horario (k_{th}); y finalmente condicionadas conjuntamente tanto a m como a k_{th} .

No obstante, y para finalizar este apartado, el artículo que más necesitamos resaltar debe ser el ejecutado por Fernández-Peruchena et al. (2015), ya que nos ha servido como base en la realización de este documento. En él se analizan 9 localizaciones, cada una representativa de una clasificación climática de Köppen-Geiger distinta, desvelando las diferencias existentes en el comportamiento de la radiación en los diferentes tipos de clima.

4 Base de datos empleada

Para la ejecución del presente documento se utilizaron las mediciones de radiación global horizontal de 5 estaciones de la BSRN (cada una de ellas representativa de un tipo de clasificación climatológica Köppen) durante un período de 3 años, a ser posible, consecutivos. Esta información y mucha más se puede encontrar en la siguiente tabla:

Tabla 4.1 Estaciones radiométricas de la BSRN seleccionadas para nuestro estudio.

Estación (ID)	País	Coordenadas	Elevación (m)	Años	Clima	C. Köppen	Superficie
Boulder (BOS)	Estados Unidos	40.125 N 105.237 O	1689	2017-2019	Continental húmedo	Dfb	Hierba
Brasilia (BRB)	Brasil	15.601 S 47.713 O	2	2009, 2011, 2014	Tropical de sabana	Aw	Cemento
Goodwin Creek (GCR)	Estados Unidos	34.2547 N 89.8729 O	98	2017-2019	Templado subtropical	Cfa	Hierba
Tamanrasset (TAM)	Argelia	22.7903 N 5.5292 E	1385	2015-2017	Seco, árido cálido	Bwh	Desierto
Toravere (TOR)	Estonia	58.254 N 26.4620 E	70	2017-2019	Continental húmedo	Dfb	Hierba

4.1 Control de calidad

La BSRN propone una serie de comprobaciones en forma de límites para distintas magnitudes a calcular en función de las medidas tomadas en la estación. Estos filtros vienen expuestos en el documento realizado por Long y Dutton (2010), que puede consultarse en el Anexo B.

Para hacer un control de calidad más exhaustivo, se han representado para cada localización las gráficas diarias correspondientes a tres años (consecutivos a ser posible) tanto de radiación global horizontal (GHI), como de radiación directa normal (DNI) y radiación difusa horizontal (DHI), de manera que hemos podido comprobar de forma visual que los datos procedentes de la BSRN son correctos o, al menos, coherentes. Además, para reforzar este control, hemos calculado los huecos presentes en los datos, tanto en número como en porcentaje (ver Sección 4.3), y se han representado en forma de calendarios, clasificando los días por distintos colores en función de su número de huecos (ver Anexo A).

A continuación, se mostrarán un reducido número de las gráficas mencionadas anteriormente, en las que se representarán la irradiancia global horizontal (I_{g0}) en azul oscuro, la irradiancia directa normal (I_{bn}) en rojo y la irradiancia difusa horizontal (I_{dif}) en azul claro. Asimismo, también se ha representado la irradiancia solar extraterrestre (I_0), magnitud comúnmente usada como referencia en el estudio de la radiación solar al determinar un valor máximo teórico de la energía solar disponible.

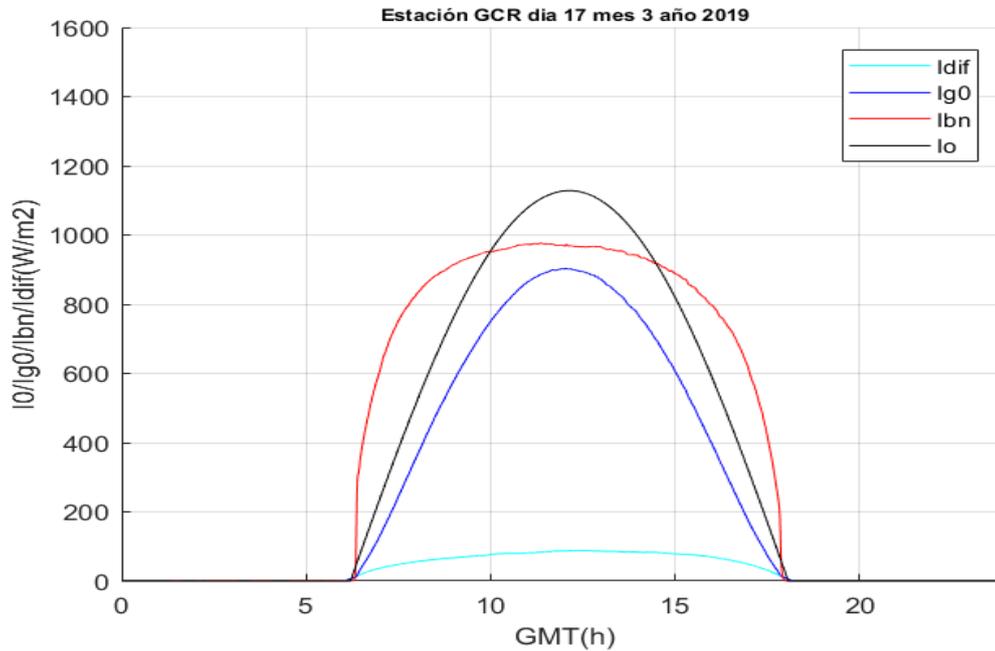


Figura 4.1 Gráfica del 17 de marzo de 2019, estación de Goodwin Creek (GCR). Día despejado.

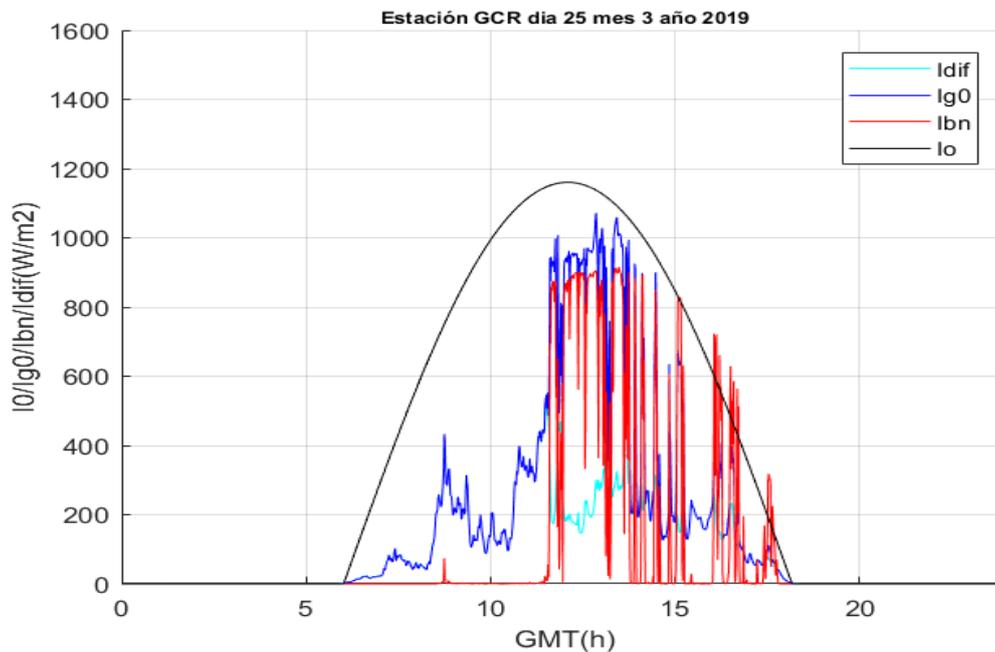


Figura 4.2 Gráfica del 25 de marzo de 2019, estación de Goodwin Creek (GCR). Día nublado.

En la Figura 4.1 se puede observar la evolución minatural de la radiación de un día despejado (sin presencia de nubes) y en la Figura 4.2 la de un día nublado (es decir, nubes y claros), mientras que en la Figura 4.3 se muestra cómo en ese día la radiación directa se mantiene con valor 0, solapándose de esta manera las radiaciones global y difusa, lo que se denomina como día cubierto. [17]

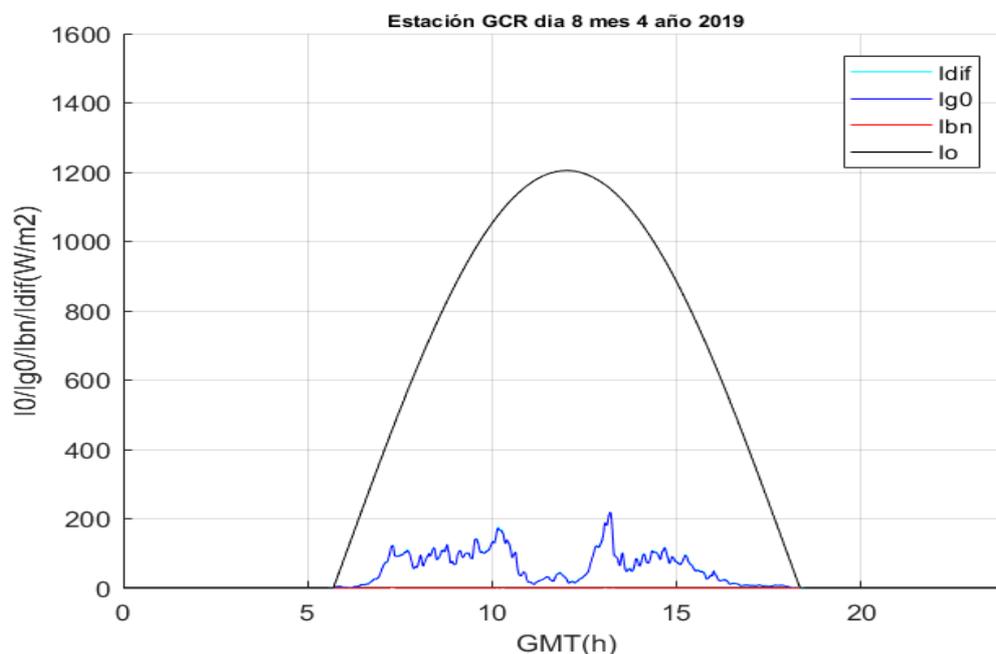


Figura 4.3 Gráfica del 8 de abril de 2019, estación de Goodwin Creek (GCR). Día cubierto.

4.2 Identificación de huecos

Registrar medidas de radiación correctamente no es un trabajo sencillo, pues es necesario un seguimiento y control continuo sumados a operaciones de mantenimiento que han de realizarse periódicamente. Por estas razones, suele ser habitual la aparición de huecos en las mediciones e incluso de errores en el registro del tiempo (es decir, que se produce una discontinuidad en el registro de los minutos) en los archivos de la BSRN (y en cualquier base de datos de este tipo).

En el presente trabajo, la representación de las gráficas diarias de radiación han permitido localizar todos los fallos presentes en los archivos, con lo que hemos podido corregir los errores en el registro del tiempo creando filas para los minutos que faltaban, así como rellenar todos los huecos en las medidas de radiación. Para ello, hemos tomado la decisión de asignarles un valor de 9999, lo que resulta claramente irreal para ser un valor de radiación y que se podrá comprobar visualmente en las gráficas como dos líneas verticales que indiquen los extremos del tramo vacío en sí mismo.

En la Figura 4.4 se observa un hueco en las radiaciones global, directa y difusa entre las 4 y las 8 de la mañana, mientras que el resto de horas transcurren con la evolución de un día despejado.

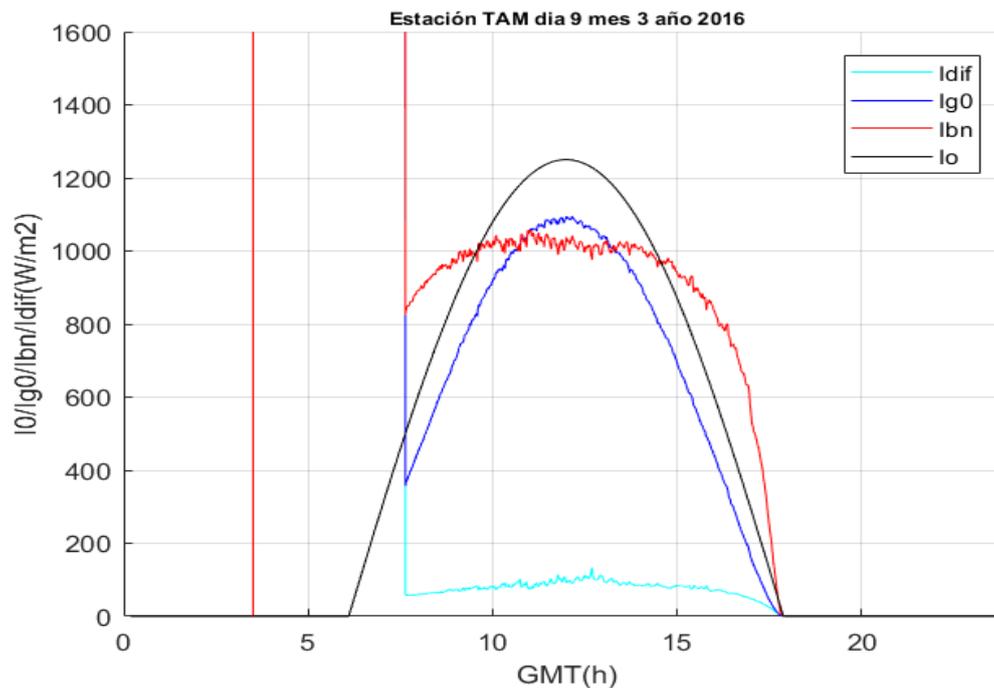


Figura 4.4 Gráfica del 9 de marzo de 2016, estación de Tamanrasset (TAM). Día con huecos.

4.3 Cálculo de los errores

Tal y como se ha indicado anteriormente, hemos calculado el número y los porcentajes de huecos en los archivos de datos seleccionados. Así, podemos visualizar la mayor o menor calidad en la toma de datos de las diferentes localizaciones. Entre los resultados totales de mayor interés podemos destacar:

- Como parte positiva, podemos observar hasta 4 localizaciones con un porcentaje de huecos global menor al 0,5 %, o lo que es lo mismo, una precisión en la toma de datos superior al 99,5 %. Estas localizaciones son Boulder, Goodwin Creek, Tamanrasset y Toravere, despuntando esta última por tener un año completo (2017) sin un solo hueco.
- Sin duda, la localización con más huecos resulta Brasilia, con más de un 5 % de huecos sobre los datos totales.

Como nuestro análisis se va a fundamentar en los valores de GHI, vamos a resaltar algunas características de los errores presentes en esta variable:

- En general, y salvo en Tamanrasset (2017) y Brasilia (2014), los porcentajes de huecos en la GHI en los 3 años de las localizaciones seleccionadas dan resultados inferiores al 1 %, y suelen ser valores parecidos a los de DNI y DHI.
- A pesar de que Brasilia presenta el mayor porcentaje de huecos totales, tan solo en un año (2014) el porcentaje de huecos en la GHI es superior al 0,5 %, y aún así este resulta mucho menor que sus análogos de DNI y DHI para los mismos años. Por tanto, esta situación hace que los archivos de datos utilizados en este emplazamiento nos sean suficientemente fiables.

En las páginas siguientes se muestran los cálculos desglosados por mes, año y trienio.

Boulder (BOS)

Huecos por mes	2019			2018			2017		
	Global	Directa	Difusa	Global	Directa	Difusa	Global	Directa	Difusa
Enero	623	48	0	2	70	1	1430	17	16
Febrero	366	2	644	1298	804	482	436	137	745
Marzo	134	7	1	3	1	0	404	0	16
Abril	9	21	0	56	5	3	150	1	0
Mayo	1	19	4	6	1	0	60	25	5
Junio	12	125	106	573	575	573	228	2	10
Julio	519	549	513	3	19	1	27	10	16
Agosto	2	2	1	8	32	5	629	625	587
Septiembre	0	0	0	16	52	52	5	3	1
Octubre	214	28	28	1	69	0	0	0	121
Noviembre	42	337	427	120	4	0	2	2	0
Diciembre	160	1	0	691	1	182	100	1	1
Total	2082	1139	1724	2777	1633	1299	3471	823	1518
% Anual	0.40	0.22	0.33	0.53	0.31	0.25	0.66	0.16	0.29
% Anual Total		0.31			0.36			0.37	

% Trianual 0.35

Brasilia (BRA)

Huecos por mes	2014			2011			2009		
	Global	Directa	Difusa	Global	Directa	Difusa	Global	Directa	Difusa
Enero	68	13662	12960	25	510	61	28	736	30
Febrero	33	530	67	33	530	67	19	566	16
Marzo	5991	30332	30242	11	628	67	13	695	18
Abril	30	262	275	54	279	40	2	510	24
Mayo	110	175	6	45	121	12	0	168	0
Junio	150	247	0	6	100	16	8	101	0
Julio	501	293	0	42	129	84	1	125	8
Agosto	1816	217	5	374	223	30	20	341	1
Septiembre	1921	277	68	1033	192	39	1	369	10
Octubre	2650	565	0	92	7813	7238	26	24873	24480
Noviembre	46	31	44	51	534	16	41	641	172
Diciembre	82	30	46	31	605	91	34	33300	33166
Total	13398	46621	43713	1797	11664	7761	193	62425	57925
% Anual	2.55	8.87	8.32	0.34	2.22	1.48	0.04	11.88	11.02
% Anual Total		6.58			1.35			7.64	

% Trianual 5.19

Goodwin Creek (GCR)				2019			2018			2017		
Huecos por mes	Global	Directa	Difusa	Global	Directa	Difusa	Global	Directa	Difusa			
Enero	0	0	0	172	0	0	78	0	4			
Febrero	0	0	0	120	42	0	50	51	5			
Marzo	0	38	0	2	143	1	548	140	20			
Abril	855	999	652	0	197	0	1134	188	19			
Mayo	0	298	0	0	63	0	649	1096	655			
Junio	0	102	0	334	310	146	141	250	2			
Julio	3	334	0	636	43	0	1	99	1			
Agosto	310	250	0	495	69	0	1035	27	1			
Septiembre	703	135	0	231	0	0	835	399	0			
Octubre	1	336	0	1430	390	0	1	137	1			
Noviembre	243	0	0	559	638	559	50	116	0			
Diciembre	348	98	188	28	0	1	1	1	1			
Total	2463	2590	840	4007	1895	707	4523	2504	709			
% Anual	0.47	0.49	0.16	0.76	0.36	0.13	0.86	0.48	0.13			
% Anual Total		0.37			0.42			0.49				

% Trianual 0.43

Tamanrasset (TAM)				2017			2016			2015		
Huecos por mes	Global	Directa	Difusa	Global	Directa	Difusa	Global	Directa	Difusa			
Enero	4477	223	109	1155	1304	1111	153	570	201			
Febrero	0	0	0	968	968	968	0	171	0			
Marzo	0	0	0	621	621	621	0	0	0			
Abril	1528	1528	1528	0	0	0	0	0	0			
Mayo	0	0	0	0	0	0	0	0	0			
Junio	0	0	0	0	0	0	0	0	0			
Julio	0	0	0	0	0	0	0	0	0			
Agosto	0	0	0	0	0	0	0	0	0			
Septiembre	0	0	0	0	0	0	0	0	0			
Octubre	0	0	0	0	0	0	0	0	0			
Noviembre	0	0	0	0	0	0	0	0	0			
Diciembre	0	0	0	0	0	0	0	0	0			
Total	6005	1751	1637	2744	2893	2700	153	741	201			
% Anual	1.14	0.33	0.31	0.52	0.55	0.51	0.03	0.14	0.04			
% Anual Total		0.60			0.53			0.07				

% Trianual 0.40

Toravere (TOR)				2019			2018			2017		
Huecos por mes	Global	Directa	Difusa	Global	Directa	Difusa	Global	Directa	Difusa			
Enero	0	354	0	0	0	0	0	0	0			
Febrero	0	0	0	0	0	0	0	0	0			
Marzo	0	0	0	0	0	0	0	0	0			
Abril	1440	1496	1496	0	130	130	0	0	0			
Mayo	0	0	0	0	0	0	0	0	0			
Junio	0	0	0	0	0	0	0	0	0			
Julio	0	0	1	0	258	258	0	0	0			
Agosto	0	0	0	0	0	0	0	0	0			
Septiembre	0	0	0	0	0	0	0	0	0			
Octubre	0	0	0	0	0	0	0	0	0			
Noviembre	0	0	0	0	0	0	0	0	0			
Diciembre	0	0	0	0	0	0	0	0	0			
Total	1440	1850	1497	0	388	388	0	0	0			
% Anual	0.27	0.35	0.28	0.00	0.07	0.07	0.00	0.00	0.00			
% Anual Total		0.30			0.05			0.00				
% Trianual		0.12										

5 Metodología

Una vez llevada a cabo la identificación de huecos, se realizó el procesamiento de los datos con programas específicos desarrollados en Matlab siguiendo una secuencia similar en todos los casos, aunque adaptándolos específicamente a las características de los diferentes archivos de datos de cada localización. El formato de los archivos de datos tuvo que ser modificado desde “.tab” a “.dat” para que pudieran ser leídos por Matlab.

En primer lugar, los programas desarrollados (uno para cada localización) leen los archivos de datos enteros (cuyos huecos han sido rellenados con valores identificativos, ya que de otra manera no podría realizarse este paso). Una vez hecho esto, se localizan las columnas correspondientes a la GHI, DNI y DHI y se han representado las gráficas diarias para el control de calidad. A continuación, haciendo uso de una metodología bien establecida, se realizan los cálculos pertinentes para obtener los valores minutales de I_0 , m y k_t . Tras esto, procedemos a realizar una clasificación de los k_t en función de los valores de m , tal y como se detalla en el artículo de Fernández-Peruchena et al. (2015). Dicha clasificación es la siguiente:

Tabla 5.1 Clasificación por valores de masa óptica del aire.

Denominación	Rango de valores	
	Desde	Hasta
m1	1	1.2
m1.5	1.4	1.6
m2	1.8	2.2
m2.5	2.3	2.7
m3	2.75	3.25
m3.5	3.25	11.5

Una vez establecidos estos límites, vamos a analizar los datos de GHI mediante la función de densidad de probabilidad PDF de k_t , que corresponde a:

$$f(k_t) = \frac{\partial F(k_t)}{\partial k_t} \quad (1)$$

donde $F(k_t)$ es la función de distribución, que representa la probabilidad de que el valor de k_t en un instante t sea menor que el dato de k_t , es decir:

$$F(k_t, t) = f(k_t) \leq k_t \quad (2)$$

Según el documento original de Fernández-Peruchena et al. (2015), se establece un rango de k_t de 0 a 1, dividido en intervalos de 0.025 de ancho, denotándolo como (0 |0.025| 1). Sin embargo, nosotros hemos admitido valores algo mayores de 1 admitiendo un posible efecto lente, por el cual debido al reflejo de la radiación en las nubes en ocasiones es posible medir valores de radiación superiores a los de la I_0 .

Para analizar las distribuciones de k_t condicionadas a m , se utilizó una función basada en la estadística de Boltzmann, propuesta previamente en un análisis similar de Tovar et al. (1998):

$$F(k_t, m) = f_1(k_t) + f_2(k_t) \quad (3)$$

donde para $i = 1, 2$

$$f_i(k_t) = A_i \frac{\lambda_i e^{(k_t - k_{t0i})\lambda_i}}{(1 + e^{(k_t - k_{t0i})\lambda_i})^2} \quad (4)$$

Cada $f_i(k_t)$ genera curvas unimodales y simétricas alrededor de k_{t0i} , donde la función alcanza su máximo. A_1 y A_2 dependen principalmente de la cobertura de nubes, m y la transparencia atmosférica. El producto $A_i * \lambda_i$ determina el máximo de la función, y λ_i está relacionado con la anchura de la distribución. El parámetro λ_1 , asociado a las condiciones de cielo despejado, depende principalmente de la transparencia atmosférica para un determinado m , y el parámetro λ_2 , asociado a las condiciones de cielo nublado, está influido principalmente por la cantidad y el tipo de nubes.

6 Resultados y discusión

En este Capítulo se van a mostrar los histogramas obtenidos a través de los programas de Matlab, mientras que se irán comparando simultáneamente con las gráficas de PDF que aparecen en el trabajo de Fernández-Peruchena et al. (2015). Es por ello que en primer lugar vamos a elegir las localizaciones de dicho documento que tengan una clasificación climatológica Köppen iguales o similares a las nuestras.

Location (ID)	Country	Coordinates	Elevation (m)	Years	Climate	Köppen classification			Surface type	Topography type
						1st	2nd	3rd		
Ilorin (ILO)	Nigeria	8.5333 N 4.5667 E	350	1999–2001	Tropical savannah	A	W		Shrub	Flat, rural
Alice Springs (ASP)	Australia	23.7980 S 133.8880 E	547	2006–2008	Hot desert, arid	B	W	h	Grass	Flat, rural
Tamanrasset (TAM)	Algeria	22.7903 N 5.5292 E	1385	2007–2009	Hot desert, arid				Desert, rock	Flat, rural
Boulder (BOU)	United States	40.0500 N 105.0070 W	1577	2006–2008	Cold semi-arid		S	k	Grass	Flat, rural
Camborne (CAM)	England	50.2167 N 5.3167 W	88	2003–2005	Oceanic	C	f	b	Grass	Flat, rural
Carpentras (CAR)	France	44.0830 N 5.0590 E	100	2007–2009	Mediterranean		s	b	Cultivated	Hilly, rural
Florianópolis (FLO)	Brazil	27.5333 S 48.5170 W	11	2003–2005	Humid subtropical		f	a	Concrete	Mountain valley, urban
Toravere (TOR)	Estonia	58.2540 N 26.4620 E	70	2007–2009	Humid continental	D	f	b	Grass	Flat, rural
Georg von Neumayer (GVN)	Antarctica	70.6500 S 8.2500 W	42	2006–2008	Polar, frost	E	F		Ice shelf	Flat, rural

Figura 6.1 Localizaciones seleccionadas en Fernández Peruchena et al. (2015).

A la vista de la Figura 6.1, cabe destacar que hemos detectado un posible error en la denominación climatológica de Boulder en el documento, pues esta resulta Dfb (la misma que Toravere) en lugar de Bsk, [1]. En cuanto a las localizaciones, coincidimos en Boulder, Tamanrasset y Toravere por lo que podemos compararlas directamente, mientras que también usaremos Ilorin al tener la misma clasificación que Brasilia. Por último, y a pesar de que en la lista aparece Florianópolis con mismo tipo de clima (Cfa) que Goodwin Creek, en el documento no aparece representada ninguna gráfica sobre esta localización, por lo que compararemos con Camborne y Carpentras al contar con una clasificación similar.

6.1 Distribuciones de densidad de probabilidad para todos los rangos de m

6.1.1 Boulder (BOS)

En BOS nos encontramos con gráficas ligeramente bimodales para los rangos menores de m , y cuanto mayor es el valor de m más se van haciendo claramente bimodales. La probabilidad del pico de la derecha en los primeros tres rangos de m se mantiene cerca de un 17%, pero el valor de k_t donde se alcanza es cada vez menor. Finalmente, ambos picos acaban en $m = 3.5$ con una probabilidad algo cercana, el primero con un 4% y el segundo con un 6%.

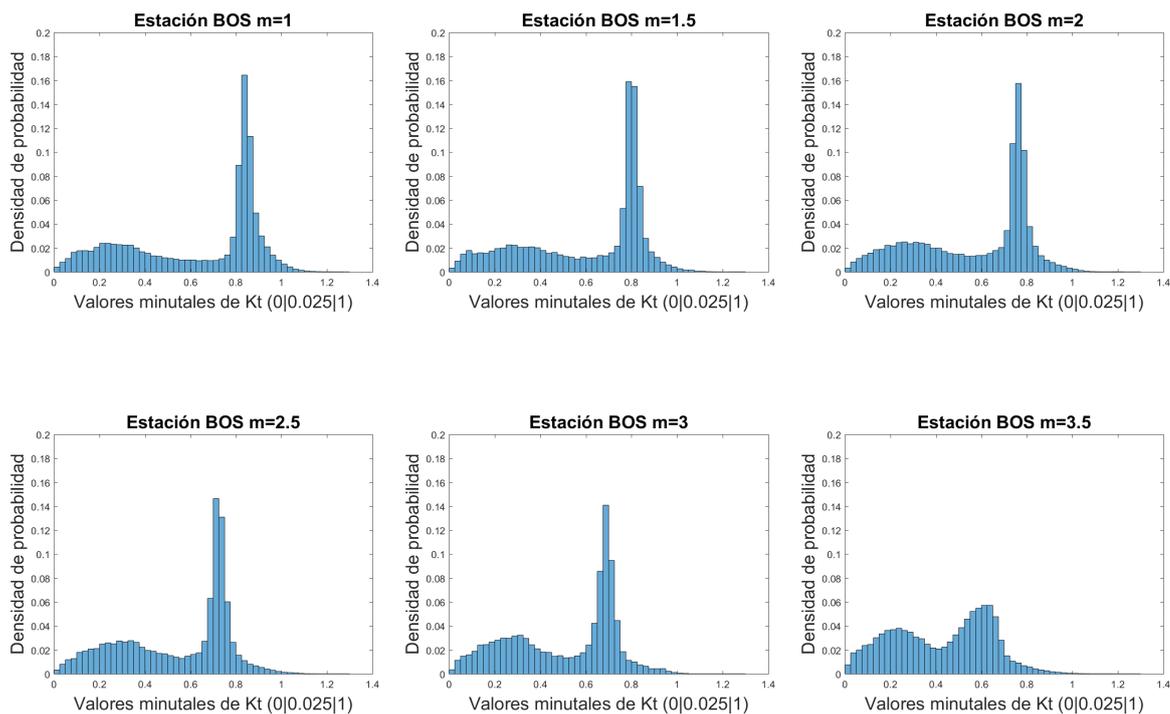


Figura 6.2 Comparación de las distribuciones de densidad de probabilidad de Boulder (BOS) para los distintos rangos de m .

6.1.2 Brasilia (BRA)

Al pasar de un rango de m a otro mayor, se va pasando de gráficas ligeramente bimodales a claramente bimodales. Entre $m = 1$ y $m = 1.5$ se puede observar que el pico de la derecha se incrementa cerca de un 6%, y en los siguientes rangos de m este pico se va desplazando hacia la izquierda y hacia abajo, es decir, hacia valores de k_t y probabilidad más bajos. De la misma manera, la probabilidad de los valores bajos de k_t va aumentando hasta que ambos picos son prácticamente iguales en altura en $m=3.5$.

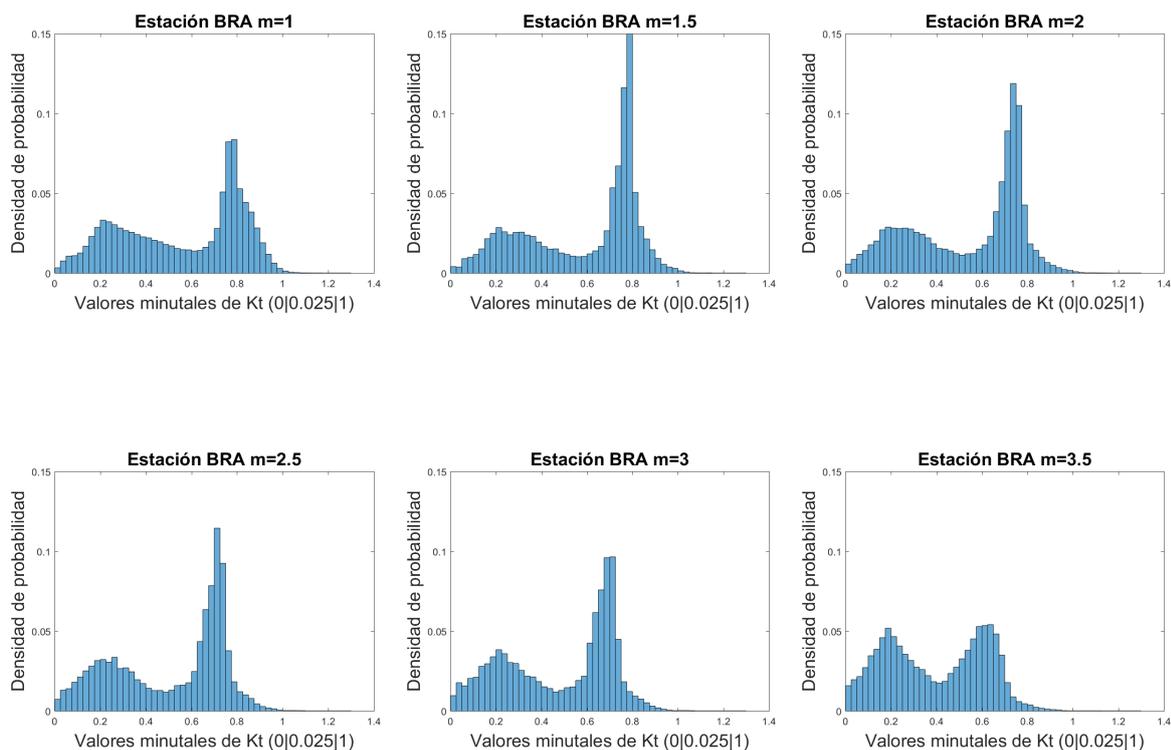


Figura 6.3 Comparación de las distribuciones de densidad de probabilidad de Brasilia (BRA) para los distintos rangos de m .

6.1.3 Goodwin Creek (GCR)

En GCR nos encontramos con gráficas ligeramente bimodales para los rangos menores de m , y cuanto mayor es el valor de m más se van haciendo ligeramente multimodales (poseen 3 picos). La probabilidad del pico de la derecha los primeros tres rangos de m se mantiene cerca de un 13%, pero el valor de k_t donde se alcanza es cada vez algo menor. En $m = 3.5$ se observa cómo los picos de los extremos están por encima del 4% y el intermedio por debajo de este porcentaje.

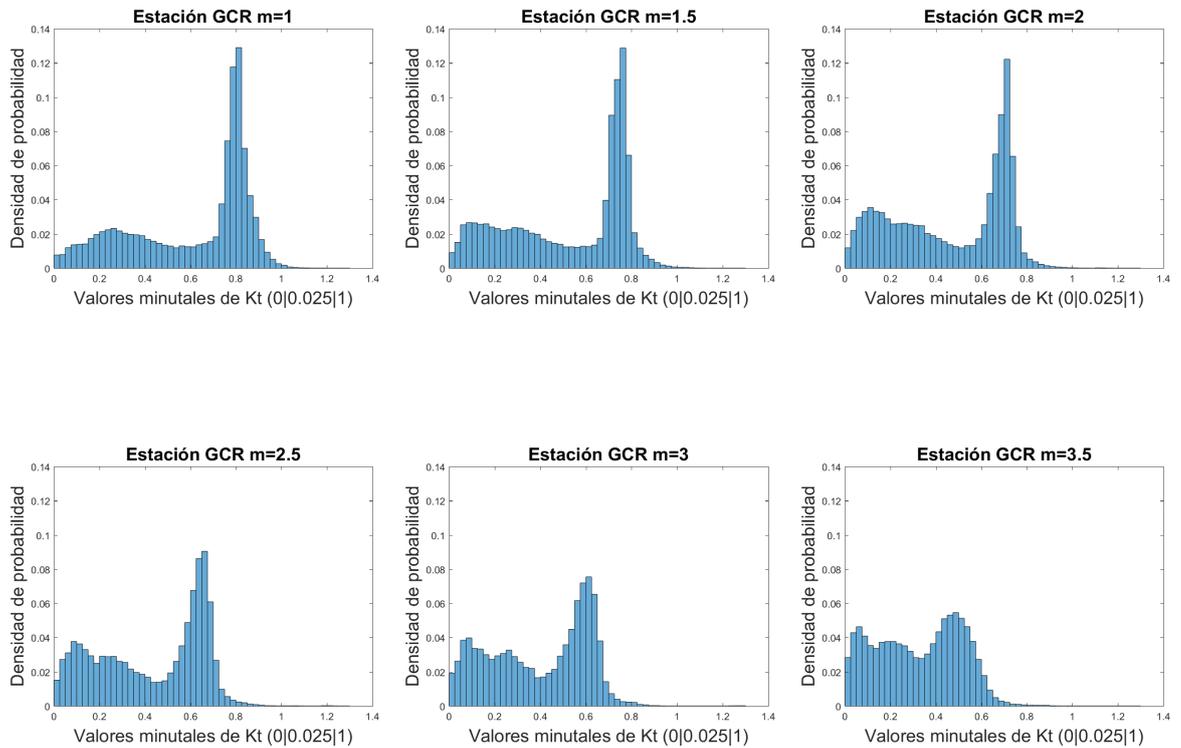


Figura 6.4 Comparación de las distribuciones de densidad de probabilidad de Goodwin Creek (GCR) para los distintos rangos de m .

6.1.4 Tamanrasset (TAM)

En TAM observamos cómo las gráficas de los 5 primeros rangos de m son ligeramente bimodales, mientras que la de $m = 3.5$ es claramente unimodal. Esto tendrá como consecuencia que el modelo de función bimodal usado para el ajuste de las distribuciones de probabilidad no pueda converger en dicho rango, como se indicará más adelante en el apartado 6.5.6.

Al igual que ocurre en BRA, el pico máximo presente en valores altos de k_t crece algo (un 3% aproximadamente) entre $m = 1$ y $m = 1.5$, y a partir de entonces se va desplazando hacia la izquierda y hacia abajo conforme va incrementándose el valor de m .

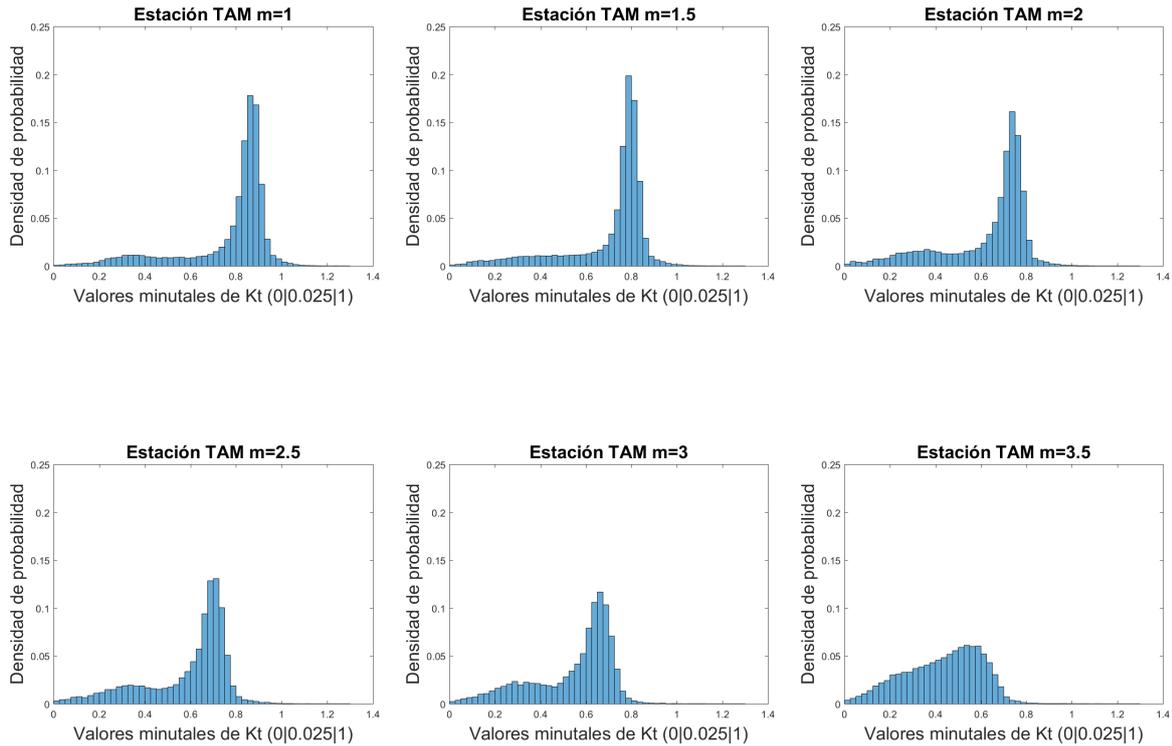


Figura 6.5 Comparación de las distribuciones de densidad de probabilidad de Tamanrasset (TAM) para los distintos rangos de m .

6.1.5 Toravere (TOR)

En TOR se pueden observar gráficas claramente bimodales desde valores bajos de m . Debemos tener en cuenta que no aparece representada la gráfica para $m = 1$, pues en esa localización no se han encontrado valores de m para ese rango como consecuencia de la alta latitud en la que se encuentra.

Como viene siendo común a todas las localizaciones, el pico de los valores altos de k_t se va empujando y desplazando a la derecha a medida que vamos incrementando el rango de m , mientras que el pico de los valores bajos se va haciendo cada vez más grande, tanto que incluso este segundo acaba superando al primero para $m = 3.5$.

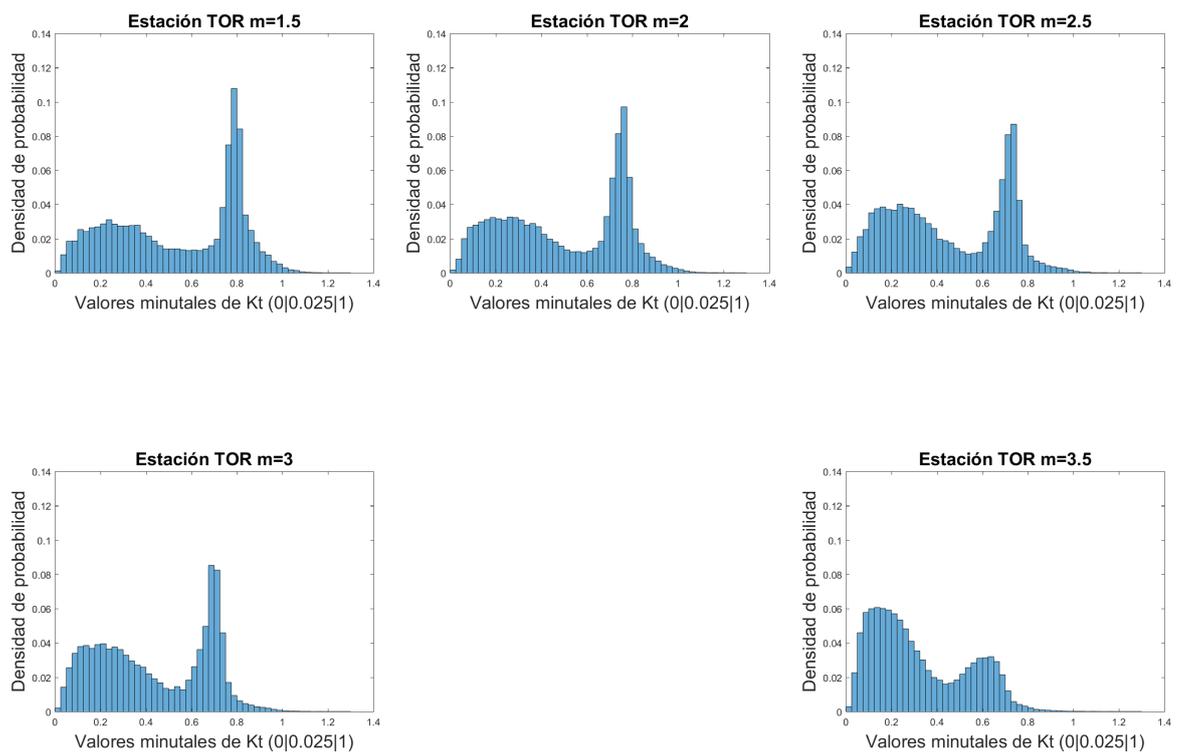


Figura 6.6 Comparación de las distribuciones de densidad de probabilidad de Toravere (TOR) para los distintos rangos de m .

6.1.6 Coeficientes de determinación (R^2)

En la Tabla 6.1 se han indicado los coeficientes de determinación (R^2) que se han obtenido al calcular los parámetros de la función de Boltzmann en cada rango de m . Este coeficiente indica la calidad del modelo para representar los resultados. Como se puede observar, los valores son muy próximos a la unidad (siempre iguales o superiores a 0,93), siendo las distribuciones de BOS, TAM las que mejor se representan a partir de la función de Boltzmann, y las de BRA las que peor. La celda de TOR en la que no aparece ningún valor es debida a que en esa localización no se han encontrado valores de m para ese rango, y la de TAM se debe a que el modelo bimodal no converge porque el resultado para ese rango de m es claramente unimodal.

Tabla 6.1 Coeficiente de determinación de la función de Boltzmann en función del rango de m y de la localización.

Coeficientes de determinación (R^2)	m1	m1.5	m2	m2.5	m3	m3.5
Boulder (BOS)	0.9757	0.9879	0.9879	0.9879	0.9833	0.9880
Brasilia (BRA)	0.9327	0.9298	0.9735	0.9578	0.9619	0.9787
Goodwin Creek (GCR)	0.9838	0.9774	0.9606	0.9739	0.9738	0.9867
Tamanrasset (TAM)	0.9902	0.9972	0.9899	0.9890	0.9898	-
Toravere (TOR)	-	0.9614	0.9671	0.9692	0.9570	0.9573

6.2 Distribuciones de densidad de probabilidad para $m = 2$

Como en el documento base no aparecen indicados los ejes, estimaremos y compararemos proporcionalmente al tamaño de la gráfica y usaremos los valores resultantes en nuestras gráficas. De ahora en adelante, cuando vayamos a analizar los emplazamientos se denominarán con (2021), mientras que cuando se trate de alguna localización del documento de Fernández-Peruchena et al. (2015), se indicará análogamente con (2015).

Con respecto a la Figura 6.7, podemos comprobar cómo las gráficas de Boulder (BOU) y Toravere (TOR) son bastante similares entre sí, lo que nos apoya en la teoría comentada del error en la clasificación de Boulder, aunque ciertamente las distribuciones de Boulder quedan a mitad de camino entre las de Tamanrasset (TAM, clima Bwh) y Toravere (TOR, clima Dfb), por lo que tampoco tenemos una garantía sobre cuál es exactamente la clasificación correcta de esta localización.

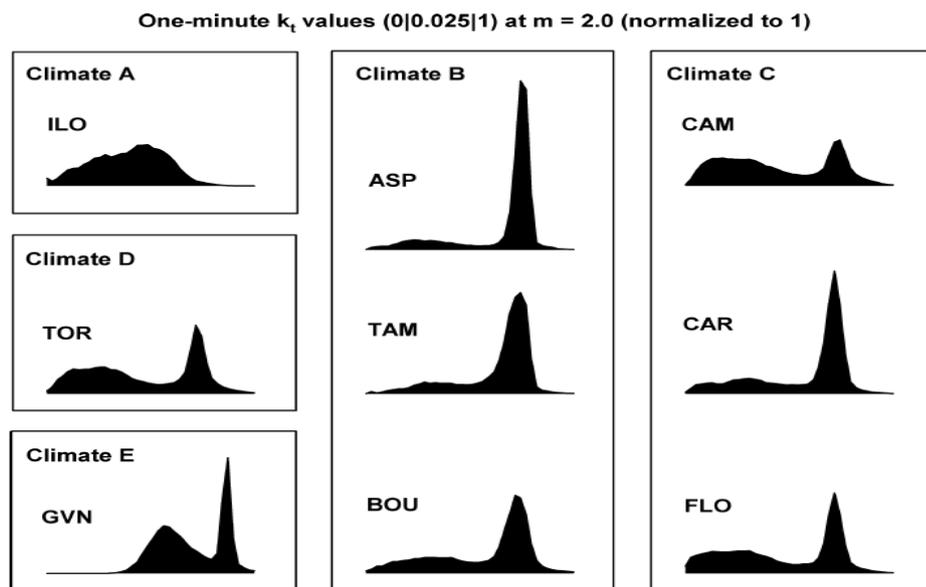


Figura 6.7 Comparación de las PDF de k_t condicionadas a m igual a 2, Fernández-Peruchena et al. (2015).

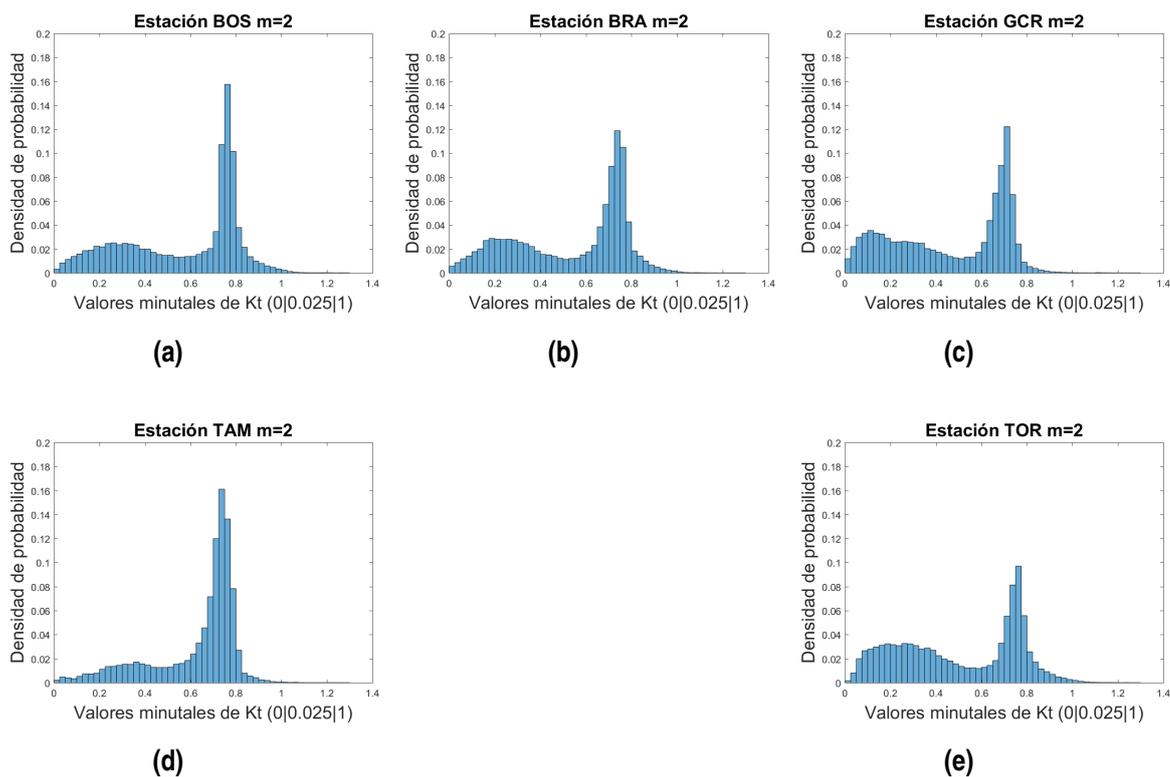


Figura 6.8 Comparación de las PDF de k_t condicionadas a m igual a 2 para nuestras localizaciones.

6.2.1 BOS y TOR (2021) vs BOU y TOR (2015)

Las 4 gráficas resultan bimodales, coincidiendo en los rangos de subidas y bajadas y alcanzando el pico de mayor probabilidad en torno a k_t igual a 0,75, mientras que el rango de k_t de 0 a 0,6 se mantiene en una probabilidad más baja (en torno al 2% en el caso de BOS y a algo más del 3% en TOR). También encontramos una diferencia entre los picos de BOS y TOR de aproximadamente un 6% de probabilidad.

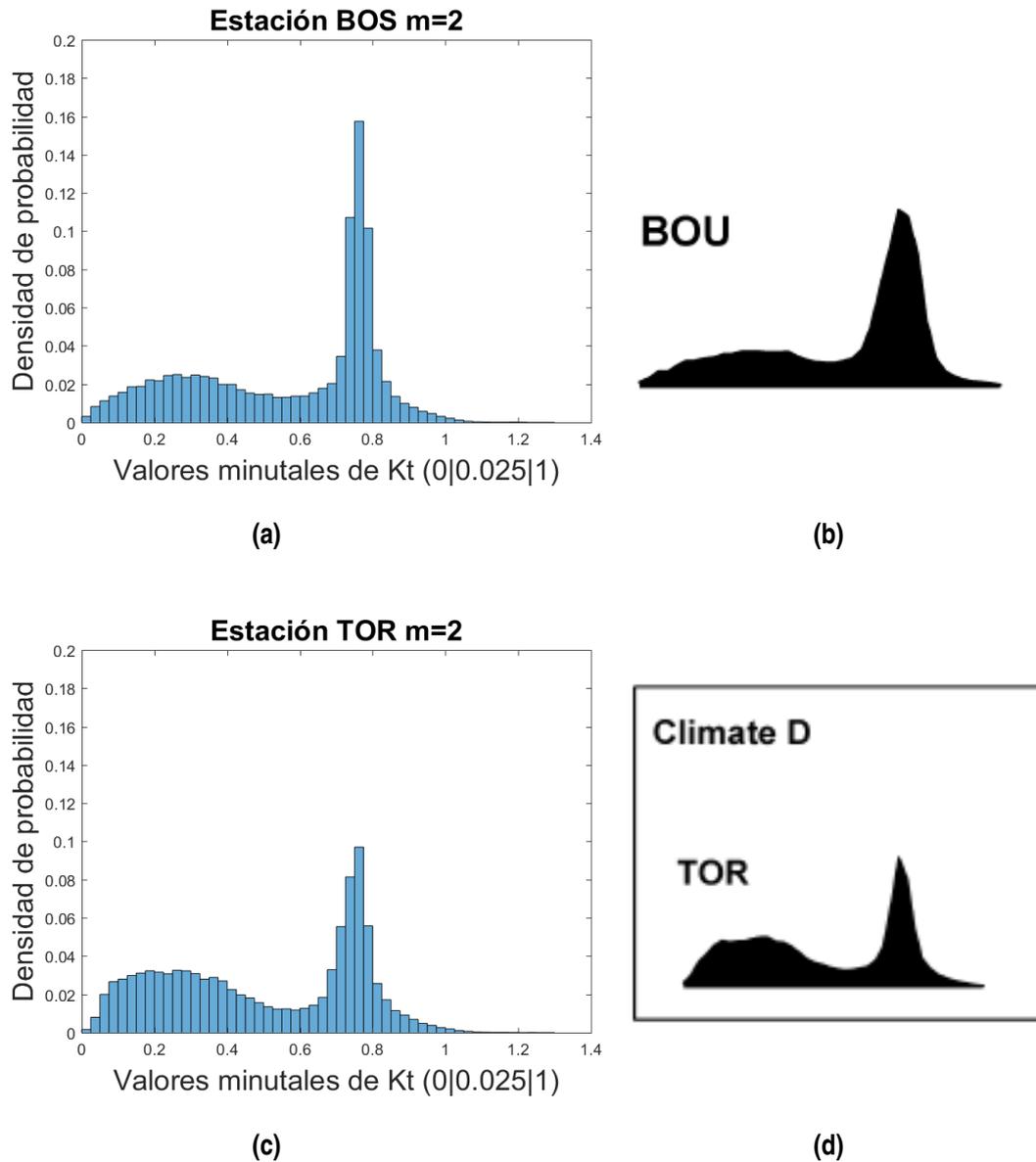


Figura 6.9 Comparación de las distribuciones de probabilidad de Boulder (BOS) y TOR actuales (a y c) y del artículo de Fernández-Peruchena et al. (2015) (b y d) para $m = 2$.

6.2.2 TAM (2021) vs TAM (2015)

Las gráficas son muy similares entre sí, siendo ambas ligeramente bimodales y manteniéndose el rango de k_t de 0 a 0,5 alrededor del 1,5% de probabilidad, para luego experimentar un pico del 16% en k_t igual a 0,7 y descender hasta k_t igual a 1.

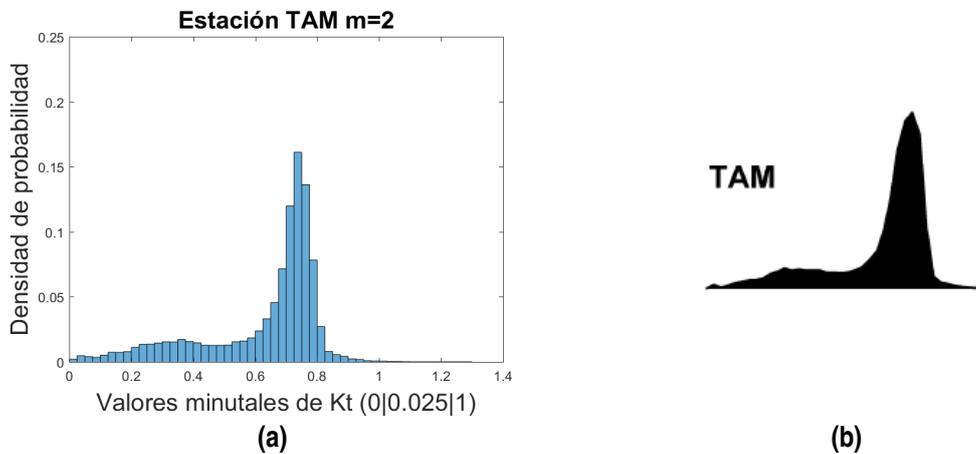


Figura 6.10 Comparación de las distribuciones de probabilidad de Tamanrasset (TAM) actual (a) y del artículo de Fernández-Peruchena et al. (2015) (b) para $m = 2$.

6.2.3 BRA (2021) vs ILO (2015)

En este caso, las gráficas son muy diferentes entre sí. Brasilia presenta una gráfica bimodal, experimentando primero una subida, luego una ligera bajada seguida de otra subida hasta alcanzar su pico más alto en torno a un valor de k_t de 0,7, para finalmente descender bruscamente hasta k_t igual a 1. Sin embargo, en el caso de Ilorin se observa una subida ligera pero constante, sin realizar un pico máximo y concentrando todos los valores de k_t entre 0 y 0,7 aproximadamente. Esta es una de las situaciones en la que dos emplazamientos que comparten clasificación climática de Köppen no asemejan sus distribuciones de k_t en casi nada la una a la otra.

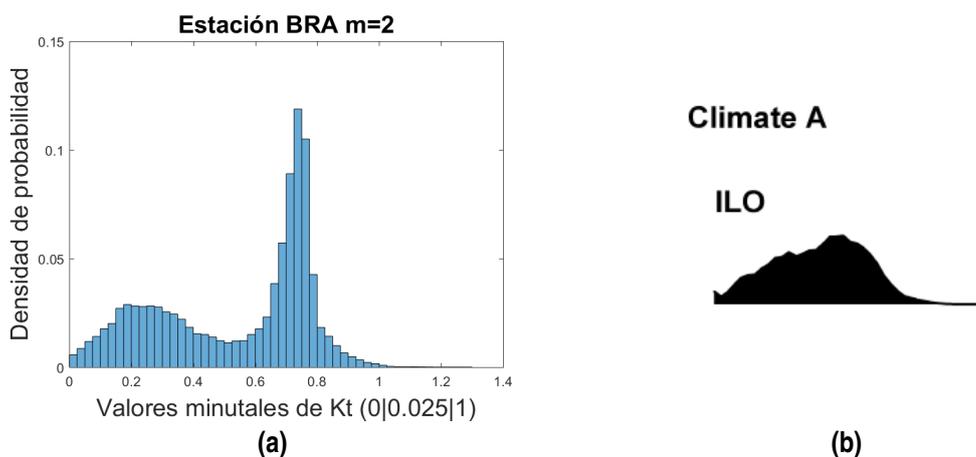


Figura 6.11 Comparación de las distribuciones de probabilidad de Brasilia (BRA) actual (a) y la de Ilorin (ILO) del artículo de Fernández-Peruchena et al. (2015) (b) para $m = 2$.

6.2.4 GCR (2021) vs CAM, CAR, FLO (2015)

Para comparar Goodwin Creek (GCR, Cfa), contamos con varios emplazamientos con la clasificación Köppen C (clima continental). Para ello, disponemos de: Florianópolis (FLO, Cfa), con la que comparte exactamente las tres letras de la denominación climática; Camborne (CAM, Cfb), con la que comparte las dos primeras letras; y Carpentras (CAR, Csb), con la que únicamente coincide en ser continental. De entre todas las gráficas del documento base, las más similar a GCR resulta FLO, seguida de CAM y por último CAR. Todas las gráficas son bimodales, pero GCR y FLO presentan una probabilidad más alta para valores bajos de k_t que Carpentras (CAR), y los picos de GCR y FLO son más altos que el de Camborne (CAM) y menor que el de CAR. Entre GCR y FLO hay una diferencia en los primeros valores de k_t , pues en GCR la primera subida es mayor y luego realiza un descenso en dos fases, mientras que en FLO se mantiene relativamente constante en ese tramo, pero ambas gráficas son prácticamente iguales a partir de k_t igual a 0,5. Por tanto, esta comparación sugiere que cuanto más parecida sea la denominación entre dos emplazamientos distintos, más similares serán a su vez sus distribuciones de probabilidad.

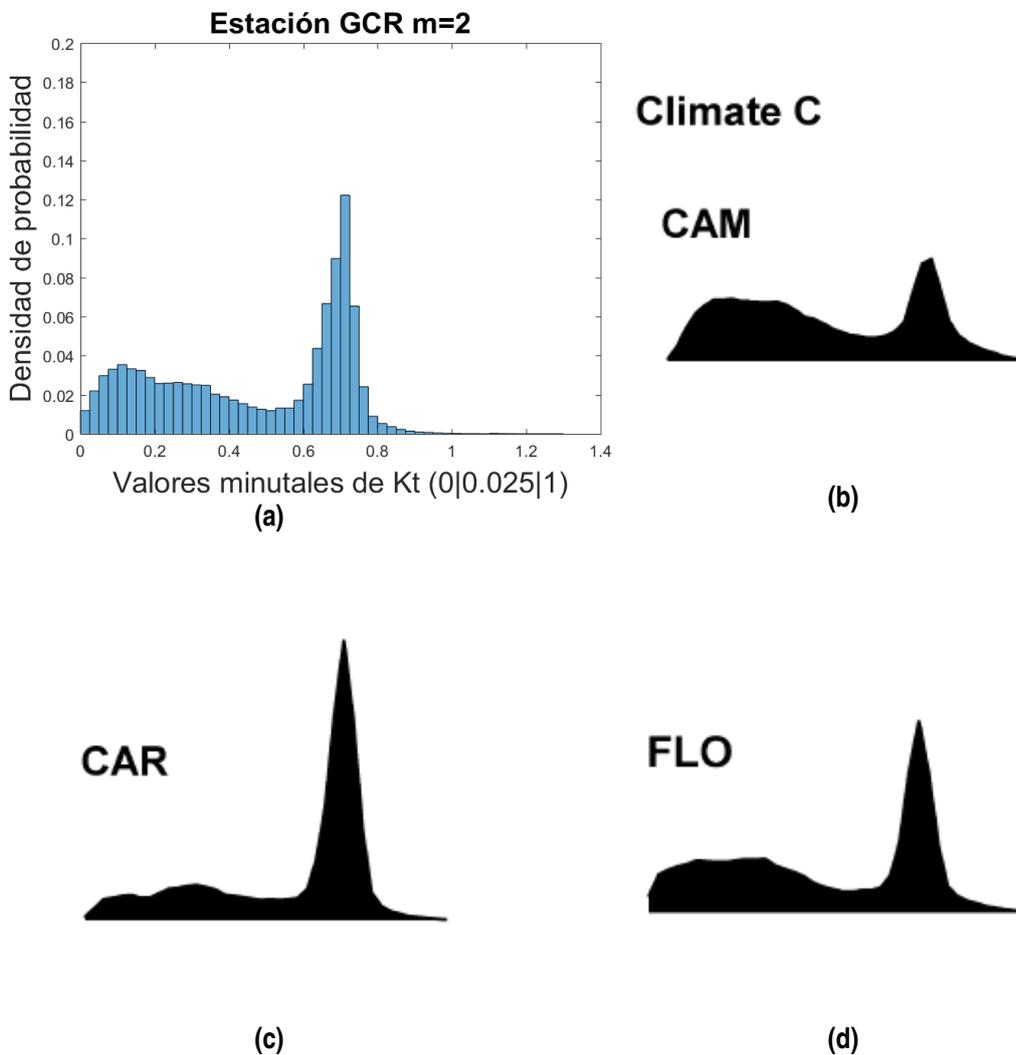


Figura 6.12 Gráficas de densidad de probabilidad de Goodwin Creek (GCR) actual (a) y de Camborne (CAM, b), Carpentras (CAR, c) y Florianópolis (FLO, d) del artículo de Fernández-Peruchena et al. (2015) para $m = 2$.

6.3 Comparativa TAM (2021) vs TAM (2015) para distintos rangos de m

Para $m = 1$ ($m = 1.1$ en el documento base) nos encontramos con dos gráficas bimodales con su pico máximo para un valor de k_t de algo más de 0,8. A bajos valores de k_t , la probabilidad se mantiene baja y constante en torno al 1 %, por lo que podemos decir que ambas gráficas son muy similares, aunque es cierto que existe una diferencia en el pico máximo, pues en nuestra gráfica alcanza el 18 % y en el documento base supera ligeramente el 20 %.

Para $m = 2$, de nuevo nos volvemos a encontrar con dos gráficas bimodales, con su pico máximo para un valor de k_t de algo más de 0,7 y alcanzando un valor cercano al 15 % en ambos casos. Para valores bajos de k_t , la probabilidad también se mantiene baja y constante como en el caso anterior, pero esta vez en torno al 1,5 %, por lo que igualmente podemos afirmar que se tratan de dos gráficas semejantes.

Por último, para $m = 3$ hayamos la mayor diferencia entre dos gráficas de esta localización, pues la nuestra es claramente bimodal, con un pico de valor algo superior al 10% para un k_t de 0,7 aproximadamente, mientras que en la del caso base no aparece ningún pico máximo destacado y la máxima probabilidad sería cercana al 7%. Por otro lado, es cierto que en ambas gráficas la probabilidad se hace prácticamente 0 algo antes de llegar a un k_t de 0,8.

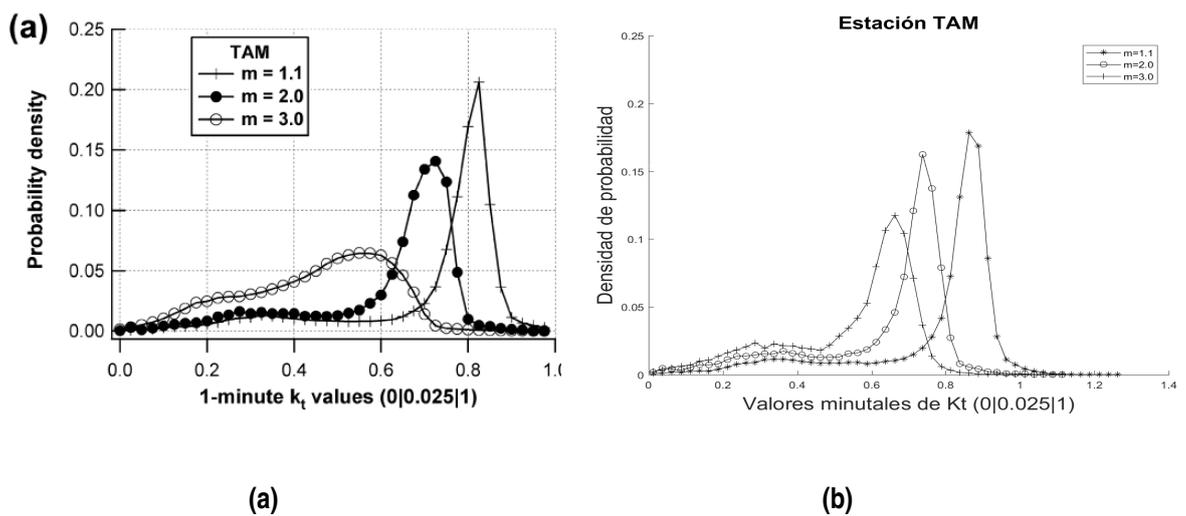


Figura 6.13 Comparación de las distribuciones de probabilidad de Tamanrasset (TAM) actuales (b) y del artículo de Fernández-Peruchena et al. (2015) (a) para distintos valores de m .

6.4 Comparativa BRA(2021) vs ILO(2015) para distintos rangos de m

En este punto, vamos a comparar dos localizaciones distintas que cuentan con la clasificación Köppen Aw (Tropical de sabana). Para $m = 1$ ($m = 1.1$ en el documento base), nos encontramos que ambas gráficas son bimodales, teniendo un pico más pequeño en un valor de k_t próximo a 0,3 con una altura del 3% y otro más alto en valores altos de k_t . Sin embargo, este último se alcanza antes y es menos elevado en ILO que en BRA, así como que en BRA la pendiente de bajada del pico más alto es más pronunciada que en ILO. Por tanto, podemos establecer algunas similitudes entre ellas pero no muy significativas.

Para $m = 2$ y $m = 3$ las gráficas son muy diferentes entre sí. Mientras que en ILO no se alcanzan picos muy pronunciados (distribución mesocúrtica), en BRA apreciamos dos gráficas bimodales con unos picos con alto apuntamiento relativo en valores de k_t cercanos a 0,7. Por tanto, no podemos afirmar que el comportamiento sea similar a pesar de ser ambos emplazamientos de la misma clasificación.

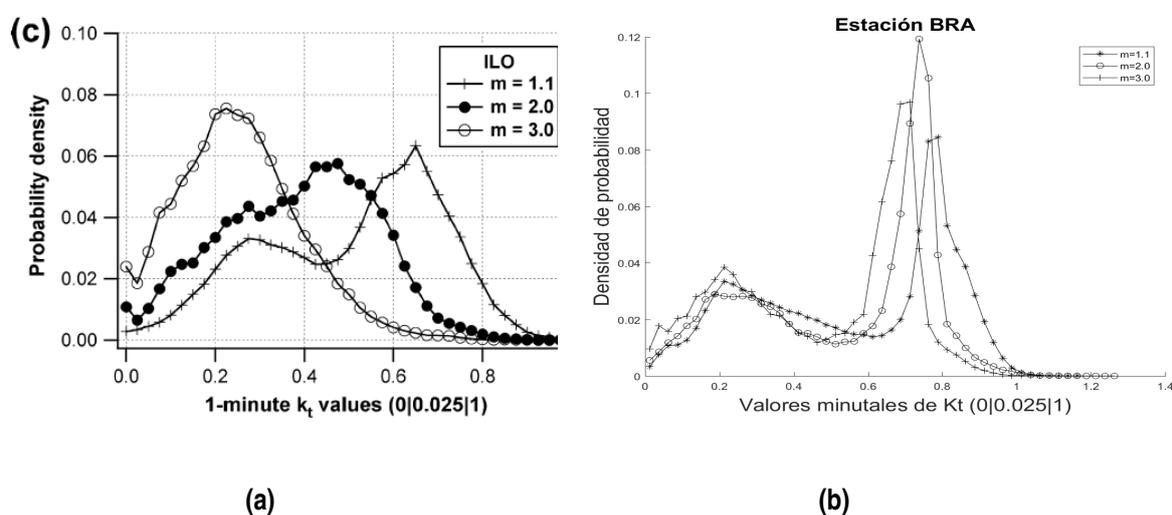


Figura 6.14 Comparación de las distribuciones de probabilidad de Brasilia (BRA) actuales (b) y de Ilorin (ILO) del artículo de Fernández-Peruchena et al. (2015) (a) para distintos valores de m .

6.5 Comparativa entre los parámetros de la función de Boltzmann

En este apartado vamos a comparar los parámetros de la función de Boltzmann obtenidos en las distintas localizaciones estudiadas.

6.5.1 BOS (2021) vs BOU (2015)

Como se puede observar en la Figura 6.15, los parámetros k_{t01} y k_{t02} , que se corresponden con aquellos valores de k_t en los que se alcanza el máximo de cada función, así como los valores de λ_1 y del ratio A_1/A_2 son bastante similares para ambos casos, siendo el λ_2 (relacionado con la anchura de la distribución) el parámetro con mayor diferencia.

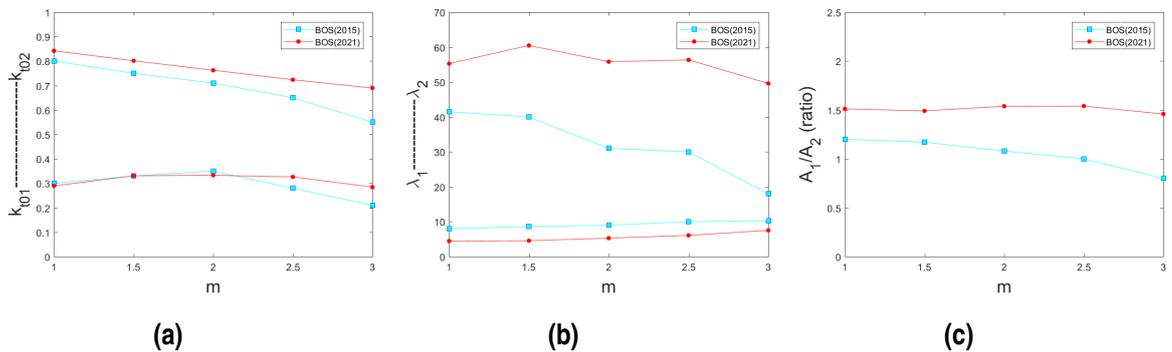


Figura 6.15 Comparación de los parámetros de Boulder (BOS) actuales y del artículo de Fernández-Peruchena et al. (2015).

6.5.2 GCR (2021) vs CAM, CAR (2015)

Al empezar a comparar los parámetros de los emplazamientos con la clasificación C (continentales), nos encontramos ante la falta de resultados en FLO, por lo que haremos la comparación con el resto. Podemos aseverar que los parámetros de las figuras a y b de GCR y CAM tienen cierta similitud, mientras que es en el ratio A_1/A_2 donde se presenta la diferencia más clara. Esto puede deberse también a que en realidad son dos parámetros (A_1 y A_2) los que se están evaluando al mismo tiempo, lo que podría dar lugar a una mayor diferencia en los resultados.

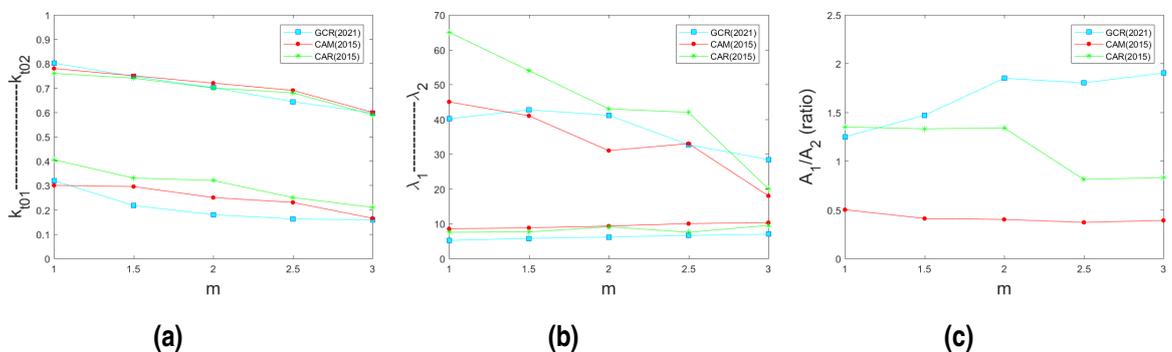


Figura 6.16 Comparación de los parámetros de Goodwin Creek (GCR) actuales con Camborne (CAM) y Carpentras (CAR) del artículo de Fernández-Peruchena et al. (2015).

6.5.3 BOS vs TOR (2021)

Puesto que tenemos la creencia de que las localizaciones de BOS y TOR tienen ambas la clasificación Dfb (Continental húmedo) [1], vamos a comparar sus parámetros de la función de Boltzmann. En general, son bastante similares, incluso la gráfica c es ciertamente parecida si tenemos en cuenta que se trata de un ratio de dos parámetros. Sin duda, el más dispar entre ambas es λ_2 (gráfica b).

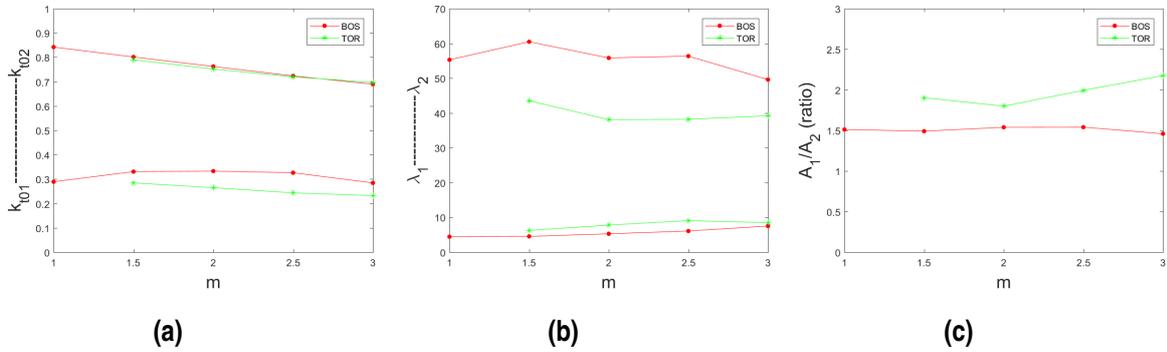


Figura 6.17 Comparación de los parámetros de Boulder (BOS) y Toravere (TOR) actuales.

6.5.4 BRA vs TAM (2021)

Para finalizar este punto, vamos a mostrar los parámetros de las dos localizaciones restantes, BRA y TAM. Al pertenecer a distintas clasificaciones Köppen-Geiger esperaríamos unos resultados bastante diferentes entre sí, aunque cabe destacar que existe una gran similitud en k_{t02} , λ_1 y λ_2 . Esto puede deberse a que ambos emplazamientos poseen el mismo tipo de subclima (BRA es Aw y TAM es Bwh). Esta coincidencia puede ser la que cause la semejanza entre varios de los parámetros obtenidos.

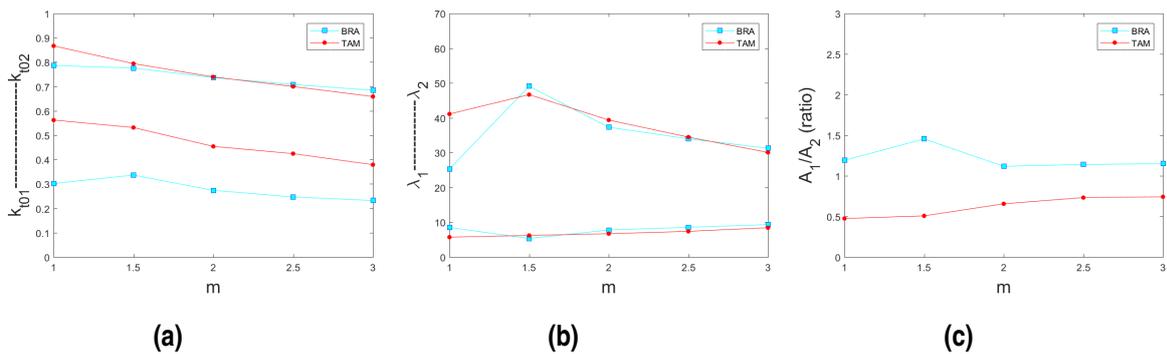


Figura 6.18 Comparación de los parámetros de Boulder (BOS) Toravere (TOR) actuales.

7 Conclusiones

Con la finalidad de avanzar en el conocimiento y la caracterización del recurso solar a alta frecuencia, en este documento se analizaron datos de GHI minutales adquiridos durante tres años consecutivos (salvo la excepción de Brasilia) en cinco estaciones de la BSRN (Baseline Surface Radiation Network) distribuidas en cuatro regiones climáticas de Köppen-Geiger diferentes. Nuestro estudio se centró en las funciones de densidad de probabilidad (PDF) de los valores minutales de k_t , que nos proporcionan información sobre los valores de este parámetro para los distintos rangos de masa óptica de aire (m) escogidos.

Las distribuciones de los valores minutales de k_t que hemos realizado en este trabajo fueron modeladas mediante funciones basadas en la estadística de Boltzmann (Tovar et al., 2001; Fernández-Peruchena et al., 2015). Las PDF resultan unimodales o bimodales, dependiendo de la ubicación y del rango de m . Los resultados obtenidos han sido comparados con aquellos expuestos en el artículo de Fernández-Peruchena et al. (2015), el cual nos ha servido de apoyo fundamental durante todo el desarrollo de nuestro estudio.

En el presente trabajo, los datos registrados en los cinco emplazamientos seleccionados han sido estudiados de las siguientes formas:

- En primer lugar, se ha realizado un análisis completo de los rangos de m para cada uno de los distintos emplazamientos seleccionados.
- En segundo lugar, hemos procedido a comparar las distribuciones de los emplazamientos coincidentes con el documento base.
- A continuación, se han comparado emplazamientos con igual clasificación climática Köppen.
- Por último, se han confrontado localizaciones con similar clasificación climática Köppen.

Del análisis de cada localización para los distintos valores de m podemos destacar que, salvo alguna excepción, todas las localizaciones presentan un comportamiento bimodal son un pico más elevado en valores altos del índice de claridad (k_t), que se va desplazando hacia valores de probabilidad y de k_t más bajos conforme se va incrementando el valor del rango de m . De la misma manera, el pico más bajo de los valores pequeños de k_t se va haciendo cada vez más grande, llegando a igualar (como en Brasilia) e incluso a superar (como en Toravere) al pico inicialmente superior en los rangos de m más altos. Este comportamiento resulta coherente pues estamos representado instantes de cielo despejado e instantes de cielo nublado, en los que el pico más elevado estará más o menos desplazado a la derecha en función de la turbidez atmosférica y la forma del pico más bajo será más acusada o menos en función del tipo de nubes del emplazamiento.

Las excepciones a estas distribuciones bimodales las encontramos en: Tamanrasset para el rango de $m = 3.5$, donde observamos una distribución claramente unimodal; y en Goodwin Creek, en las que ya desde valores de $m = 1.5$ se puede percibir la formación de un tercer pico (no muy acusado) en valores intermedios de k_t .

En cuanto a la comparación entre las distribuciones de la misma localización entre años distintos, cabe destacar que son bastante parecidas entre ellas, aunque muestran alguna discrepancia. Respecto a esto, habría que considerar si utilizando un mayor número de años la forma de las distribuciones se mantendrían más estables.

Cuando se han comparado emplazamientos con igual o similar clasificación climática (es decir, la comparación entre Boulder y Toravere y la de los climas continentales), hemos podido comprobar cómo los resultados obtenidos (tanto en forma de parámetros de la función de Boltzmann como en forma de distribuciones de probabilidad) son más similares cuanto más semejantes resultan las denominaciones climáticas de las localizaciones comparadas, de lo que podríamos deducir que emplazamientos que tengan exactamente la misma clasificación climática (mismo clima y subclima) van a poseer distribuciones de probabilidad parecidas. Sin embargo, encontramos una excepción en el caso de Brasilia (2021) e Ilorin (2015), ambos con denominación Aw y con gráficas totalmente distintas entre sí. No obstante, sí que encontramos semejanzas entre Brasilia y Tamanrasset (2021), pues hay determinados parámetros de Boltzmann que son prácticamente coincidentes. Tratando de descifrar una posible causa para este fenómeno, descubrimos que ambas localizaciones coinciden en la segunda letra de la denominación Köppen, puesto que la primera es Aw y la segunda resulta Bwh. Esto nos lleva a cuestionarnos si la influencia de esta segunda letra de la denominación climática puede ser equiparable a la de la primera en el estudio del recurso solar de los diferentes climas.

Considerando los resultados obtenidos, los sucesivos trabajos en este campo que pretendan generar de manera sintética los datos de radiación de alta frecuencia en una determinada localización, es decir, realizar predicciones adaptadas a la realidad, deberán trabajar con los datos recopilados de dicho lugar en años anteriores para garantizar una alta calidad en los datos generados. En los casos en los que no sea posible contar con los datos del propio emplazamiento, se recomendaría utilizar la información de emplazamientos con igual climatología Köppen, a ser posible con una coincidencia total en todas las letras (subclimas).

De cara a futuros trabajos, sería interesante analizar la influencia del número de años empleados para obtener las distribuciones de probabilidad, utilizando períodos de tiempo superiores (de 5, 10 o 20 años), así como también deberían analizarse un mayor número de emplazamientos con clasificaciones climáticas iguales o similares para cada uno de los tipos de climas existentes para poder asegurar de manera más firme las conclusiones obtenidas.

Apéndice A

Calendarios de huecos

A continuación, se van a mostrar los calendarios de huecos realizados para representar de forma visual la cantidad de datos vacíos por cada uno de los tipos de radiación (Global, Directa y Difusa) en nuestras localizaciones. Al trabajar con datos minutales, un día debe contar con un total de 1440 datos ($60\text{minutos} * 24\text{horas}$) para cada tipo de radiación. Sin embargo, en los archivos descargados de la BSRN hay minutos en los que no aparece ningún dato, dando lugar a huecos en las mediciones, y nosotros hemos llevado a cabo un registro de los huecos que contiene cada día. Para ello, se ha establecido un criterio de clasificación por colores, cuya leyenda es la siguiente:

- **Verde oscuro:** 0 huecos (día lleno).
- **Verde claro:** entre 1 y 29 huecos (vacío de menos de media hora).
- **Amarillo:** entre 30 y 59 huecos (vacío de entre media y una hora).
- **Rojo:** más de 60 huecos (vacío de más de una hora).
- **Negro:** 1440 huecos (día vacío).

Lo más destacable que se puede observar es que Brasilia (BRA) es la única localización que presenta días vacíos, y que los días vacíos se dan únicamente en las radiaciones directa y difusa (y no en la global). Los días vacíos de la directa son los mismos que los de la difusa, agrupándose todos ellos en tres meses: octubre y diciembre de 2009, y octubre de 2011.

También es reseñable la alta calidad de los datos de Toravere (TOR), teniendo un máximo de 3 días con algún hueco en todo el año, y consiguiendo en 2017 un año completo en el que no se presenta ni un solo hueco.

Apéndice B

Tests recomendados por la BSRN

La BSRN proporciona a las estaciones participantes una serie de comprobaciones a modo de valores límites superior e inferior en función de magnitudes medidas o calculadas. También se indican los instrumentos con los que debe ser medida cada magnitud, las cuales son las siguientes:

- Irradiancia global de onda corta, medida con un piranómetro sin sombrear.
- Irradiancia difusa de onda corta, medida con un piranómetro sombreado.
- Irradiancia Directa Normal, medida con un pirheliómetro.
- Radiación de onda larga descendente, medida con un pirgeómetro.
- Radiación de onda larga ascendente, medida con un pirgeómetro.

En las páginas siguientes se muestra toda la información presente en el documento de Long y Dutton (2010).

C. N. Long and E. G. Dutton

Define:

SZA = solar zenith angle

$\mu_0 = \text{Cos}(\text{SZA})$

NOTE: In the formulas below, if SZA > 90°, μ_0 is set to 0.0 in the formula

S_0 = solar constant at mean Earth-Sun distance

AU = Earth – Sun distance in Astronomical Units, 1 AU = mean E-S distance

$S_a = S_0/\text{AU}^2$ = solar constant adjusted for Earth – Sun distance

Sum SW = [Diffuse SW + (Direct Normal SW) X μ_0]

σ = Stephan-Boltzman constant = $5.67 \times 10^{-8} \text{ Wm}^{-2} \text{ K}^{-4}$

T_a = air temperature in Kelvin [must be in range $170\text{K} < T_a < 350\text{K}$]

Global SWdn: SW measured by unshaded pyranometer

Diffuse SW: SW measured by shaded pyranometer

Direct Normal SW: direct normal component of SW

Direct SW: direct normal SW times the cosine of SZA; [(Direct Normal SW) x μ_0]

LWdn: downwelling LW measured by a pyrgeometer

LWup: upwelling LW measured by a pyrgeometer

Physically Possible Limits

Global SWdn

Min: -4 Wm^{-2}

Max: $S_a \times 1.5 \times \mu_0^{1.2} + 100 \text{ Wm}^{-2}$

Diffuse SW

Min: -4 Wm^{-2}

Max: $S_a \times 0.95 \times \mu_0^{1.2} + 50 \text{ Wm}^{-2}$

Direct Normal SW

Min: -4 Wm^{-2}

Max: S_a

[for Direct SW, Max: $S_a \times \mu_0$]

SWup

Min: -4 Wm^{-2}

Max: $S_a \times 1.2 \times \mu_0^{1.2} + 50 \text{ Wm}^{-2}$

LWdn

Min: 40 Wm^{-2}

Max: 700 Wm^{-2}

LWup

Min: 40 Wm^{-2}

Max: 900 Wm^{-2}

Extremely Rare Limits

Global SWdn

$$\text{Min: } -2 \text{ Wm}^{-2}$$

$$\text{Max: } S_a \times 1.2 \times \mu_0^{1.2} + 50 \text{ Wm}^{-2}$$

Diffuse SW

$$\text{Min: } -2 \text{ Wm}^{-2}$$

$$\text{Max: } S_a \times 0.75 \times \mu_0^{1.2} + 30 \text{ Wm}^{-2}$$

Direct Normal SW

$$\text{Min: } -2 \text{ Wm}^{-2}$$

$$\text{Max: } S_a \times 0.95 \times \mu_0^{0.2} + 10 \text{ Wm}^{-2}$$

$$[\text{for Direct SW, Max: } S_a \times 0.95 \times \mu_0^{1.2} + 10 \text{ Wm}^{-2}]$$

SWup

$$\text{Min: } -2 \text{ Wm}^{-2}$$

$$\text{Max: } S_a \times \mu_0^{1.2} + 50 \text{ Wm}^{-2}$$

LWdn

$$\text{Min: } 60 \text{ Wm}^{-2}$$

$$\text{Max: } 500 \text{ Wm}^{-2}$$

LWup

$$\text{Min: } 60 \text{ Wm}^{-2}$$

$$\text{Max: } 700 \text{ Wm}^{-2}$$

)

Comparisons

Ratio of Global over Sum SW:

(Global)/(Sum SW) should be within +/- 8% of 1.0 for $SZA < 75^{\circ}$, $Sum > 50 \text{ Wm}^{-2}$

(Global)/(Sum SW) should be within +/- 15% of 1.0 for $93^{\circ} > SZA > 75^{\circ}$, $Sum > 50 \text{ Wm}^{-2}$

For $Sum SW < 50 \text{ Wm}^{-2}$, test not possible

Diffuse Ratio:

(Dif SW)/(Global SW) < 1.05 for $SZA < 75^{\circ}$, $GSW > 50 \text{ Wm}^{-2}$

(Dif SW)/(Global SW) < 1.10 for $93^{\circ} > SZA > 75^{\circ}$, $GSW > 50 \text{ Wm}^{-2}$

For $Global SW < 50 \text{ Wm}^{-2}$, test not possible

Swup comparison

$Swup < (Sum SW)$ [or $Global SW$ if $Sum SW$ missing or "bad"]

For $Sum SW$ [or $Global SW$] $> 50 \text{ Wm}^{-2}$

For $Sum SW$ [or $Global SW$] $< 50 \text{ Wm}^{-2}$, test not possible

LWdn to Air Temperature comparison

$$0.4 \times \sigma T_a^4 < LWdn < \sigma T_a^4 + 25$$

LWup to Air Temperature comparison

$$\sigma(T_a - 15 \text{ K})^4 < LWup < \sigma(T_a + 25 \text{ K})^4$$

LWdn to Lwup comparison

$$LWdn < Lwup + 25 \text{ Wm}^{-2}$$

$$LWdn > Lwup - 300 \text{ Wm}^{-2}$$

The limits listed for these tests are set in order to accommodate all latitudes and climate regimes in the BSRN Program. Naturally, these limits could be further refined for specific latitude/climate and achieve better results.

It is recommended that these tests be performed in the order listed above to achieve maximum benefit and minimum impact for "missing" or "bad" cases of some values.

Índice de Figuras

1.1	Mapa de clasificación climática Köppen-Geiger (1980-2016). Fuente:[2]	2
1.2	Tabla de clasificación climática de Köppen. Fuente:[2]	3
4.1	Gráfica del 17 de marzo de 2019, estación de Goodwin Creek (GCR). Día despejado	10
4.2	Gráfica del 25 de marzo de 2019, estación de Goodwin Creek (GCR). Día nublado	10
4.3	Gráfica del 8 de abril de 2019, estación de Goodwin Creek (GCR). Día cubierto	11
4.4	Gráfica del 9 de marzo de 2016, estación de Tamanrasset (TAM). Día con huecos	12
6.1	Localizaciones seleccionadas en Fernández Peruchena et al. (2015)	19
6.2	Comparación de las distribuciones de densidad de probabilidad de Boulder (BOS) para los distintos rangos de m	20
6.3	Comparación de las distribuciones de densidad de probabilidad de Brasilia (BRA) para los distintos rangos de m	21
6.4	Comparación de las distribuciones de densidad de probabilidad de Goodwin Creek (GCR) para los distintos rangos de m	22
6.5	Comparación de las distribuciones de densidad de probabilidad de Tamanrasset (TAM) para los distintos rangos de m	23
6.6	Comparación de las distribuciones de densidad de probabilidad de Toravere (TOR) para los distintos rangos de m	24
6.7	Comparación de las PDF de k_t condicionadas a m igual a 2, Fernández-Peruchena et al. (2015)	26
6.8	Comparación de las PDF de k_t condicionadas a m igual a 2 para nuestras localizaciones	26
6.9	Comparación de las distribuciones de probabilidad de Boulder (BOS) y TOR actuales (a y c) y del artículo de Fernández-Peruchena et al. (2015) (b y d) para $m = 2$	27
6.10	Comparación de las distribuciones de probabilidad de Tamanrasset (TAM) actual (a) y del artículo de Fernández-Peruchena et al. (2015) (b) para $m = 2$	28
6.11	Comparación de las distribuciones de probabilidad de Brasilia (BRA) actual (a) y la de Ilorin (ILO) del artículo de Fernández-Peruchena et al. (2015) (b) para $m = 2$	28

6.12	Gráficas de densidad de probabilidad de Goodwin Creek (GCR) actual (a) y de Camborne (CAM, b), Carpentras (CAR, c) y Florianopolis (FLO, d) del artículo de Fernández-Peruchena et al. (2015) para $m = 2$	29
6.13	Comparación de las distribuciones de probabilidad de Tamanrasset (TAM) actuales (b) y del artículo de Fernández-Peruchena et al. (2015) (a) para distintos valores de m	30
6.14	Comparación de las distribuciones de probabilidad de Brasilia (BRA) actuales (b) y de Ilorin (ILO) del artículo de Fernández-Peruchena et al. (2015) (a) para distintos valores de m	31
6.15	Comparación de los parámetros de Boulder (BOS) actuales y del artículo de Fernández-Peruchena et al. (2015)	32
6.16	Comparación de los parámetros de Goodwin Creek (GCR) actuales con Camborne (CAM) y Carpentras (CAR) del artículo de Fernández-Peruchena et al. (2015)	32
6.17	Comparación de los parámetros de Boulder (BOS) y Toravere (TOR) actuales	33
6.18	Comparación de los parámetros de Boulder (BOS) Toravere (TOR) actuales	33

Índice de Tablas

4.1	Estaciones radiométricas de la BSRN seleccionadas para nuestro estudio	9
5.1	Clasificación por valores de masa óptica del aire	17
6.1	Coefficiente de determinación de la función de Boltzmann en función del rango de m y de la localización	25

Bibliografía

- [1] *Clima Boulder: Temperatura, Climograma y Tabla climática para Boulder - Climate-Data.org.*
- [2] Hylke E. Beck, Niklaus E. Zimmermann, Tim R. McVicar, Noemi Vergopolan, Alexis Berg, and Eric F. Wood, *Present and future köppen-geiger climate classification maps at 1-km resolution*, *Scientific Data* **5** (2018), 1–12.
- [3] Amelie Driemel, John Augustine, Klaus Behrens, Sergio Colle, Christopher Cox, Emilio Cuevas-Agulló, Fred M. Denn, Thierry Duprat, Masato Fukuda, Hannes Grobe, Martial Haeffelin, Gary Hodges, Nicole Hyett, Osamu Ijima, Ain Kallis, Wouter Knap, Vasilii Kustov, Charles N. Long, David Longenecker, Angelo Lupi, Marion Maturilli, Mohamed Mimouni, Lucky Ntsangwane, Hiroyuki Ogihara, Xabier Olano, Marc Olfes, Masao Omori, Lance Passamani, Enio Bueno Pereira, Holger Schmithüsen, Stefanie Schumacher, Rainer Sieger, Jonathan Tamlyn, Roland Vogt, Laurent Vuilleumier, Xiangao Xia, Atsumu Ohmura, and Gert König-Langlo, *Baseline Surface Radiation Network (BSRN): Structure and data description (1992-2017)*, *Earth System Science Data* **10** (2018), no. 3, 1491–1501.
- [4] Carlos M. Fernández-Peruchena and Ana Bernardos, *A comparison of one-minute probability density distributions of global horizontal solar irradiance conditioned to the optical air mass and hourly averages in different climate zones*, *Solar Energy* **112** (2015), 425–436.
- [5] Carlos M. Fernández-Peruchena, Ana Bernardos, L. Ramírez, and M. Blanco, *Variability in global and direct irradiation series generation: scope and limitations.*, *SolarPACES Conference* (2010).
- [6] R. A. Gansler, S. A. Klein, and W. A. Beckman, *Investigation of minute solar radiation data*, *Solar Energy* **55** (1995), no. 1, 21–27.
- [7] Instituto de Hidrología, Meteorología y Estudios Ambientales, *CARACTERÍSTICAS DE LA RADIACIÓN SOLAR.*
- [8] Paola Valero Jiménez, Manuel A. Silva Pérez, and Sara Moreno Tejera, *Evaluación de los tipos de días clasificados a partir de las curvas de DNI en función de la producción de una central de torre.*, (2019).
- [9] Benjamin Y.H. Liu and Richard C. Jordan, *The interrelationship and characteristic distribution of direct, diffuse and total solar radiation*, *Solar Energy* **4** (1960), no. 3, 1–19.
- [10] Charles N. Long and Ellsworth G. Dutton, *BSRN Global Network recommended QC tests, V2*, *Journal of Climate* **25** (2010), no. 24, 8542–8567.

-
- [11] A. Skartveit and J. A. Olseth, *The probability density and autocorrelation of short-term global and beam irradiance*, *Solar Energy* **49** (1992), no. 6, 477–487.
- [12] H. Suehrcke and P. G. McCormick, *Solar radiation utilizability*, *Solar Energy* **43** (1989), no. 6, 339–345.
- [13] ———, *A performance prediction method for solar energy systems*, *Solar Energy* **48** (1992), no. 3, 169–175.
- [14] Sara Moreno Tejera, Manuel A. Silva Pérez, and Lourdes Ramírez Santigosa, *Caracterización del recurso solar para el análisis de la producción de centrales termosolares*, (2017), 191.
- [15] J. Tovar, F. J. Olmo, and L. Alados-Arboledas, *One-minute global irradiance probability density distributions conditioned to the optical air mass*, *Solar Energy* **62** (1998), no. 6, 387–393.
- [16] J. Tovar, F. J. Olmo, F. J. Batlles, and L. Alados-Arboledas, *Dependence of one-minute global irradiance probability density distributions on hourly irradiation*, *Energy* **26** (2001), no. 7, 659–668.
- [17] Jesús Zambonino Vázquez, *3. Métodos de clasificación de días solares.*, 11–24.