



PONTIFICIA UNIVERSIDAD CATOLICA DE CHILE
ESCUELA DE INGENIERIA

**GENERACION DE SERIES
ARTIFICIALES DE IRRADIACION
SOLAR DIARIA PARA CHILE A PARTIR
DE LOS DATOS DEL ARCHIVO
NACIONAL SOLARIMETRICO**

CRISTIAN GUSTAVO MARCIAL CORTES AGUIRRE

Tesis para optar al grado de
Magister en Ciencias de la Ingeniería

Profesor Supervisor:
RODRIGO ESCOBAR M.

Santiago de Chile, Marzo, 2012

© 2012, Cristian Cortes Aguirre



PONTIFICIA UNIVERSIDAD CATOLICA DE CHILE
ESCUELA DE INGENIERIA

GENERACIÓN DE SERIES ARTIFICIALES DE IRRADIACIÓN SOLAR DIARIA PARA CHILE A PARTIR DE LOS DATOS DEL ARCHIVO NACIONAL SOLARIMÉTRICO

CRISTIÁN GUSTAVO MARCIAL CORTÉS AGUIRRE

Tesis presentada a la Comisión integrada por los profesores:

RODRIGO ESCOBAR M.

CÉSAR SÁEZ N.

AMADOR GUZMÁN C.

JUAN DIXON R.

Para completar las exigencias del grado de
Magister en Ciencias de la Ingeniería

Santiago de Chile, Marzo, 2012

*A mi familia, en especial, a los que
ya partieron...*

AGRADECIMIENTOS

Para completar este trabajo fueron muchas las personas que me ayudaron y a quienes quiero agradecer en este momento.

En primer lugar, a mis padres, Myriam y Gustavo, y hermanos, Diego y Alvaro, los que me apoyaron en todo momento, especialmente cuando la motivación escaseaba. Junto a ellos quisiera reconocer a mis abuel@s, prim@s, tías y tíos quienes también fueron un soporte muy importante. Entre estos últimos, quiero destacar a mi tía Liz, quien me apoyó en todo durante mi vida universitaria.

A Rodrigo Escobar, mi profesor guía por confiar en mí y darme la oportunidad de realizar esta investigación.

Al profesor del Departamento de Matemáticas Ricardo Olea, quien desinteresadamente resolvió mis dudas en el ámbito estadístico.

Al Alan y a Choto; al Rodrigo, la Ángela, la Dani, el Pablo, la Liz, la Silvi, el Tomy; y a los eléctricos, el Willy, el Gabriel T., el Nacho y el Gabriel V. También al Ignacio, al Abdo, al Alberto y a la Giani. Con todos ellos compartí en la Universidad mientras completaba este trabajo, tiempo en el cual me brindaron su apoyo y ayuda cuando fue necesaria. Gracias a todos!

Finalmente, pero no por eso menos importante, a “Los Mismos de Siempre Team”, en especial al RRRicardo, amigo con el que compartí todos mis años de vida universitaria y a la Cindy, mi gran amiga. También sumar a “los cabros”: Jaime, Daniel, Osvaldo, Andrés, Jorge, León y Pablo.

Todos contribuyeron a que este trabajo fuera concluido y por esto siempre estaré agradecido.

ÍNDICE GENERAL

	Pág.
DEDICATORIA.....	ii
AGRADECIMIENTOS	iii
ÍNDICE GENERAL.....	4
ÍNDICE DE TABLAS	vi
ÍNDICE DE FIGURAS.....	ix
RESUMEN.....	xiv
ABSTRACT	xvi
1 INTRODUCCIÓN.....	1
1.1 Energía en Chile.....	4
1.2 Energía Solar en Chile.....	7
2 MARCO TEÓRICO	16
2.1 Estudio del recurso solar disponible.....	16
2.2 Análisis estadístico de la irradiación solar	19
2.3 El Archivo Nacional Solarimétrico	22
2.3.1 Actinógrafo Robitzsch Fuess	23
2.3.2 Localidades seleccionadas	26
2.4 Climas de Chile	27
3 OBJETIVOS	34
4 ESTADO DEL ARTE	35
4.1 Métodos estadísticos para la modelación de la radiación solar incidente en la superficie terrestre	35
4.2 Métodos seleccionados.....	37
4.3 Aplicaciones desarrolladas.....	41
5 METODOLOGÍA.....	45

5.1	Procedimiento de selección.....	45
5.2	Método de las curvas de Bendt	47
5.2.1	Construcción de las series anuales de índices de claridad diarios .	47
5.2.2	Obtención de las correlaciones para cada curva de distribución ...	49
5.2.3	Procedimiento de generación de series artificiales a partir de las curvas de Bendt.....	51
5.3	Método de las Matrices de Transición de Markov	55
5.3.1	Metodología para la construcción de matrices	55
5.3.2	Generación de la serie artificial mediante MTM	58
6	RESULTADOS	63
6.1	Selección de datos	63
6.2	Curvas de Bendt	69
6.3	Matrices de Transición de Markov.....	74
6.4	Validación	80
6.5	Test KSI.....	90
6.6	Dimensionamiento de sistema fotovoltaico	95
6.7	Generación de series artificiales para los climas trabajados	100
7	CONCLUSIONES.....	103
	BIBLIOGRAFÍA.....	108
	ANEXOS.....	113
	Anexo A: Años escogidos de localidades seleccionadas	114
	Anexo B: Parámetros obtenidos para cada clima con cada una de las metodologías propuestas	116
	Anexo C: Test Kolmogorov Smirnov Integral.....	118
	Anexo D: Dimensionamiento de un arreglo de paneles fotovoltaicos considerando almacenamiento	120
	Anexo E: Promedios mensuales de las series generadas y los ingresados para generar los datos en cada clima	123

ÍNDICE DE TABLAS

	Pág.
Tabla 1-1 Proyectos en construcción para generación de electricidad a Diciembre del 2010 clasificado según el tipo de tecnología que utilizarán. (Ministerio de Energía, 2011)	7
Tabla 2-1 Localidades del ANS seleccionadas para desarrollar la investigación y el clima al cual se asignaron.	26
Tabla 2-2 Principales características y ubicación de los climas existentes en Chile. Los climas mostrados en el mapa aparecen entre paréntesis (INE, 2009).	28
Tabla 2-3 Nombre de los climas mostrados en los mapas de las siguientes figuras.	30
Tabla 5-1 Funciones disponibles para ajustar la distribuciones de K_t según tiempo fraccional para cada índice mensual, de cada mes en cada uno de los climas.	50
Tabla 5-2 Rango de valores de índices de claridad promedio mensual para la construcción de las MTM.	55
Tabla 6-1 Principales ciudades y cantidad de años seleccionados.	64
Tabla 6-2 Distribución de las localidades seleccionadas en las distintas zonas climáticas.	68
Tabla 6-3 Ajustes realizados para las distribuciones de Enero, Abril, Julio y Octubre del clima BWn.	70
Tabla 6-4 Estadísticos obtenidos para las curvas seleccionadas pertenecientes al clima BWn. Además se incluye el ajuste que se escogió y la cantidad de meses que se consideraron en cada caso.	71
Tabla 6-5 Número de meses ingresados a cada rango de las MTM para cada clima.	75
Tabla 6-6 Máximos y mínimos para cada rango de las MTM obtenidas para BWn.	76
Tabla 6-7 MTM para el rango $0 < \bar{K}_t \leq 0,3$ en el clima BWn.	76
Tabla 6-8 MTM para el rango $0,3 < \bar{K}_t \leq 0,35$ en el clima BWn.	76
Tabla 6-9 MTM para el rango $0,35 < \bar{K}_t \leq 0,4$ en el clima BWn.	77
Tabla 6-10 MTM para el rango $0,4 < \bar{K}_t \leq 0,45$ en el clima BWn.	77
Tabla 6-11 MTM para el rango $0,45 < \bar{K}_t \leq 0,5$ en el clima BWn.	77

Tabla 6-12 MTM para el rango $0,5 < \bar{K}_t \leq 0,55$ en el clima BWn.....	78
Tabla 6-13 MTM para el rango $0,55 < \bar{K}_t \leq 0,6$ en el clima BWn.....	78
Tabla 6-14 MTM para el rango $0,6 < \bar{K}_t \leq 0,65$ en el clima BWn.....	78
Tabla 6-15 MTM para el rango $0,65 < \bar{K}_t \leq 0,7$ en el clima BWn.....	79
Tabla 6-16 MTM para el rango $0,7 < \bar{K}_t < 1,0$ en el clima BWn.....	79
Tabla 6-17 Ubicación geográfica de las series utilizadas para la validación de los modelos.	81
Tabla 6-18 Los promedios mensuales en el caso de las series MTM se acercan bastante a la serie externa, mientras la serie generada mediante curvas de Bendt, sobre todo en los meses de invierno presenta valores menores. La gran diferencia en Noviembre para la serie Bendt se debe a que no existe ajuste para ese promedio.	83
Tabla 6-19 Los promedios mensuales de las series generadas son siempre menores a los de la serie original. Las mayores diferencias se presentan para Agosto, Septiembre y Octubre.	84
Tabla 6-20 Los \bar{K}_t obtenidos con series sintéticas son bastante similares salvo en los meses de Enero y Febrero donde son notoriamente menores a la serie de datos externa.	85
Tabla 6-21 Los promedios de los meses de verano resultan menores, con grandes diferencias para la serie construida con curvas de Bendt.....	86
Tabla 6-22 Mientras los promedios obtenidos con los resultados de las MTM, los valores de Bendt son en general menores, sobre todo en los meses de verano.....	87
Tabla 6-23 Ambas series presentan promedios muy similares a la serie original, sólo el año creado con el algoritmo de las curvas de Bendt durante los meses de verano presenta promedios menores.	88
Tabla 6-24 Los promedios generados son muy similares a los de la serie externa.....	89
Tabla 6-25 Resultados del test KSI para las localidades de la validación. Los valores más desfavorables se obtuvieron para Concepción y Santiago.....	91
Tabla 6-26 Comparación de curvas de FPA obtenidas para cada lugar incluido en la validación.	93

Tabla 6-27 Parámetros técnicos utilizados en las simulaciones implementadas para la validación de los resultados. 96

Tabla 6-28 Curvas de LLP constante, obtenidas a partir de las simulaciones desarrolladas para cada lugar incluido en la validación..... 97

Tabla 6-29 Comparación entre los promedios mensuales ingresados y los obtenidos para cuatro meses del año con los modelos de generación para cada uno de los climas.100

ÍNDICE DE FIGURAS

	Pág.
Figura 1-1 Evolución desde 1971 a 2008 del total de energía primaria mundial en millones de toneladas de petróleo equivalente. La categoría “Combustibles renovables y desechos” incluye biomasa sólida y líquida; biogás; residuos municipales e industriales. Por su parte, la categoría “Otros” incluye geotermia, solar, eólica, mareomotriz, energía de las olas y de las mareas como calor o electricidad (IEA, 2010).	1
Figura 1-2 Inversión mundial en energías renovables (Barroso, 2005).	2
Figura 1-3 Desarrollo histórico y proyección de producción de petróleo para petróleo convencional con y sin gas natural licuado y con gas natural licuado y arena de petróleo, tomando en cuenta el crecimiento de reservas. Además, muestra las edades de producción histórica del hidrocarburo: Edad de las compañías internacionales (I), edad de la OPEC (II) y edad de la globalización (III). (BGR, 2009).....	3
Figura 1-4 Cambios observados de la temperatura a nivel mundial y continental comparado con los resultados de simulaciones del clima con sólo forzamientos naturales y que consideran estos factores agregando los de tipo antropógenos. (IPCC, 2007)	4
Figura 1-5 Porcentaje de consumo bruto por energía primaria en Chile para el año 2008. El total corresponde a 250.977 Tcal. (CNE, 2011).....	5
Figura 1-6 Capacidad instalada en Chile por tipo de combustible a Diciembre del 2010. El total de potencia instalada es 15.558 MW. (Ministerio de Energía, 2011)	6
Figura 1-7 Mapa desarrollado por el proyecto SWERA, que muestra el promedio diario anual de irradiación solar para Sudamérica y en el cual se observa el potencial existente en el norte de Chile. (SWERA, 2006)	8
Figura 1-8 Publicación del Registro Solarimétrico de Chile que posee promedios mensuales de irradiación solar. (CNE/PNUD/UTFSM, 2008).....	10

Figura 1-9 Arriba, foto de la instalación de los instrumentos de medición de la radiación solar desarrollada por GTZ. Abajo, datos recolectados para San Pedro de Atacama el 30 de Mayo de 2009. (CNE, 2009)	11
Figura 1-10 Explorador Eólico-Solar desarrollado por la Universidad de Chile. (CNE, 2009)	12
Figura 1-11 Promedio anual de radiación solar para el territorio de Chile obtenido a partir de estimaciones satelitales. (Ortega <i>et al.</i> , 2010)	13
Figura 1-12 Resultado del modelo de estimación de la radiación solar mediante procesamiento de imágenes satelitales para Brasil. (Bueno et al., 2007)	14
Figura 2-1 Diagrama de la interacción de la radiación solar con la atmósfera y la superficie de la Tierra. Los valores numéricos representan la fracción de energía resultante de cada proceso radiativo (Bueno et al., 2007).....	17
Figura 2-2 Los datos del ANS se encuentran en archivos Excel separados por mes. La información utilizada en este trabajo es la tercera columna de izquierda a derecha.....	23
Figura 2-3 Los actinógrafos Robitzsch Fuess fueron utilizados para registrar los datos analizados en este trabajo.....	24
Figura 2-4 Registro de un actinógrafo para día claro, parcialmente cubierto y totalmente cubierto.....	25
Figura 2-5 Distribución de climas en el norte de Chile, donde se aprecia la influencia oceánica y del relieve (INE, 2009).....	31
Figura 2-6 Distribución de climas en el Centro y Cento-Sur de Chile, donde ya no se aprecia la distinción entre clima costero y de interior (INE, 2009).	32
Figura 2-7 Distribución de climas del Sur de Chile, en el cual predominan dos clasificaciones: Cfb y Cfc (INE, 2009).	33
Figura 4-1 Curvas de distribución de índice de claridad diario para cada mes clasificadas según índice de claridad mensual (Bendt et al., 1981).....	38
Figura 4-2 Variación de la distribución de días claros con la estación del año para similares índices de claridad mensual promedio (Tovar-Pescador, 2008).....	39

Figura 4-3 Mapa del promedio anual de radiación global (kWh/m ²) generado con información del período 1981-2000 (METEOTEST, 2010).....	43
Figura 4-4 Interfaz gráfica del programa computacional RADIASOL2 (Krenzinger & Carvalho Bugs, 2010).	44
Figura 5-1 Serie de datos diarios de San Pedro de Atacama (latitud -22° 55', longitud -68° 11'), antes del filtrado (gráfico de arriba) y después de este proceso (gráfico de abajo).....	46
Figura 5-2 Esquema de la agrupación de datos para el mes de Enero en el clima BWk, el cual posee cuatro lugares con medición.....	48
Figura 5-3 Ajuste no lineal escogido para los datos del mes de Enero del clima BWk cuyo índice de claridad promedio mensual es 0,7.....	51
Figura 5-4 Proceso de asignación de K_t a partir de la curva de distribución para un mes de cinco días (Knight <i>et al.</i> , 1991).	52
Figura 5-5 La serie artificial para el mes de Enero de un lugar perteneciente al clima BWk, cuyo K_t mensual es 0,77, se genera mediante la curva de Bendt existente cuyo promedio mensual más se acerca al buscado (izquierda). La figura ilustra el resultado del orden aleatorio en que se colocan los valores diarios de la serie (derecha).	53
Figura 5-6 Diagrama de flujo del algoritmo para generar series artificiales a partir de las distribuciones de día claro.	54
Figura 5-7 Para un determinado rango de K_t (0,7 a 1,0), se construye la Matriz de Transición de Markov donde las parejas (día anterior, día siguiente) se asignan a una celda de la matriz y luego se normalizan para obtener las probabilidades de ocurrencia en cada rango definido según el tamaño del intervalo.	57
Figura 5-8 Ajuste lineal que se realiza en el intervalo de probabilidad que contiene el valor de R. Se extrae un K_t proporcional a la posición de este número entre los límites del intervalo (Aguiar <i>et al.</i> , 1988).	59
Figura 5-9 Primera parte del diagrama de flujo para el proceso de generación mediante MTM.	61

Figura 5-10 Segunda parte del diagrama de flujo para la generación de series artificiales mediante MTM.....	62
Figura 6-1 Procedimiento de selección de años y depuración de los datos realizado para la información de Antofagasta (latitud -23° 28', longitud -70° 26').....	65
Figura 6-2 Gráficas que muestran la distribución de los datos de localidades consideradas en el clima BWn. En él se aprecia que sus distribuciones son similares, exceptuando el caso de Iquique.....	66
Figura 6-3 Curvas de FDP (derecha) y FPA (izquierda) para las localidades de BWk y BWk' fusionadas bajo el nombre de BWk para este trabajo. San Pedro de Atacama es el único que difiere claramente en la forma de la distribución.	68
Figura 6-4 Ajustes realizados en los climas BWn y Cfsb para los meses de Enero y Julio.....	72
Figura 6-5 Comparaciones realizadas entre climas para el mismo mes y \bar{K}_t . A la izquierda se presentan climas característicos de diferentes zonas del país para Febrero con promedio mensual de 0,55, y a la derecha sólo climas costeros para Febrero con promedio mensual de 0,45.	73
Figura 6-6 Comparación de las curvas con igual \bar{K}_t para distintos meses en los climas Afa con 0,45 (izquierda) y BSKs con 0,55 (derecha).	74
Figura 6-7 Estado estacionario de las MTM obtenidas para el clima BWn (izquierda) y Cfc (derecha). De izquierda a derecha representan los rangos del segundo al séptimo para el primero, y del primero al séptimo para el segundo.	80
Figura 6-8 Las series artificiales en este caso se ajustan a los niveles de irradiación solar diaria de la serie externa. En la imagen, a la izquierda se ubica el resultado con el modelo de las curvas de Bendt y a la derecha el modelo con MTM. Los valores azules corresponden a la serie externa y los verdes a las generadas artificialmente.....	83
Figura 6-9 Las series obtenidas presentan una tendencia menor a la serie externa. En el caso de la generada por MTM se observan días con niveles superiores a 10 kWh/m ² que no se presentan en la serie original.....	84

Figura 6-10 Los valores de las series generadas presentan un rango de variación de los totales diarios de irradiación menor a la serie externa. Esto evita que se alcancen tanto los niveles máximos como mínimos de irradiación.	85
Figura 6-11 Los resultados de irradiación total diaria presentan rangos de variación similares a la serie original sobre todo en el período invernal.	86
Figura 6-12 Las series artificiales representan con alta certeza las baja variabilidad de los totales diarios de irradiación en los meses de verano y el comportamiento contrario en resto del año.	87
Figura 6-13 Se observan comportamientos similares entre las series generadas y la externa. Sin embargo, ambas series artificiales poseen días con valores de irradiación solar más bajos que la original pero no más altos.	88
Figura 6-14 Las series generadas presentan gran similitud con la serie original para Punta Arenas.	89
Figura 6-15 Resultados del test del parámetro KSI para los datos de Antofagasta (izquierda) y Concepción (derecha) con la serie artificial generada mediante MTM. Mientras en caso de la izquierda el test no rechaza la hipótesis de que ambas series de datos provengan de la misma distribución, en la derecha si es rechazada.	92
Figura 6-16 Series de K_t generadas con modelo Bendt (izquierda) y MTM (derecha) para el clima BWn.	101
Figura 6-17 Series de K_t generadas con modelo Bendt (izquierda) y MTM (derecha) para el clima Csb.	102

RESUMEN

Estudios internacionales coinciden en que existe una gran disponibilidad del recurso solar en Chile. Para su aprovechamiento, se requiere su cuantificación en todo el territorio. Sin embargo, en la actualidad el país no cuenta con una base de datos lo suficientemente completa ni confiable que permita la estimación precisa de la energía solar disponible para diversas aplicaciones. Información de irradiación solar de diversos lugares ha sido compilada en el Archivo Nacional Solarimétrico, entre los años 1962 y 2007. A partir de los datos de irradiación solar diaria, se propusieron dos metodologías basadas en la estadística para generar series artificiales en lugares sin medición a partir de los promedios mensuales, agrupando la información de cada sitio de acuerdo a 15 climas de Chile, que representan el 71% de la clasificación climatológica local. La primera metodología utiliza la distribución de frecuencia de días claros (curvas de Bendt) para cada uno de los meses del año, mientras que la otra se basa en la construcción de Matrices de Transición de Markov (MTM). Para determinar la validez de los resultados, las series artificiales se contrastaron con otras fuentes para 6 climas, mediante dos metodologías de comparación: el test KSI y el dimensionamiento de un arreglo de paneles fotovoltaicos con almacenamiento. En este proceso se concluyó que las series construidas con MTM entregaron mejores resultados para 6 de los 7 lugares validados. Ambos modelos reprodujeron correctamente, para un nivel de significancia del 5%, la distribución de la irradiación para el clima de Isla de Pascua, Punta Arenas y Antofagasta. Mientras que en las zonas de Santiago, Concepción o el Desierto de Atacama (Sierra Gorda), los valores más altos (sobre $6,5 \text{ kWh/m}^2$) de las series artificiales son menores que los registros de los datos originales. Resultados satisfactorios del dimensionamiento de un arreglo de paneles fotovoltaicos con almacenamiento ocurrieron sólo para demandas de energía no demasiado estrictas (confiabilidad de 90%). En el contexto de la información existente sobre el recurso solar en Chile, los resultados de este trabajo son un avance significativo al entregar series artificiales diarias -características- de irradiación solar para cada clima, representativas del comportamiento del recurso en el largo plazo.

Palabras Claves: Energía Solar, Chile, Índice de claridad diario, Función de distribución acumulada, Matrices de transición de Markov, Archivo Nacional Solarimétrico.

ABSTRACT

International studies coincide on the large availability of the solar resource in Chile. Using it properly, requires quantifying it throughout the territory. However, currently our country does not have a complete or reliable enough database to allow precise estimation of the solar energy available for diverse applications. Information on solar irradiation from different places has been compiled at the National Solarimetric Archive, between 1962 and 2007. From the daily solar irradiation data, two methodologies were proposed based on statistics to generate artificial series in places without a measurement. The methodologies used the monthly averages, and clustered the information from each site according to 15 Chilean climates, representing 71% of the local climatological classification. The first methodology used the frequency distribution of clear days (Bendt curves) for every month of the year, while the other one is based on building Markov Transition Matrices (MTM). To determine the validity of the results, the artificial series were contrasted with other sources for 6 climates, through two comparison methodologies: KSI test and dimensioning of an arrangement of photovoltaic panels with storage. The conclusions of this process were that the series built with MTM delivered better results for 6 of the 7 places validated. Both models reproduced correctly the distribution of irradiation for the climate in Easter Island, Punta Arenas and Antofagasta for a 5% significance level. For the areas of Santiago, Concepción or the Atacama Desert (Sierra Gorda) however, the highest values (above 6.5 kWh/m²) of the artificial series were lower than the registries of original data. Satisfactory results of the dimensioning of an arrangement of photovoltaic panels with storage occurred only for energy demands that were not too strict (90% reliability). In the context of the existing information on the solar resource in Chile, the results of this work are a significant advance in that they deliver artificial series - characteristics - of solar irradiation for each climate, representative for the behavior of the resource in the long term.

Keywords Solar Energy, Chile, Daily clearness index, Cumulative distribution function, Markov transition matrices; National Solarimetric Archive

1 INTRODUCCIÓN

La economía mundial ha utilizado como principal suministro de energía para su crecimiento a los combustibles fósiles durante décadas (Figura 1-1). En el 2008, alrededor del 82% de la energía que se consumió en el mundo provino de carbón, petróleo y gas natural. Esta cifra muestra la gran dependencia que actualmente posee la humanidad de esta fuente finita de energía. Prácticamente todos los medios de transporte existentes utilizan como fuente de energía este tipo de recursos.

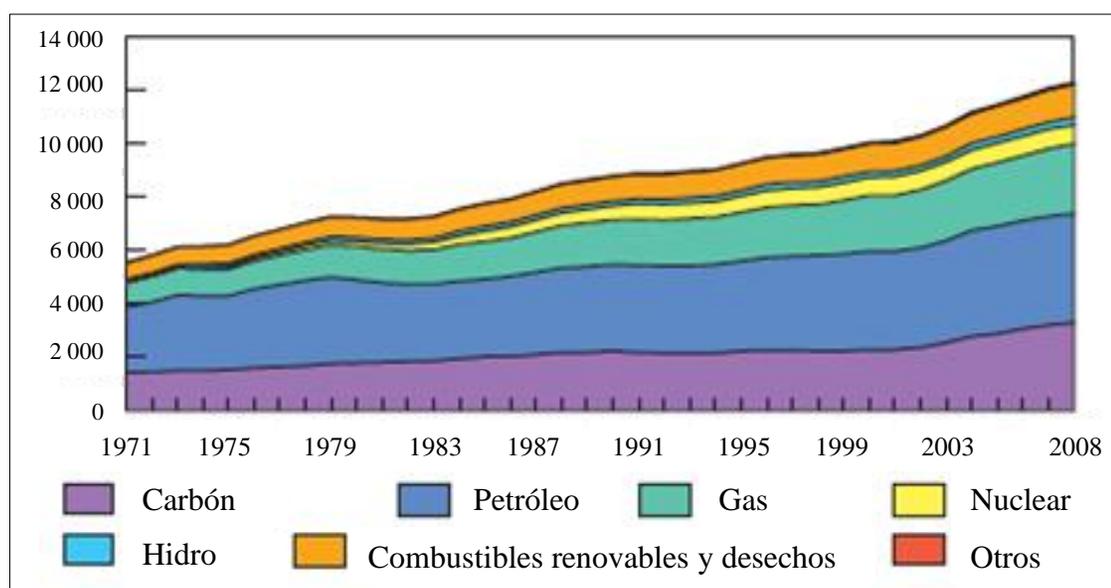


Figura 1-1 Evolución desde 1971 a 2008 del total de energía primaria mundial en millones de toneladas de petróleo equivalente. La categoría “Combustibles renovables y desechos” incluye biomasa sólida y líquida; biogás; residuos municipales e industriales. Por su parte, la categoría “Otros” incluye geotermia, solar, eólica, mareomotriz, energía de las olas y de las mareas como calor o electricidad (IEA, 2010).

Sin embargo, desde un tiempo a esta parte las principales potencias han invertido recursos en otras fuentes de energía que les permita cambiar la tendencia mundial. La principal alternativa la constituyen las energías renovables (Figura 1-2). Si bien este

cambio no ha resultado fácil, las razones para fundamentar esta reorientación son poderosas: el agotamiento de los combustibles fósiles y el cambio climático que se está ocurriendo. Así, la diversificación de la matriz para asegurar la disponibilidad del recurso energético para las próximas generaciones resulta clave.

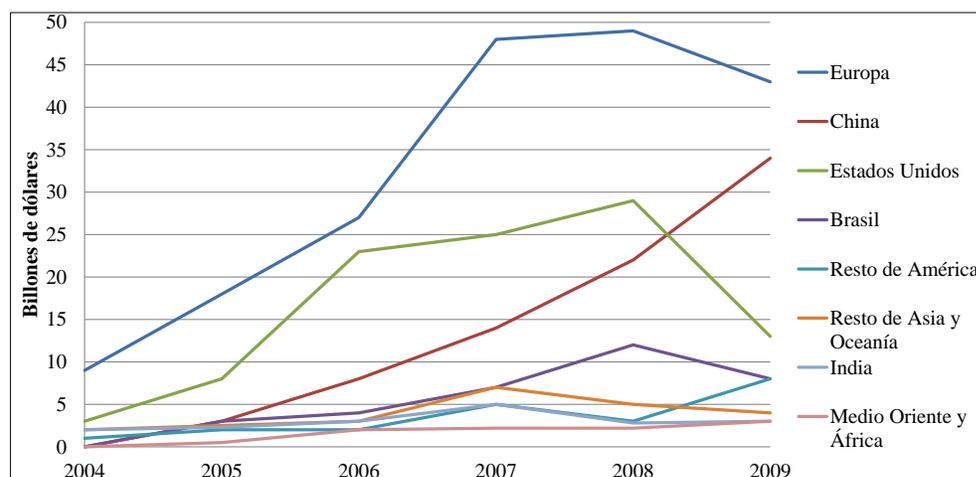


Figura 1-2 Inversión mundial en energías renovables (Barroso, 2005).

Respecto al agotamiento de los combustibles fósiles, es necesario recordar que estos constituyen una fuente finita de energía y se plantea que en la década próxima o la presente alcanzarán su máximo de producción (Boyle, 2004). Además, se calcula que con las reservas probadas de la actualidad y al ritmo de consumo actual, el petróleo alcanzará para 40 años más (Figura 1-3); el gas natural durará 60 años aproximadamente; mientras el carbón existente es suficiente para 119 años (BP, 2010). Esto incrementa la necesidad de desarrollar nuevas fuentes de energía en la actualidad para que en el momento que comience a escasear el recurso fósil, las alternativas se hayan desarrollado de tal manera que constituyan una opción real que no retrase el desarrollo alcanzado.

Por otra parte, el cambio climático constituye una segunda razón para buscar fuentes alternativas de energía. Este fenómeno es descrito en el último informe de la IPCC, (2007) como:

“[...] los aumentos observados del promedio mundial de la temperatura del aire y del océano, el deshielo generalizado de nieves y hielos, y el aumento del promedio mundial del nivel del mar [...]”

Observaciones efectuadas en todos los continentes evidencian que numerosos sistemas naturales están siendo afectados por cambios del clima regional, particularmente por un aumento de la temperatura.”

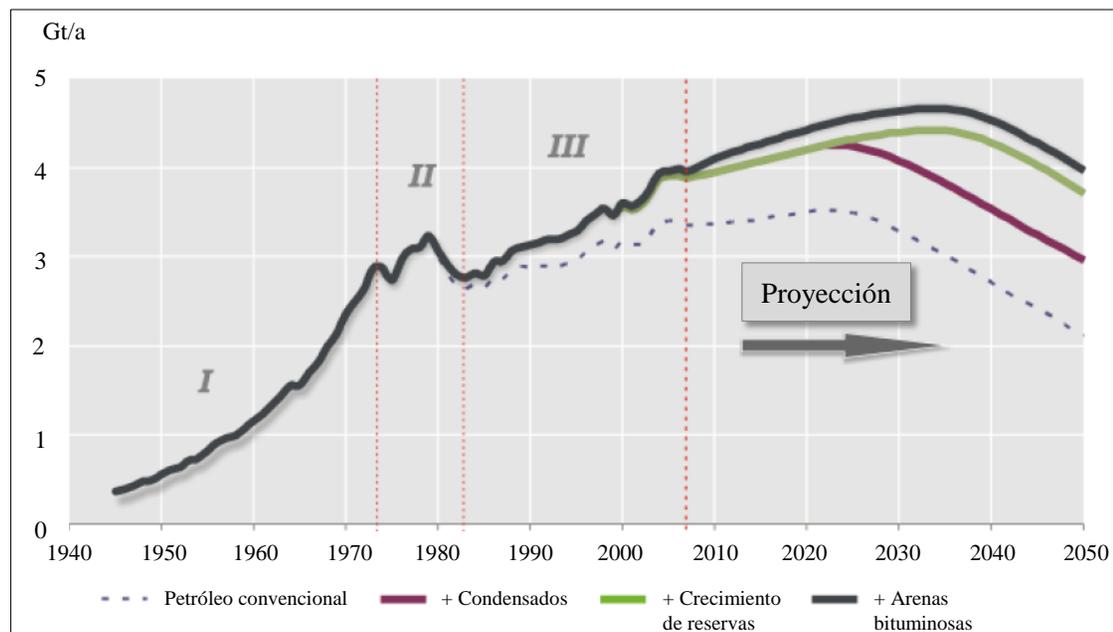


Figura 1-3 Desarrollo histórico y proyección de producción de petróleo para petróleo convencional con y sin gas natural licuado y con gas natural licuado y arena de petróleo, tomando en cuenta el crecimiento de reservas. Además, muestra las edades de producción histórica del hidrocarburo: edad de las compañías internacionales (I), edad de la OPEC (II) y edad de la globalización (III). (BGR, 2009)

En el mismo documento se establece que la actividad humana en el planeta ha contribuido a estos cambios, siendo la principal causante del fuerte incremento en las emisiones a la atmósfera de gases de efecto invernadero (GEI) respecto a valores preindustriales, lo que ha desencadenado un incremento del promedio mundial de temperatura (IPCC, 2007).

Bajo este escenario energético mundial es interesante revisar la situación actual de Chile y estudiar el potencial de las energías renovables que se pueden desarrollar en el país.

Como una forma de contribuir en este ámbito, es que se desarrolla este trabajo se centrado en energía solar.

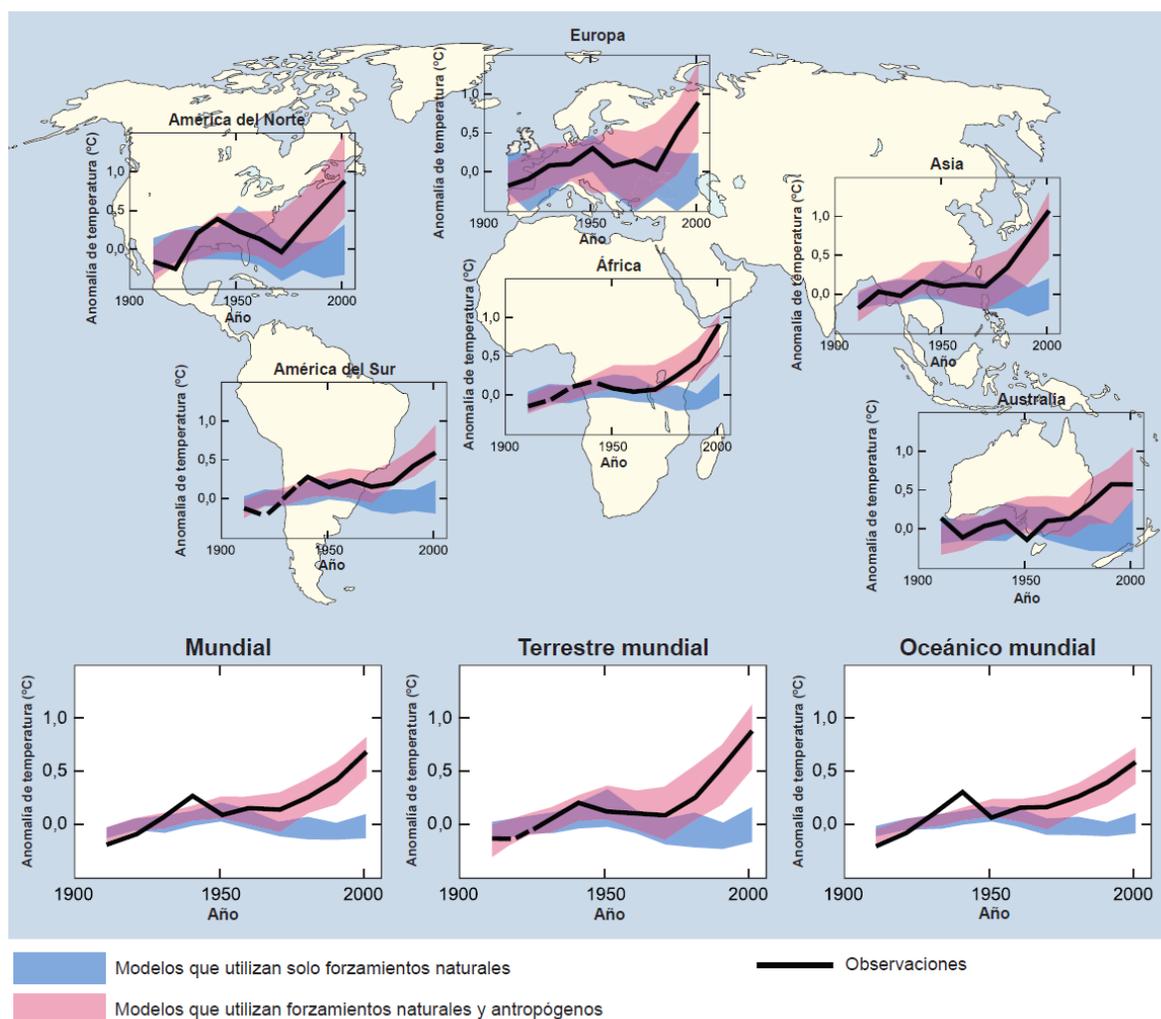


Figura 1-4 Cambios observados de la temperatura a nivel mundial y continental comparado con los resultados de simulaciones del clima con sólo forzamientos naturales y que consideran estos factores agregando los de tipo antropógenos. (IPCC, 2007)

1.1 Energía en Chile

El año 2009, la matriz de energía primaria consumida en Chile estuvo constituida en más de un 70% por combustibles fósiles (Figura 1-5). De ellos, más del 80%

fueron importados (principalmente petróleo crudo) pues nuestro país no cuenta con yacimientos suficientes para satisfacer la demanda nacional de este producto. Sólo existen extracciones de este recurso, en menor cantidad, en el sur del país y corresponden principalmente a gas natural (CNE, 2011).

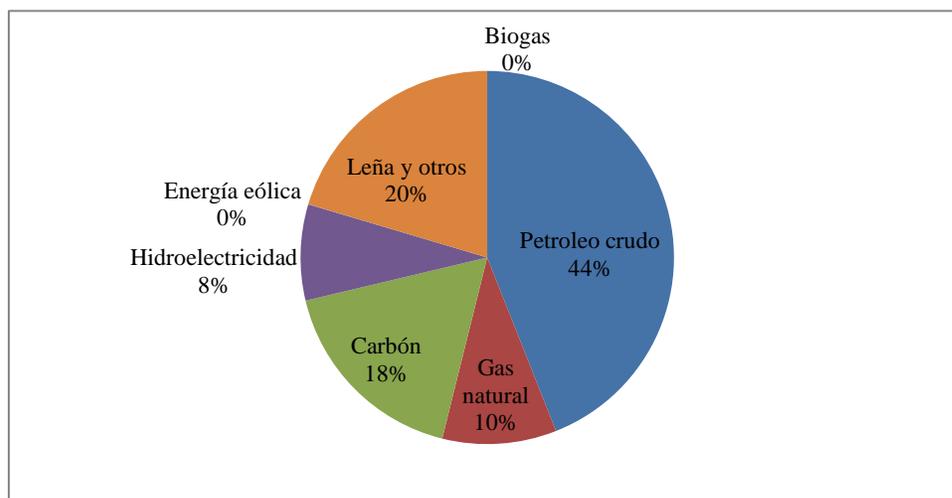


Figura 1-5 Porcentaje de consumo bruto por energía primaria en Chile para el año 2008. El total corresponde a 250.977 Tcal. (CNE, 2011)

Esta situación provoca que los precios a los cuales se comercializa la principal fuente de energía de Chile lo determine el mercado internacional, el cual está sujeto a las coyunturas políticas que sucedan en los principales países exportadores del recurso, como lo es Arabia Saudita en el caso del petróleo y Rusia en el caso del gas natural (BGR, 2009). Esta vulnerabilidad que se plantea quedó de manifiesto en la llamada “crisis del gas” que se vivió en Chile entre los años 2004 y 2009, cuando las importaciones desde Argentina de gas natural se vieron reducidas drásticamente; otro ejemplo de esta situación corresponde a las escaladas de precios del petróleo que cada cierto tiempo ocurren en Chile debido a acontecimientos principalmente acaecidos en el Medio Oriente (lugar donde se ubica la mayor cantidad de países exportadores de petróleo), como lo fue en el 2008, cuando alcanzó un precio histórico.

Desde el punto de vista de la capacidad instalada para la generación de electricidad en el país, a Diciembre del 2010 (Figura 1-6) se puede ver que si bien el 34% de la matriz está formada por energía hidráulica, más del 60% lo constituyen combustibles fósiles. Además, los proyectos que están en construcción (Tabla 1-1) en un 63% utilizan como combustible el carbón o diesel. Estas cifras dejan en evidencia una marcada tendencia del país a utilizar esta tipo de energía como principal medio de generación.

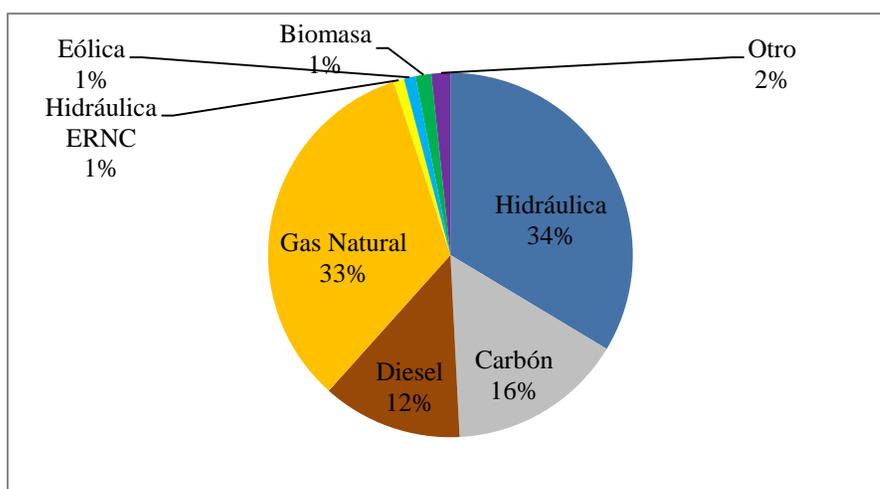


Figura 1-6 Capacidad instalada en Chile por tipo de combustible a Diciembre del 2010.

El total de potencia instalada es 15.558 MW. (Ministerio de Energía, 2011)

La fuerte inversión en carbón se puede atribuir a la mayor disponibilidad que existente de este combustible, lo que asegura un suministro seguro y a bajo precio. Sin embargo, conlleva una alta tasa de emisión de contaminantes a la atmósfera, entre ellos el dióxido de carbono. Esto puede establecer complejos escenarios a futuro pues se vaticina que los productos comercializados internacionalmente, se les calificará según qué tan limpia es la energía utilizada en su producción, como una forma de incentivar tecnologías que no contribuyan al calentamiento global. Así, al igual que en el resto del mundo, en Chile surge la necesidad de buscar fuentes alternativas de energía dentro de su territorio. Esto le permitirá diversificar

las fuentes de suministro, disminuir su dependencia a las importaciones desde otros países y disminuir las emisiones asociadas a la generación de electricidad. Es en este punto donde las energías renovables juegan un rol fundamental.

Tabla 1-1 Proyectos en construcción para generación de electricidad a Diciembre del 2010 clasificado según el tipo de tecnología que utilizarán. (Ministerio de Energía, 2011)

Recurso energético a utilizar	Potencia nominal en MW
Hidráulica embalse	316
Hidráulica pasada	728
Carbón	1831
Diesel	112
Biomasa	97
Eólico	20
Total	3104

En este contexto, se propone a la energía solar como una gran candidata para aportar en el desarrollo del país, esto dado las referencias que se han hecho en investigaciones al respecto y que se mencionan en el siguiente apartado.

1.2 Energía Solar en Chile

Los niveles de radiación solar que se registran en el territorio de Chile son uno de los más altos del mundo (Loster, 2006; Ortega et al., 2008; Sarmiento, 1980), sobre todo en el Norte Grande (Figura 1-7). La figura muestra un promedio diario de 6,5 $\frac{\text{kWh}}{\text{m}^2 \cdot \text{día}}$, el cual corresponde al más alto del subcontinente.

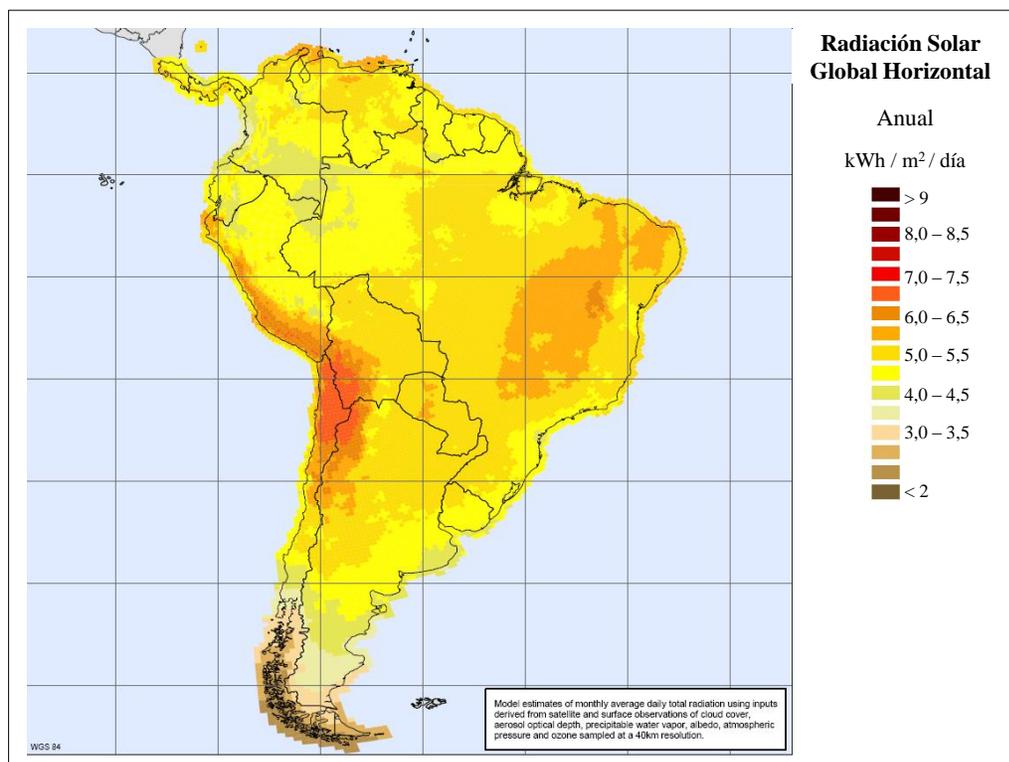


Figura 1-7 Mapa desarrollado por el proyecto SWERA, que muestra el promedio diario anual de irradiación solar para Sudamérica y en el cual se observa el potencial existente en el norte de Chile. (SWERA, 2006)

A pesar de esta evidencia, en Chile actualmente no se aprovecha significativamente la energía proveniente del sol, lo que queda en evidencia al observar que no existe este recurso en la matriz de generación de electricidad (Figura 1-6), ni tampoco está presente en las estadísticas de utilización de energía primaria (Figura 1-5). Sin embargo, en el último tiempo se ha tomado conciencia de esta situación, y se han acometido iniciativas privadas y gubernamentales para que este hecho comience a cambiar. Respecto a esto último se pueden mencionar actividades relacionadas con la utilización de energía solar:

- La existencia de un programa que contempla la instalación de paneles fotovoltaicos en viviendas rurales.

- El establecimiento de beneficios tributarios a las inmobiliarias que instalen sistemas solares de calentamiento de agua sanitaria.
- Las declaraciones en cuanto a tener intenciones de abrir próximamente una licitación internacional para construir dos plantas piloto de energía solar en el norte del país.
- La intención de la minera estatal Codelco de construir dos proyectos Solarpark I y II en las afueras de Calama.

Ahora bien, un factor clave a la hora de incentivar el desarrollo de tecnologías renovables en un país consiste en cuantificar el recurso existente e identificar los lugares con mayor potencial. Por lo tanto, es necesario indagar en la información existente para Chile sobre la radiación solar incidente y comentar su utilidad.

Como se muestra en la Figura 1-7, existen estudios internacionales que entregan información general y comparativa del nivel del recurso solar en Chile, respecto al resto de los países en el mundo o de la región. Estos trabajos entregan promedios anuales que permiten determinar los lugares con mayor potencial, pero no son suficientes para dimensionar un sistema de colección por su baja resolución espacial y temporal.

Una de las iniciativas de mayor valor histórico en Chile en el ámbito del desarrollo de la energía solar, fue la creación del Archivo Nacional Solarimétrico (ANS). Este corresponde a una base de datos desarrollada por la Universidad Técnica Federico Santa María, la cual contiene registros de irradiación solar para determinados lugares a lo largo del país. La información está disponible a todo público gracias a su publicación con apoyo del gobierno en el año 2008 (Figura 1-8) (Sarmiento, 1980). Presenta promedios mensuales de irradiación solar, valores del recurso para ciertos ángulos de inclinación del plano en estudio y los promedios mensuales horarios de irradiancia. Es preciso decir que de los datos publicados en esta base de datos, no está determinado el nivel de incertidumbre asociada a las mediciones, ya que sólo cuenta con información acerca de la irradiación global y no se sabe la cantidad de años considerados en el promedio de cada uno de los lugares.

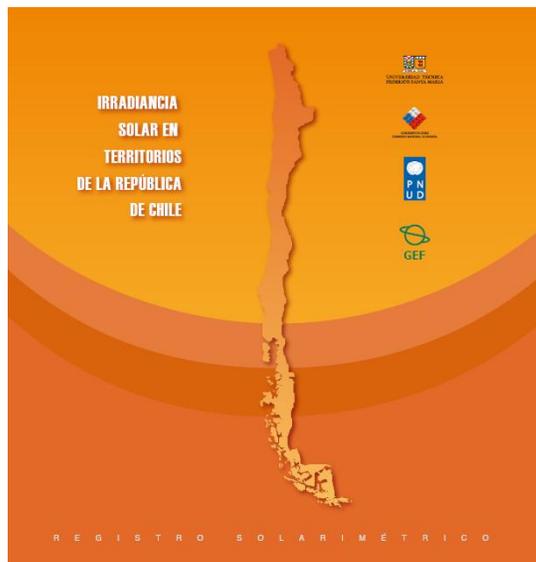


Figura 1-8 Publicación del Registro Solarimétrico de Chile que posee promedios mensuales de irradiación solar. (CNE/PNUD/UTFSM, 2008)

Por su parte, la Dirección Meteorológica de Chile (DMC) posee registros de radiación solar para 15 lugares del país, de los cuales en la actualidad existen 9 activos, ubicados en estaciones climatológicas en diferentes climas de Chile. Para acceder a estos datos se debe pagar una cantidad de dinero determinada que cubra el costo de procesar la información. Ella se entrega en promedios horarios de irradiancia, abarca meses o años completos, según los requerimientos del usuario, y los equipos de medición utilizados (piranómetros) son correctamente mantenidos (Ortega et al., 2010).

Además, existe el proyecto de cooperación técnica “Energías Renovables No Convencionales”, que corresponde a una iniciativa gubernamental dirigida por la Comisión Nacional de Energía (CNE) y Deutsche Gesellschaft für Technische Zusammenarbeit (GTZ) en el marco de un convenio intergubernamental entre Chile y Alemania. El proyecto, entre otras cosas, promueve la instalación de 20 estaciones de medición en el Norte de Chile, las cuales miden 6 parámetros del clima (Figura 1-9). Los datos de algunas estaciones son públicos y se encuentran

en formato horario para ciertos meses en la página web de la CNE. A partir de las imágenes disponibles, es posible observar que esta infraestructura no posee una instalación adecuada de los instrumentos de medición pues tienen en el horizonte de visión muchos elementos que reflejan la radiación. Esto altera la medición en un nivel no determinado.

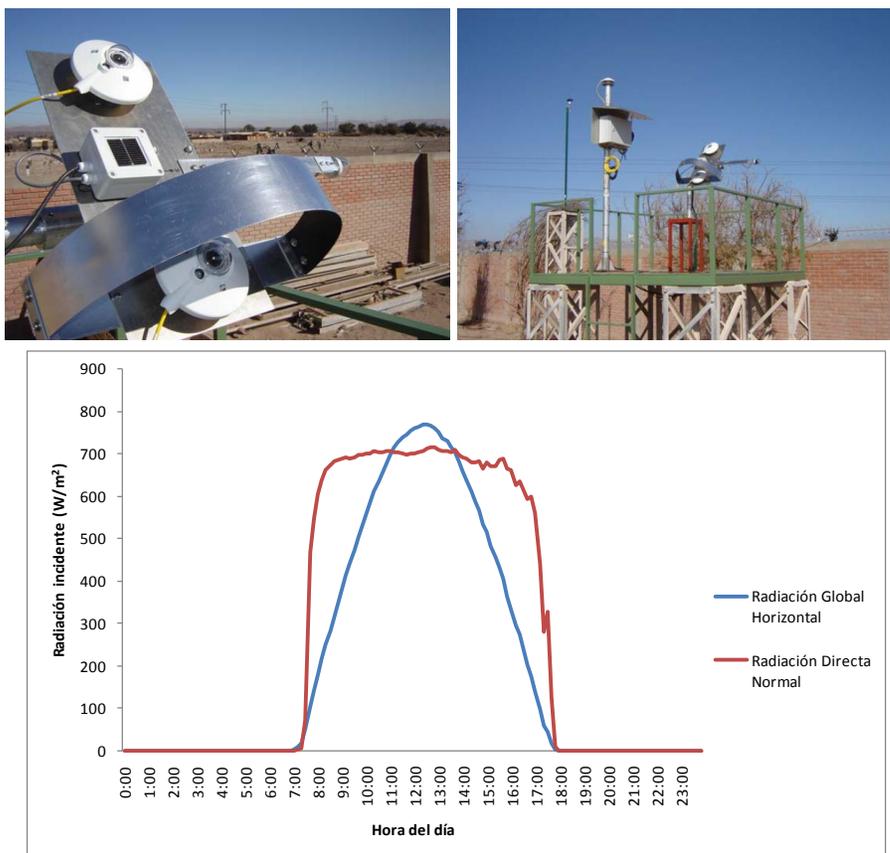


Figura 1-9 Arriba, foto de la instalación de los instrumentos de medición de la radiación solar desarrollada por GTZ. Abajo, datos recolectados para San Pedro de Atacama el 30 de Mayo de 2009. (CNE, 2009)

Otro proyecto con apoyo gubernamental es el “Explorador de Energía Eólica y Solar” y está basado en el modelo computacional “Weather Research and Forecasting Model” (WRF) que simula el comportamiento de la atmósfera. Fue desarrollado por la Universidad de Chile y entrega información del recurso eólico

y solar para gran parte del territorio de Chile, desde Arica hasta Chiloé. Los datos de radiación solar horaria que entrega son del año 2006, es posible obtenerlos para cuatro meses del año (Diciembre, Marzo, Junio y Septiembre) (CNE, 2009). El corto período de tiempo que abarcan sus resultados y la no validación de los mismos dificultan su utilización en el dimensionamiento de instalaciones de energía solar.

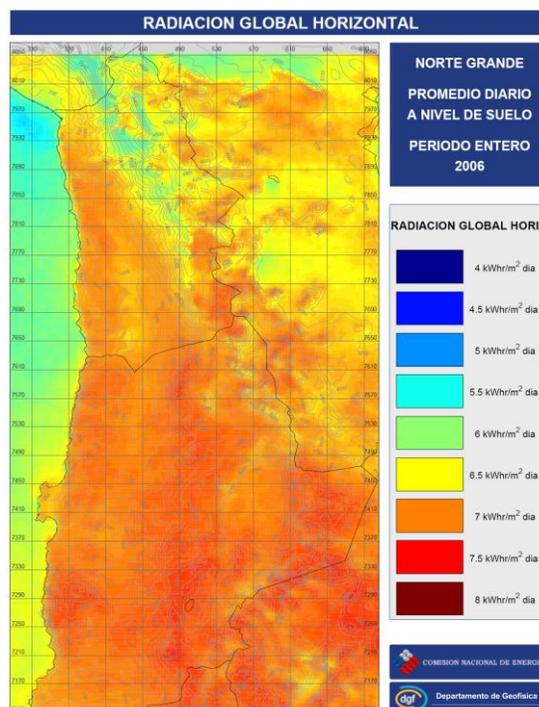


Figura 1-10 Explorador Eólico-Solar desarrollado por la Universidad de Chile. (CNE, 2009)

Otro esfuerzo orientado a estudiar el recurso solar existente en Chile corresponde a los mapas de irradiación desarrollados por Ortega et al. (2010). El trabajo se desarrolló a partir de imágenes satelitales del satélite geoestacionario GOES 8, las que fueron procesadas mediante un modelo de transmitancia atmosférica adaptado para Brasil y que permite obtener la radiación incidente en la superficie. Esta

herramienta entrega información en promedios mensuales y no pudo ser validada correctamente pues no se contaban con las mediciones en terreno necesarias.

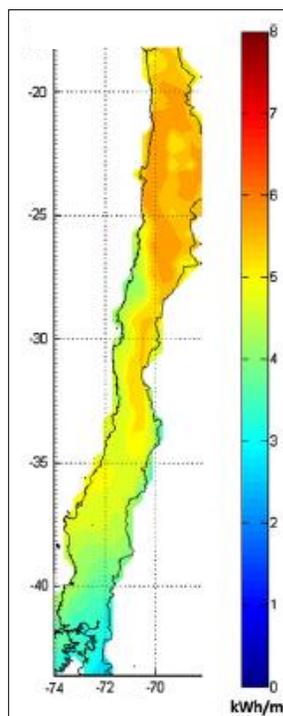


Figura 1-11 Promedio anual de radiación solar para el territorio de Chile obtenido a partir de estimaciones satelitales. (Ortega *et al.*, 2010)

Por último, existe un proyecto FONDEF iniciado a principios del 2009 denominado “Evaluación de recurso solar en Chile: apoyo en la toma de decisiones y formulación de escenarios energéticos”. Este trabajo, actualmente en desarrollo, estimará la radiación solar incidente en el territorio de Chile a partir de imágenes satelitales, parámetros climatológicos y cálculo de la cobertura de nubes. Este tipo de trabajos se ha realizado en diferentes países como Suiza, Alemania y Brasil, en cada uno de los cuales se deben realizar modificaciones para que se adapte a las variaciones climáticas del lugar (FONDEF, 2010).

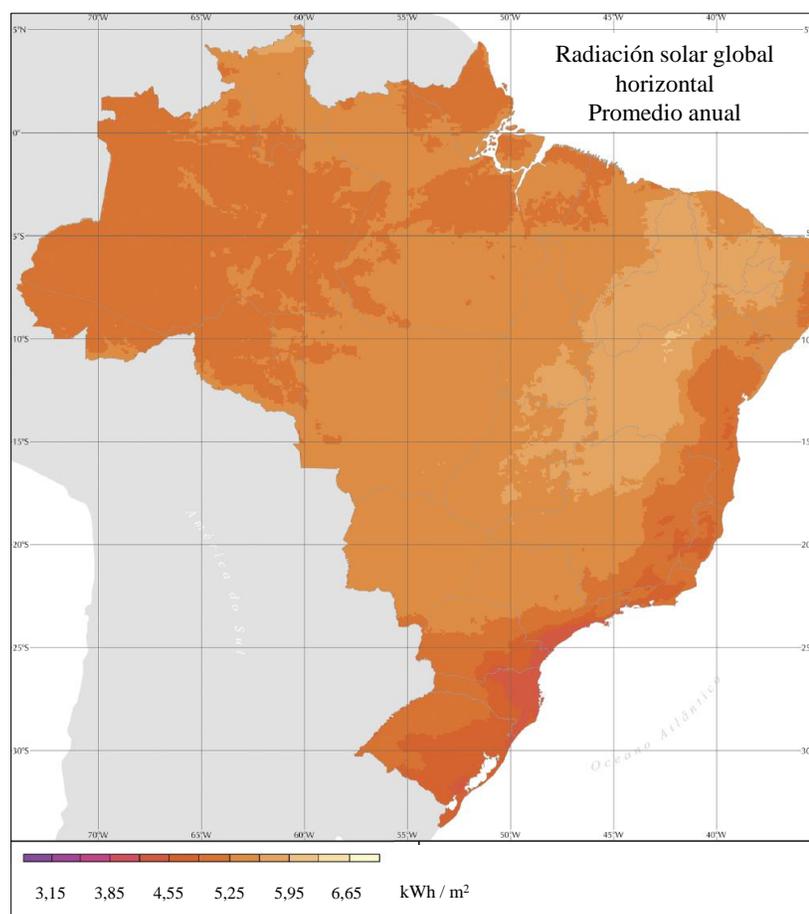


Figura 1-12 Resultado del modelo de estimación de la radiación solar mediante procesamiento de imágenes satelitales para Brasil. (Bueno et al., 2007)

Los resultados de este proyecto serán de gran utilidad para conocer en futuro el recurso solar del país pues permitirán obtener estimaciones para un vasto territorio de Chile, lo que permitirá, entre otras cosas, determinar con gran precisión los lugares más convenientes para aprovechar la energía del sol.

En resumen, en la actualidad no existe información pública de irradiación solar adecuada para realizar el dimensionamiento de sistemas de captación en Chile. Por lo tanto, resulta interesante plantear metodologías para adecuar la información existente a los requerimientos actuales. Es en este contexto donde esta

investigación plantea la generación de series artificiales de irradiación solar diaria para los diferentes climas de Chile a partir de los datos recopilados por el ANS.

En este mismo sentido, resulta interesante analizar métodos de obtención de datos para lugares sin medición a partir de la información disponible en el país. En particular, esta investigación estudiará la creación de series artificiales de datos de irradiación solar diarios para los diferentes climas del país a partir de métodos estadísticos.

2 MARCO TEÓRICO

En este capítulo se presenta el marco teórico que fundamenta este trabajo. Junto a él, se describe la fuente de los datos utilizados para terminar mencionando las principales características de los climas de Chile.

2.1 Estudio del recurso solar disponible

Incorporar el recurso solar como fuente de energía demanda dimensionar sistemas de colección pues los equipamientos utilizados en la captación requieren una gran inversión. Para esto se necesita contar con la información de la energía disponible en el lugar de interés (Tovar-Pescador, 2008; Vijayakumar, 2004; Hontoria, 2002). Lo cual implica establecer una fuente de datos del recurso solar que abarque el mayor territorio posible, así como una cantidad de tiempo adecuada para no incluir en la información comportamientos anormales del recurso solar (Hontoria, 2002; Santos et al., 2003). Esto permitirá acotar el nivel de incertidumbre de los datos asociado a la variabilidad interanual del recurso.

Sin embargo, establecer la cantidad de energía solar disponible en un determinado lugar no es trivial. Dentro de los factores a considerar se encuentran los ciclos del sol, la distancia sol-Tierra durante el año y las condiciones climatológicas del lugar donde se medirá, entre otros. Para subsanar los dos primeros puntos existen convenciones y expresiones algebraicas aceptadas que se aproximan bastante bien a la realidad. Sin embargo, la interacción de la radiación solar con la atmósfera (Figura 2-1) es un proceso mucho más complejo que implica la participación de múltiples actores que la atenúan y quienes presentan gran variabilidad (Tovar-Pescador, 2008). Estos son:

- Frecuencia, altura y propiedades ópticas de las nubes.
- Aerosoles en la atmósfera.
- Albedo superficial.
- Vapor de agua.

- Turbiedad de la atmósfera.

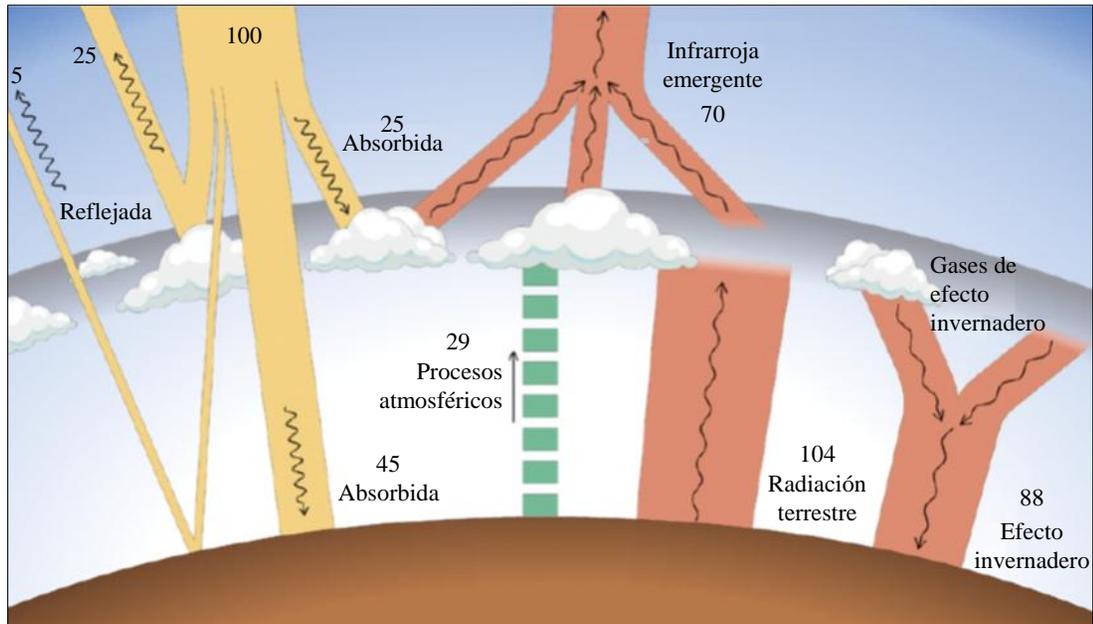


Figura 2-1 Diagrama de la interacción de la radiación solar con la atmósfera y la superficie de la Tierra. Los valores numéricos representan la fracción de energía resultante de cada proceso radiativo (Bueno et al., 2007).

Dada la atenuación de la radiación solar en su paso por la atmósfera y su dificultad para determinar la magnitud de esta interacción, la forma más directa y confiable para determinar la energía proveniente del sol en un lugar es medir el recurso directamente. No obstante, no es viable registrar datos en todas las posibles ubicaciones dado el alto costo que esto implica. Por ejemplo, existen sitios rurales alejados de las grandes ciudades y en países en desarrollo, en los cuales no se conoce el comportamiento de la radiación solar o, si bien existen los datos, no se cuenta con la cantidad adecuada ni tienen la escala temporal que se requiere. Por lo tanto, se hacen necesarias aproximaciones indirectas.

En la actualidad, existen dos enfoques para estimar indirectamente la radiación solar que incide en la superficie terrestre: la modelación física y la climatología solar estadística. Mientras el primero estudia la interacción física entre la radiación

y el sistema Tierra-atmósfera, el segundo busca determinar los comportamientos estacionales de la irradiación solar analizando estadísticamente los datos recopilados a lo largo de los años (Tovar-Pescador, 2008).

La principal ventaja del método físico radica en su independencia espacial. Además, no requiere mediciones de radiación en la superficie terrestre, salvo en su etapa de validación. Sin embargo, necesita complementarse con datos meteorológicos para caracterizar la interacción de la radiación solar con la atmósfera. Un ejemplo de este tipo corresponde al explorador eólico solar desarrollado por la Universidad de Chile para la CNE (Figura 1-10).

Por otra parte, la metodología estadística se puede subdividir en varios temas: análisis estadístico descriptivo para determinados lugares o períodos del año; determinación de correlaciones espaciales entre datos solares de diferentes lugares; establecimiento de relaciones estadísticas de las principales componentes de la radiación solar entre ellas y con parámetros meteorológicos; y finalmente, predicción del nivel de radiación solar en un determinado lugar o tiempo basada en datos históricos (Tovar-Pescador, 2008).

Si bien existen diferencias marcadas entre ambas maneras de resolver el problema, ellos están relacionados entre sí. Los parámetros que gobiernan el modelo físico poseen valores variables de acuerdo al cambio de las condiciones meteorológicas lo cual hace necesario que la estadística modele estos parámetros. Por otra parte, un buen análisis estadístico debe escoger correctamente las cantidades a considerar para sus resultados, elección en la cual deberá considerar la relación entre los fundamentos físicos y matemáticos (Tovar-Pescador, 2008).

La principal ventaja de utilizar series artificiales generadas con métodos estadísticos, frente a las mediciones directas realizadas durante un determinado tiempo y los datos en formato *Typical Meteorological Year* (TMY) o *Test Reference Year* (TRY) o *Design Reference Year* (DRY), radica en la modelación de sistemas de colección. Los primeros permiten tener a disposición una cantidad innumerable de series de datos que poseen la misma validez estadística que los

otros mencionados. Esto permite evaluar la modelación en diferentes escenarios de irradiación solar, todos válidos. Las otras alternativas en cambio, entregan un número limitado de escenarios para el sistema a simular y, en el caso de las series de mediciones, muchas veces no abarcan un intervalo de tiempo que permita establecer las características del recurso en el largo plazo (Boland, 2008).

Como este trabajo desarrolla métodos estadísticos para la generación de series artificiales de datos de irradiación solar, a continuación se ahondará en este tipo de métodos.

2.2 Análisis estadístico de la irradiación solar

Desde un punto de vista estadístico, cabe considerar la radiación solar incidente en la superficie como la suma de una componente determinística y otra estocástica. Pues, si bien su variabilidad sobre la parte superior de la atmósfera a lo largo del año se puede describir mediante relaciones astronómicas (radiación extraterrestre), el comportamiento de ella luego de atravesar la atmósfera es principalmente gobernado por parámetros estocásticos determinados mediante los componentes de esta (Tovar-Pescador, 2008). Con el objetivo de prescindir del componente estacional del dato registrado, se define el índice de claridad como un indicador de la transmisividad de la atmósfera existente en un determinado lugar y su expresión algebraica es:

$$k_t^{\Delta t} = \frac{\int_{\Delta t} I dt}{\int_{\Delta t} I_0 dt} \quad (2.1)$$

Donde $k_t^{\Delta t}$ es el índice de claridad según el intervalo de tiempo Δt , I es la irradiancia solar global horizontal en la superficie de la Tierra y I_0 es la irradiancia solar horizontal extraterrestre. Si bien se pueden definir múltiples intervalos de tiempo para calcular índices de claridad, los más utilizados son la hora, el día y el mes. Sus expresiones son, respectivamente:

$$k_t = \frac{I}{I_0} \quad (2.2)$$

$$K_t = \frac{H}{H_0} \quad (2.3)$$

$$\bar{K}_t = \frac{\bar{H}}{\bar{H}_0} \quad (2.4)$$

El índice de claridad es el indicador más utilizado para analizar el comportamiento de la radiación solar y frecuentemente se estudia su distribución de probabilidad bajo ciertas condiciones. En este ámbito, existen dos formas de aproximarse: estudiando su distribución condicionada a la óptica de la masa de aire¹ o en base al valor promedio de un determinado período. En el último caso, el análisis de la distribución del índice de claridad diario condicionado al índice de claridad promedio mensual es la metodología más utilizada (Tovar-Pescador, 2008) y la que se desarrollará en este trabajo.

La metodología estadística para la creación de un modelo que genere series artificiales de una variable determinada, basa su éxito en la capacidad del algoritmo escogido para extraer los parámetros estadísticos característicos de un conjunto de datos representativos de dicha variable. En el caso de los datos de irradiación solar, el objetivo de esto es utilizar estos indicadores en lugares donde no existe información y en el cual se conoce previamente que la variable a determinar presenta un comportamiento estadístico similar al sitio que pertenecen los datos usados para generar el modelo. Dadas estas características, se han desarrollado una amplia gama de metodologías basadas en distintas áreas de la estadística, por ejemplo: matrices de transición de Markov, redes neuronales artificiales, series de Fourier, procesos de *Autorregresive Moving Average*, entre otros.

Además, estos algoritmos requieren información de entrada que varía según la metodología que se utiliza. Mientras menos cantidad de datos se necesite introducir, más universal es el método. Pero al mismo tiempo, existe el riesgo de

¹ Razón entre la masa de atmósfera que atraviesa la radiación directa en determinado momento y la masa de aire existente cuando el sol esté en el zenit.

no considerar variables claves y por lo tanto entregar resultados no representativos. Por otra parte, si la metodología demanda una gran cantidad de datos para ejecutarla, restringe el área de validez de los resultados a lugares donde se encuentra disponible la información requerida.

Dadas estas características, estos algoritmos permiten incrementar la resolución temporal de los datos de entrada, en el caso que soliciten cierta información. Por ejemplo, si la metodología utiliza como información de entrada \bar{K}_t y obtiene como resultado una serie de K_t para todo el mes, ella permitirá conocer con mayor detalle el comportamiento del recurso y por lo tanto dimensionar sistemas de colección con más precisión que con la información que se poseía en un principio. Sin embargo, debido a que corresponde a una extrapolación de la información estadística extraída, la precisión temporal de los resultados de la metodología depende directamente de la información disponible para su construcción.

Con respecto a la cantidad de años a considerar para obtener una representación confiable del comportamiento solar en el largo plazo, las opiniones encontradas coinciden en un mínimo de 5 o 7 años es necesario. Por ejemplo, Pitz-Paal et al. (2007) plantea que se requieren entre 7 y 10 años de medición para que la desviación de la suma anual sea como máximo un 5%. Mientras, UO Solar Monitoring Lab (2009) propone que la cantidad de años requeridos depende de la conclusión a la que se quiere llegar:

- 5 años son suficientes para determinar el promedio en el largo plazo de la radiación solar pero no representan con certeza la variación año a año del recurso.
- 15 años de información muestran la tendencia y los patrones del recurso, pero estadísticamente estas variaciones son complejas y no siguen una curva en forma de campana para una distribución aleatoria.
- 30 años de datos son necesarios para obtener promedios confiables de variables meteorológicas, por lo que con este nivel de información, el

autor plantea que se pueden describir relaciones con otros recursos renovables con un alto nivel de confianza estadística.

Así, en esta investigación se propone que las series artificiales validadas obtenidas a partir de métodos estadísticos son una buena representación de la radiación solar y su variabilidad. Por esta razón, constituyen un buen sustituto a mediciones en terreno cuando estas no se encuentran disponibles. Además, se asume que la distribución de índices de claridad diarios está determinada por el índice de claridad en promedio mensual y por el clima del lugar donde se registran los datos de irradiación solar.

Por esto, se escogen dos metodologías estadísticas con las cuales se obtienen series artificiales de datos de irradiación solar diaria a partir del promedio de los mismos para cada mes del año en el lugar de interés: las curvas de distribución de los índices de claridad diario y las matrices de transición de Markov. Esto se desarrolla para cada clima. Ambos métodos han sido utilizados en otros lugares del mundo, pero sin aplicar la distinción por clima mostrada en este trabajo, lo que implica una novedad en la materia, sobre todo dada la particular geografía de Chile.

2.3 El Archivo Nacional Solarimétrico

Los datos utilizados para esta investigación fueron reunidos en el archivo Nacional Solarimétrico de la Universidad Técnica Federico Santa María (UTFSM). Esta base de datos surgió de una iniciativa del profesor Julio Hirschmann, quien en 1961 inaugura el laboratorio de Energía Solar de dicha casa de estudios, y a partir de ese momento comienza a reunir a diversas instituciones que efectuaban mediciones de variables climatológicas en Chile en esa época. Este esfuerzo ve sus frutos el 25 de Noviembre de 1969 cuando se firma un convenio entre la Dirección Meteorológica de Chile y el laboratorio para fundar el Archivo Nacional de Evaluaciones Solares, que contará con registros desde 1960. Éste se establece en dependencias de la universidad y sería el depositario permanente de los gráficos de piranógrafos de todo el país.

Las mediciones que allí existen se efectuaron casi exclusivamente con dos tipos de instrumentos: actinógrafo Robitzsch Fuess (Figura 2-3) y heliógrafo Campbell – Stokes. Mientras el primero registraba la irradiación global horizontal, el segundo se utilizaba para medir la duración de la luz solar. Como los resultados de ambos instrumentos están sujetos a interpretación, se acordó evaluar los gráficos en un solo lugar, ubicado en la UTFSM, para unificar los métodos de interpretación (Olivares, 2008).

LUGAR:			LATITUD:			FECHA:							
VALPARAISO-USM			33 02			DICIEMBRE 2000							
DIA	RAD Cal/cm ² Dia	RAD KWH/m ² Dia	TACT H/dia	THEL H/dia	VERT Cal/cm ² min	COEF	TTEO H/dia	RTEO Cal/cm ² Dia	RMAX Cal/cm ² min	RMED Cal/cm ² min	PLAN Cm ²	FACT	DIA
1	517	6,01	14,2	13,5	1,16	0,49	14,0	1,057	1,20	0,61	5,2	1,034	1
2	637	7,40	14,2	13,6	1,16	0,60	14,0	1,059	1,20	0,75	6,4	1,034	2
3	647	7,52	14,3	13,5	1,20	0,61	14,0	1,061	1,24	0,75	6,5	1,034	3
4	627	7,29	14,3	13,5	1,18	0,59	14,0	1,063	1,22	0,73	6,3	1,035	4
5	398	4,63	14,3	2,9	0,81	0,37	14,1	1,065	0,84	0,46	4,0	1,035	5
6	428	4,98	14,3	13,4	1,11	0,40	14,1	1,066	1,15	0,50	4,3	1,035	6
7	418	4,86	14,3		1,11	0,39	14,1	1,068	1,15	0,49	4,2	1,035	7
8	607	7,06	14,3	13,5	1,16	0,57	14,1	1,069	1,20	0,71	6,1	1,035	8
9	617	7,18	14,3	13,3	1,15	0,58	14,1	1,071	1,19	0,72	6,2	1,035	9
10	428	4,98	14,3		0,94	0,40	14,1	1,072	0,97	0,50	4,3	1,035	10
11	538	6,25	14,3	9,3	1,20	0,50	14,1	1,073	1,24	0,63	5,4	1,035	11
12	628	7,30	14,3	11,8	1,19	0,58	14,1	1,074	1,23	0,73	6,3	1,036	12
13	598	6,95	14,3	11,4	1,15	0,56	14,1	1,075	1,19	0,70	6,0	1,036	13
14	618	7,18	14,3	11,9	1,15	0,57	14,2	1,076	1,19	0,72	6,2	1,036	14
15	638	7,41	14,3	13,1	1,15	0,59	14,2	1,077	1,19	0,74	6,4	1,036	15
16	638	7,41	14,5	13,5	1,15	0,59	14,2	1,078	1,19	0,73	6,4	1,036	16
17	508	5,91	14,5		1,12	0,47	14,2	1,079	1,16	0,58	5,1	1,036	17
18	269	3,13	14,5	0,0	0,64	0,25	14,2	1,079	0,66	0,31	2,7	1,036	18
19	279	3,24	14,5	0,0	0,68	0,26	14,2	1,080	0,70	0,32	2,8	1,036	19
20	169	1,97	14,5	0,0	0,65	0,16	14,2	1,080	0,67	0,19	1,7	1,036	20
21	478	5,56	14,5	8,7	1,19	0,44	14,2	1,080	1,23	0,55	4,8	1,036	21
22	628	7,30	14,5	13,5	1,15	0,58	14,2	1,081	1,19	0,72	6,3	1,036	22
23	608	7,07	14,5	13,5	1,15	0,56	14,2	1,081	1,19	0,70	6,1	1,036	23
24	628	7,30	14,5	13,8	1,15	0,58	14,2	1,081	1,19	0,72	6,3	1,036	24
25							14,2					1,036	25
26	508	5,91	14,3	8,5	1,23	0,47	14,2	1,081	1,27	0,59	5,1	1,036	26
27	638	7,42	14,5	12,1	1,19	0,59	14,2	1,080	1,23	0,73	6,4	1,036	27
28	618	7,18	14,5	12,7	1,14	0,57	14,2	1,080	1,18	0,71	6,2	1,036	28
29	668	7,76	14,5	12,2	1,20	0,62	14,2	1,080	1,24	0,77	6,7	1,036	29
30	409	4,75	14,5	12,0	1,05	0,38	14,2	1,079	1,09	0,47	4,1	1,036	30
31	409	4,75	14,5		1,00	0,38	14,2	1,079	1,04	0,47	4,1	1,036	31
Datos:	30			Suma Rad:	15,799		Promedio Rad:	526,6					
Rmax Prom.:		1,12		Coef. Prom.:	0,49		Prom. Heliógrafo:	10,58					

Figura 2-2 Los datos del ANS se encuentran en archivos Excel separados por mes. La información utilizada en este trabajo es la tercera columna de izquierda a derecha.

2.3.1 Actinógrafo Robitzsch Fuess

La información utilizada en este trabajo son los registros de los actinógrafos Robitzsch Fuess (Yilmaz et al., 2007) y corresponden a totales diarios de

irradiación. Este instrumento determina la irradiación solar incidente mediante el diferencial de dilatación que se genera en tres tiras bimetálicas, dos blancas ubicadas en los extremos y una negra en el centro. Sólo esta última está libre de un extremo, de modo que cuando se expone al sol, se curva y transmite mecánicamente su movimiento a un marcador que registra el nivel de irradiación solar en $\text{cal}/(\text{cm}^2 \cdot \text{min})$ en un papel graduado (Figura 2-4). Éste se encuentra sujeto a un tambor que es controlado por un mecanismo de relojería. Las mediciones obtenidas son integradas con un planímetro y ajustadas por un factor propio del instrumento (Tiba et al., 2000; Esteves & De Rosa, 1989).

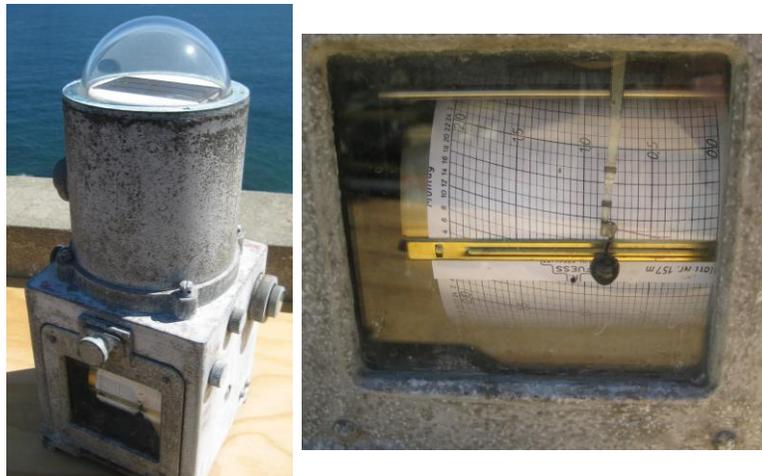


Figura 2-3 Los actinógrafos Robitzsch Fuess fueron utilizados para registrar los datos analizados en este trabajo.

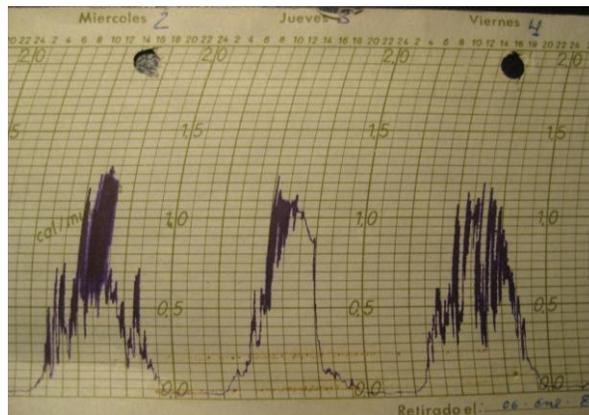


Figura 2-4 Registro de un actinógrafo para día claro, parcialmente cubierto y totalmente cubierto.

El error de medición de estos equipos se ubica entre el 15% y el 20%, considerando el error propio del instrumento más el existente a la hora de leer el registro en papel. Si bien, con una calibración mensual se puede alcanzar el rango entre 5 y el 10%, son considerados equipamientos de tercera clase (Tiba et al., 2000). Sin embargo, existen trabajos que proponen correcciones para reducir el error hasta un 4% (Esteves & De Rosa, 1989).

La calibración de estos instrumentos es poco estable pues son sensibles a la posición del sol y la intensidad de la irradiancia solar. Si bien, tienen una correcta linealidad y respuesta espectral, estos sensores no tienen una compensación por temperatura y su tiempo de respuesta es alto. Además, un trabajo desarrollado con datos del ANS para Valparaíso concluye que los actinógrafos tienden a subestimar la radiación solar (Yilmaz et al., 2007).

Como se mencionó anteriormente, la información contenida en esta base de datos es pública. Sin embargo, se entrega en promedios mensuales de irradiación solar y en promedio mensual horario. En esta investigación, se trabajó con los datos brutos en formato diario, cuyos promedios fueron los publicados.

2.3.2 Localidades seleccionadas

La información del ANS a la que se tuvo acceso contiene mediciones para 66 lugares de Chile. Las localidades seleccionadas para esta investigación son 31 y se presentan en la Tabla 2-1.

Tabla 2-1 Localidades del ANS seleccionadas para desarrollar la investigación y el clima al cual se asignaron.

Localidad	Latitud (grados)	Longitud (grados)	Altitud (metros)	Clima
Parinacota	-18° 22'	-69° 16'	4392	ETH[W]
Murmuntane	-18° 22'	-69° 34'	3280	ETH[W]
Arica	-18° 30'	-70° 19'	100	BWhn
Iquique	-20° 13'	-70° 09'	8	BWn
Pica	-20° 30'	-69° 21'	1280	BWk'
Calama	-22° 28'	-68° 55'	2270	BWk'
San Pedro de Atacama	-22° 55'	-68° 11'	2436	BWk'
Antofagasta	-23° 28'	-70° 26'	122	BWn
El Salvador	-26° 16'	-69° 32'	1660	BWk'
Chañaral	-26° 20'	-70° 37'	9	BWn
Isla de Pascua	-27° 10'	-109° 26'	41	Afa
Copiapó	-27° 21'	-70° 20'	370	BWh
Vallenar	-28° 35'	-70° 46'	469	BWh
La Serena	-29° 54'	-71° 15'	32	BSn
Ovalle	-30° 34'	-71° 11'	370	BSks
La Paloma	-30° 41'	-71° 02'	342	BSks
Los Molles	-30° 45'	-70° 25'	2620	BSk's
Valparaíso	-33° 02'	-71° 36'	70	Csbn
Pudahuel	-33° 23'	-70° 47'	475	Csb
Quinta Normal	-33° 27'	-70° 42'	520	Csb
Central Rapel	-34° 03'	-71° 36'	265	Csb

Curicó	-34° 58'	-71° 14'	228	Csb
Concepción	-36° 50'	-73° 02'	15	Csbn's
Carillanca	-38° 40'	-72° 25'	200	Cfsb
Temuco	-38° 45'	-72° 38'	114	Cfsb
Huilo Huilo	-39° 49'	-72° 00'	320	Cfsb
Lago Chapo	-41° 26'	-72° 35'	247	Cfb
Alto Palena	-43° 37'	-71° 47'	226	Cfc
Kampenaiké	-52° 41'	-70° 54'	20	Cfc
Punta Arenas	-53° 00'	-70° 50'	33	Cfc
Puerto Williams	-54° 56'	-67° 29'	8	Cfc

Las estaciones no fueron operadas continuamente en su mayoría. Mientras algunas poseen 21 años de registro otras poseen 2, los cuales no siempre se encuentran completos.

2.4 Climas de Chile

En esta investigación se propone agrupar las localidades del ANS según los climas de Chile para aplicar los algoritmos, por lo tanto es necesario realizar un breve análisis de esta parametrización. El territorio del país abarca los dominios climáticos de desértico tropical, subtropical, templado y polar, los cuales son alterados por factores con disposición y características muy peculiares.

Los factores fundamentales que determinan el comportamiento meteorológico son la latitud, la influencia oceánica y el relieve. Además, existe la influencia de centros de altas y bajas presiones entre los paralelos 30° y 40° de latitud sur (proveniente del Pacífico Sur) y en los 60° de latitud sur, respectivamente. Ellos se desplazan a lo largo del año generando la estabilidad climática y déficit de precipitaciones en extensos sectores del norte y centro del país (INE, 2009).

En la Tabla 2-2 se describen brevemente los principales climas presentes en Chile que en la figura siguiente se aprecian con una clasificación más específica.

Tabla 2-2 Principales características y ubicación de los climas existentes en Chile. Los climas mostrados en el mapa aparecen entre paréntesis (INE, 2009).

Tipos de clima	Ubicación	Características principales
Desértico Costero con Nublados Abundantes (BWhn - BWn)	Se extiende desde el extremo norte hasta casi los 30° de latitud sur. Corresponde a la franja costera (no más de 40-50 km de ancho)	Alta humedad relativa. Presencia de nieblas (camanchacas). Baja oscilación térmica diaria y amplitud térmica anual leve.
Desértico Normal (BWk – BWk')	Se extiende desde el límite norte hasta la latitud de Chañaral aprox. Cubre la Depresión Intermedia (pampas y cuencas que se desarrollan entre la Cordillera de la Costa y de los Andes).	Presenta baja humedad relativa, por lo tanto, una gran sequedad atmosférica. Existen fuertes oscilaciones térmicas. Carencia de precipitaciones.
Desértico Marginal de Altura (ETH[w] – ETH[ws])	Corresponde a la franja ubicada hacia el este respecto a la zona anterior, abarcando altas mesetas y cuencas andinas.	Presenta bajas temperaturas. La humedad relativa es débil. Las precipitaciones se concentran en verano.
Desértico Marginal Bajo (BWh)	Zona ubicada al sur del área correspondiente al desértico normal, entre los 26° 30' y 29° 30' de latitud sur aprox.	Condiciones menos rigurosas que el desértico normal.
Estepárico Costero con Nublados Abundantes (BSn)	Franja costera (20-30 km de ancho) que se desarrolla desde el Valle del Elqui hasta Zapallar.	Presenta alta nubosidad. La pluviosidad es superior a los 100 mm.
Estepárico Interior con gran Sequedad Atmosférica (BSks)	Se ubica al este respecto a la zona anterior.	Presenta fuerte oscilación térmica diaria. Las lluvias son irregulares y deficitarias. La nubosidad es escasa. Existe alta insolación.

Templado tipo Mediterráneo (Csbn – Csb – Csc – Csbm's)	Desde la hoya hidrográfica del Aconcagua hasta la latitud del Itata aprox (37° de latitud sur)	Las temperaturas y precipitaciones varían desde la costa hacia el interior. Las precipitaciones se concentran notoriamente en invierno.
Templado Cálido Lluvioso (Cfsb)	Desde la cuenca hidrográfica del Biobío hasta el norte de Puerto Montt.	La temperatura media anual es baja. La pluviosidad es alta y homogénea durante todo el año, aunque descendiendo levemente en verano.
Templado Marítimo Lluvioso (Cfb)	Desde Puerto Montt hasta la península de Taitao (abarca islas y el continente en su franja marítima).	Las temperaturas son menores que en la zona anterior, al contrario que la pluviosidad. Débil amplitud térmica anual.
Templado Frío Lluvioso (Cfc)	Desde la península de Taitao hasta el Estrecho de Magallanes.	Gran nubosidad y alta cantidad de precipitaciones durante el año (superior a 300 mm todos los meses). La temperatura media anual no es superior a los 10° C.
Estepárico Frío (Trasandino con Degeneración Estepárica) (ETH)	Vertiente oriental de la cordillera andina, comprendida entre los paralelos 44 y 49° de latitud sur. Luego de una breve interrupción reaparece a los 50° de latitud.	Presenta amplitud térmica anual alta (13° C) no conocida en la vertiente occidental. La pluviosidad disminuye mientras que en otoño en invierno tiene el carácter de nivosa.

Hielo por Efecto de la Altura (EFH)	Altas cumbres de la Cordillera de Los Andes, donde el hielo y la nieve persisten durante todo el año.	El mes más cálido es inferior a 0° C. Alta oscilación térmica.
Polar (EF)	Territorio Chileno Antártico	La temperatura media mensual supera los 0° C durante 3 meses (1° C). Precipitación sólida.
Subtropical (Templado Cálido con lluvia todo el año) (Afa)	Isla de Pascua	Pluviosidad durante todos los meses del año (en verano tiene el carácter de chubascos). La temperatura media anual supera los 20° C.

Tabla 2-3 Nombre de los climas mostrados en los mapas de las siguientes figuras.

BWhn	Desértico cálido con nublados abundantes.
ETH [W]	Tundra por efecto de la altura con precipitación estival. Desértico marginal de altura.
BWn	Desértico con nublados abundantes.
BWk	Desértico normal.
BWk'	Desértico frío.
BWh	Desértico marginal bajo.
BSn	Semiárido con nublados abundantes.
BSks	Semiárido templado con lluvias invernales.
Csb	Templado cálido con lluvias invernales.
BSk's	Semiárido frío con lluvias invernales.
Csbn	Templado cálido con lluvias invernales y gran nubosidad.
Cfsb	Templado cálido lluvioso con influencia mediterránea.
Cfb	Templado cálido lluvioso sin estación seca.
Cfc	Templado frío lluvioso sin estación seca.
Afa	Tropical lluvioso.

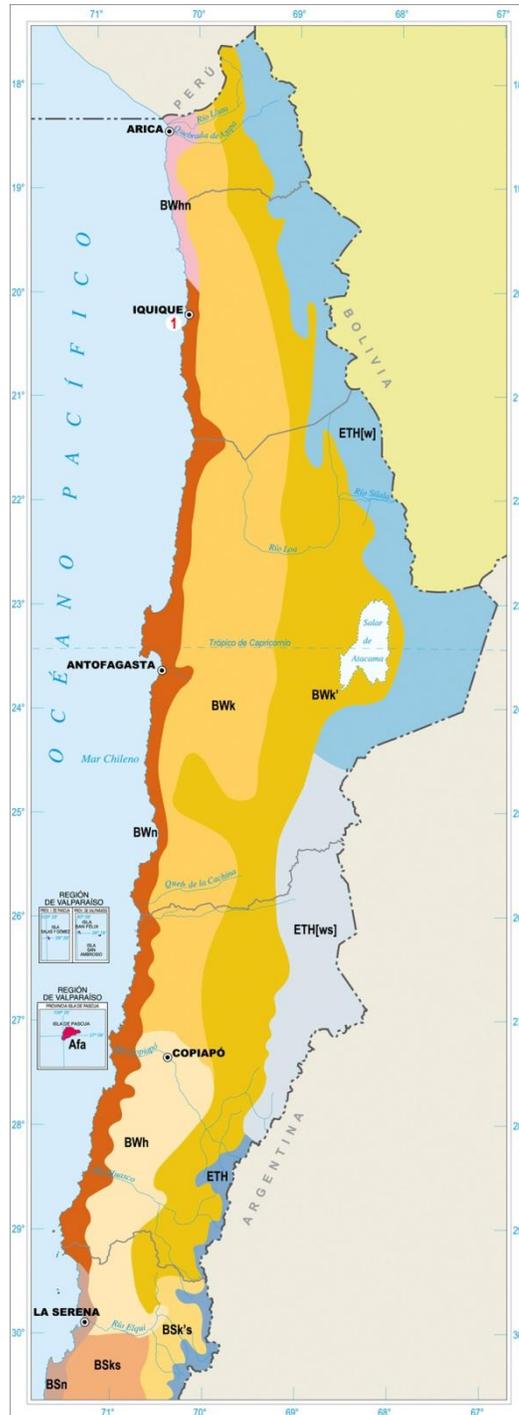


Figura 2-5 Distribución de climas en el norte de Chile, donde se aprecia la influencia oceánica y del relieve (INE, 2009).



Figura 2-6 Distribución de climas en el Centro y Cento-Sur de Chile, donde ya no se aprecia la distinción entre clima costero y de interior (INE, 2009).

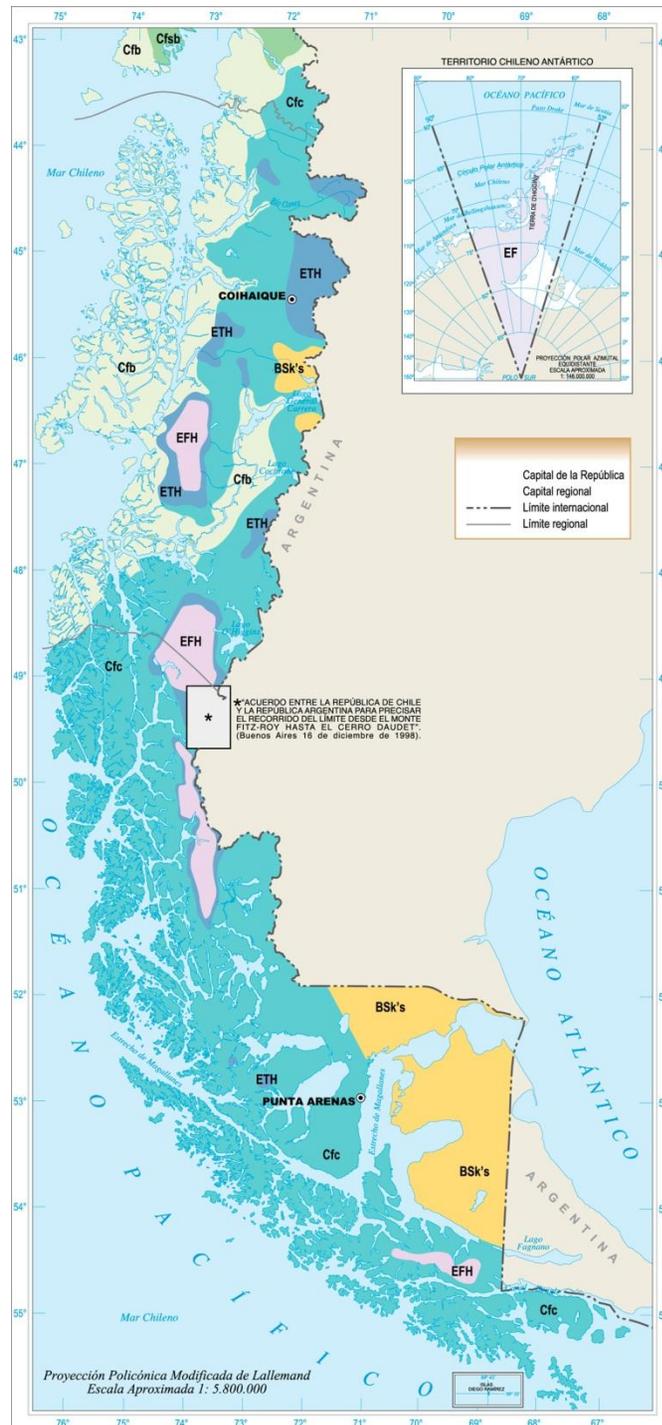


Figura 2-7 Distribución de climas del Sur de Chile, en el cual predominan dos clasificaciones: Cfb y Cfc (INE, 2009).

3 OBJETIVOS

El objetivo general de este trabajo consiste en desarrollar y comparar metodologías para generar series artificiales de datos de irradiación solar diaria para Chile en lugares donde no existen datos confiables o no existe información.

Para alcanzar este propósito se establecieron los siguientes objetivos específicos:

- Filtrar y depurar los datos almacenados en el Archivo Nacional Solarimétrico (ANS) a partir de los cuales se desarrollarán los análisis estadísticos de esta investigación.
- Generar correlaciones entre el tiempo fraccional y los índices de claridad diarios (curvas de Bendt) para cada mes en 15 climas representativos de Chile.
- Construir matrices de transición de Markov a partir de los datos del ANS para cada clima representativo de Chile seleccionado.
- Generar series artificiales de datos de irradiación solar a partir de las correlaciones que describen las curvas de Bendt y las Matrices de Transición de Markov.
- Validar de los métodos estadísticos desarrollados mediante una variante del test de Kolmogorov-Smirnov.
- Comparar los resultados del proceso de dimensionamiento de un sistema fotovoltaico con las series propuestas.

4 ESTADO DEL ARTE

En un principio, los trabajos en esta materia se enfocaron en obtener algoritmos estadísticos universales que necesitado la menor cantidad posible de datos para alimentar el modelo, entregaran las series artificiales de radiación solar para el lugar deseado (Aguiar *et al.*, 1988). Sin embargo, al poco tiempo se identificó que los parámetros estadísticos que caracterizaban el comportamiento de la radiación solar variaban para las diferentes condiciones climatológicas y geográficas de los sitios estudiados. Por esto, se continuaron los trabajos manteniendo el objetivo de una mínima cantidad de información de entrada pero acotados a una determinada zona geográfica.

A la fecha, se han propuesto varios métodos que realizan esta tarea con series de irradiación solar y a continuación se mencionarán los más destacados. Posteriormente se ahonda en los dos escogidos para aplicar en esta investigación.

4.1 Métodos estadísticos para la modelación de la radiación solar incidente en la superficie terrestre

El primero en mencionar consiste en modelar los datos históricos como series de Fourier o modelos espectrales. En este caso se trabaja con información del recurso en formato diario (Boland, 2008; Sun & Kok, 2007; Al-Awadhi & EL-Nashar, 2002) y/o horario (Boland, 2008). Además, se utiliza directamente el dato de la radiación solar registrado (no el K_t), y se considera que el dato está conformado por una componente estocástica y otra determinística. La tarea consiste en determinar el número de ciclos (armónicos o términos) necesarios para caracterizar los datos mediante el análisis del espectro de potencia y a partir de ellos obtener los coeficientes. Si bien existen varias investigaciones donde se utiliza las series de Fourier para determinar la componente determinística del dato (Boland, 2008; Sun & Kok, 2007; Al-Awadhi & EL-Nashar, 2002), en la parte estocástica la aplicación de las series de Fourier es menos común. Existen trabajos donde se aplican (Sun & Kok, 2007), pero necesitan gran cantidad de términos

sinusoidales. También se ha utilizado el método *Autorregresive Moving Average* (ARMA) para caracterizar esta parte de la información.

El proceso ARMA también se ha utilizado para generar series sintéticas de radiación solar tanto diaria (Boland, 2008) como horaria (Aguiar & Collares-Pereira, 1992; Graham & Hollands, 1990) de manera independiente. Este método consiste en analizar el comportamiento de la autocorrelación y autocorrelación parcial del residuo de una serie de datos asumiendo que posee una distribución normal con media cero y varianza constante. Hontoria (2002), plantea que los trabajos más destacados en la proposición de modelos para generación de series horarias que utilizan este método son los de Aguiar & Collares-Pereira (1992) y Graham & Hollands (1990) Ambos utilizan el índice de claridad horario como variable y establecen AR(1) como el modelo más adecuado, siendo su principal diferencia considerar si la forma de la distribución de probabilidad de k_T varía a lo largo del día o no.

Una de las últimas propuestas en esta materia proviene de la aplicación de *Artificial Neural Network* (ANN). Éstas son un método estadístico no lineal basado en la representación artificial de neuronas biológicas que se interconectan entre sí, formando una red en la cual cada una contribuye a las propiedades computacionales del sistema. Cada unidad neuronal posee una o más señales de entrada que se ponderan con un coeficiente para luego ingresar a una función de activación que genera el dato de salida. Las redes neuronales se organizan en capas que agrupan a las neuronas y en aplicaciones solares generalmente se utiliza la arquitectura *Multi-Layer Perceptron* (MLP) formadas por una capa de entrada (que recibe los datos de entrada al modelo), una o dos capas escondidas más una de salida (que genera los datos de salida, por ejemplo \bar{K}_t) y se entrenan con el algoritmo *backpropagation* (Tymvios *et al.*, 2008). La principal ventaja del método basado en ANN respecto a las anteriores mencionadas es que no necesita ningún supuesto estadístico para aplicarse (Mellit *et al.*, 2005), mientras una desventaja es que, al igual que los métodos anteriores, necesita contar con una

cantidad suficiente de datos para entrenar la red de manera adecuada. Se han desarrollado modelos para generar diferentes tipos de datos: irradiancia solar horaria, irradiación solar diaria y promedio mensual de irradiación solar diaria (Mellit *et al.*, 2005), entre otros. Los trabajos utilizan como datos de entrada información meteorológica (temperatura, humedad relativa, velocidad del viento, entre otros) y/o geográfica (latitud, longitud y altitud).

4.2 Métodos seleccionados

El primer método escogido para utilizar en esta investigación se desarrolla a partir de la distribución de los índices de claridad diarios condicionados a \bar{K}_t en función del tiempo fraccional (también llamadas curvas de Bendt). Estas curvas se generan a partir de la suma acumulada de las probabilidades de obtener cada uno de los valores de K_t , dado un \bar{K}_t determinado.

El precursor del estudio de estas distribuciones es el trabajo de Liu & Jordan, (1960), el cual propone construir las curvas de probabilidad acumulada de índices de claridad diarios para cada mes a partir de datos diarios de 27 localidades en los Estados Unidos, ubicadas entre las latitudes 19° y 25° norte. Ellos plantearon que la forma de estas curvas era universal y sólo variaba con el índice de claridad promedio mensual.

Posteriormente, surge una serie de trabajos a partir de esta investigación y entre ellos destaca el de Bendt *et al.* (1981). Ellos presentan una formulación analítica para las curvas de distribución mencionadas anteriormente (Figura 4-1), cuyas expresiones coinciden bastante bien con el trabajo previo salvo para los valores de mayor tiempo fraccional. La expresión que propone es la siguiente:

$$F(K_t|\bar{K}_t) = \frac{e^{\gamma K_{t_{min}}} - e^{\gamma K_t}}{e^{\gamma K_{t_{min}}} - e^{\gamma K_{t_{max}}}} \quad (4.1)$$

Donde $K_{t_{min}} < K_t < K_{t_{max}}$, intervalo para el cual los autores fijan $K_{t_{min}} = 0,05$ y $K_{t_{max}}$ se escoge convenientemente para cada mes. La siguiente ecuación permite obtener γ :

$$\bar{K}_t = \frac{(K_{tmin}-1/\gamma)e^{\gamma K_{tmin}} - (K_{tmax}-1/\gamma)e^{\gamma K_{tmax}}}{e^{\gamma K_{tmin}} - e^{\gamma K_{tmax}}} \quad (4.2)$$

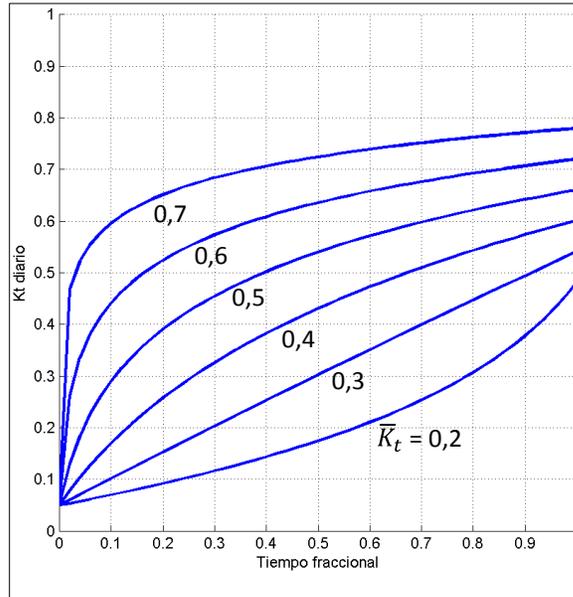


Figura 4-1 Curvas de distribución de índice de claridad diario para cada mes clasificadas según índice de claridad mensual (Bendt et al., 1981).

El trabajo de Bendt *et al.* (1981) también propone que las curvas de distribución no son únicamente dependientes del promedio mensual sino que varían según la estación del año (Figura 4-2). Esta idea se profundiza en trabajos posteriores en los cuales se concluye la no universalidad de la distribución probabilística de K_t condicionados a \bar{K}_t . Entre ellos: Saunier *et al.*, (1987), quienes desarrollan un estudio para 5 climas tropicales; Babu & Satyamurty (2001), quienes usan datos de India y Estados Unidos; y Tiba *et al.* (2007), quienes trabajan con información recopilada para Brasil. Esta variabilidad también es mencionada en otras publicaciones como Vijayakumar (2004), Tovar-Pescador (2008) y Duffie & Beckman (2006).

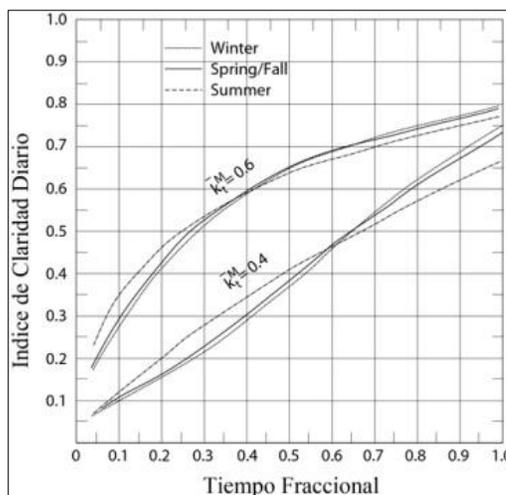


Figura 4-2 Variación de la distribución de días claros según la estación del año para similares índices de claridad mensual promedio (Tovar-Pescador, 2008).

Son Knight et al. (1991), quienes proponen la generación de series artificiales de datos de irradiación solar diaria mediante las curvas de distribución de índices de claridad construidas a partir de 23 años de datos, extraídos de SOLMET² y de TMY para 3 localidades en Estados Unidos (Albuquerque, Madison y New York). El algoritmo utiliza la autocorrelación con desfase de un día (ρ_1) de la serie anual de índices para definir el orden aleatorio en que se ubican los K_t extraídos de la distribución mencionada. Los autores proponen un rango de valores aceptables a partir de una revisión de varios trabajos donde se calcula:

$$0,15 \geq \rho_1 \geq 0,35 \quad (4.3)$$

El algoritmo utiliza como dato de entrada \bar{K}_t para obtener K_t de cada día del mes a partir de las curvas de distribución extraídas de Bendt *et al.* (1981) y su orden se establece mediante la construcción de series temporales que satisfagan la condición para ρ_1 . Si no satisface la condición, se repite el proceso. El resultado de este

² Base de datos para Estados Unidos producida por el NOAA y el DOE durante la década de 1970. El nombre surge de la combinación de *solar radiation* y *meteorological data*. Con el término también se identifican 26 estaciones de medición de global horizontal desde 1951 a 1975.

proceso es una tabla que nos entrega el orden en que se deben colocar los K_t para determinados rangos de \bar{K}_t .

Sin embargo, consciente de la no universalidad de las distribuciones, el trabajo de Knight *et al.* (1991) deja abierta la opción de utilizar su método con correlaciones desarrolladas para otros tipos de climas y estableciendo el intervalo de aprobación del parámetro estadístico con información del lugar de interés.

Por su parte, Santos *et al.* (2003) propone una método similar para generar series artificiales de datos diarios pero el orden aleatorio de los datos se obtiene a partir de un modelo ARIMA(1,1,1) que ajusta para datos de Valencia (1991-1998) y Madrid (1977-1985), España.

Adicionalmente, varios autores (Tovar-Pescador, 2008; Duffie & Beckman, 2006) plantean que las curvas de distribución de días claros son muy similares a la distribución de los valores horarios para determinado índice de claridad diario. Esto permitiría utilizar este tipo de resultados para obtener una base de datos horaria en los lugares donde no se cuenta con esta información.

El otro método seleccionado para la generación de series artificiales de radiación solar en este trabajo utiliza *Markov Transition Matrix* (MTM). Ellas almacenan información de la serie real, como puede ser: la probabilidad de transición, nivel de irradiación, frecuencia de ocurrencias, entre otros. Así, en un solo proceso se considera la componente determinística y aleatoria que poseen los datos. Este método considera la serie como una cadena de Markov y el dominio de la variable a analizar (K_t o k_t según el caso) se divide en intervalos denominados estados, entre los cuales ocurre la transición de un instante de tiempo a otro.

La serie de tiempo a modelar en este caso debe ser estacionaria (que la probabilidad de transición de un estado a otro no cambia con el tiempo) y el estado del evento actual debe ser dependiente sólo del estado registrado en el evento anterior (cadena de Markov de primer orden). Para satisfacer el primer objetivo, los datos que se consideran son los K_t agrupados en los meses del año, evitando con estas medidas la estacionalidad de la radiación solar a lo largo del año. Para

cuantificar el segundo requerimiento se analiza la autocorrelación de la serie con diferentes desfases, procurando obtener una ρ_1 notablemente mayor al resto que justifica la dependencia sólo del estado en el tiempo inmediatamente anterior.

Las MTM se han aplicado para la simular la distribución de variables meteorológicas, tanto a escala diaria como horaria (una resumen de los trabajos realizados en series de radiación solar se puede encontrar en Poggi et al., 2000). Este método es aplicado en el área de la energía solar considerando cadenas principalmente de primer orden y la variación mas común entre los distintos autores que desarrollan trabajos en la materia es cómo se determinan los estados a representar con cada una de las matrices: Aguiar et al. (1988) desarrollan este método, construyendo matrices para diez diferentes rangos de \bar{K}_t ; cuyas filas y columnas representan cada uno de los diez rangos establecidos en cada matriz para los valores que puede tomar K_t ; Poggi et al. (2000) define veinte estados de k_t y las MTM se generan para cada uno de estos en función del promedio mensual de k_t .

4.3 Aplicaciones desarrolladas

Los diferentes métodos mencionados anteriormente pueden ser utilizados en serie, de tal manera que los resultados de uno sirvan como datos de entrada para el siguiente. Esto permite reducir el número de datos de entrada al modelo general.

Dentro de esta temática está el trabajo desarrollado por Mellit et al. (2005), el cual corresponde a una aplicación de ANN combinado con el uso de MTM's en la generación de datos de irradiación solar diaria. Este utiliza como datos de entrada la latitud, longitud y altitud para una ANN que genera los promedios mensuales de irradiación solar para todo el año. Ellos alimentan a una biblioteca de MTM para generar series diarias de datos. La red neuronal posee una arquitectura MLP entrenada con *backpropagation*. Para esto utiliza datos de 60 estaciones en Algeria (1991-2000), de las cuales 54 las utiliza para entrenar el modelo y las restantes son ocupadas para validar los resultados del entrenamiento.

También, es interesante considerar el algoritmo desarrollado para la generación de datos de radiación solar de la base de datos meteorológicos METEONORM (METEOTEST, 2010). Este software, desarrollado por la compañía suiza METEOTEST, entrega mediciones de los sitios en que posee tal información y donde no existe, los genera mediante métodos estocásticos. Es esta última parte la que tiene importancia para esta investigación pues es realizada a partir de un mínimo de información. Por esto, es interesante ahondar en los métodos estadísticos que usa para obtener sus resultados.

La metodología aplicada a los lugares sin medición, que ha sido desarrollada a lo largo de varios años, genera datos a partir del promedio mensual de *Linke Turbidity Factor* que posee en la base de datos y los promedios mensuales de radiación solar. Esta última información la obtiene mediante interpolación espacial a partir de las estaciones con mediciones más cercanas (cuando la distancia no es mayor a 50 km), utilizando estimación satelital (para lugares alejados a más de 300 km de la estación más próxima) o aplicando una combinación de ambos métodos (cuando se encuentre a una distancia intermedia entre los límites antes mencionados) (Remund, 2008). Con estos resultados, genera las series diarias de radiación solar usando la metodología de Aguiar *et al.* (1988) para construir MTM, con la variante de utilizar los K_t de cielo claro. Por último, la generación de datos horarios a partir del índice de claridad diario se obtiene con el modelo de Aguiar & Collares-Pereira (1992) que utiliza el algoritmo ARMA, donde las aproximaciones para el cálculo de la autocorrelación se obtuvieron a partir de 5 estaciones BSRN en Estados Unidos (METEOTEST, 2010).

Finalmente, RADIASOL2 es un programa computacional desarrollado por el *Laboratório de Energia Solar da UFRGS (LABSOL)* que genera datos de irradiación solar horaria a partir de los promedios mensuales para Brasil (Figura 4-4). Con la información de entrada calcula los 12 \bar{K}_t para luego seleccionar la matriz correspondiente a cada mes desde una biblioteca de 20, construidas mediante el algoritmo MTM, y así obtener la serie de K_t . Posteriormente, obtiene

la radiación horizontal media horaria para cada ángulo solar ω por medio de una correlación que relaciona H e I_m (irradiación solar horaria media). Luego, este dato es convertido a k_t con un procedimiento empírico que incorpora la componente aleatoria según el valor de K_t (Krenzinger & Carvalho Bugs, 2010).

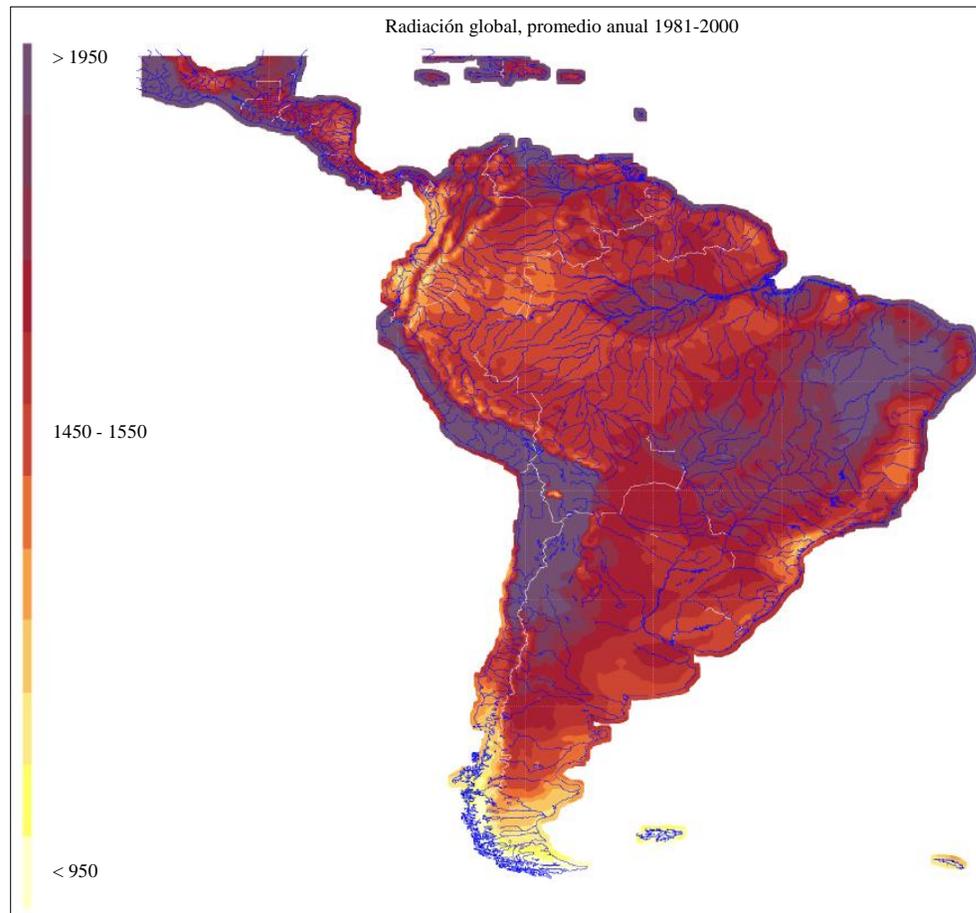


Figura 4-3 Mapa del promedio anual de radiación global (kWh/m²) generado con información del período 1981-2000 (METEOTEST, 2010).

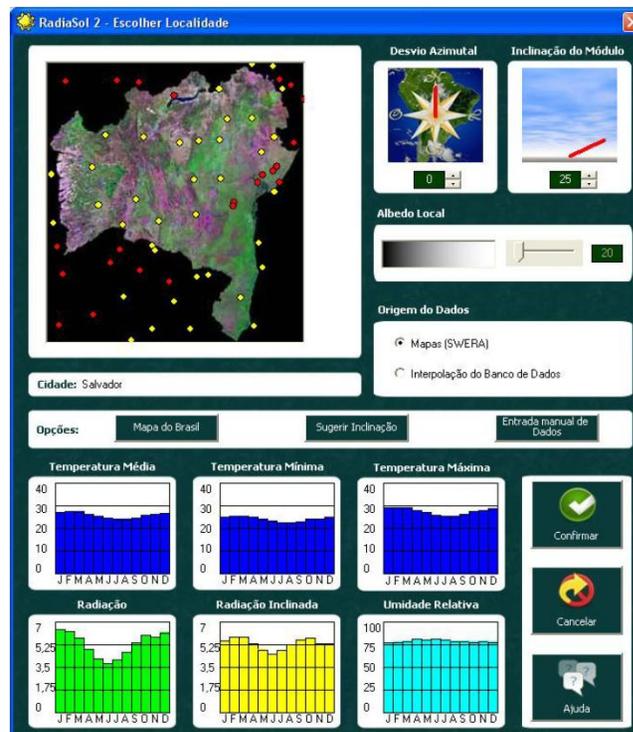


Figura 4-4 Interfaz gráfica del programa computacional RADIASOL2 (Krenzinger & Carvalho Bugs, 2010).

5 METODOLOGÍA

Esta investigación se basa en los datos digitales almacenados en el Archivo Nacional Solarimétrico, los cuales requirieron una revisión previa antes de su utilización en la investigación.

Además, para prescindir de la estacionalidad del recurso propia de la declinación de la Tierra respecto al sol y homogeneizar localidades con diferente latitud, se trabajó con índices de claridad diarios.

5.1 Procedimiento de selección

Se tuvo a disposición datos para 66 lugares ubicados a lo largo de todo Chile. Para cada medición se contaba con series de años no siempre correlativos, que correspondía al valor de la irradiación solar total diaria para todo el año.

Los procesos desarrollados en esta etapa del trabajo, en orden de ejecución, fueron los siguientes:

- Seleccionar las ubicaciones que contaran con una cantidad de años de medición de a lo menos 6 años. En este paso se hizo una excepción para un lugar de mayor interés como El Salvador pues está en el Norte de Chile, zona que despierta gran expectativa por conocer la distribución diaria de la irradiación solar. Por esto se aceptó a pesar de contar sólo con 5 años completos. Se descartaron 35 lugares en este proceso.
- Con las ubicaciones seleccionadas, se aplicó un segundo filtro que consistía en la revisión gráfica de los datos para observar valores iguales a cero en ciertos días, o días con niveles de irradiación mayor al extraterrestre. Si el valor errado correspondía a una equivocación en las fórmulas de cálculo, se realiza el ajuste necesario para corregirlo; pero si el valor de entrada estaba errado, se eliminaba el dato.
- Luego, en cada localidad se descartaron los años con menos de 300 días con medición. Se consideró esto pues se estimó que series anuales con una

cantidad menor de datos no permiten observar el comportamiento de la misma respecto al resto de las series y que ese año de medición no se realizó un seguimiento adecuado del instrumento.

- Una vez cumplidos los procesos anteriores, y si la serie presenta subconjuntos de series anuales con marcadas tendencias a valores mayores o menores, se seleccionó el conjunto con mayor cantidad de datos y/o que hubiera sido medido en una fecha más próxima a la actual.
- Por último, de los años que cumplan con los requisitos anteriores, se consideraron solo los meses que tenían información a lo menos para el 70% del total de los días que lo constituían. Este requisito fue necesario incorporarlo, pues al contener un mes una baja cantidad de datos, distorsiona el promedio del mes y también la distribución de los niveles de irradiación solar que queremos caracterizar.

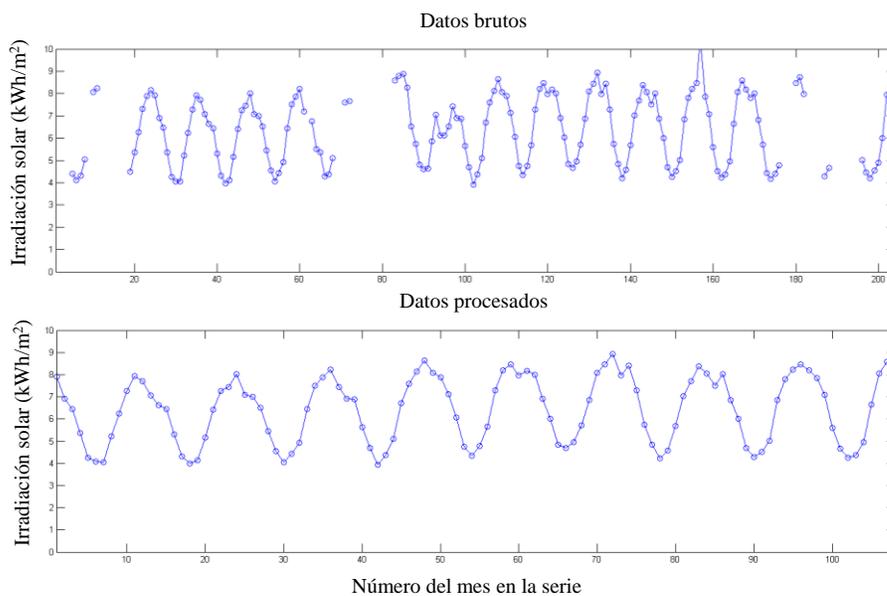


Figura 5-1 Serie de datos diarios de San Pedro de Atacama (latitud $-22^{\circ} 55'$, longitud $-68^{\circ} 11'$), antes del filtrado (gráfico de arriba) y después de este proceso (gráfico de abajo).

5.2 Método de las curvas de Bendt

Con los datos depurados en el procedimiento anterior, se generaron series artificiales mediante las curvas de Bendt³. Esto requirió la construcción de series que representaran la distribución de días claros para meses con determinados promedios mensuales, además de la necesidad de encontrar la curva analítica que mejor se aproximara a estas series. Y por último, la definición de un algoritmo de construcción de la serie artificial.

5.2.1 Construcción de las series anuales de índices de claridad diarios

Para las dos metodologías desarrolladas en este trabajo es necesario calcular los índices de claridad diarios durante el año, para cada localidad, a partir de la irradiación diaria extraterrestre. Esta corresponde a la energía proveniente del sol disponible en la parte superior de la atmósfera y se obtiene mediante la fórmula (Duffie & Beckman, 2006) :

$$H_0 = \frac{24 \cdot 3600 \cdot G_{sc}}{\pi} \left(1 + 0,033 \cdot \cos \left(\frac{360 \cdot n}{365} \right) \right) \cdot \left(\cos \phi \cdot \cos \delta \cdot \operatorname{sen} \omega_s + \frac{\pi \cdot \omega_s}{180} \cdot \operatorname{sen} \phi \cdot \operatorname{sen} \delta \right) \quad (5.1)$$

Donde ω_s se calcula con la siguiente ecuación:

$$\cos \omega_s = -\tan \phi \cdot \tan \delta \quad (5.2)$$

Y la declinación se obtiene de:

$$\delta = 23,45 \cdot \operatorname{sen} \left(\frac{360}{365} \cdot (284 + n) \right) \quad (5.3)$$

Para el caso de un año bisiesto, el valor 365 de la expresión de la irradiación extraterrestre anterior, se cambia por 366. El mismo cambio se debe realizar en la expresión de la declinación (Hargreaves & Merkle, 1998).

Así, se calculó el índice de claridad promedio mensual como

³ El término curvas de Bendt en adelante se usa para referirse a la distribución de los índices de claridad diarios condicionados a \bar{K}_t en función del tiempo fraccional.

$$\bar{K}_t = \frac{\bar{H}}{\bar{H}_0} \quad (5.4)$$

Luego, para cada mes calendario de cada año, se obtuvo la frecuencia con que ocurre cada uno de los índices de claridad diarios y se construyó la distribución acumulada de los índices. Para la confección de estas series de datos se consideraron las cifras hasta la milésima y se agrupan los K_t en intervalos de tamaño 0,001, de la forma $[K_t - 0,0005; K_t + 0,0005]$.

Completado esto, para cada mes calendario se reunieron las series con igual índice de claridad promedio mensual de todos los lugares que poseen el mismo clima (Figura 5-2). Se agruparon considerando intervalos de 0,05 de tamaño (Bartoli *et al.*, 1979), centrados en el valor de \bar{K}_t correspondiente. Así por ejemplo, todos los Enero del clima Desértico Normal (BWk) cuyo índice de claridad promedio mensual se encuentre en el intervalo $[0,525; 0,575]$, se agruparán en “Enero 0,5”.

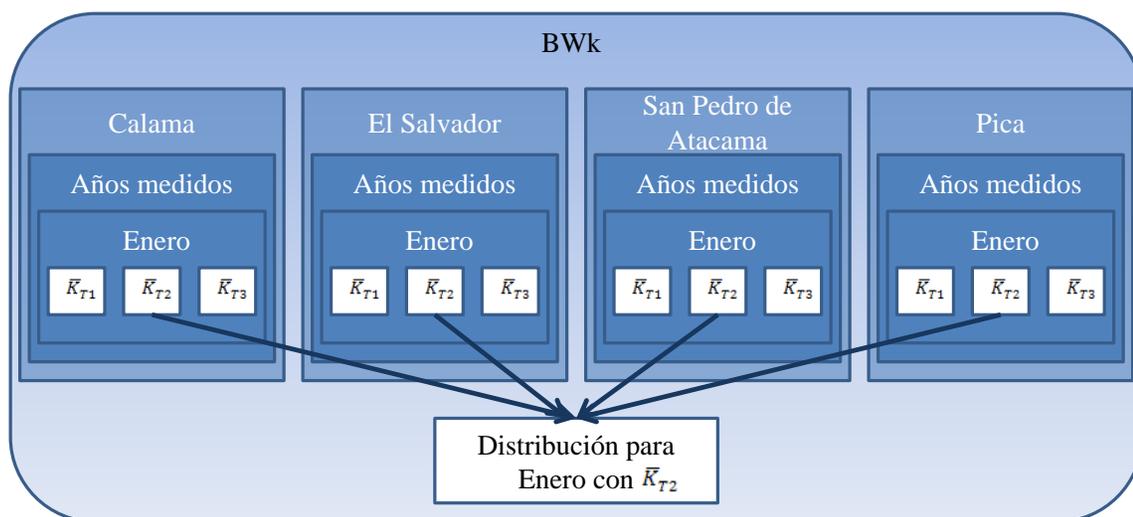


Figura 5-2 Esquema de la agrupación de datos para el mes de Enero en el clima BWk, el cual posee cuatro lugares con medición.

5.2.2 Obtención de las correlaciones para cada curva de distribución

Una vez agrupadas las series según su índice de claridad promedio mensual por mes para cada clima, se procedió a buscar la curva que mejor se ajustara a esta distribución de los datos. Para esto se utilizó la herramienta *Curve Fitting* del programa MATLAB. Este algoritmo utiliza el método de ajuste por mínimos cuadrados para obtener los coeficientes de la curva que mejor se aproxima a los datos ingresados.

El problema matemático se plantea como sigue:

$$\mathbf{y} = f(\mathbf{x}, \boldsymbol{\alpha}) + \boldsymbol{\varepsilon} \quad (5.5)$$

En nuestro caso, y corresponde a K_t y x al tiempo fraccional que se observa en las curvas de distribución de probabilidad. Por otra parte, $\boldsymbol{\alpha}$ son los coeficientes de ajuste que se necesitan y $\boldsymbol{\varepsilon}$ representa el error.

El algoritmo que utiliza la herramienta sigue los siguientes pasos:

- Se ingresa una estimación inicial de cada coeficiente y se obtiene $\hat{\mathbf{y}}$ junto con el jacobiano de $f(\mathbf{x}, \boldsymbol{\alpha})$, definido como la matriz de derivadas parciales respecto a los coeficientes. En este trabajo se consideraron todos los puntos ingresados igual de significativos, por lo que no se utiliza la opción de disminuir la influencia de los datos que, una vez determinado el ajuste, resulten más alejados de la curva obtenida.
- Los coeficientes son ajustados en la dirección y magnitud determinada por el algoritmo Trust-Region, incorporado en el programa. Para el caso estudiado aquí, si bien existía otro algoritmo alternativo para esta tarea, Levenberg–Marquardt, con ambos se observó resultados muy similares por lo que se optó por el mencionado a pesar de no poseer restricciones para los coeficientes de los ajustes. Con este algoritmo se minimiza la suma del cuadrado de los residuos (S), los que corresponden a la diferencia entre el dato i medido (y_i) y el resultado i del ajuste (\hat{y}_i):

$$S = \sum_{i=1}^M (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (5.6)$$

- Finalmente, se determina el aumento de la precisión con el nuevo ajuste y se repiten los dos pasos anteriores hasta alcanzar la convergencia preestablecida (10^{-6} para estos análisis) o alcanzar el límite de iteraciones (400 en este caso).

Conocida la forma teórica de las curvas de distribución de días claros (Tiba *et al.*, 2007; Bendt *et al.*, 1981), se propusieron 5 modelos de ajuste no lineal (Tabla 5-1).

Tabla 5-1 Funciones disponibles para ajustar la distribuciones de \bar{K}_t según tiempo fraccional para cada índice mensual, de cada mes en cada uno de los climas.

Ajuste 1	$y = \alpha_1 \cdot \exp(\alpha_2 \cdot x) + \alpha_3 \cdot \exp(\alpha_4 \cdot x)$
Ajuste 2	$y = \alpha_1 \cdot \exp(\alpha_2 \cdot x) + \alpha_3 \cdot \exp(\alpha_4 \cdot x) + \alpha_5$
Ajuste 3	$y = \alpha_1 + \alpha_2 \cdot \exp(\alpha_3 \cdot x)$
Ajuste 4	$y = \frac{\alpha_1 \cdot \exp(\alpha_2 \cdot x) - \alpha_3 \cdot \exp(-\alpha_4 \cdot x)}{\alpha_5 \cdot \exp(\alpha_6 \cdot x) + \alpha_7 \cdot \exp(-\alpha_8 \cdot x)}$
Ajuste 5	$y = \alpha_1 \cdot (1 - \exp(\alpha_2 \cdot x))$

De ellas, se seleccionó la que mejor se aproximara a la distribución de los datos agrupados para cada mes según índice de claridad en cada caso. Esta selección se desarrolló mediante un programa creado para este trabajo que interactúa con el usuario. Este algoritmo muestra gráficamente el resultado de los cinco ajustes junto a los datos y también expone la distribución del error a lo largo de la serie (Figura 5-3). Con esta información más el error total, que se imprime en pantalla, el algoritmo permite escoger una de las cuatro alternativas o bien optar por cambiar la estimación inicial de los coeficientes de alguna de las aproximaciones. En este último caso, el usuario introduce los nuevos valores iniciales de los coeficientes y se repite el procedimiento. Finalmente, y luego de cambiar cuantas veces estime necesario los valores de partida, el usuario selecciona el ajuste no lineal que mejor representa la distribución de datos.

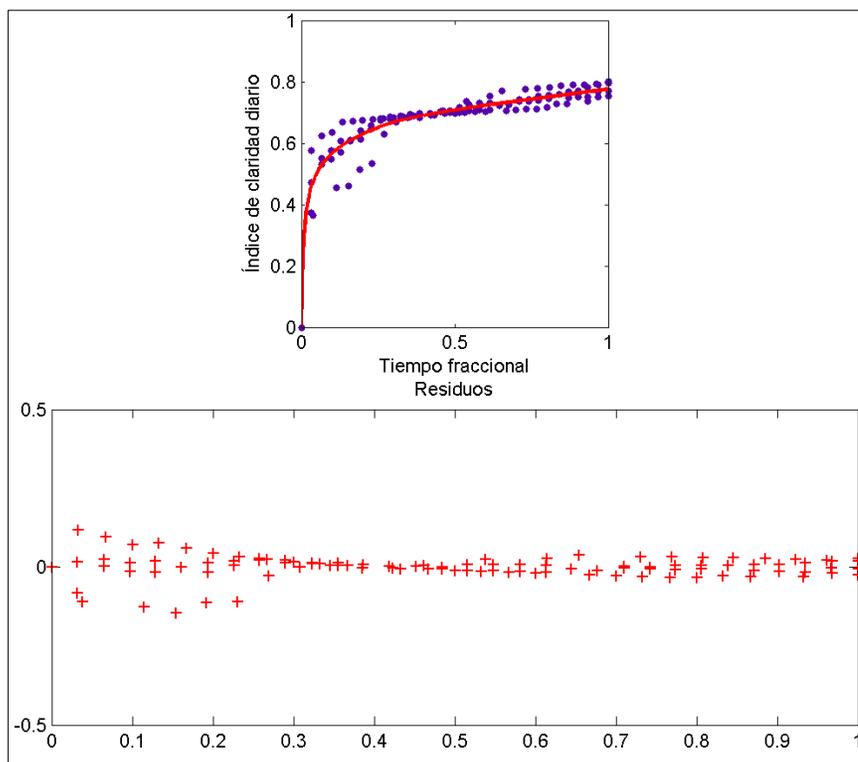


Figura 5-3 Ajuste no lineal escogido para los datos del mes de Enero del clima BWk cuyo índice de claridad promedio mensual es 0,7.

De esta manera, se obtuvieron los coeficientes α para cada ajuste.

5.2.3 Procedimiento de generación de series artificiales a partir de las curvas de Bendt

La generación de las series sintéticas a partir de las curvas de Bendt se basó en el método propuesto en Knight *et al.* (1991). Este trabajo plantea la obtención de los días del mes mediante la curva de ajuste obtenida y la distribución de estos a lo largo del mes aleatoriamente, procurando que el año generado posea una autocorrelación de espaciamiento igual a 1 dentro de un determinado rango. La selección de la distribución de días para cada mes se realiza utilizando como entrada el índice de claridad promedio mensual.

El algoritmo de generación de la serie artificial en este caso fue el siguiente:

1. Se introdujeron los promedios mensuales para todo el año de la localidad a estimar.
2. Se extrajeron los coeficientes de los ajustes para la localidad obtenidos en el proceso de ajuste no lineal de curvas a los datos.
3. El entero fue dividido por la cantidad de días que corresponden al mes y se calculó el índice claridad obtenido para ese valor según el ajuste de la distribución (Figura 5-4).

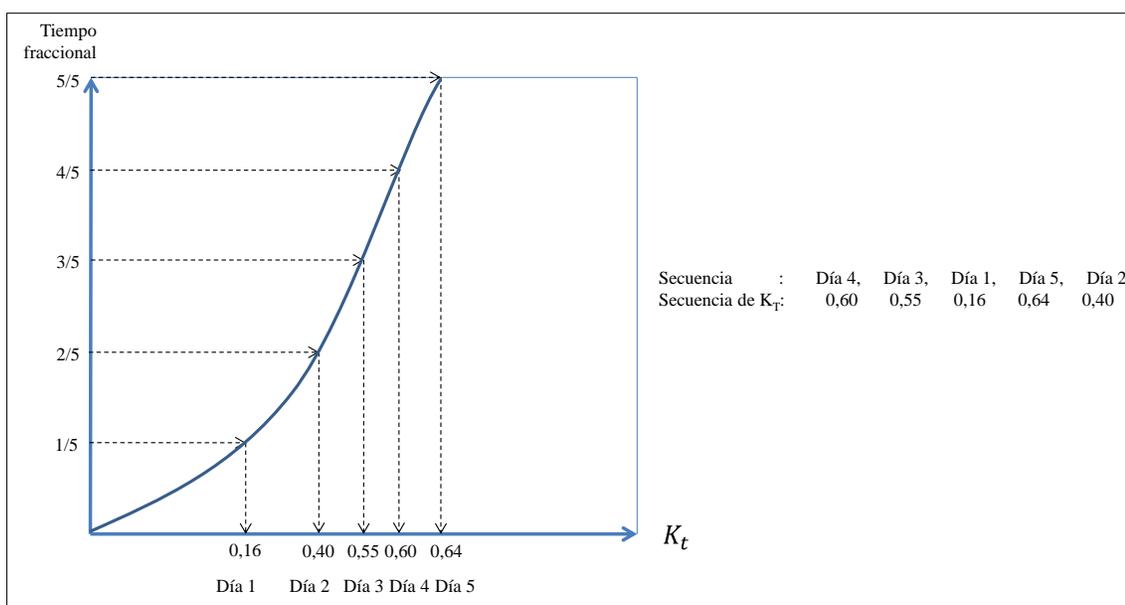


Figura 5-4 Proceso de asignación de K_t a partir de la curva de distribución para un mes de cinco días (Knight *et al.*, 1991).

4. Una serie pseudoaleatoria se generó, de tamaño igual a la cantidad de días que tiene el mes. Esta entregaba la secuencia en que se debían colocar los K_t , según el orden en que se obtuvieron en el punto anterior (Figura 5-5). Esta etapa y la anterior se repitieron para todos los meses del año.
5. Una vez completado, se calculó la autocorrelación con espaciamiento de un día ($AC_{generado}$) del año generado y se comprobó que perteneciera al rango determinado por el promedio de las autocorrelaciones anuales de los

años utilizados para construir las curvas ($AC_{promedio}$) (Knigth et al., 1991). El rango se definió como:

$$AC_{promedio} \cdot (1 - \beta_1) \leq AC_{generado} \leq AC_{promedio} \cdot (1 + \beta_1) \quad (5.7)$$

Donde β_1 tiene un valor inicial de 0,01.

6. Si no se satisfacía la condición antes mencionada, se repetía el algoritmo completo. Si el algoritmo se repitió 500 veces sin resultados satisfactorios, se incrementaba en 0,01 el valor de β_1 . Luego, si después de 1000 nuevas iteraciones aún no se conseguía satisfacer la restricción, se volvía a incrementar β_1 en 0,01 y se esperaba hasta las 1500 iteraciones. Así, sucesivamente hasta satisfacer la restricción.

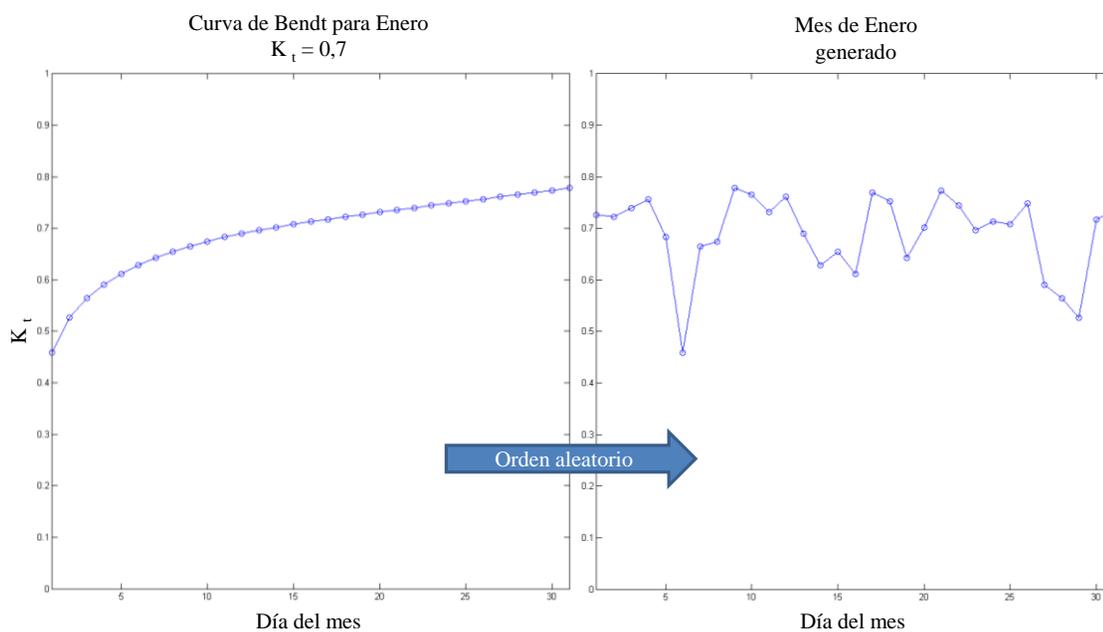


Figura 5-5 La serie artificial para el mes de Enero de un lugar perteneciente al clima BWk, cuyo K_t mensual es 0,77, se genera mediante la curva de Bendt existente cuyo promedio mensual más se acerca al buscado (izquierda). La figura ilustra el resultado del orden aleatorio en que se colocan los valores diarios de la serie (derecha).

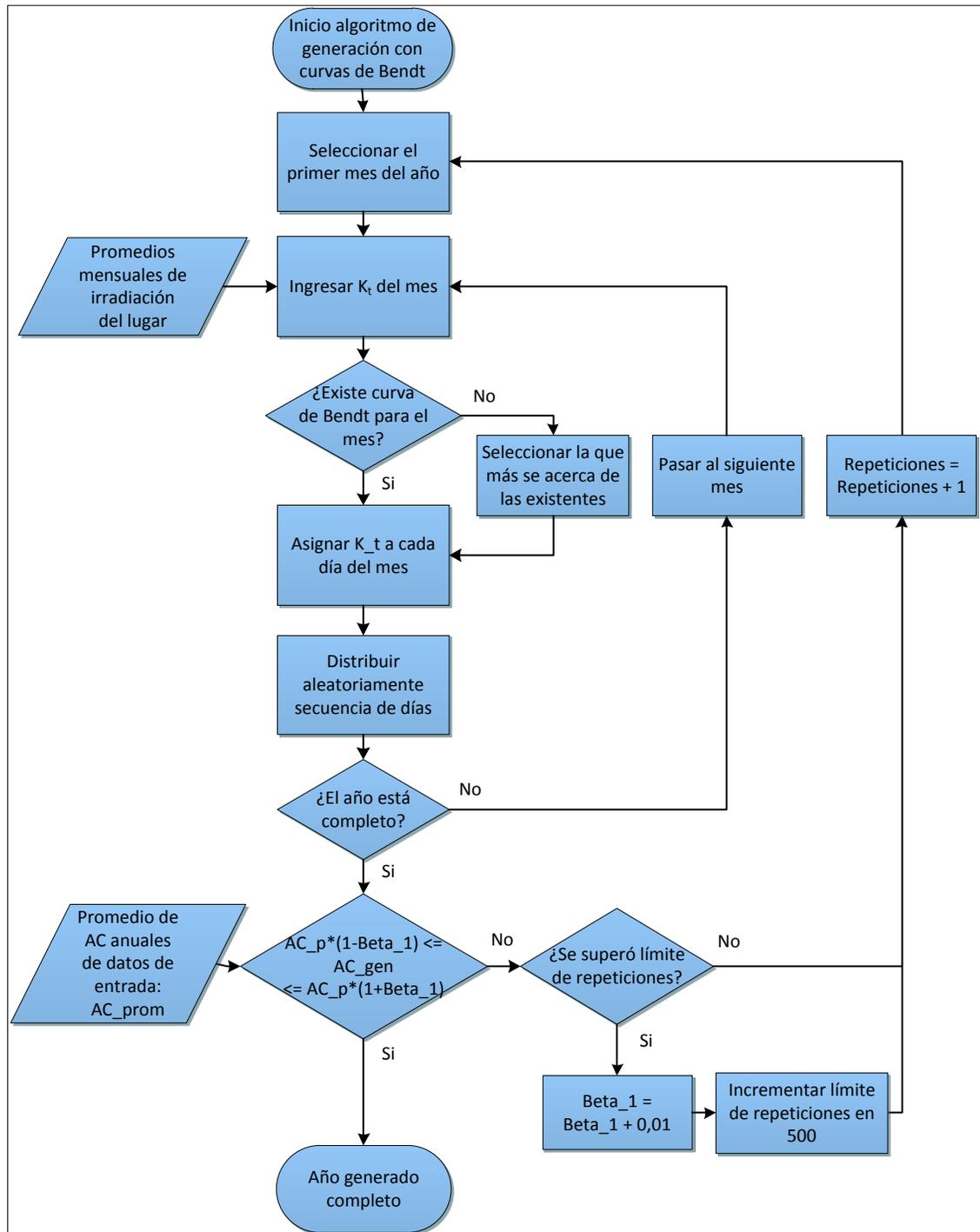


Figura 5-6 Diagrama de flujo del algoritmo para generar series artificiales a partir de las distribuciones de día claro.

5.3 Método de las Matrices de Transición de Markov

La otra arista de esta investigación consiste en generar Matrices de Transición de Markov (MTM) para cada clima, las cuales permitan generar series artificiales representativas de cualquier localidad donde predomine tal comportamiento meteorológico. El trabajo realizado para completar esta tarea, estuvo constituido por dos partes: en primer lugar se implementó un método para construir las matrices y luego se configuró un algoritmo para generar la serie sintética a partir de las MTM ya armadas.

5.3.1 Metodología para la construcción de matrices

La metodología seguida en este trabajo consistió fundamentalmente en la desarrollada por Aguiar et al. (1988). El algoritmo es el siguiente:

- Se ingresaron todos los años pertenecientes al clima que se buscaba representar, separado por mes y junto a su \bar{K}_t respectivo, aproximado a la segunda cifra decimal.
- A partir del trabajo de Aguiar et al. (1988), se definieron los rangos de la Tabla 5-2 para agrupar los meses en cada matriz:

Tabla 5-2 Rango de valores de índices de claridad promedio mensual para la construcción de las MTM.

Rangos
$0 < \bar{K}_t \leq 0,3$
$0,3 < \bar{K}_t \leq 0,35$
$0,35 < \bar{K}_t \leq 0,4$
$0,4 < \bar{K}_t \leq 0,45$
$0,45 < \bar{K}_t \leq 0,5$
$0,5 < \bar{K}_t \leq 0,55$
$0,55 < \bar{K}_t \leq 0,6$
$0,6 < \bar{K}_t \leq 0,65$
$0,65 < \bar{K}_t \leq 0,7$

$$0,7 < \bar{K}_t \leq 1$$

1. Para cada mes de mediciones ingresado se determinó el rango al que pertenecía (Tabla 5-2).
2. Se buscaron los mínimos y máximos de cada rango de \bar{K}_t para determinar el tamaño del intervalo de ese rango y definir los límites de cada intervalo entre los máximos y mínimos encontrados, asumiendo 10 intervalos para cada rango. El tamaño del intervalo se obtenía así

$$tam_{intervalo} = \frac{Max_k - Min_k}{N^{\circ} intervalos} \quad (5.8)$$

3. Con los intervalos definidos para un determinado rango de \bar{K}_t , se asignó cada día del mes seleccionado a un intervalo determinado.
4. Luego, se formaron las parejas de día anterior con día siguiente en cada mes, usando los intervalos. Por ejemplo, para los 5 primeros días del mes se forma la siguiente secuencia: 4, 8, 5, 2 y 1. Con ella se forman las parejas: (4,8), (8,5), (5,2) y (2,1). Si no existe el dato para determinado día, no se utiliza ni como día anterior, ni como día siguiente. Luego, se contabiliza la cantidad de veces que se repite cada dúo en todas las combinaciones posibles de los intervalos de cada rango.
5. Finalmente, para cada intervalo de día anterior, se calculó la probabilidad de ocurrencia del día siguiente dividiendo cada celda por el total de eventos en la fila.

1. Ciertos rangos de \bar{K}_t resultaron sin datos pues no hay meses en ese clima que pertenecieran a él. La solución para estos casos fue copiar la matriz de transición del rango con valores más cercana.
2. Un intervalo de día anterior (fila de la matriz) resultó sólo con ceros. El procedimiento para corregir este caso fue rellenar todas las celdas de la fila con la misma probabilidad (para los diez intervalos utilizados en este caso es 0,1).
3. En la diagonal de la matriz en cierto rango, existió un uno, lo cual provocaba que al momento de generar la serie artificial, si se ocupaba ese intervalo, el día siguiente pertenecería al mismo intervalo que el anterior. Esto producía que el algoritmo no pudiera volver a salir de ese intervalo hasta que se completara el mes a generar. La solución aquí fue igual a la utilizada en el punto anterior: a todos los intervalos de día siguiente se les asignó la misma probabilidad.

De esta manera, para cada clima se obtuvo una biblioteca de 10 matrices en la que cada una representa un rango de los posibles valores de \bar{K}_t con las que se generaron las series artificiales en esa zona.

5.3.2 Generación de la serie artificial mediante MTM

A partir de las MTM, los límites máximos y mínimos de cada rango y el tamaño de los intervalos, se estableció el algoritmo de generación de series artificiales de series diarias:

1. Se ingresaron los promedios de irradiación solar para cada mes del año correspondientes al lugar donde se quiere obtener la serie.
2. Con el promedio del mes que quiero generar, se seleccionó el rango de \bar{K}_t y su correspondiente matriz.
3. A partir del día anterior, se seleccionó un intervalo de K_t en la matriz. Si es el primer día del mes, se utilizó el último día del mes anterior; cuando el mes a generar es Enero, se usa el promedio de Diciembre.

4. Se generó un número pseudoaleatorio entre 0 y 1 (R), con distribución uniforme. Con este valor, se sumaron las probabilidades de todas las columnas de la fila seleccionada hasta que se superara la cantidad R . La columna en la cual se produjo esto, es el intervalo donde se encuentra el día siguiente.
5. Para determinar su valor exacto, se realizó un ajuste lineal entre los límites del intervalo y se estableció el K_t del día siguiente mediante el valor que esta recta entregaba para la diferencia entre el límite inferior del intervalo y el valor de R (Figura 5-8).

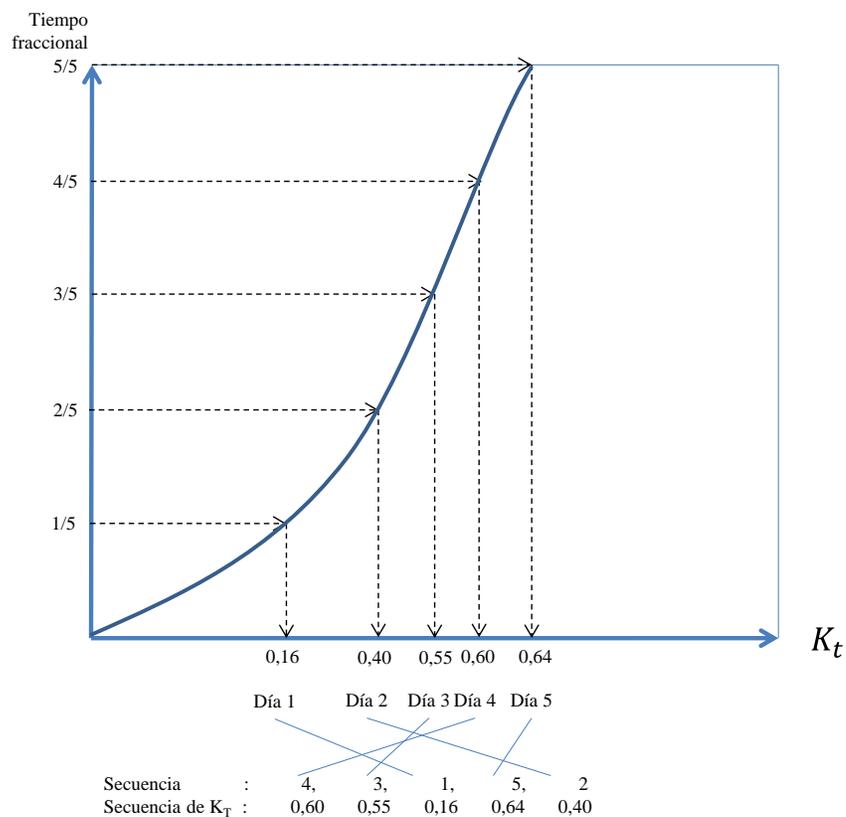


Figura 5-8 Ajuste lineal que se realiza en el intervalo de probabilidad que contiene el valor de R . Se extrae un K_t proporcional a la posición de este número entre los límites del intervalo (Aguilar *et al.*, 1988).

6. Se repitieron los tres puntos anteriores para todo el mes utilizando el día siguiente establecido en el paso anterior como día anterior para la próxima iteración.
7. Con el mes completo, se calculó \bar{K}_{t_gen} y se comparó con el promedio del mes ingresado (\bar{K}_{t_in}). Si entre ellos no existía una diferencia mayor a 0,01 (β_2) se aceptaba el mes, sino se repetía el algoritmo. Algebraicamente resulta:

$$|\bar{K}_{t_in} - \bar{K}_{t_gen}| \leq \beta_2 \quad (5.9)$$

8. Existió además un límite de iteraciones (500) en caso que la restricción no fuera satisfecha tal cantidad de veces. Una vez que se cumplía, al igual que en la otra metodología de generación, β_2 se incrementó en 0,05 y el límite aumentaba a 1000. Ambas acciones, incremento del rango del límite de convergencia y del número máximo de iteraciones, volvían a ejecutarse si la cantidad de repeticiones alcanzaba el nuevo límite establecido y no se cumplía la limitación de los promedios mensuales. Esto se repitió hasta que se encontrara una serie diaria cuyo \bar{K}_t cumpliera con el criterio de convergencia establecido en el momento.
9. Una vez aprobado el mes generado, se repitieron las etapas anteriores para los siguientes meses.

Dado que para ciertos conjuntos de MTM, los rangos que no se generaron por no existir datos que pertenecieran a ellos fueron remplazados por la matriz más cercana con información, existió una alta probabilidad de que las series generadas con ellos no cumplieran la restricción inicial para un \bar{K}_{t_in} que pertenecía a esos rangos. Esto ocurrió porque la matriz utilizada presentaba una distribución de probabilidades acorde a otro rango de \bar{K}_t (mayor o menor según el caso), lo que producía que necesariamente la restricción debiera relajarse para que fuera satisfecha.

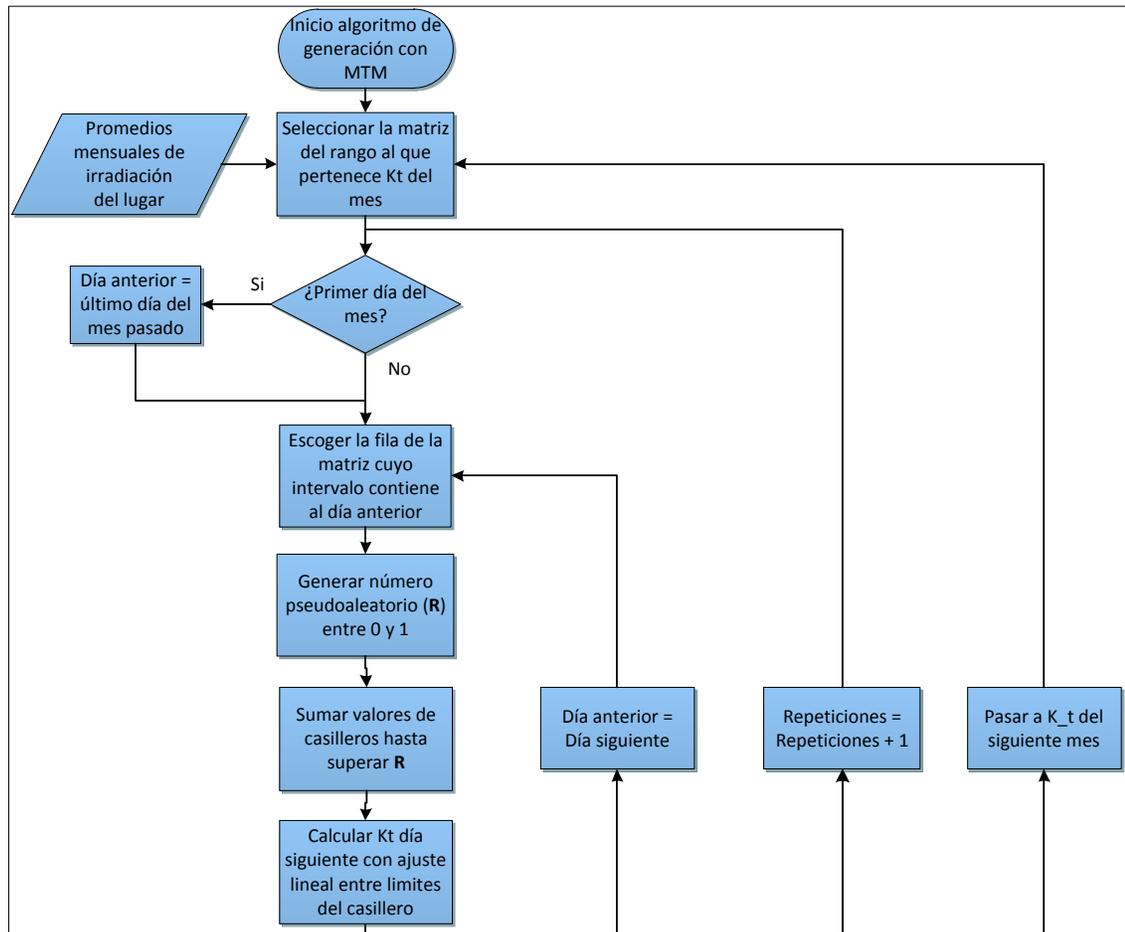


Figura 5-9 Primera parte del diagrama de flujo para el proceso de generación mediante MTM.

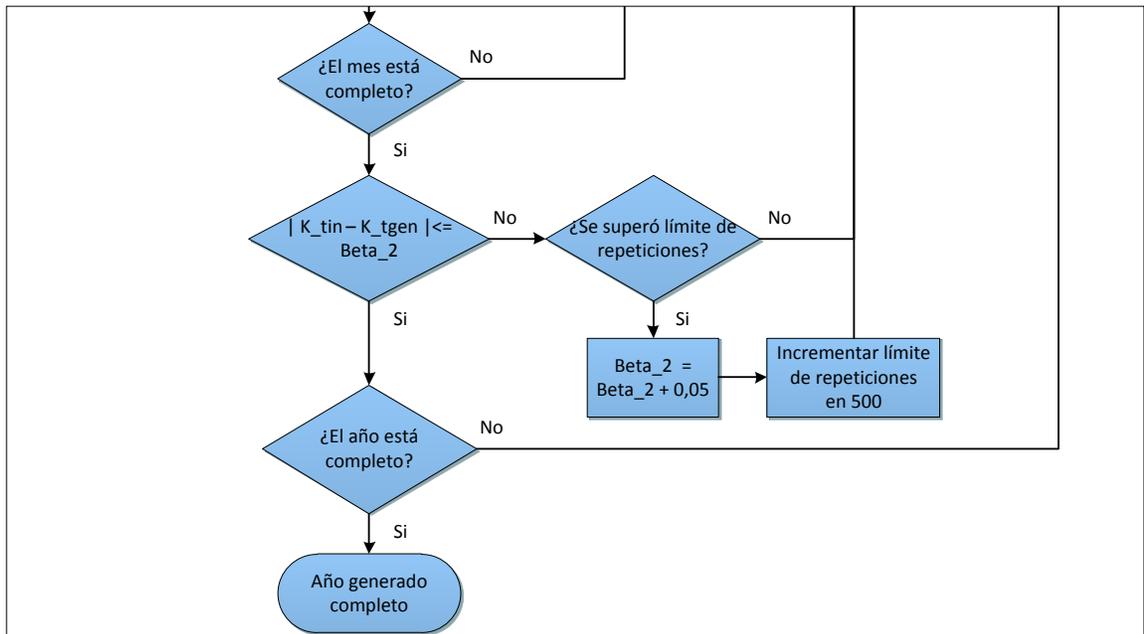


Figura 5-10 Segunda parte del diagrama de flujo para la generación de series artificiales mediante MTM.

6 RESULTADOS

A continuación se presentan los principales resultados obtenidos para esta investigación a partir de las metodologías implementadas para generar las series artificiales de datos para diversos climas de Chile. En una primera parte se muestra la revisión de la agrupación de las localidades por clima, luego se exhiben los principales resultados para la metodología de las curvas de Bendt y las MTM. Posteriormente, se presenta el proceso de validación de los algoritmos. Dada la gran cantidad de climas considerados en esta investigación, el total los coeficientes y parámetros obtenidos de ambos modelos para todos los climas se adjunta en el Anexo B.

6.1 Selección de datos

De los 66 lugares del ANS que se poseían al momento de iniciar este trabajo, se seleccionaron 31 de ellos (Anexo A) que contenían a lo menos 6 años registrados con datos. Se realizó una excepción con El Salvador, pues a pesar de contar con solo 5 años registrados, se ubica en un lugar de gran interés para el desarrollo de la energía solar en Chile.

A estas localidades se aplicaron las correcciones y filtros descritos en la metodología para seleccionar los años a utilizar (Figura 6-1). Una vez definidos y depurados los datos, a los algoritmos de construcción de los modelos para generar series se ingresaron los meses que cumplían con el 70% de la información disponible.

Luego, las localidades se agruparon por clima según la clasificación Köppen modificada (Figura 2-5, Figura 2-6 y Figura 2-7).

Tabla 6-1 Principales ciudades y cantidad de años seleccionados

Localidad	Total de años seleccionados
Isla de Pascua	11
Arica	11
Antofagasta	6
Iquique	10
Calama	22
San Pedro de Atacama	9
Copiapó	19
Parinacota	19
La Serena	23
Valparaíso	44
Concepción	8
Curicó	6
Pudahuel	9
Quinta Normal	25
Temuco	11
Punta Arenas	13

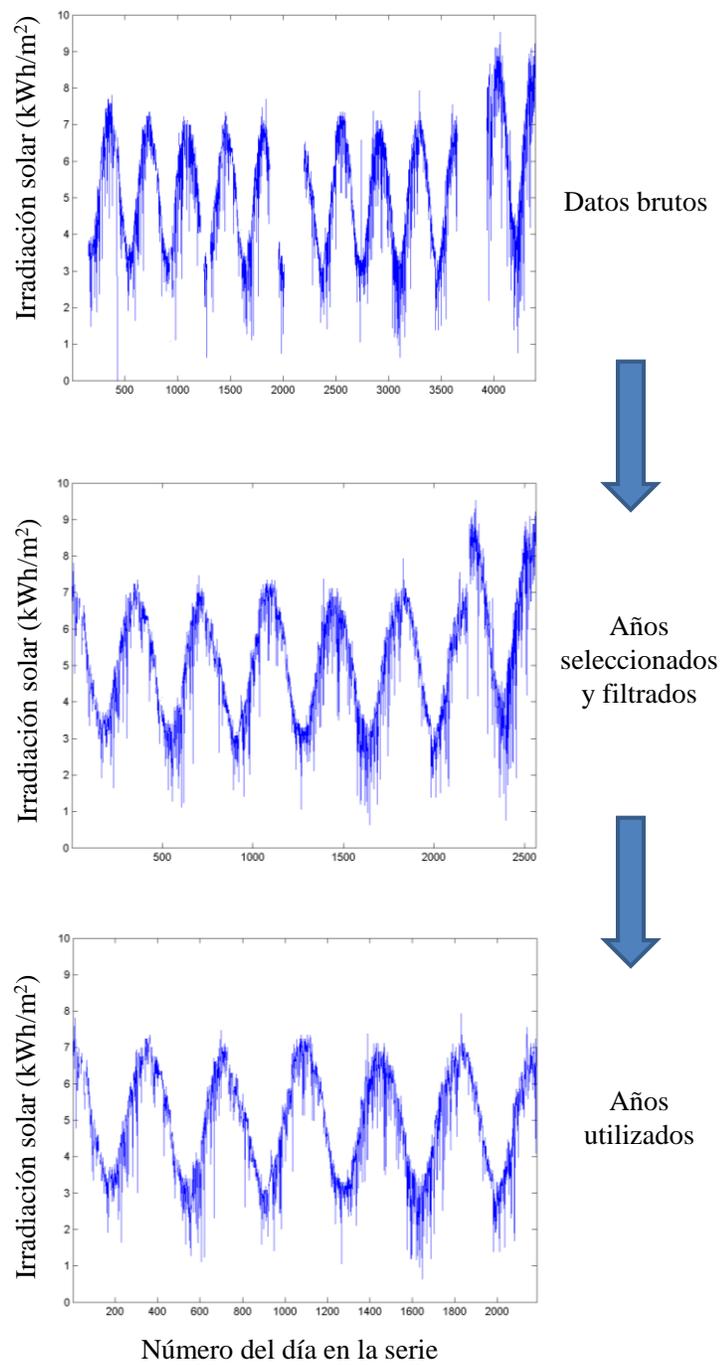


Figura 6-1 Procedimiento de selección de años y depuración de los datos realizado para la información de Antofagasta (latitud $-23^{\circ} 28'$, longitud $-70^{\circ} 26'$).

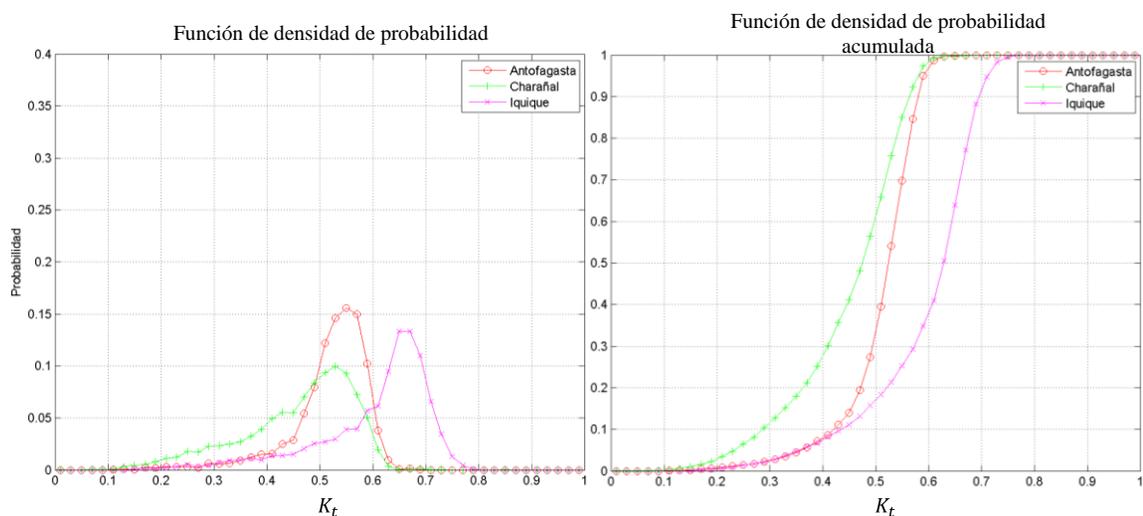


Figura 6-2 Gráficas que muestran la distribución de los datos de localidades consideradas en el clima BWn. En él se aprecia que sus distribuciones son similares, exceptuando el caso de Iquique.

Como las zonas climáticas presentan zonas de transición entre ellas y muchas veces se generan microclimas en determinados lugares debido a condiciones particulares de la geografía, se realizó una breve revisión previa de los datos de entrada considerados. Ello consistió en comparar las curvas de distribución de probabilidad (FDP) y de probabilidad acumulada (FPA) de las localidades que, según el mapa, pertenecían a la misma zona climática y a zonas aledañas con condiciones meteorológicas ligeramente distintas. Ellos se construyeron a partir de los K_t calculados para los datos de todos los años que se consideraron para cada localidad.

Como resultado de este análisis preliminar se esperaba encontrar similitud en la forma de estas curvas pues al estar comparando K_t se aísla el efecto de la latitud para localidades distantes y, al presentar un comportamiento meteorológico similar, las atenuaciones al interactuar con la atmósfera deberían ser similares. Los resultados para los datos trabajados mostraron que si bien existen distribuciones

que se parecen bastante en determinados climas (por ejemplo ETH[w]), en otros varían notablemente (BWn, entre otros).

Como esta clasificación es clave a la hora de evaluar el éxito de las metodologías de series artificiales implementadas, este análisis sólo se realizó para corroborar la clasificación obtenida a partir del mapa y observar cómo se comportaban las curvas para el mismo clima. Así, en la mayoría de los casos se conservaron los grupos climáticos asignados por la fuente consultada. La única excepción se realizó para los climas desértico normal (BWk) y desértico frío (BWk'), que según la clasificación le correspondía Pica al primero mientras que San Pedro de Atacama, El Salvador y Calama al segundo. Ambos climas se resolvió fusionarlos en BWk luego de observar las curvas de FDP y FPA, donde Pica presentaba un comportamiento muy similar a Calama y El Salvador (Figura 6-3). Además, no estaba claro a que zona climática correspondían las localidades de Calama y El Salvador pues se encontraban próximas al límite entre ambas.

Es preciso agregar también, que en estos gráficos también influye la selección de años realizada en los datos de entrada, sobre todo cuando series que presentan cambios muy pronunciados de un año a otro.

Finalmente, la distribución de las localidades en cada clima es la que se observa en la Tabla 6-2. Se formaron series para 15 climas diferentes desde Arica a Punta Arenas, incluyendo la Isla de Pascua. Existieron 4 zonas climáticas de Chile donde no se tenían localidades que las representaran. De la zona norte y centro son ETH[ws], ETH, Csc y Cfsc pertenecientes a zonas de gran altitud, para los dos primeros casos, y áreas precordilleranas en el resto. De la zona sur faltó EFH, clima preponderante en grandes altitudes.

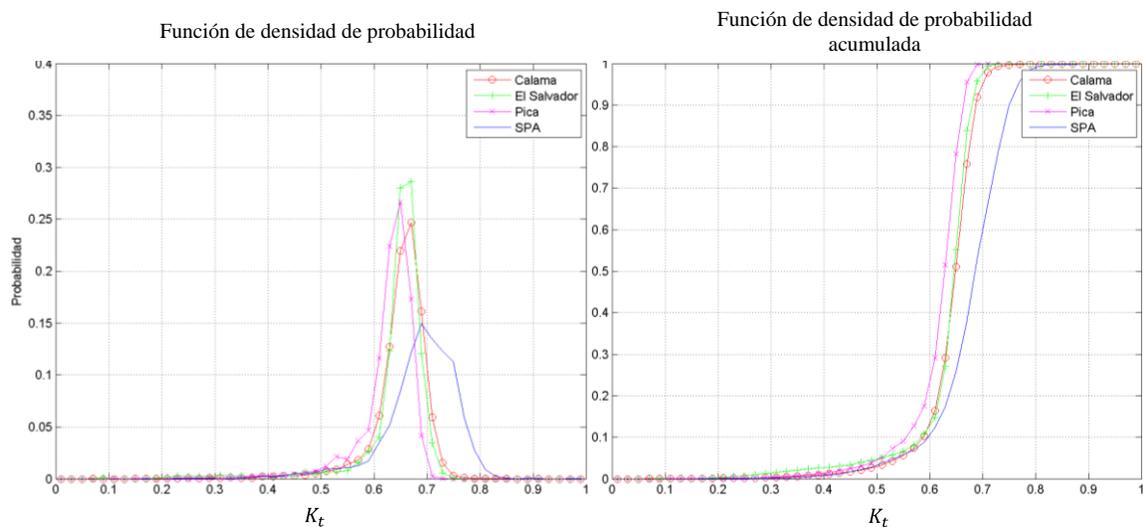


Figura 6-3 Curvas de FDP (derecha) y FPA (izquierda) para las localidades de BWk y BWk' fusionadas bajo el nombre de BWk para este trabajo. San Pedro de Atacama es el único que difiere claramente en la forma de la distribución.

Tabla 6-2 Distribución de las localidades seleccionadas en las distintas zonas climáticas.

Clima	Localidad
Afa Tropical lluvioso	Isla de Pascua
BWhn Desértico cálido con nublados abundantes	Arica
BWn Desértico con nublados abundantes	Antofagasta Chañaral Iquique
BWk (BWk– BWk') Desértico normal – Desértico frío	Calama El Salvador Pica San Pedro de Atacama
ETH[w] Desértico marginal de altura	Murmuntane Parinacota
BWh Desértico marginal bajo	Copiapó Vallenar
BSn Semiárido con nublados abundantes	La Serena

BSks Semiárido templado con lluvias invernales	La Paloma Ovalle
BSk's Semiárido frío con lluvias invernales	Los Molles
Csbn Templado cálido con lluvias invernales y gran nubosidad	Valparaíso
Csbn's Templado cálido con lluvias invernales y gran humedad atmosférica	Concepción
Csb Templado cálido con lluvias invernales	Central Rapel Curicó Pudahuel Quinta Normal
Csfb Templado cálido lluvioso con influencia mediterránea	Carillanca Huilo Huilo Temuco
Cfb Templado cálido lluvioso sin estación seca	Lago Chapo
Cfc Templado frío lluvioso sin estación seca	Kampenaiké Puerto Williams Punta Arenas

6.2 Curvas de Bendt

Una vez seleccionados los años a utilizar en los algoritmos, se construyeron los modelos propuestos. El primero de ellos corresponde a las curvas de Bendt.

El primer paso consistió en obtener las curvas que mejor ajustarán la distribución de las mediciones para cada \bar{K}_t en cada mes del año. Como estas distribuciones representan curvas de función de distribución de probabilidad acumulada, los resultados obtenidos no debían ser decrecientes. Además, se procuró que ninguna distribución escogida asignara K_t iguales a cero para algún tiempo fraccional.

De los ajustes que se disponían para cada distribución de datos (Tabla 5-1), los que se seleccionaron con mayor frecuencia, en orden descendiente fueron: ajuste 4, ajuste 1 y ajuste 3.

Como una forma de cuantificar la calidad de los ajustes seleccionados, para cada resultado se obtuvo la Suma del Cuadrado de los Errores (SSE, por sus siglas en

inglés), el Coeficiente de Determinación (R^2) y el Error Cuadrático Medio (RMSE por sus siglas en inglés).

De la revisión de los indicadores mencionados, cabe mencionar que a medida que más meses pertenecen al mismo rango de \bar{K}_t para un determinado mes, menor es la calidad del ajuste seleccionado. Por otra parte, las ocasiones en que sólo se tuvo un mes disponible para realizar el ajuste, se obtuvieron buenos estadísticos. Este resultado es esperable debido a la forma en que se manipularon los datos que se ingresaron al algoritmo de ajuste de la curva. Al reunir las mediciones como pares (tiempo fraccional, K_t), donde el valor de las abscisas se determinó en cada mes por separado, para determinados valores de él existían más de un valor posible de K_t . Esta situación es más común en la medida que más meses se reúnen para aplicar el ajuste.

Tabla 6-3 Ajustes realizados para las distribuciones de Enero, Abril, Julio y Octubre del clima BWn.

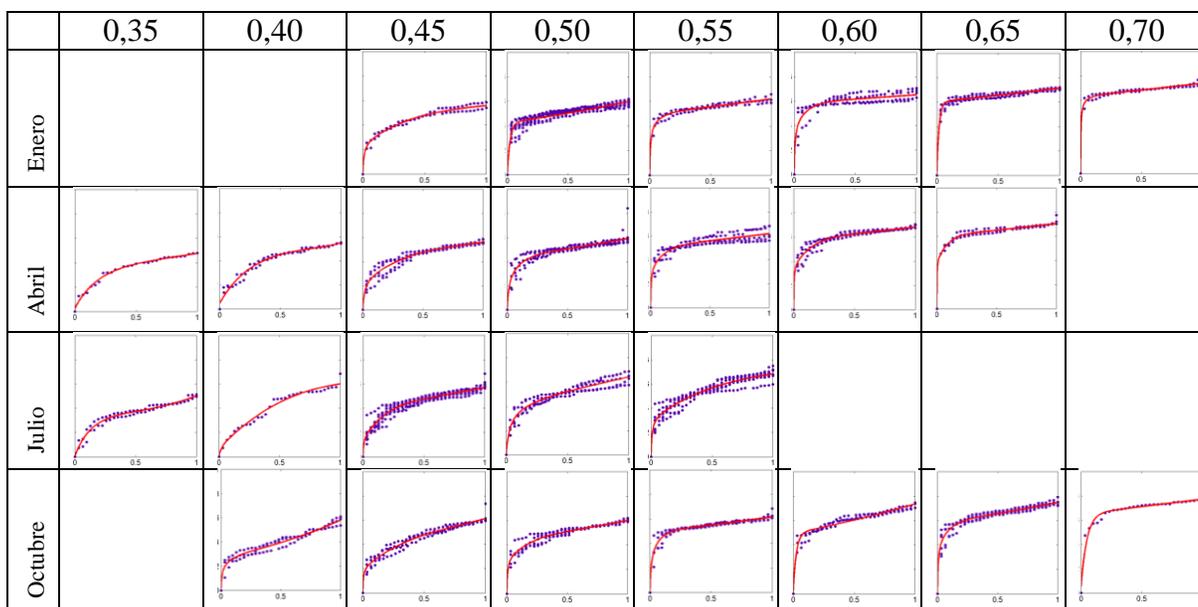


Tabla 6-4 Estadísticos obtenidos para las curvas seleccionadas pertenecientes al clima BWn. Además se incluye el ajuste que se escogió y la cantidad de meses que se consideraron en cada caso.

		0,35	0,40	0,45	0,50	0,55	0,60	0,65	0,70
Enero	N° de meses agrupados			2	10	3	4	6	2
	Ajuste seleccionado			4	1	4	4	1	4
	SSE			0,024	0,239	0,031	0,203	0,051	0,013
	R^2			0,974	0,936	0,972	0,895	0,982	0,987
	RMSE			0,021	0,029	0,021	0,045	0,018	0,016
Abril	N° de meses agrupados	1	2	5	6	5	5	3	
	Ajuste seleccionado	1	3	4	4	4	4	4	
	SSE	0,006	0,029	0,119	0,226	0,186	0,084	0,021	
	R^2	0,987	0,972	0,951	0,914	0,914	0,967	0,986	
	RMSE	0,015	0,024	0,029	0,037	0,038	0,025	0,017	
Julio	N° de meses agrupados	2	1	11	5	8			
	Ajuste seleccionado	3	4	4	4	4			
	SSE	0,030	0,022	0,277	0,198	0,322			
	R^2	0,966	0,975	0,952	0,935	0,943			
	RMSE	0,023	0,031	0,029	0,037	0,036			
Octubre	N° de meses agrupados		3	4	5	4	3	6	1
	Ajuste seleccionado		4	4	4	4	1	4	3
	SSE		0,065	0,088	0,104	0,072	0,073	0,132	0,023
	R^2		0,955	0,963	0,953	0,956	0,958	0,964	0,964
	RMSE		0,028	0,028	0,027	0,026	0,029	0,027	0,030

Al reunir todas las curvas de un determinado mes para cierto clima, se espera que ellas presenten un ordenamiento similar al planteado por las curvas teóricas (Figura 4-1) pero con ligeras variaciones debido a las condiciones climáticas diferentes. Mientras para algunos climas de Chile (BWh, BWn) resultaron correlaciones que en gran parte de los meses mantienen un ordenamiento y una

forma característica para cada mes a lo largo del año, en otros (Cfb, Cfsb) no se obtuvieron tendencias tan marcadas (Figura 6-4).

Los ajustes de distribución de frecuencia se realizaron para cada clima por separado pues se plantea que su forma varía de acuerdo a las condiciones meteorológicas del lugar. Con este precedente, se compararon las curvas de distintos climas para el mismo mes y \bar{K}_t . Buscando patrones de comportamiento se compararon climas cercanos que se podrían denominar como zona del norte grande, norte chico, zona centro y zona sur; también se agrupó sólo los climas que están presentes en el borde costero (BWhn, BWn, BSn, Csb, Csb'n) y finalmente, un clima característico de cada zona climática del país (Afa: tropical; BWk: desértico; Csb: templado cálido; Cfc: templado lluvioso) (Figura 6-5).

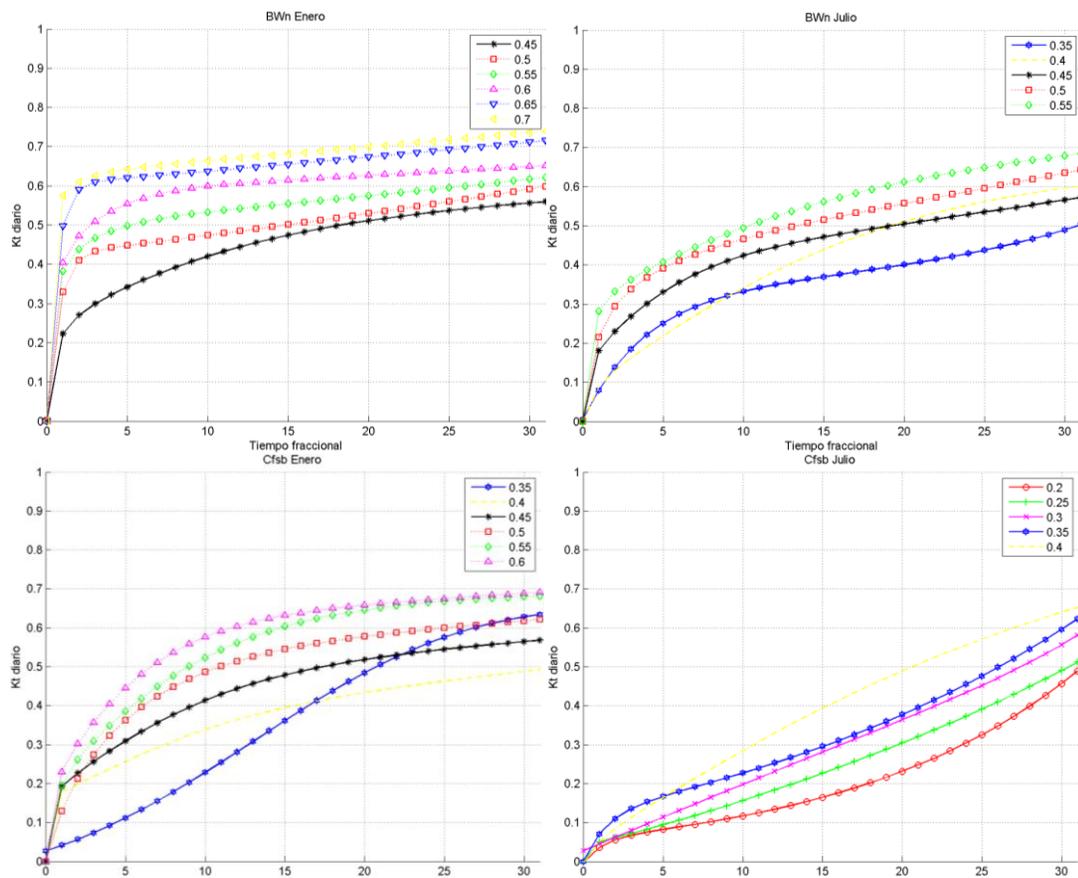


Figura 6-4 Ajustes realizados en los climas BWn y Cfsb para los meses de Enero y Julio.

Los resultados de estas comparaciones no permitieron establecer alguna regla general sobre el comportamiento de los ajustes obtenidos. Sólo se puede destacar la gran similitud en la mayoría de los casos en que se presentan distribuciones para BS_n y Cs_{bn}. Existen otros pares de climas que también presentaron similitudes, como BS_n-BS_{ks}, BW_n-BW_k, Cfb-Cfsb (que corresponden a climas contiguos), pero la frecuencia de éstas era menor que en el primer caso señalado.

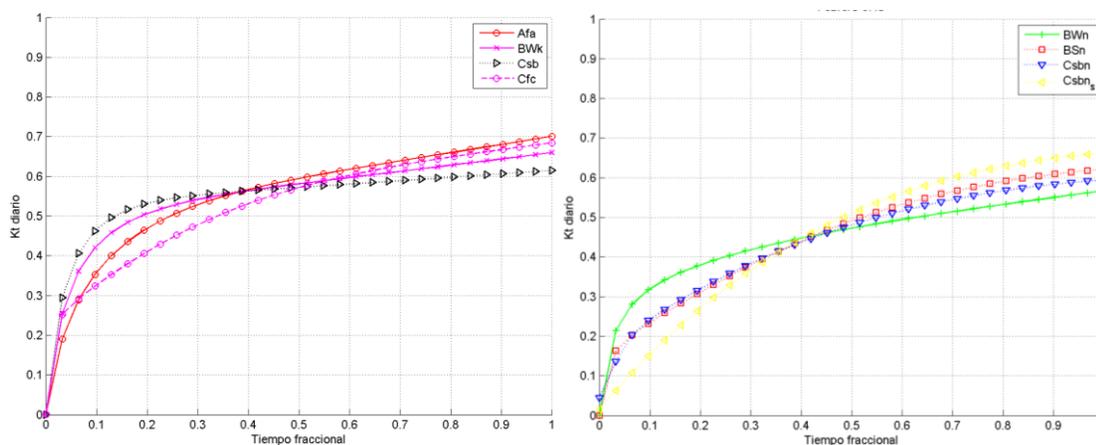


Figura 6-5 Comparaciones realizadas entre climas para el mismo mes y \bar{K}_t . A la izquierda se presentan climas característicos de diferentes zonas del país para Febrero con promedio mensual de 0,55, y a la derecha sólo climas costeros para Febrero con promedio mensual de 0,45.

Finalmente, es interesante comparar como varía la forma de los ajustes realizados para los distintos meses del año con igual \bar{K}_t , pues se cree que las curvas varían según la estación del año. Además, fue esto lo que motivó a realizar los ajustes para cada mes. De esta comparación no se aprecia un comportamiento general pero existen un número elevado de casos en que las curvas no alteran notoriamente su forma a lo largo del año.

En tales gráficas comparativas, también se incluyó la curva teórica de Bendt, pues es interesante evaluar si la formas de ésta distribución y de las calculadas, resultaban distintas. Como en la formulación original de Bendt se debe asumir un

valor de $K_{t_{max}}$ (ecuación 4.2), se seleccionó el promedio de los máximos de las distribuciones que se incluían en el grupo a graficar. De esta comparación, en los resultados donde las curvas son similares a lo largo del año, el ajuste teórico también calza con ellos.

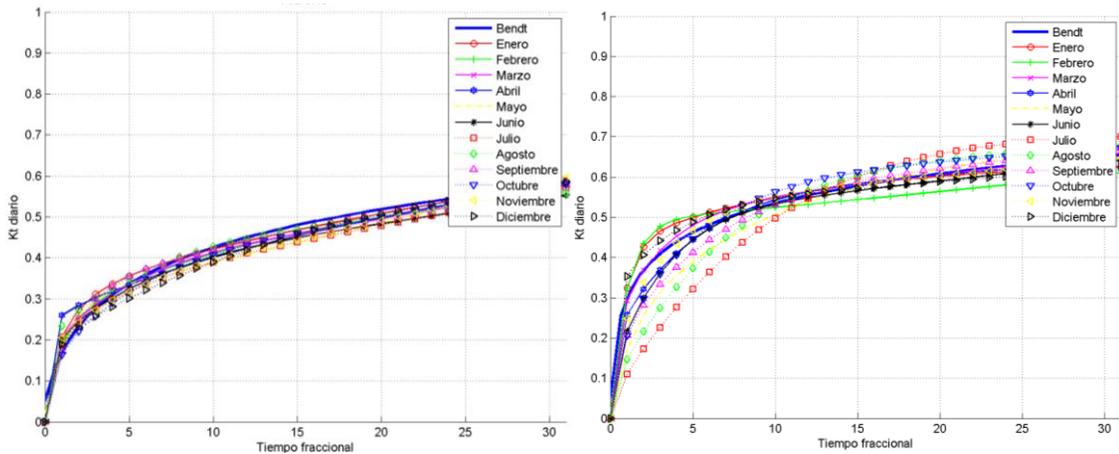


Figura 6-6 Comparación de las curvas con igual \bar{K}_t para distintos meses en los climas Afa con 0,45 (izquierda) y BSks con 0,55 (derecha).

6.3 Matrices de Transición de Markov

Para cada uno de los climas seleccionados se construyó una librería de 10 MTM, una por cada rango definido.

Para armar cada una de las matrices se seleccionó los meses que pertenecían a cada rango (Tabla 6-5). Con las cantidades registradas se puede evaluar si la elección de los límites de cada rango fue correcta, sobre todo en el primero y el último donde se agrupan una cantidad importante de valores posibles para \bar{K}_t . Observando estos resultados, se aprecia que, principalmente en los climas del sur y en Csb, existe, un elevado número de meses almacenados en el rango menor, lo que sugiere la idea de subdividir ese tramo sobre todo para lugares donde se conoce que los días nublados son más frecuentes.

Respecto a la frecuencia para el intervalo de valores mayores no se aprecia en ningún clima un número excesivo de meses reunidos.

Más allá de evaluar los rangos que abarcan más valores, también se podría subdividir rangos intermedios si se considera necesario. En este trabajo, esta idea se podría aplicar en varios climas (BWk, Csb, Csbn) donde éstos almacenan una gran cantidad de meses.

Para definir los intervalos de cada rango, se busca el K_t mayor y menor para cada rango del clima (Tabla 6-6). Si se observan valores repetidos para matrices consecutivas en este caso, se deben a que los rangos que no registraron valores, la MTM que se les asignó fue la más cercana, con sus respectivos límites de intervalos.

Además, es interesante destacar que los máximos de mayor valor no se presentan necesariamente en el rango para valores de \bar{K}_t más elevados, explicitando que las curvas de distribución acumulada que representarían a esos valores probablemente se cruzarán para K_t cercanos a uno.

Tabla 6-5 Número de meses ingresados a cada rango de las MTM para cada clima.

	0,0 < \bar{K}_t ≤ 0,3	0,3 < \bar{K}_t ≤ 0,35	0,35 < \bar{K}_t ≤ 0,4	0,4 < \bar{K}_t ≤ 0,45	0,45 < \bar{K}_t ≤ 0,5	0,5 < \bar{K}_t ≤ 0,55	0,55 < \bar{K}_t ≤ 0,6	0,6 < \bar{K}_t ≤ 0,65	0,65 < \bar{K}_t ≤ 0,7	0,7 < \bar{K}_t < 1,0
Afa	0	5	21	65	25	7	4	1	0	0
BWhn	0	0	0	0	16	46	44	76	60	7
BWn	0	2	8	57	63	57	14	0	0	0
BWk	0	0	0	0	0	2	37	285	168	38
BWh	1	8	13	35	98	153	69	9	0	0
ETH[w]	0	3	13	12	24	30	56	107	49	5
BSn	18	21	64	80	52	28	6	0	0	0
BSks	0	1	8	13	32	49	68	47	3	0
BSk's	0	0	0	1	3	13	10	20	43	4
Csbn	16	51	114	136	111	71	6	0	0	0
Csbn's	4	7	11	13	20	22	17	0	0	0
Csb	87	69	79	88	111	108	72	6	0	0
Cfsb	66	65	56	64	42	27	19	2	0	0
Cfb	101	66	58	54	21	7	1	0	0	0
Cfc	66	110	154	114	102	48	7	0	0	0

Con los meses asignados a cada rango, junto a los máximos y mínimos, mediante los cuales se determinan los límites de los 10 intervalos, se obtuvieron las MTM para cada clima (desde la Tabla 6-7 a la Tabla 6-16). En ellas se pueden apreciar, entre otras cosas, la corrección de determinadas filas, como se mencionó en la metodología, las cuales tienen una probabilidad de 0,1 en todas las columnas.

Tabla 6-6 Máximos y mínimos para cada rango de las MTM obtenidas para BWn.

	0,0 < $\bar{K}_t \leq$ 0,3	0,3 < $\bar{K}_t \leq$ 0,35	0,35 < $\bar{K}_t \leq$ 0,4	0,4 < $\bar{K}_t \leq$ 0,45	0,45 < $\bar{K}_t \leq$ 0,5	0,5 < $\bar{K}_t \leq$ 0,55	0,55 < $\bar{K}_t \leq$ 0,6	0,6 < $\bar{K}_t \leq$ 0,65	0,65 < $\bar{K}_t \leq$ 0,7	0,7 < $\bar{K}_t <$ 1,0
$K_{t \min}$	0,02	0,02	0,06	0,07	0,1	0,14	0,16	0,24	0,34	0,47
$K_{t \max}$	0,5	0,5	0,63	0,7	0,84	0,75	0,77	0,79	0,78	0,78

Tabla 6-7 MTM para el rango $0 < \bar{K}_t \leq 0,3$ en el clima BWn.

0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	1,000	0,000
0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,500	0,000	0,500	0,000
0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	1,000
0,100	0,100	0,100	0,100	0,100	0,100	0,100	0,100	0,100	0,100
0,000	0,000	0,000	0,000	0,500	0,000	0,500	0,000	0,000	0,000
0,000	0,143	0,000	0,000	0,000	0,000	0,286	0,286	0,286	0,000
0,000	0,167	0,000	0,000	0,083	0,083	0,083	0,333	0,083	0,167
0,077	0,000	0,000	0,000	0,077	0,077	0,154	0,154	0,385	0,077
0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,267	0,133	0,267	0,333	0,000
0,000	0,000	0,200	0,000	0,000	0,000	0,200	0,200	0,200	0,200

Tabla 6-8 MTM para el rango $0,3 < \bar{K}_t \leq 0,35$ en el clima BWn.

0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	1,000	0,000
0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,500	0,000	0,500	0,000
0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	1,000
0,100	0,100	0,100	0,100	0,100	0,100	0,100	0,100	0,100	0,100
0,000	0,000	0,000	0,000	0,500	0,000	0,500	0,000	0,000	0,000
0,000	0,143	0,000	0,000	0,000	0,000	0,286	0,286	0,286	0,000
0,000	0,167	0,000	0,000	0,083	0,083	0,083	0,333	0,083	0,167
0,077	0,000	0,000	0,000	0,077	0,077	0,154	0,154	0,385	0,077
0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,267	0,133	0,267	0,333	0,000
0,000	0,000	0,200	0,000	0,000	0,000	0,200	0,200	0,200	0,200

Tabla 6-9 MTM para el rango $0,35 < \bar{K}_t \leq 0,4$ en el clima BWn.

0,000	0,000	0,333	0,000	0,333	0,000	0,333	0,000	0,000	0,000
0,000	0,111	0,000	0,000	0,111	0,444	0,111	0,222	0,000	0,000
0,100	0,000	0,000	0,100	0,300	0,100	0,300	0,100	0,000	0,000
0,111	0,056	0,000	0,056	0,333	0,167	0,056	0,111	0,056	0,056
0,000	0,097	0,065	0,097	0,194	0,161	0,161	0,161	0,065	0,000
0,020	0,041	0,020	0,163	0,122	0,245	0,163	0,184	0,041	0,000
0,000	0,000	0,085	0,021	0,149	0,170	0,404	0,149	0,021	0,000
0,000	0,000	0,025	0,050	0,050	0,275	0,200	0,200	0,175	0,025
0,000	0,000	0,000	0,158	0,053	0,158	0,000	0,316	0,263	0,053
0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,333	0,333	0,333	0,000

Tabla 6-10 MTM para el rango $0,4 < \bar{K}_t \leq 0,45$ en el clima BWn.

0,000	0,125	0,250	0,000	0,000	0,125	0,250	0,250	0,000	0,000
0,000	0,146	0,083	0,104	0,063	0,208	0,167	0,229	0,000	0,000
0,020	0,040	0,100	0,150	0,120	0,160	0,300	0,110	0,000	0,000
0,007	0,057	0,093	0,200	0,100	0,136	0,229	0,164	0,014	0,000
0,006	0,040	0,075	0,103	0,103	0,178	0,282	0,190	0,017	0,006
0,007	0,037	0,063	0,093	0,123	0,228	0,257	0,172	0,015	0,004
0,002	0,015	0,047	0,066	0,114	0,195	0,340	0,195	0,025	0,002
0,000	0,017	0,045	0,056	0,070	0,117	0,310	0,349	0,036	0,000
0,000	0,024	0,024	0,048	0,095	0,095	0,214	0,262	0,238	0,000
0,000	0,000	0,000	0,500	0,000	0,000	0,250	0,000	0,000	0,250

Tabla 6-11 MTM para el rango $0,45 < \bar{K}_t \leq 0,5$ en el clima BWn.

0,077	0,077	0,000	0,000	0,077	0,385	0,385	0,000	0,000	0,000
0,022	0,043	0,130	0,174	0,174	0,239	0,217	0,000	0,000	0,000
0,028	0,037	0,074	0,176	0,269	0,278	0,102	0,028	0,009	0,000
0,016	0,022	0,099	0,115	0,225	0,330	0,170	0,022	0,000	0,000
0,003	0,037	0,083	0,126	0,186	0,398	0,155	0,011	0,000	0,000
0,001	0,020	0,038	0,078	0,174	0,460	0,225	0,003	0,001	0,000
0,004	0,013	0,027	0,063	0,161	0,353	0,362	0,013	0,002	0,002
0,000	0,000	0,125	0,208	0,083	0,208	0,208	0,167	0,000	0,000
0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,500	0,500	0,000	0,000	0,000
0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	1,000	0,000	0,000	0,000	0,000

Tabla 6-12 MTM para el rango $0,5 < \bar{K}_t \leq 0,55$ en el clima BWn.

0,000	0,000	0,143	0,000	0,143	0,000	0,286	0,429	0,000	0,000
0,000	0,034	0,034	0,103	0,138	0,103	0,172	0,207	0,138	0,069
0,000	0,071	0,000	0,107	0,071	0,179	0,250	0,179	0,143	0,000
0,000	0,043	0,022	0,108	0,075	0,183	0,290	0,151	0,108	0,022
0,006	0,006	0,013	0,064	0,160	0,186	0,282	0,167	0,103	0,013
0,003	0,020	0,009	0,040	0,117	0,209	0,444	0,117	0,032	0,009
0,001	0,003	0,009	0,027	0,044	0,164	0,491	0,209	0,051	0,001
0,004	0,013	0,007	0,032	0,041	0,106	0,310	0,395	0,089	0,004
0,010	0,016	0,026	0,079	0,058	0,089	0,168	0,272	0,246	0,037
0,000	0,043	0,043	0,043	0,043	0,000	0,217	0,217	0,217	0,174

Tabla 6-13 MTM para el rango $0,55 < \bar{K}_t \leq 0,6$ en el clima BWn.

0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,500	0,250	0,250	0,000	0,000
0,000	0,000	0,143	0,000	0,000	0,143	0,429	0,143	0,143	0,000
0,063	0,000	0,063	0,000	0,063	0,000	0,188	0,375	0,125	0,125
0,080	0,000	0,000	0,040	0,120	0,160	0,080	0,160	0,320	0,040
0,000	0,083	0,028	0,083	0,028	0,194	0,167	0,167	0,250	0,000
0,000	0,000	0,029	0,019	0,048	0,173	0,298	0,221	0,212	0,000
0,000	0,003	0,007	0,026	0,026	0,085	0,495	0,270	0,072	0,016
0,003	0,003	0,010	0,007	0,028	0,108	0,295	0,375	0,167	0,003
0,000	0,010	0,025	0,041	0,036	0,081	0,142	0,234	0,396	0,036
0,000	0,000	0,067	0,000	0,067	0,067	0,000	0,333	0,400	0,067

Tabla 6-14 MTM para el rango $0,6 < \bar{K}_t \leq 0,65$ en el clima BWn.

0,000	0,000	0,500	0,000	0,000	0,000	0,500	0,000	0,000	0,000
0,000	0,100	0,000	0,000	0,100	0,100	0,200	0,200	0,300	0,000
0,056	0,000	0,056	0,056	0,167	0,056	0,222	0,111	0,222	0,056
0,000	0,000	0,067	0,000	0,033	0,133	0,167	0,467	0,100	0,033
0,000	0,058	0,019	0,058	0,038	0,154	0,288	0,250	0,115	0,019
0,000	0,011	0,033	0,033	0,011	0,109	0,326	0,293	0,163	0,022
0,000	0,009	0,009	0,041	0,073	0,101	0,243	0,417	0,096	0,009
0,002	0,006	0,009	0,013	0,020	0,057	0,151	0,561	0,180	0,002
0,000	0,004	0,007	0,018	0,029	0,059	0,107	0,335	0,415	0,026
0,000	0,000	0,000	0,000	0,063	0,000	0,125	0,438	0,313	0,063

Tabla 6-15 MTM para el rango $0,65 < \bar{K}_t \leq 0,7$ en el clima BWn.

0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	1,000	0,000	0,000
0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	1,000	0,000	0,000
0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,400	0,200	0,400
0,000	0,000	0,000	0,000	0,143	0,000	0,429	0,143	0,286	0,000
0,000	0,000	0,000	0,043	0,043	0,000	0,087	0,609	0,174	0,043
0,000	0,000	0,000	0,000	0,094	0,094	0,125	0,406	0,063	0,219
0,000	0,000	0,037	0,025	0,049	0,074	0,198	0,321	0,272	0,025
0,000	0,000	0,005	0,014	0,033	0,043	0,142	0,445	0,284	0,033
0,000	0,005	0,005	0,000	0,030	0,050	0,090	0,281	0,462	0,075
0,000	0,000	0,000	0,022	0,043	0,109	0,109	0,130	0,348	0,239

Tabla 6-16 MTM para el rango $0,7 < \bar{K}_t < 1$ en el clima BWn.

0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	1,000	0,000	0,000	0,000	0,000
0,100	0,100	0,100	0,100	0,100	0,100	0,100	0,100	0,100	0,100
0,100	0,100	0,100	0,100	0,100	0,100	0,100	0,100	0,100	0,100
0,100	0,100	0,100	0,100	0,100	0,100	0,100	0,100	0,100	0,100
0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,333	0,333	0,333	0,000
0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	1,000	0,000
0,500	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,500
0,000	0,000	0,000	0,000	0,250	0,000	0,250	0,000	0,250	0,250
0,000	0,000	0,000	0,000	0,100	0,100	0,000	0,300	0,300	0,200
0,000	0,000	0,000	0,000	0,111	0,000	0,000	0,000	0,333	0,556

Otra forma de representar las MTM obtenidas es graficar sus probabilidades acumuladas en estado estacionario para comparar las formas de los resultados obtenidos (Figura 6-7). Este formato corresponde a la multiplicación de la matriz por si misma hasta que los valores de cada columna convergen a un valor fijo e igual para todas las filas.

Además, estos resultados también son una representación análoga a las curvas de Bendt construidas para el modelo anterior, pero tienen los ejes coordenados trocados, considerando que el tiempo fraccional, considerado en el algoritmo anterior, corresponde a la probabilidad de ocurrencia en este caso.

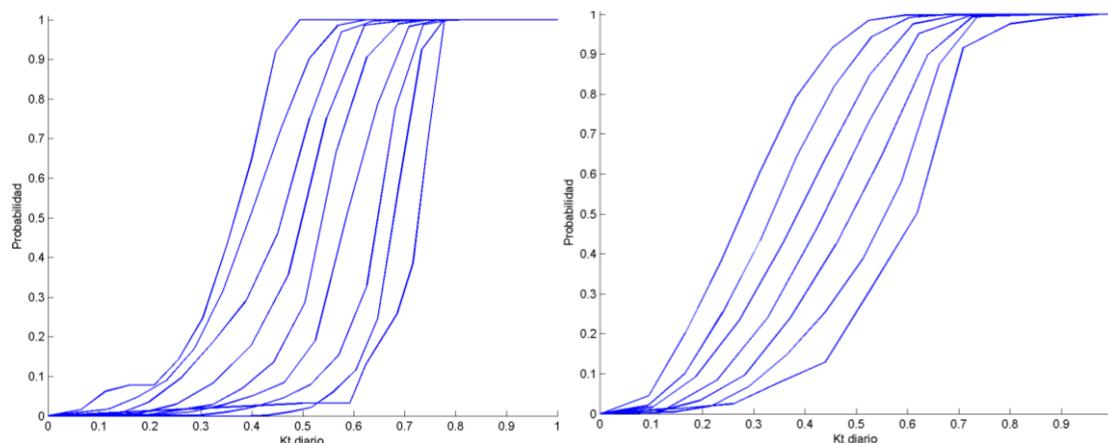


Figura 6-7 Estado estacionario de las MTM obtenidas para el clima BWn (izquierda) y Cfc (derecha). De izquierda a derecha representan los rangos del segundo al séptimo para el primero, y del primero al séptimo para el segundo.

6.4 Validación

Para validar los resultados de los métodos de generación de series artificiales desarrollados en esta tesis se introdujeron a los algoritmos los promedios mensuales de series provenientes de otras fuentes, en formato horario. Con ellos se obtuvieron resultados y luego se compararon con las series originales a través de los totales diarios.

Para evaluar la similitud entre las curvas, se aplicó el test de contrastación de hipótesis KSI y se compararon los resultados del dimensionamiento de un panel fotovoltaico con almacenamiento.

Se utilizaron dos fuentes externas en este apartado. Una de ellas se obtuvo de los archivos climatológicos construidos para el programa *EnergyPlus* y posee 5 localidades de Chile (Antofagasta, Isla de Pascua, Santiago, Concepción, Punta Arenas). Ellos están en formato EPW (*Energy Plus Weather format*), sigla con la cual se les identifica en este trabajo, y fueron obtenidos desde la página web del Departamento de Energía de Estados Unidos donde existe información reunida para ciertas ciudades en cada una de las regiones de la *World Meteorological*

Organization (WMO). Esta base de datos reúne información de 20 diferentes fuentes climatológicas para todo el mundo. En el caso de Chile, los datos provienen de *IWEC* (*International Weather for Energy Calculations*), que son el resultado de un proyecto de la ASHRAE para generar archivos climatológicos típicos en sitios fuera de Estados Unidos y Canadá con el fin de ser utilizados en programas de simulación de energía en edificios. La información se obtuvo a partir de 18 años de datos horarios climatológicos DATSAV3 almacenados por la *U. S. National Climatic Data Center*. La información solar en base horaria contenida en ellos fue estimada a partir de consideraciones geométricas y elementos climatológicos, sobre todo de las nubes (EERE, 2002).

La otra fuente utilizada en esta sección del trabajo son series medidas en terreno para dos lugares específicos (Pudahuel y MET), con un piranómetro para el caso de los datos de la Dirección Meteorológica de Chile y con un *Rotating Shadow Band Radiometer* (RSBR), ambos bien mantenidos. La información está en formato horario y contienen un año registrado (Tabla 6-17).

Tabla 6-17 Ubicación geográfica de las series utilizadas para la validación de los modelos.

Lugar	Fuente	Latitud (°)	Longitud (°)	Altitud (m)	Clima	Años registrados
Antofagasta	EPW	-23,43	-70,43	120	BWn	1982-1999
Isla de Pascua	EPW	-27,15	-109,42	47	Afa	1986-1992
Santiago	EPW	-33,38	-70,78	476	Csb	1985-1998
Concepción	EPW	-36,77	-73,05	16	Csbn's	1982-1999
Punta Arenas	EPW	-53	-70,85	37	Cfc	1987-1998
MET	Medición	-22,93	-69,1	2143	BWk	2009
Pudahuel	DMC	-33,38	-70,78	475	Csb	2004

La limitada cantidad de series para validar se debe a la poca información del recurso solar existente en el país.

A continuación se presentan gráficamente las series provenientes de otras fuentes y las obtenidas con los algoritmos desarrollados para cada lugar incluido en la

validación (Tabla 6-17). Si bien ambos modelos de generación de series artificiales trabajan con índices de claridad, los gráficos de las series anuales obtenidas se presentan en irradiación solar total diaria para una mejor comprensión. Además, se presentan en tablas los \bar{K}_t ingresados a los algoritmos junto a los obtenidos luego de aplicar las metodologías aquí desarrolladas.

a) Antofagasta

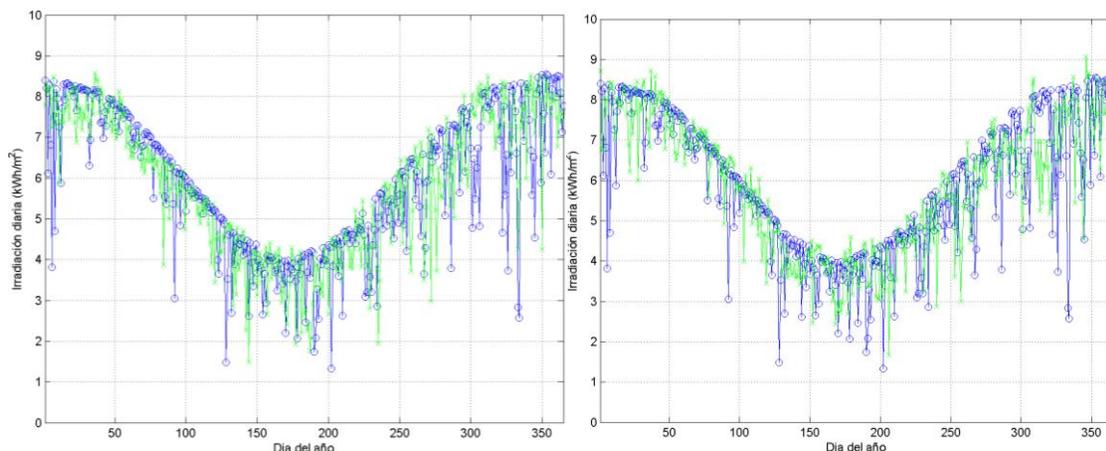


Figura 6-8 Las series artificiales en este caso se ajustan a los niveles de irradiación solar diaria de la serie externa. En la imagen, a la izquierda se ubica el resultado con el modelo de las curvas de Bendt y a la derecha el modelo con MTM. Los valores azules corresponden a la serie externa y los verdes a las generadas artificialmente.

Tabla 6-18 Los promedios mensuales en el caso de las series MTM se acercan bastante a la serie externa, mientras la serie generada mediante curvas de Bendt, sobre todo en los meses de invierno presenta valores menores. La gran diferencia en Noviembre para la serie Bendt se debe a que no existe ajuste para ese promedio.

Mes	EPW	Bendt	MTM
Enero	0,65	0,65	0,66
Febrero	0,69	0,69	0,68
Marzo	0,68	0,64	0,68
Abril	0,66	0,64	0,66
Mayo	0,60	0,59	0,59
Junio	0,58	0,49	0,57
Julio	0,57	0,55	0,57
Agosto	0,60	0,59	0,61
Septiembre	0,61	0,60	0,60
Octubre	0,62	0,61	0,62
Noviembre	0,60	0,65	0,61
Diciembre	0,64	0,65	0,63

b) MET

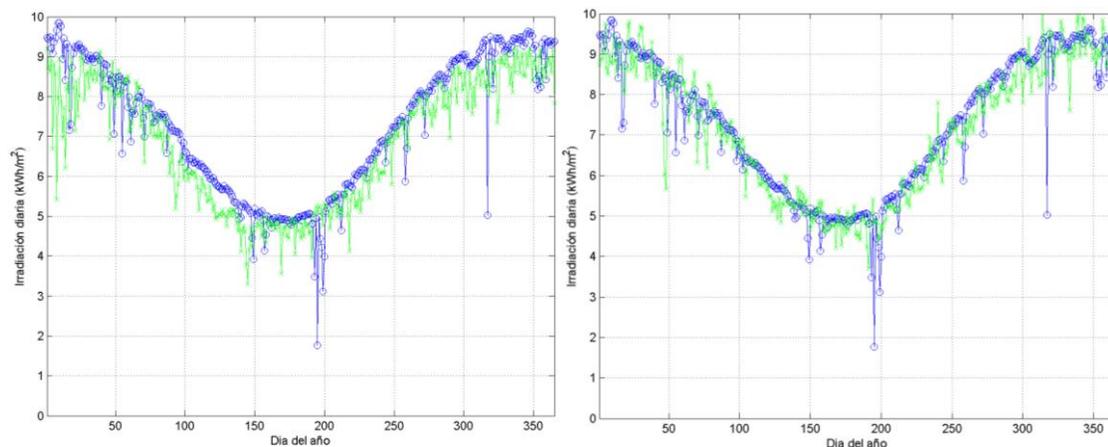


Figura 6-9 Las series obtenidas presentan una tendencia menor a la serie externa. En el caso de la generada por MTM se observan días con niveles superiores a 10 kWh/m^2 que no se presentan en la serie original.

Tabla 6-19 Los promedios mensuales de las series generadas son siempre menores a los de la serie original. Las mayores diferencias se presentan para Agosto, Septiembre y Octubre.

Mes	EPW	Bendt	MTM
Enero	0,78	0,69	0,76
Febrero	0,76	0,75	0,75
Marzo	0,76	0,73	0,76
Abril	0,77	0,7	0,76
Mayo	0,77	0,68	0,76
Junio	0,78	0,74	0,77
Julio	0,73	0,76	0,74
Agosto	0,8	0,73	0,77
Septiembre	0,8	0,78	0,77
Octubre	0,81	0,75	0,77
Noviembre	0,78	0,73	0,77
Diciembre	0,78	0,74	0,77

c) Concepción

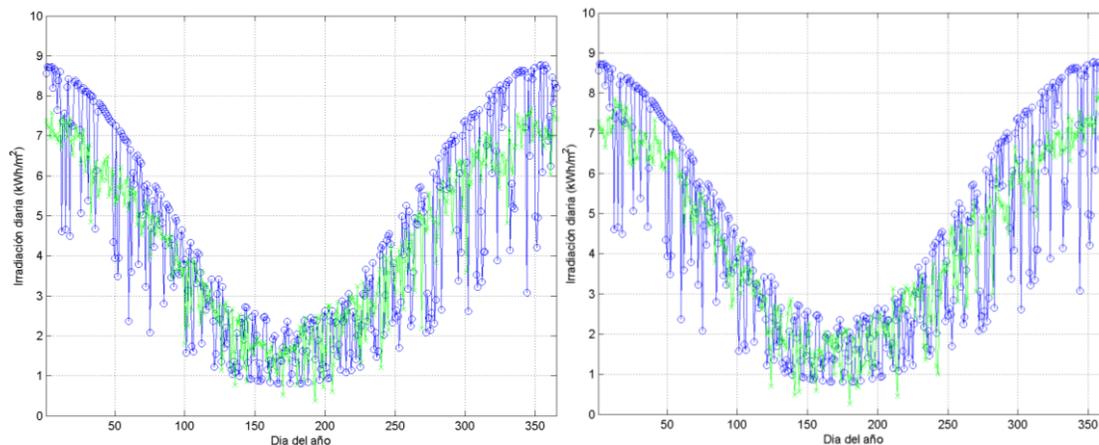


Figura 6-10 Los valores de las series generadas presentan un rango de variación de los totales diarios de irradiación menor a la serie externa. Esto evita que se alcancen tanto los niveles máximos como mínimos de irradiación.

Tabla 6-20 Los \bar{K}_t obtenidos con series sintéticas son bastante similares salvo en los meses de Enero y Febrero donde son notoriamente menores a la serie de datos externa.

Mes	EPW	Bendt	MTM
Enero	0,64	0,58	0,59
Febrero	0,63	0,54	0,6
Marzo	0,56	0,55	0,56
Abril	0,51	0,49	0,51
Mayo	0,39	0,41	0,38
Junio	0,37	0,36	0,37
Julio	0,4	0,42	0,4
Agosto	0,43	0,44	0,43
Septiembre	0,5	0,5	0,5
Octubre	0,54	0,54	0,53
Noviembre	0,56	0,55	0,55
Diciembre	0,61	0,58	0,59

d) Santiago

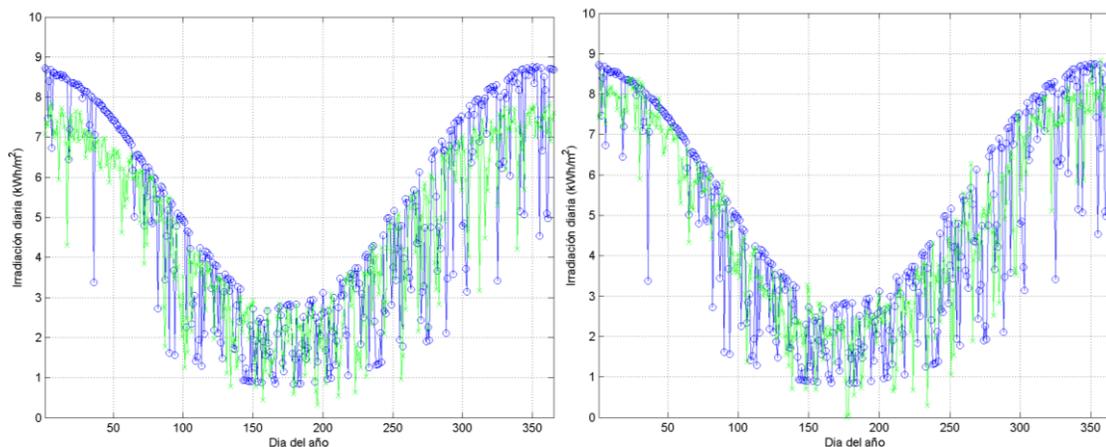


Figura 6-11 Los resultados de irradiación total diaria presentan rangos de variación similares a la serie original sobre todo en el período invernal.

Tabla 6-21 Los promedios de los meses de verano resultan menores, con grandes diferencias para la serie construida con curvas de Bendt.

Mes	EPW	Bendt	MTM
Enero	0,69	0,59	0,65
Febrero	0,67	0,59	0,65
Marzo	0,61	0,59	0,61
Abril	0,52	0,48	0,52
Mayo	0,45	0,46	0,44
Junio	0,41	0,4	0,4
Julio	0,41	0,38	0,42
Agosto	0,46	0,46	0,45
Septiembre	0,49	0,5	0,49
Octubre	0,53	0,55	0,52
Noviembre	0,64	0,58	0,63
Diciembre	0,64	0,59	0,63

e) Pudahuel

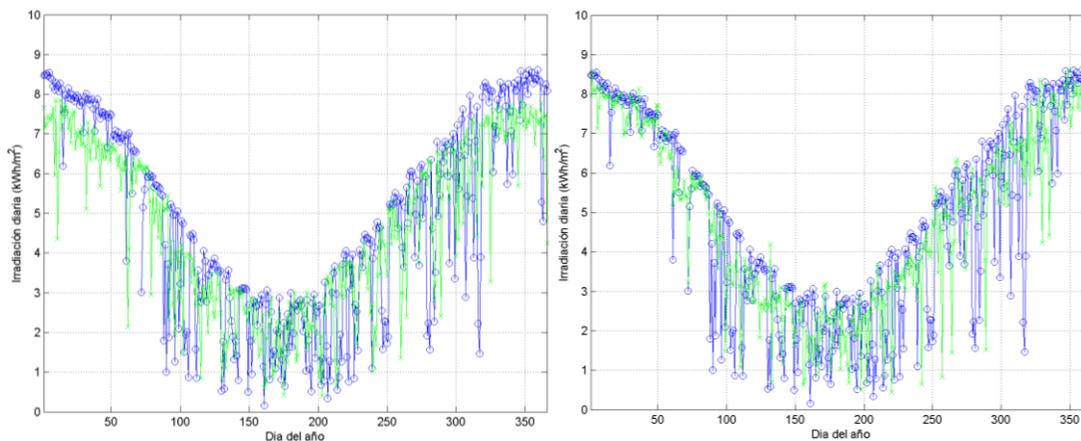


Figura 6-12 Las series artificiales representan con alta certeza las baja variabilidad de los totales diarios de irradiación en los meses de verano y el comportamiento contrario en resto del año.

Tabla 6-22 Mientras los promedios obtenidos con los resultados de las MTM, los valores de Bendt son en general menores, sobre todo en los meses de verano.

Mes	EPW	Bendt	MTM
Enero	0,67	0,59	0,65
Febrero	0,67	0,59	0,65
Marzo	0,58	0,59	0,59
Abril	0,47	0,45	0,47
Mayo	0,47	0,46	0,47
Junio	0,43	0,4	0,43
Julio	0,43	0,45	0,42
Agosto	0,5	0,49	0,49
Septiembre	0,55	0,54	0,55
Octubre	0,53	0,54	0,54
Noviembre	0,58	0,58	0,57
Diciembre	0,64	0,59	0,64

f) Isla de Pascua

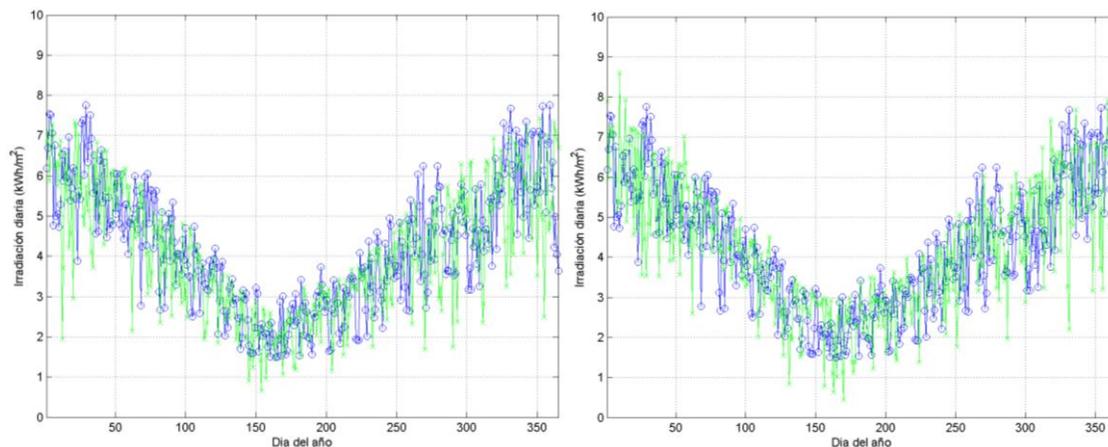


Figura 6-13 Se observan comportamientos similares entre las series generadas y la externa. Sin embargo, ambas series artificiales poseen días con valores de irradiación solar más bajos que la original pero no más altos.

Tabla 6-23 Ambas series presentan promedios muy similares a la serie original, sólo el año creado con el algoritmo de las curvas de Bendt durante los meses de verano presenta promedios menores.

Mes	EPW	Bendt	MTM
Enero	0,52	0,49	0,52
Febrero	0,49	0,5	0,5
Marzo	0,49	0,45	0,49
Abril	0,47	0,45	0,48
Mayo	0,42	0,4	0,42
Junio	0,37	0,35	0,38
Julio	0,44	0,43	0,44
Agosto	0,44	0,45	0,45
Septiembre	0,46	0,45	0,47
Octubre	0,44	0,44	0,43
Noviembre	0,47	0,44	0,47
Diciembre	0,5	0,48	0,49

g) Punta Arenas

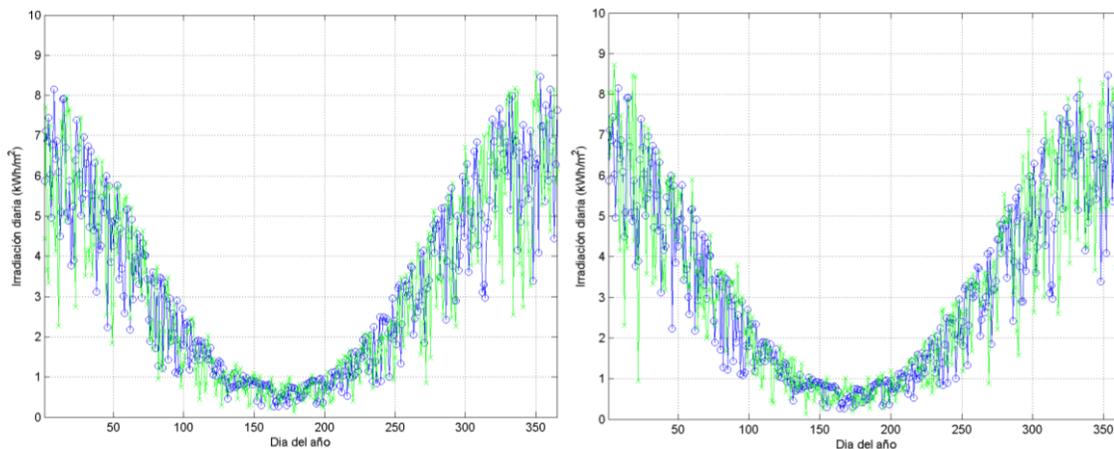


Figura 6-14 Las series generadas presentan gran similitud con la serie original para Punta Arenas.

Tabla 6-24 Los promedios generados son muy similares a los de la serie externa.

Mes	EPW	Bendt	MTM
Enero	0,52	0,49	0,52
Febrero	0,49	0,5	0,49
Marzo	0,47	0,46	0,47
Abril	0,42	0,39	0,43
Mayo	0,41	0,38	0,41
Junio	0,38	0,39	0,38
Julio	0,41	0,39	0,41
Agosto	0,45	0,43	0,46
Septiembre	0,47	0,45	0,48
Octubre	0,51	0,5	0,52
Noviembre	0,53	0,54	0,53
Diciembre	0,51	0,5	0,51

6.5 Test KSI

Para comparar cuanto se ajustan las estimaciones propuestas a las series medidas en terreno o los años típicos *IWEC* se aplica el test Kolomogorov – Smirnov Integral (Espinar *et al.*, 2009; METEOTEST, 2010), que corresponde a una variación del test estadístico no paramétrico de contrastación de hipótesis Kolmogorov – Smirnov (Massey, 1951). Este procedimiento concluye si un determinado conjunto de datos (serie estimada) distribuye de la misma manera que otro set previamente establecido (serie de datos medidos). Para esto, evalúa si la máxima distancia entre las curvas de distribución de probabilidad acumulada de ambos grupos, es menor a un cierto valor crítico obtenido de tabla, que depende de la cantidad de datos considerados y el nivel de significancia establecido (5% en este caso).

La modificación de Espinar *et al.* (2009) propone el cálculo de dos nuevos parámetros, KSI y KSI_{over} . El primero de ellos es la suma de todas las diferencias punto a punto en la curvas de FPA entre ambas distribuciones, siendo su valor igual a cero en el caso de que ambos conjuntos de datos sean idénticos. El segundo parámetro también es el resultado de una suma punto a punto entre ambas curvas pero sólo de las distancias que superan el valor crítico definido por el test. En este caso, si su valor es cero quiere decir que no hay evidencia suficiente para afirmar que ambas distribuciones difieren; por otra parte, valores positivos de este parámetro cuantifican la lejanía de ambas curvas más allá del valor crítico.

Para las series artificiales generadas en la validación, se desea conocer si su distribución es similar a los datos diarios provenientes de otras fuentes de información o no considerados en la construcción de las series.

Al comparar la similitud de las FPA, este test estadístico evalúa si se encuentran correctamente representados en la serie artificial la variabilidad de niveles de irradiación solar presentes en la serie externa.

Tabla 6-25 Resultados del test KSI para las localidades de la validación. Los valores más desfavorables se obtuvieron para Concepción y Santiago.

Lugar	Bendt		MTM	
	KSI (%)	KSI_{over} ((%))	KSI (%)	KSI_{over} (%)
Antofagasta	15,4	0	23,3	0
Isla de Pascua	27,6	0	17,8	0
Santiago	62	23	38,2	1,9
Concepción	74,1	19,2	65,8	13,1
Punta Arenas	22,9	0	19,8	0
MET	73,1	17,3	26,2	1
Pudahuel	59,4	15,3	37,2	0,1

Valores del parámetro KSI_{over} mayores a cero rechazan la posibilidad de que las series artificiales propuesta tengan la misma FPA que las series originales. Esto ocurre para Concepción, Santiago, MET y Pudahuel, en orden decreciente en cuanto a la magnitud de la diferencia con la serie original. Para todos los casos la serie obtenida con MTM posee magnitudes menores de KSI_{over} que las obtenidas por las series generadas con el algoritmo Bendt. Además, es interesante notar que en todas las comparaciones donde se refuta la proposición de que ambas distribuyen igual, existen notorias diferencias para los valores más altos de irradiación solar diaria, donde siempre la serie generada llega mas pronto a cero que la original (Tabla 6-26).

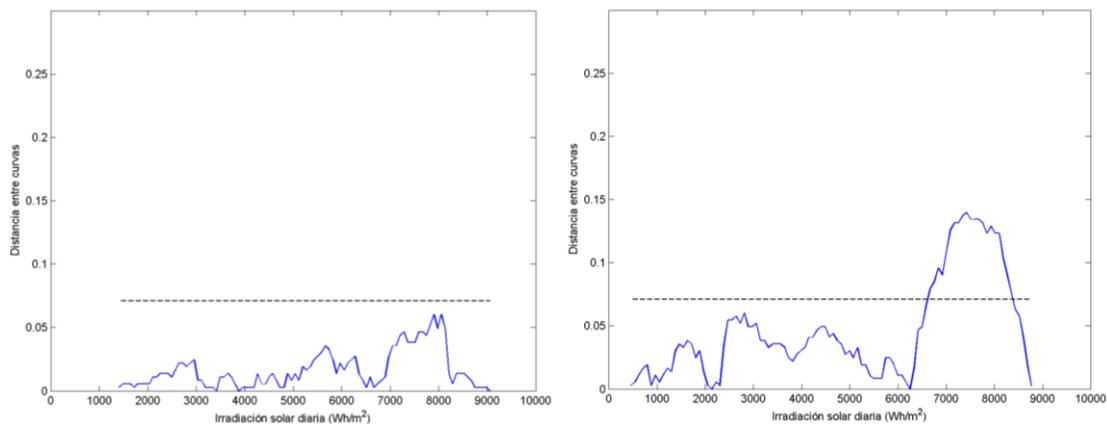
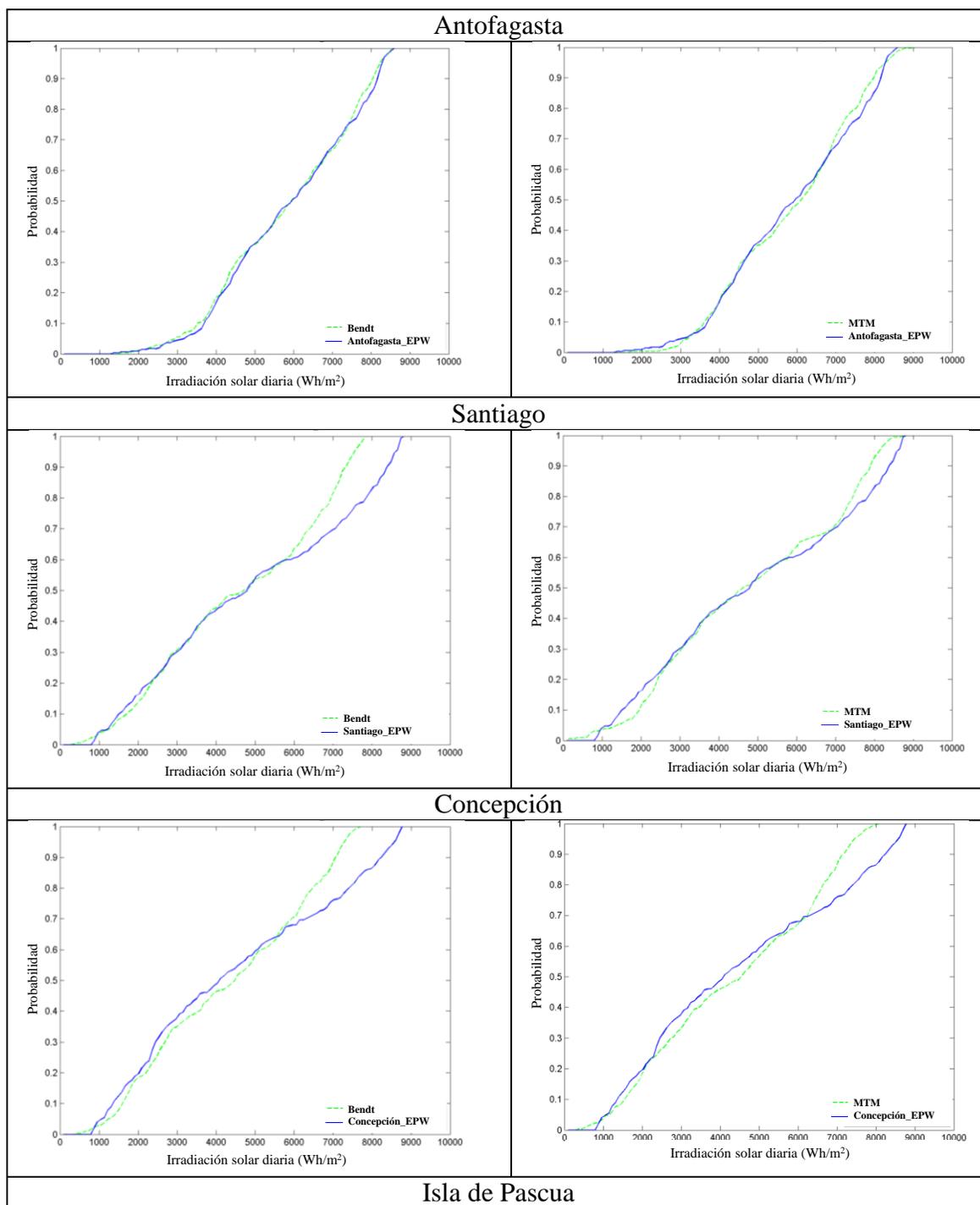
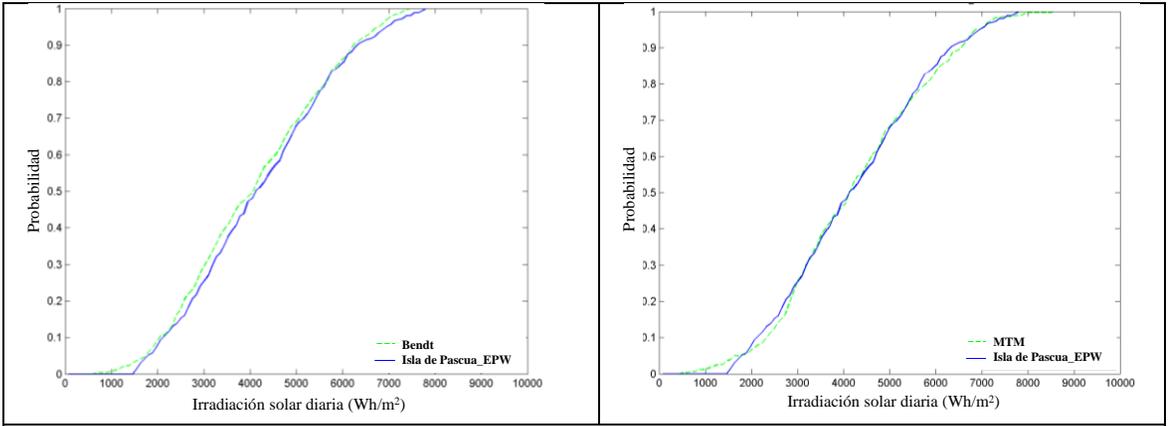


Figura 6-15 Resultados del test del parámetro KSI para los datos de Antofagasta (izquierda) y Concepción (derecha) con la serie artificial generada mediante MTM. Mientras en caso de la izquierda el test no rechaza la hipótesis de que ambas series de datos provengan de la misma distribución, en la derecha si es rechazada.

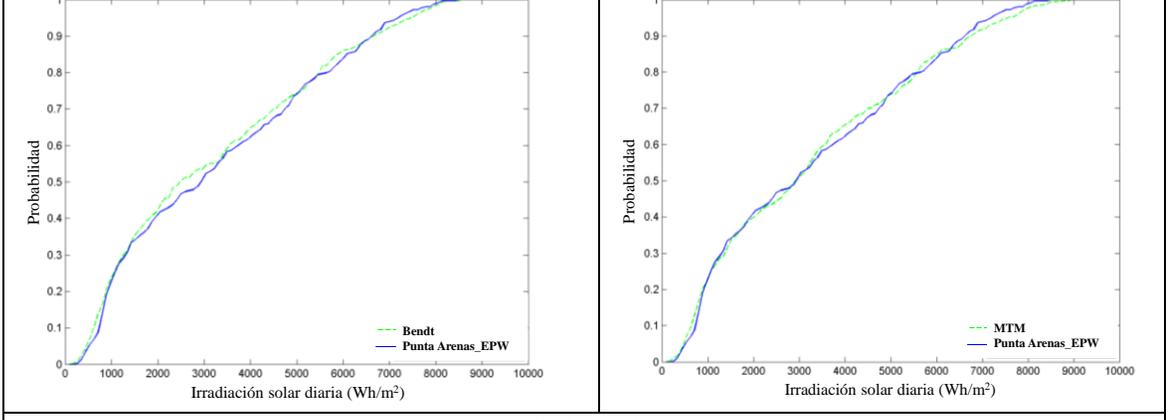
En cuanto a los resultados que no registraron distancias por sobre el valor crítico (KSI_{over} igual a cero), en la mayoría de los casos las series artificiales mediante MTM resultaron con valores menores de KSI que el algoritmo Bendt. Esto quiere decir que la distribución del primero es más parecida a la serie original. El único lugar para el que este comportamiento no se presenta es Antofagasta, donde el resultado obtenido a partir de las curvas de Bendt es más cercano a la serie externa que el correspondiente a las MTM.

Tabla 6-26 Comparación de curvas de FPA obtenidas para cada lugar incluido en la validación.

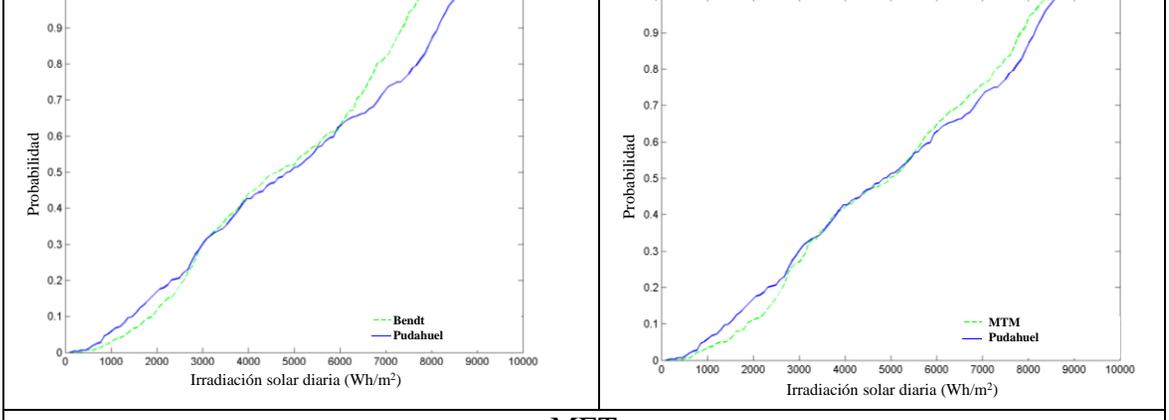




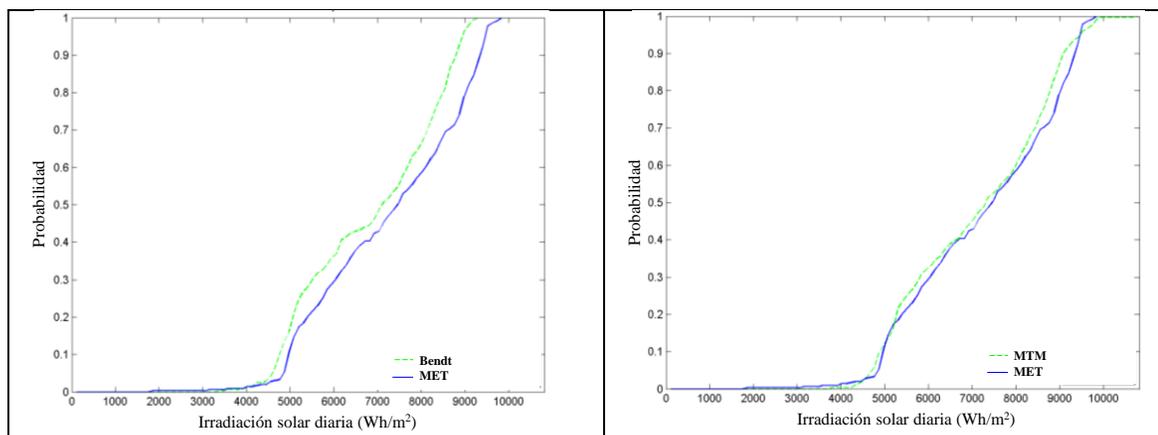
Punta Arenas



Pudahuel



MET



6.6 Dimensionamiento de sistema fotovoltaico

Otro procedimiento desarrollado para validar las series generadas, consistió en comparar los resultados obtenidos en el proceso de dimensionamiento de paneles fotovoltaicos considerando sistema de almacenamiento situados en el lugar del que provienen las series externas de datos. Es necesario recordar que uno de los objetivos propuestos a la hora de desarrollar series artificiales es que sean capaces de sustituir a un conjunto de mediciones de varios años que representen el comportamiento en el largo plazo del recurso. Por lo tanto es importante evaluar si nuestros resultados logran esto. Si bien dos de las series externas están formadas por sólo un año de medición, se incluyen de igual manera para comparar órdenes de magnitud y el comportamiento de las curvas de resultado.

El algoritmo desarrollado aquí es una variación del utilizado por Mellit *et al.* (2005) para el mismo fin y el procedimiento completo implementado se explica en Anexo D. Consiste en encontrar el tamaño necesario del arreglo de paneles fotovoltaicos para alcanzar una probabilidad de pérdida de carga (*LLP*) determinada, dada una capacidad fija de almacenamiento (C_U). La *LLP* se define como la proporción de la energía demandada a lo largo del año que no fue satisfecha por el sistema ($E_{aux\ anual}$) del panel fotovoltaico. Su expresión es:

$$LLP = \frac{E_{aux\ anual}}{L \cdot 365} \quad (6.1)$$

Donde L representa la demanda total diaria de energía al sistema, la cual se asume constante y que se requiere íntegramente durante la noche. Por otra parte, la razón de almacenamiento (C_s) es

$$C_s = \frac{C_U}{L} \quad (6.2)$$

De esta manera, se desea construir la curva C_s vs A_{pv} para un valor determinado de LLP . Para esto, se define C_s y se calcula un A_{pv} necesario para alcanzarlo. Luego se incrementa C_s en 0,1 y se repite el algoritmo hasta que el valor óptimo del área para el último C_s no difiera en más de 0,001 del calculado para el almacenamiento anterior.

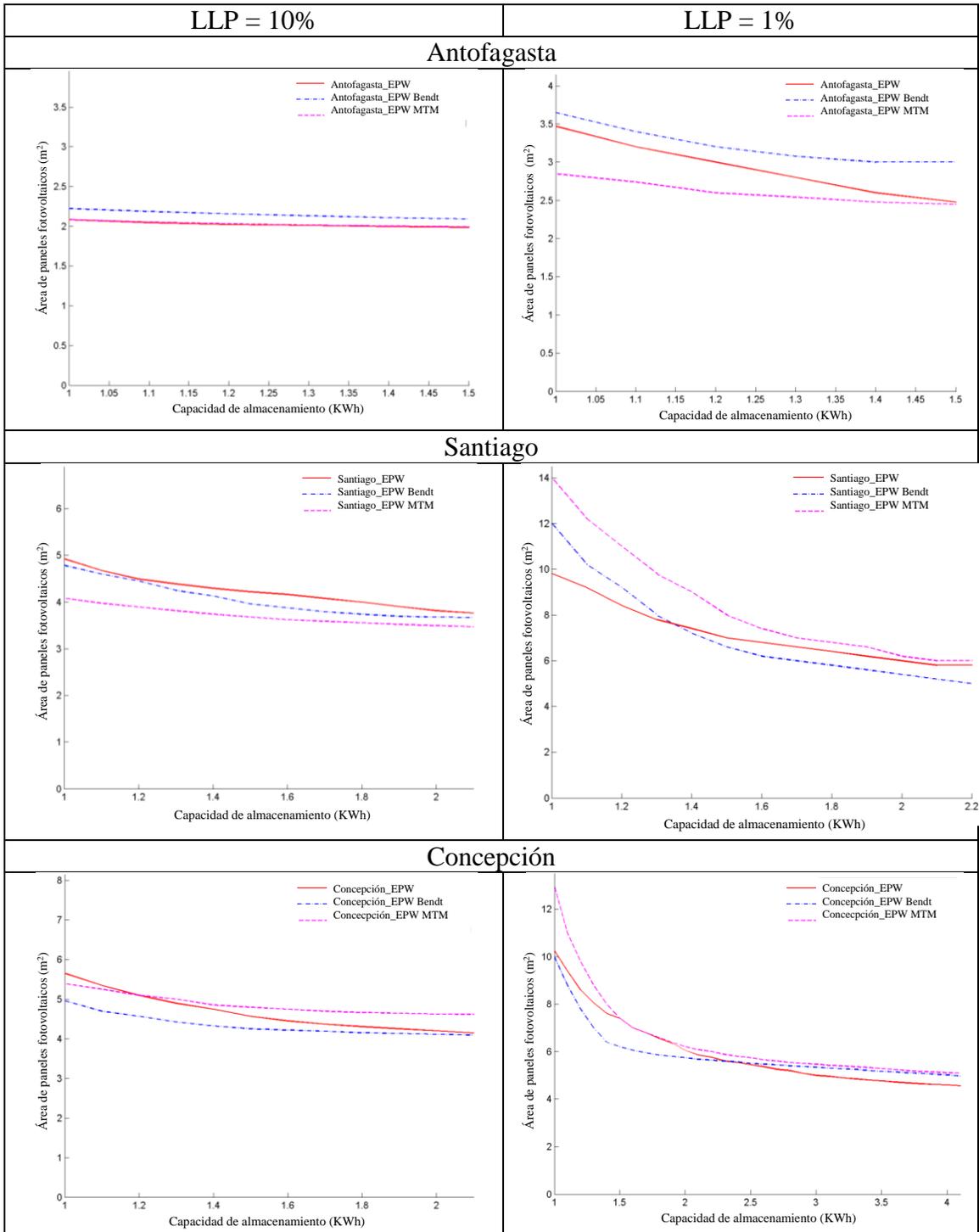
Este tipo de validación se realiza para comprobar si la serie artificial representa adecuadamente la secuencia de niveles de irradiación total diaria presente en la serie externa. Así, de los resultados obtenidos en este procedimiento se espera que las curvas del gráfico C_s vs A_{pv} de las series externas y las artificiales se comporten de la misma forma y converjan a los mismos valores.

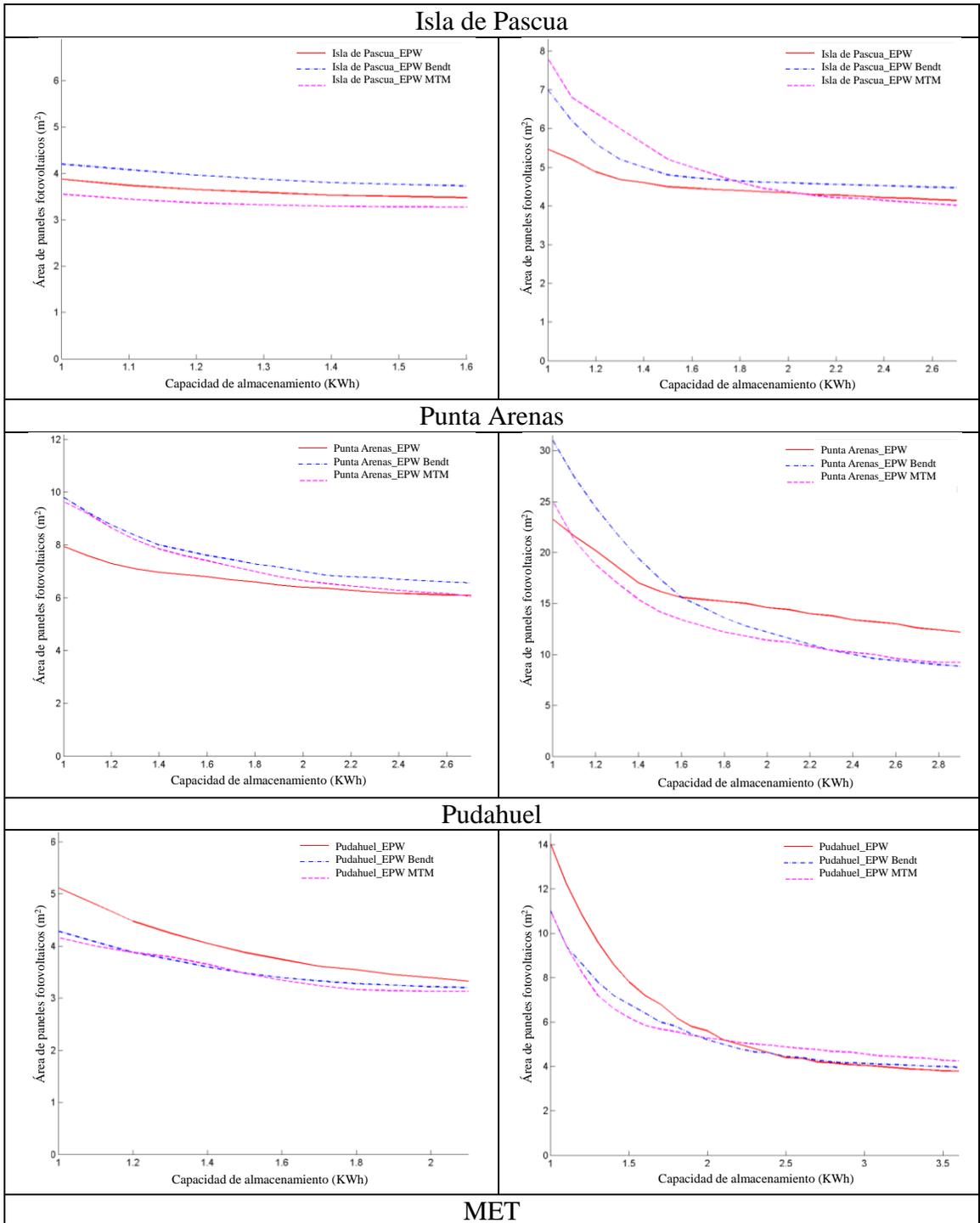
El dimensionamiento se desarrolló para dos valores de LLP (Tabla 6-27), 10 y 1%, pues para porcentajes pequeños los resultados son mas sensibles a las variaciones en los niveles de irradiación ingresados.

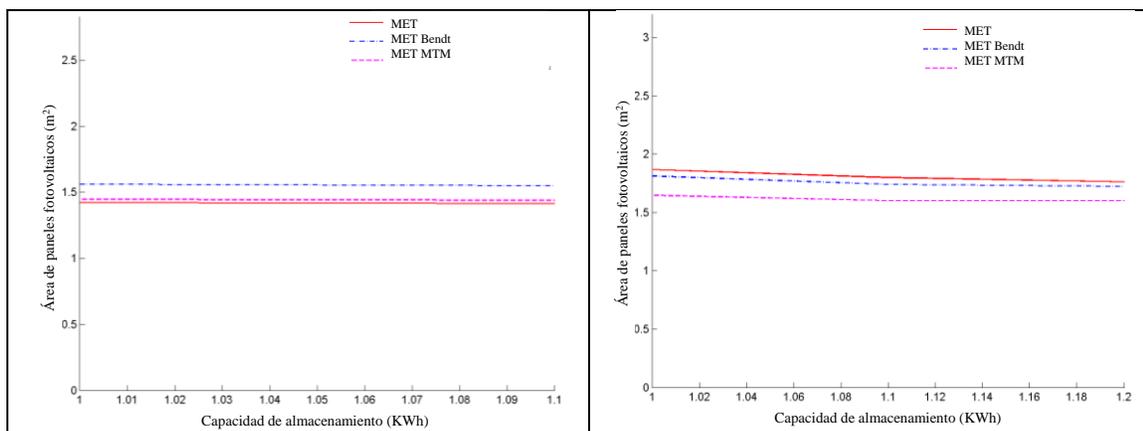
Tabla 6-27 Parámetros técnicos utilizados en las simulaciones implementadas para la validación de los resultados.

Eficiencia del panel	10 %
Demanda diaria de energía a satisfacer con el panel	1 kWh
Probabilidad de pérdida de carga a alcanzar	10 % - 1 %
Inclinación del panel	Latitud + 10°
Estado de carga inicial del almacenamiento	0 kWh

Tabla 6-28 Curvas de LLP constante, obtenidas a partir de las simulaciones desarrolladas para cada lugar incluido en la validación.







Para bajas capacidades de almacenamiento la dimensión del arreglo de paneles fotovoltaicos es definida por la cantidad de días con bajos registros de irradiación solar diaria. Esto se explica al considerar que hay menos energía disponible por día y aumenta la probabilidad de una secuencia de días cubiertos. Entonces, en las comparaciones efectuadas para el test KSI, las curvas que posean dimensiones de arreglos para los menores valores de C_U superiores al resto, sus curvas de FPA presentan valores mayores en los niveles de irradiación más pequeños.

Un resultado prácticamente horizontal (MET y Antofagasta para un LLP de 10%, entre otros) quiere decir que el recurso solar en la zona es tan abundante, que la curva de LLP constante es independiente de la capacidad de almacenamiento disponible, a partir de $C_U = 1$. Si se reitera el análisis con mayores demandas de energía, valores de LLP aún más exigentes o capacidades de almacenamiento menores, es probable que se note alguna variación en la convergencia.

Es importante destacar la similitud entre los resultados de ambas series artificiales en la mayoría de los casos, principalmente en la forma. Donde más similitudes existen entre las repuestas de ellas es en Pudahuel y Punta Arenas. El comportamiento parecido puede explicarse porque ambos modelos son construidos a partir de los mismos datos, y por lo tanto logran capturar las variables estadísticas necesarias cuando se construyen.

Para $LLP = 10\%$ todas las curvas de respuesta de los tres años introducidos poseen valores similares, salvo Pudahuel y Punta Arenas que para bajos C_U difieren claramente.

En Concepción y Antofagasta entregan los mejores resultados, ya que en ellos la respuesta a la distribución de la serie externa presenta la misma forma que las correspondientes a las artificiales. Para la serie de Pudahuel las curvas son similares pero las series artificiales subestiman siempre el tamaño del arreglo.

6.7 Generación de series artificiales para los climas trabajados

Finalmente, a partir de los datos del ANS que se poseen, para cada clima trabajado se calculó el \bar{K}_t de cada mes. Ellos se ingresaron a los algoritmos desarrollados y se obtuvieron años representativos de cada clima, expresados en K_t (Figura 6-16, Figura 6-17).

Los promedios mensuales de los resultados del modelo con curvas de Bendt son fijos, una vez determinada la curva que mas se acerca al promedio mensual ingresado (Tabla 6-29 y Anexo E). Esto ocurre porque la curva de distribución de días claros para un determinado \bar{K}_t de un mes es fija, sólo varía el orden de los días. Al estar expresados como K_t , se deben multiplicar por la irradiación extraterrestre del lugar sin medición que se desea determinar para obtener las magnitudes de irradiación diaria. Además, es importante agregar que los resultados aquí presentados corresponden a una ejecución de los modelos. Si se vuelven a ejecutar, se obtendrán valores ligeramente diferentes pero igualmente representativos.

Tabla 6-29 Comparación entre los promedios mensuales ingresados y los obtenidos para cuatro meses del año con los modelos de generación para cada uno de los climas.

Clima	Enero			Abril			Julio			Octubre		
	Input	Bendt	MTM	Input	Bendt	MTM	Input	Bendt	MTM	Input	Bendt	MTM
Afa	0,47	0,46	0,47	0,42	0,40	0,42	0,42	0,40	0,43	0,46	0,44	0,46
BWhn	0,66	0,66	0,65	0,62	0,61	0,62	0,53	0,54	0,53	0,63	0,65	0,63
BWn	0,52	0,50	0,52	0,47	0,45	0,47	0,45	0,45	0,45	0,48	0,49	0,48

BWk	0,63	0,64	0,62	0,65	0,65	0,64	0,65	0,65	0,65	0,67	0,65	0,68
BWh	0,54	0,55	0,53	0,48	0,50	0,48	0,48	0,50	0,49	0,54	0,55	0,53
ETH[w]	0,48	0,49	0,49	0,61	0,61	0,61	0,64	0,65	0,64	0,62	0,60	0,63
BSn	0,49	0,50	0,49	0,39	0,39	0,38	0,39	0,40	0,38	0,43	0,44	0,42
BSks	0,61	0,61	0,61	0,53	0,55	0,52	0,49	0,50	0,49	0,58	0,60	0,59
BSk's	0,67	0,66	0,67	0,66	0,66	0,66	0,55	0,53	0,56	0,64	0,66	0,64
Csbn	0,51	0,51	0,50	0,41	0,40	0,40	0,36	0,35	0,36	0,46	0,45	0,46
Csbn's	0,55	0,55	0,55	0,48	0,50	0,47	0,38	0,39	0,37	0,49	0,50	0,50
Csb	0,54	0,56	0,55	0,42	0,40	0,42	0,31	0,29	0,31	0,46	0,45	0,46
Cfsb	0,51	0,50	0,51	0,38	0,40	0,38	0,30	0,30	0,29	0,42	0,40	0,41
Cfb	0,42	0,39	0,43	0,35	0,34	0,34	0,27	0,26	0,27	0,36	0,34	0,36
Cfc	0,43	0,45	0,42	0,38	0,39	0,37	0,35	0,35	0,34	0,46	0,46	0,47

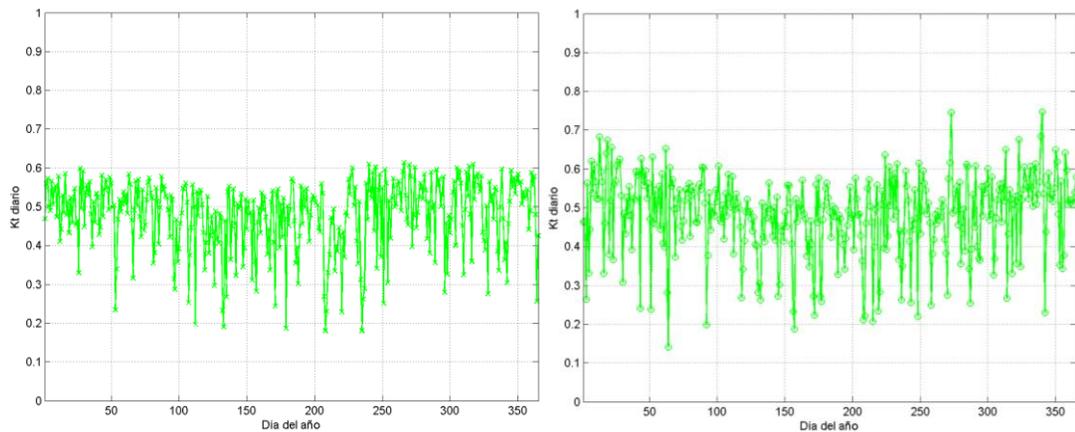


Figura 6-16 Series de \bar{K}_t generadas con modelo Bendt (izquierda) y MTM (derecha) para el clima BWn.

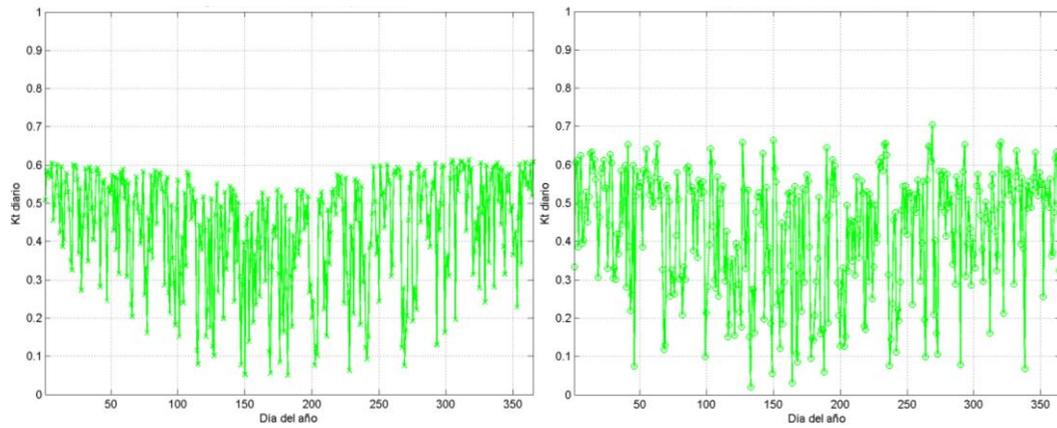


Figura 6-17 Series de \bar{K}_t generadas con modelo Bendt (izquierda) y MTM (derecha) para el clima Csb

7 CONCLUSIONES

El actual escenario energético mundial, en el cual existe una gran demanda por combustibles fósiles, propone importantes desafíos para el futuro. Urge la necesidad de buscar nuevas fuentes de energía, siendo las de tipo renovables una conveniente alternativa para contribuir con este objetivo.

En este contexto Chile no es la excepción, por lo que es necesario destinar esfuerzos en estudiar los recursos energéticos renovables del país y definir su potencial. La energía solar es parte de estas opciones y despierta gran interés, sobre todo en el norte del país (Loster, 2006; Ortega et al., 2008). Al respecto, Chile no cuenta con una base de datos confiable ni de una cobertura adecuada, existiendo muchos lugares en el país donde no se conoce cuanta energía solar está disponible. Por lo tanto, para avanzar en la materia es fundamental buscar alternativas para cuantificar el recurso, lo que permitirá desarrollar proyectos de inversión a largo plazo.

Esta investigación propone dos metodologías basadas en la estadística para construir modelos que generan series artificiales de datos de irradiación solar diaria en lugares donde no existen en Chile. Mientras una está basada en la distribución de frecuencia de días claros (curvas de Bendt), la otra desarrolla Matrices de Transición de Markov (MTM). Para ello, se utiliza la información almacenada en el ANS y se clasifica de acuerdo al clima del lugar. Así, se determinaron los parámetros estadísticos para cada modelo de 15 zonas climáticas, los cuales sólo requieren como información de entrada el promedio de irradiación solar de cada mes del año, entregando como resultado una serie con información diaria del recurso. Para determinar la validez de los resultados, las series artificiales se contrastaron con información de otras fuentes mediante dos metodologías de comparación: el test de contrastación de hipótesis KSI y el dimensionamiento de un arreglo de paneles fotovoltaicos con almacenamiento. Finalmente, se generaron los datos para lugares sin medición introduciendo a los modelos los promedios mensuales de todo el año, calculados a partir de la información del ANS utilizada.

Los resultados de estos modelos, al considerar varios años medidos en su construcción, pueden emplearse para representar el comportamiento del recurso en el largo plazo, por lo que en su validación se requiere de una serie de datos medidos que represente el comportamiento del recurso en ese período de tiempo. Esto podría ser una serie tipo TMY o TRY⁴ para alguna localidad de Chile o datos medidos durante a lo menos entre 7 y 10 años.

En Chile actualmente no existe tal información por lo que se debió recurrir a los datos que más se acercaran a este objetivo, y cuya validez es limitada. Una de las fuentes de datos (EPW) son estimaciones a partir de parámetros meteorológicos de varios años. Las otras corresponden a registros medidos en terreno que permiten comparar con niveles reales de irradiación en determinadas zonas, pero sólo corresponden a un año de medición por lo que no incorpora la variabilidad interanual.

Basándose en la información disponible para comparar, a partir de los resultados de la validación para el test KSI, se puede concluir que las series generadas son una representación útil del recurso disponible en zonas de bajo interés para la industria solar, como Isla de Pascua, Punta Arenas y en menor medida Antofagasta. Para el norte (MET), centro (Santiago, Pudahuel) y centro – sur (Concepción) del país, las series no muestran buenos resultados, sobre todo para los valores más elevados de irradiación solar existentes a lo largo del año, como se observa en las FPA construidas.

Por su parte, la comparación de los resultados del dimensionamiento del arreglo fotovoltaico no fue totalmente satisfactoria al no existir similitudes entre series generadas y externas. En general, para el dimensionamiento de un sistema con confiabilidad media (LLP igual a 10%) los datos artificiales para ambas metodologías se comportan cercanos a las originales.

A la hora de comparar una metodología frente a otra, no existe una clara ventaja de un modelo respecto a otro a la hora de evaluar los resultados del dimensionamiento. Por otra parte, el resultado del test KSI permite concluir que en todos los casos validados,

⁴ Estas series son el resultado de algoritmos que seleccionan mediciones representativas del promedio en el largo plazo para cada uno de los meses del año. Existen diversos algoritmos que establecen el criterio de selección.

salvo en Antofagasta, las series generadas con MTM entregan resultados que se aproximan más a las series externas que los obtenidos mediante curvas de Bendt.

De lo anterior también se concluye que la variación intermensual o por estación del año planteada en la literatura (Tovar-Pescador, 2008) no es relevante en los datos de irradiación solar procesados en este trabajo. Esto se desprende considerando que al construir las MTM no se supone relevante esa característica del recurso, pues solo se clasifican los meses según su nivel de irradiación promedio mensual y no por la época del año al que pertenecen. Mientras, en la construcción de las curvas de Bendt si fue tomado en cuenta tal variación y no presentaron mejores resultados (salvo un caso) que las MTM.

Otro punto destacable al comparar ambas metodologías se observa cuando el promedio mensual de irradiación solar de un determinado mes ingresado a los modelos, es mayor al promedio de la información utilizada para obtener los parámetros estadísticos que generarán los datos artificiales (por ejemplo, en Pudahuel el mes de Enero). En este caso, el modelo de las curvas de Bendt entrega resultados de índices de claridad diarios menores que las MTM. Esto se explica a partir del método empleado para generar las correlaciones de distribución de días claros: los ajustes aplicados para construir las curvas de Bendt no consideran los máximos valores de K_t cuando existen, en el mismo rango de \bar{K}_t , otros meses cuyos máximos son menores, pues la curva de tendencia tiende a pasar por el promedio entre ambos. Esto provoca que no formen parte de los resultados que tal modelo entrega. Esto no ocurre en las MTM, donde cada valor perteneciente al rango de \bar{K}_t es considerado y se le asigna una probabilidad según la frecuencia con la que aparece en los datos recopilados para ese mes.

Si bien, en la actualidad la mayoría de las simulaciones de sistemas de captación de la energía proveniente del sol requieren como información de entrada archivos climáticos en formato horario, los resultados con periodicidad diaria obtenidos en este trabajo constituyen un avance en el contexto del estudio de la radiación solar en Chile. Esto pues la única fuente existente a la fecha con la misma cobertura que poseen los resultados presentados aquí, son los mismos datos del ANS publicados

(CNE/PNUD/UTFSM, 2008) en promedios mensuales, sólo para determinadas ciudades. Así, este trabajo genera, con la misma información, resultados para gran parte del territorio dividido en zonas climáticas y permitiendo obtener estimaciones representativas del comportamiento en el largo plazo del recurso solar, en lugares donde no existen mediciones. De esta manera, contar con información diaria permite efectuar simulaciones más precisas que con los promedios mensuales de irradiación.

Existen algunos aspectos de la investigación que se pueden cambiar con la intención de mejorar los resultados obtenidos. Uno de ellos es variar los criterios de selección de los datos disponibles para cada localidad del ANS, lo que alterará los indicadores estadísticos obtenidos en ambas metodologías y puede permitir alcanzar mejores resultados que con la selección utilizada aquí. Otra acción que resulta interesante agregar a la investigación es comparar cuanta diferencia hay entre las aproximaciones obtenidas aquí y los resultados de otros modelos de estimación del recurso solar (como METEONORM) para un determinado lugar de Chile. Finalmente, las metodologías presentadas aquí constituyen una primera aproximación por lo tanto se pueden optimizar para cada clima por separado: en el caso de las MTM se puede variar el número y los rangos de las matrices que conforman la librería, además de la cantidad de intervalos presentes en cada una de ellas; por su parte, en las curvas de Bendt se puede variar la forma de presentar los datos en el momento de realizar el ajuste, calculando las probabilidades una vez que todos los meses de igual \bar{K}_t se han reunido.

La utilidad de las series generadas en esta investigación se puede incrementar si en el futuro se destinan esfuerzos a continuar con trabajos que usen tanto los resultados presentados aquí como la metodología establecida. En el primer caso sería muy útil construir una herramienta que permita ligar los resultados de la estimación satelital de promedios mensuales existente para Chile (Ortega et al., 2010) con uno de los modelos desarrollados en este trabajo, obteniendo una herramienta que en lugares sin medición entregaría series diarias de irradiación solar sin requerir información de entrada. Por otra parte, una nueva implementación de las metodologías permitiría construir series horarias de irradiación solar para los mismos lugares sin medición pues existen publicaciones que

avalan la aplicación de los principios estadísticos usados para tal resolución temporal (Duffie & Beckman, 2006; Poggi et al., 2000). Para ello se requeriría información del recurso solar para cada hora del día en cada uno de los climas, la cual permita construir los modelos.

Finalmente, la aplicación de métodos estadísticos para estudiar el comportamiento de la irradiación solar en Chile a través de los archivos del ANS, constituye un buen ejercicio para extraer valiosa información de las series diarias almacenadas en él y que no es posible extraer de los promedios mensuales publicados. Así, construir estos modelos de generación de series artificiales representativas del comportamiento en el largo plazo del recurso solar, es una forma útil de presentar los datos allí reunidos.

Es claro que resta mucho trabajo por hacer tanto en la estimación del recurso solar disponible como en determinar aplicaciones para el aprovechamiento de la energía solar en Chile. Es necesario aprovechar al máximo la ventaja de contar en nuestro territorio con una cantidad importante de este recurso renovable y limpio, para modificar la matriz de energía primaria del país, en la medida de lo posible, hacia fuentes menos contaminantes y menos dependientes de las importaciones.

BIBLIOGRAFIA

- Aguiar, R. J., Collares-Pereira, M., & Conde, J. P. (1988). Simple procedure for generating sequences of daily radiation values using a library of Markov Transition Matrices. *Solar Energy*, 40(3), 269-279.
- Aguiar, R., & Collares-Pereira, M. (1992). TAG: A Time-dependent, Autorregresive, Gaussian Model for Generating Synthetic Hourly Radiation. *Solar Energy*, 49(3), 167-174.
- Al-Awadhi, S. A., & EL-Nashar. (2002). Stochastic modelling of global solar radiation measured in the state of Kuwait. *Environmetrics*, 13, 751-758.
- Babu, K. S., & Satyamurty. (2001). Frequency Distribution of Daily Clearness Indices Through Generalized Parameters. *Solar Energy*, 70(1), 35-43.
- Barroso, J. M. (2005). *Energía*. Recuperado el 6 de Mayo de 2011, de Sitio web de Energía de la Comisión Europea: http://ec.europa.eu/energy/time_to_act_en.htm
- Bartoli, B., Catalanotti, S., Cuomo, V., Francesca, M., Serio, C., Silvestrini, V., y otros. (1979). Statistical Correlation between Daily and Monthly Averages of Solar-Radiation Data. *IL NUOVO CIMENTO*, 222-234.
- Bendt, P., Collares-Pereira, M., & Rabl, A. (1981). The frequency distribution of daily insolation values. *Solar Energy*, 27, 1-5.
- BGR, B. f. (10 de November de 2009). Energy Resources 2009. Reserves, Resources, Availability. Hannover, Germany. Recuperado el 13 de May de 2011, de BGR web site:
http://www.bgr.bund.de/cln_116/nn_337268/EN/Themen/Energie/Downloads/Energierohstoffe__2009__gesamt__en,templateId=raw,property=publicationFile.pdf/Energierohstoffe_2009_gesamt_en.pdf
- Boland, J. (2008). Time Series Modelling of Solar Radiation. En V. Badescu, *Modelling Solar Radiation at the Earth's Surface* (págs. 283-312). Springer-Verlag.
- Boyle, G. (. (2004). *Renewable Energy*. Cambridge: Oxford University Press.
- BP. (2010). *BP Statistical Review of World Energy - June 2010*. Recuperado el 25 de Abril de 2011, de www.bp.com:

http://www.bp.com/liveassets/bp_internet/globalbp/globalbp_uk_english/reports_and_publications/statistical_energy_review_2008/STAGING/local_assets/2010_downloads/statistical_review_of_world_energy_full_report_2010.pdf

Bueno Pereira, E., Ramos Martins, F., Luna de Abreu, S., & R  ther, R. (2007). *Atlas brasileiro de energia solar*. S  o Jos   dos Campos.

CNE. (Mayo de 2009). *Modelaci  n de recurso solar y e  lico en el norte de Chile*.

Recuperado el 7 de 6 de 2011, de

<http://condor.dgf.uchile.cl/EnergiaRenovable/Chile/>

CNE. (2011). *CNE - Comisi  n Nacional de Energ  a*. Recuperado el 3 de Mayo de 2011, de http://www.cne.cl/cnewww/opencms/06_Estadisticas/Balances_Energ.html

CNE/PNUD/UTFSM (Ed.). (2008). *Irradiancia solar en territorios de la rep  blica de Chile*. Santiago.

Duffie, J. A., & Beckman, W. A. (2006). *Solar Engineering of Thermal Processes* (3rd Edition ed.). New Jersey, Wisconsin, EE. UU.

EERE, E. E. (2002). Recuperado el 9 de Diciembre de 2011, de Sitio web de la oficina de Eficiencia Energ  tica y Energ  as Renovables del Departamento de Energ  a de Estados Unidos:

http://apps1.eere.energy.gov/buildings/energyplus/cfm/weather_data3.cfm/region=3_south_america_wmo_region_3/country=CHL/cname=Chile

Espinar, B., Ram  rez, L., Drews, A., Beyer, H. G., Zarzalejo, L. F., Polo, J., y otros.

(2009). Analysis of different comparison parameters applied to solar radiation data from satellite and German radiometric stations. *Solar Energy*, 83, 118-125.

Esteves, A., & De Rosa, C. (1989). A simple method for correcting the solar radiation readings of a Robitzsch-type pyranometer. *Solar Energy*, 42(1), 9-13.

FONDEF. (2010). *Fondef*. Recuperado el 7 de Junio de 2011, de Sitio web de Fondef:

<http://www.fondef.cl/bases/fondef/PROYECTO/08/I/D08I1097.HTML>

Graham, V., & Hollands, K. (1990). A method to generate synthetic hourly solar radiation globally. *Solar Energy*, 44(6), 333-341.

- Hargreaves, G. H., & Merkle, G. P. (1998). *Irrigation Fundamentals*. Water Resources Publications, LLC.
- Hontoria, L. (2002). Generación de series sintéticas de radiación solar combinando herramientas estadísticas y redes neuronales.
- IEA. (2010). *Key World Energy Statistics*. París: International Energy Agency.
- INE, I. (2009). Recuperado el 19 de 11 de 2011, de sitio web de Instituto Nacional de Estadísticas - Chile:
http://www.ine.cl/canales/chile_estadistico/estadisticas_medio_ambiente/medio_ambiente.php
- IPCC. (2007). *Cambio climático 2007: Informe de síntesis*. Ginebra, Suiza: IPCC.
- Knight, K. M., Klein, S. A., & Duffie, J. A. (1991). A methodology for the synthesis of hourly weather data. *Solar Energy*, 46(2), 109-120.
- Krenzinger, A., & Carvalho Bugs, R. (2010). Software para sintetizar datos de radiación solar. *IV Conferencia Latinoamericana de Energía Solar*. Cuzco.
- Liu, B., & Jordan, R. (1960). The interrelationship and characteristics distribution of direct, diffuse and total solar radiation. *Solar Energy*, 4, 1-19.
- Loster, M. (2006). *Total Primary Energy Supply: Required Land Area*. Recuperado el 6 de Junio de 2011, de http://www.ez2c.de/ml/solar_land_area/
- Massey, F. (1951). The Kolmogorov-Smirnov test for goodness of fit. *Journal of the American Statistical Association*, 46(253), 68-78.
- Mellit, A., Benghane, M., Hadj Arab, A., & Guessoum, A. (2005). A simplified model for generating sequences of global solar radiation data for isolated sites: Using artificial neural network and a library of Markov transition matrices approach. *Solar Energy*, 79, 469-482.
- METEOTEST. (2010). *METEONORM Version 6.0*.
- Ministerio de Energía. (Febrero de 2011). Antecedentes sobre la matriz energética en Chile y sus desafíos para el futuro. Santiago, Chile.
- Novales, A. (1997). *Estadística y Econometría*. Madrid: McGraw-Hill.

- Olivares, A. (11 de Septiembre de 2008). *Laboratorio de Evaluación Solar*. Recuperado el 20 de Noviembre de 2011, de <http://www.labsolar.utfsm.cl/>
- Ortega, A., Escobar, R., Colle, S., & Luna de Abreu, S. (2010). The state of solar energy resource assessment in Chile. *Renewable Energy*, 2514-2524.
- Pitz-Paal, R., Geuder, N., Hoyer-Klick, C., & Schillings, C. (2007). *How to get bankable meteo data? DLR solar resource assessment*. Recuperado el 21 de Noviembre de 2011, de 2007 Parabolic Trough Technology Workshop: http://www.nrel.gov/csp/troughnet/wkshp_2007.html
- Poggi, P., Notton, G., Muselli, M., & Louche, A. (2000). Stochastic Study of Hourly Total Radiation in Corsica Using a Markov Model. *International Journal of Climatology*, 20, 1843-1860.
- Remund, J. (2008). Chain of Algorithms to Compute Hourly Radiation Data on Inclined Planes used in Meteonorm. En V. Badescu (Ed.), *Modelling Solar Radiation at the Earth's Surface* (págs. 393-409).
- Santos, J. M., Pinazo, J. M., & Cañada, J. (2003). Methodology for generating daily clearness index values K_t starting from the monthly average daily value K_t . Determining the daily sequence using stochastic models. *Renewable Energy*, 28, 1523-1544.
- Sarmiento, P. (1980). *Energía Solar: Ingeniería y Aplicaciones*. Valparaíso, Chile: Ediciones Universidad de Valparaíso.
- Saunier, G., Reddy, T., & Kumar, S. (1987). A monthly probability distribution function of daily global irradiation values appropriate for both tropical and temperate locations. *Solar Energy*, 38, 169-177.
- Sun, Y.-C., & Kok, R. (2007). A radiation model with a Fourier transform approach. *Canadian Biosystems Engineering*, 49, 7.17-7.24.
- SWERA, S. a. (Julio de 2006). *Solar: annual average global horizontal (GHI) map at 40 km resolution for South America from NREL*. Recuperado el 15 de Mayo de 2011, de sitio web de Solar and Wind Energy Resource Assessment (SWERA): http://swera.unep.net/index.php?id=map_search&action_method=external_archi

ve_query&datatype=70,79&geoarea=-
1&energycategory=16,83&orderby=geoarea

- Tiba, C., Fraidenraich, N., Moszkowicz, M., Camelo Cavalcant, E. S., Maciel Lira, F. J., & de Barros Nogueira, Á. M. (2000). Atlas Solarimétrico do Brasil: Banco de Dados Terrestres. Recife, Brasil: Universitária da UFPE.
- Tiba, C., Siqueira, A., & Fraidenraich, N. (2007). Cumulative distribution curves of daily clearness index in a southern tropical climate. *Renewable Energy*, 32, 2161-2172.
- Tovar-Pescador, J. (2008). Modelling the Statistical Properties of Solar Radiation and Proposal of a Technique Based on Boltzmann Statistics. En V. Badescu, *Modeling Solar Radiation at the Earth's Surface* (págs. 55-91). Heidelberg: Springer.
- Tymvios, F. S., Michaelides, S. C., & Skouteli, C. S. (2008). Estimation of Surface Solar Radiation with Artificial Neural Networks. En V. Badescu (Ed.), *Modelling Solar Radiation at the Earth's Surface*. Springer.
- UO Solar Monitoring Lab, U. o.-S. (6 de Marzo de 2009). Pacific Northwest Solar Radiation Data. Eugene, Oregon, EE. UU.
- Vijayakumar, G. (2004). Assessment of solar radiation data used in analyses of solar energy systems. University of Wisconsin-Madison.
- Yilmaz, E., Cancino, B., & Parra, W. R. (2007). Statistical Analysis of Solar Radiation Data. *Energy Sources, Part A*(29), 1371 - 1383.

ANEXOS

ANEXO A: AÑOS ESCOGIDOS DE LOCALIDADES SELECCIONADAS

A continuación se adjunta la tabla con los años considerados para cada localidad.

Registro de años considerados de cada localidad para el período 1962-1983. La letra C indica que la serie anual está completa, mientras la x indica que falta al menos un dato.

Localidad	1962	1963	1964	1965	1966	1967	1968	1969	1970	1971	1972	1973	1974	1975	1976	1977	1978	1979	1980	1981	1982	1983	1984	1985	1986	1987	
Isla de Pascua			x									x	x	x	x	x	x	x	x	x							
Arica																								x	x	x	
Chañaral											x	x	x		C	x	x	x	x	C	x	x					
Antofagasta										x			x								x	x	x		x		
Iquique																											
Calama												x	x	x	x	x	x	x	C	x	x	x	C	C		x	
El Salvador																						x	x	x	x	x	
Pica			x	x	x	x	x	C	x	x	C																
San Pedro de Atacama						x	x	x																			
Copiapó			x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x		x	x	x	x	C	x	x	x					
Vallenar											x	x	x		x	C	x	x	x	x	C	C	x		x	x	
Murmuntane			x	x	x	x	x	x			x																
Parinacota			x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x				x	x	x	x	x	x	x				
La Serena												x	x	x	x	x	x	C	x		x	x	x	x	x	x	
Ovalle									x	x																x	
La Paloma				C	C	x	x	x	x	x	x	x															
Los Molles		x	x	C	x	x	x	C	x																		
Valparaíso	x	x	x	x	x	x		x	C	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	
Concepción											x										x	x	C	C	x	x	x
Central Rapel	x	x	x	x		x	x	C	C															x	x	x	
Curicó																											
Pudahuel														x	x	x	C	x	x	x	x	x					
Quinta Normal		x									x	x	x		x	x	x	x	x	x	x	x	C	x	x	x	
Temuco																								x	x	x	C
Carillanca																											
Huilo Huilo													x	x	x				x	x		x				x	
Lago Chapo						x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x				x	x		x	
Alto Palena						x	x	x	x	x	x	x	x						x	x	x	x	x	x	x	x	
Punta Arenas												x	x	x	x	x		C	x	x	x	x	C	x			
Puerto Williams						x	x	x				x							x	x	x		x	x	x	x	
Kampenaiké																	x	x	x	x							

ANEXO B: PARÁMETROS OBTENIDOS PARA CADA CLIMA CON CADA UNA DE LAS METODOLOGÍAS PROPUESTAS

Se adjunta en formato digital la siguiente información:

- a) Los coeficientes de los ajustes obtenidos en la metodología de las curvas de Bendt: consiste en un archivo Excel de nombre “AnexoB_a_Coeficientes_Bendt” el cual posee una hoja por clima con el formato de la imagen que se muestra a continuación. Para cada mes, se ubican los coeficientes según \bar{K}_t mensual por columna. Los números equivalen al índice de α en las ecuaciones de la Tabla 5-1. La cantidad de coeficientes presentados determina el ajuste que se realizó en cada caso.

		0,3	0,35	0,4	0,45	0,5	0,55	0,6	0,65	0,7	0,75
Enero	1	0,089	0,081	0,079	1,906	3,232	-4,268	0,660	-5,307	4,320	
	2	1,433	1,612	1,758	-1,868	3,271	-39,472	0,136	-56,838	-2,324	
	3	-0,205	-0,233	-0,259	1,906	3,229	-4,311	-0,541	-5,328	4,320	
	4	-100,770	-65,042	-46,517	-11,153	-6,246	-18,306	-4,413	-23,078	-10,789	
	5	0,116	0,153	0,182	6,233	6,087	9,497	9,986	8,714	5,888	
	6				-3,017	1,015	14,687	15,014	20,879	-2,822	
	7				-7,624	-6,908	5,933	4,059	4,177	-6,537	
	8				-10,044	-5,781	-18,295	-19,062	-23,439	-10,669	

Formato del archivo "AnexoB_a_Coeficientes_Bendt"

- b) Los estadísticos obtenidos, número de curvas ajustadas y ajuste seleccionado para cada una de las curvas de Bendt construida: también corresponde a un archivo Excel cuyo nombre es “AnexoB_b_Estadisticos_Bendt” el cual posee una hoja por clima. El formato, que se presenta en la imagen de mas abajo, consiste en que por cada mes, se muestran los estadísticos Suma del Cuadrado de los Errores (SSE), el Coeficiente de Determinación (Rsquare) y el Error Cuadrático Medio (RMSE), según \bar{K}_t mensual por columna. Además, se presenta la cantidad de meses considerados para efectuar ese ajuste (N° de meses agrupados) y el número del ajuste seleccionado según la Tabla 5-1.

		0,5	0,55	0,6	0,65	0,7	0,75	0,8
Enero	N° de meses agrupados		3	15	21	4		
	Ajuste seleccionado		4	4	1	4		
	SSE		0,072	0,321	0,425	0,150		
	Rsquare		0,962	0,956	0,956	0,943		
	RMSE		0,031	0,028	0,027	0,038		

Formato del archivo "AnexoB_b_Estadisticos_Bendt"

- c) Las bibliotecas de Matrices de Markov: en este caso existe un archivo Excel para cada clima, cuyo nombre es "MTM de *clima*". Cada uno de ellos contiene diez hojas, enumeradas del 1 al 10, las que corresponden a los rangos definidos en la Tabla 5-2.

ANEXO C: TEST KOLMOGOROV SMIRNOV INTEGRAL

El test de contrastación de hipótesis no-paramétrico Kolmogorov-Smirnov se utiliza para determinar si dos muestras aleatorias de datos poseen igual distribución. Para ello compara las funciones de distribución empíricas de cada una de ellas y utiliza como estadístico máxima distancia entre ambas

$$D = \max|S(x_j) - R(x_j)| \quad (C.1)$$

Donde $S(x_j)$ es la FPA del conjunto de datos cuya distribución es incierta, $R(x_j)$ es la FPA de los datos de referencia, i es el tamaño de la población y x es la variable en estudio. La hipótesis nula plantea que

“ambas curvas son tan similares que incluso la máxima distancia entre ambas es suficientemente reducida” (Novales, 1997)

Por otra parte, la hipótesis alternativa establece que ambas curvas provienen de distribuciones distintas. Para determinar si se acepta o rechaza la hipótesis nula se debe comparar D_n obtenido con valores críticos (V_c) definidos por tablas y que dependen del nivel de significancia (α) que se quiera considerar en el test y la cantidad de datos que posee la muestra a definir.

Valores críticos del test KS para tamaños de muestra superiores a 35. (Massey, 1951)

Nivel de significancia (α)	20%	15%	10%	5%	1%
Valor crítico (V_c)	$1,07/\sqrt{N}$	$1,14/\sqrt{N}$	$1,22/\sqrt{N}$	$1,36/\sqrt{N}$	$1,63/\sqrt{N}$

La variación de este test, denominada Kolmogorov-Smirnov Integral fue desarrollada en Espinar *et al.* (2009) y define el parámetro KSI como la integral de las diferencias entre las curvas de ambas muestras para todo el rango de la variable en estudio. Como las muestras poseen una cantidad finita de datos y la construcción de las FPA de ellas dependerá de la forma en que se construyan, la misma publicación sugiere subdividir el

rango de datos para construir las curvas de FPA considerando 100 intervalos, cuyos tamaños serán

$$p = \frac{x_{max} - x_{min}}{100} \quad (C.2)$$

Donde x_{max} y x_{min} son el valor máximo y mínimo, respectivamente, del conjunto de ambas muestras a comparar. Así, la expresión analítica de KSI , porcentual, es

$$KSI(\%) = 100 \cdot \frac{\int_{x_{min}}^{x_{max}} D_n}{a_c} \quad (C.3)$$

Donde D_n es la diferencia entre las curvas para cada intervalo, tomando valores discretos que llevan a que la integral se resuelva mediante integración trapezoidal. Por su parte, a_c es el área crítica utilizada para normalizar el resultado de la integral, y se define como

$$a_c = V_c \cdot (x_{max} - x_{min}) \quad (C.4)$$

Otra magnitud propuesta en la publicación mencionada y complementaria a KSI , suma sólo los valores de D_n que exceden el valor crítico V_c ,

$$aux = \begin{cases} D_n - V_c & \text{si } D_n > V_c \\ 0 & \text{si } D_n \leq V_c \end{cases} \quad (C.5)$$

Con este valor, se calcula el nuevo estadístico KSI_{over} , normalizado de la misma forma que en la ecuación B.3

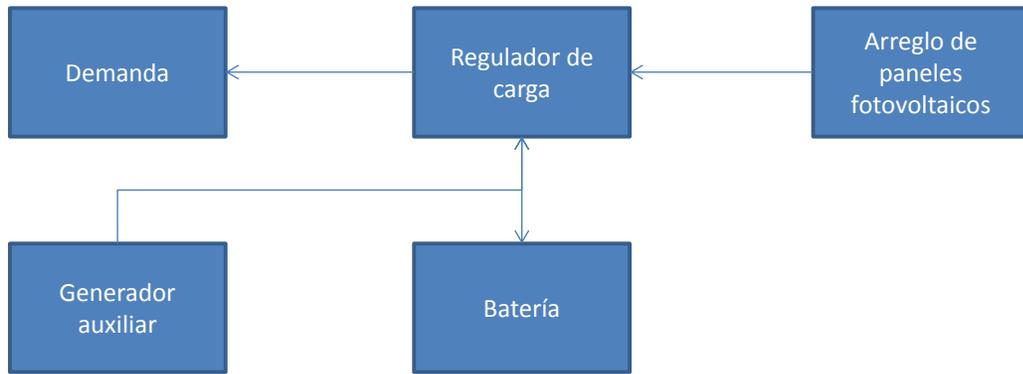
$$KSI_{over}(\%) = 100 \cdot \frac{\int_{x_{min}}^{x_{max}} aux}{a_c} \quad (C.6)$$

Donde la integral se resuelve de la misma manera que la definida para KSI .

Ambos estadísticos entregan la posibilidad de cuantificar el resultado del test de hipótesis Kolmogorov-Smirnov, lo que permite comparar los resultados entre contrastaciones de muestras distintos. Con ellos se obtiene una magnitud que indica cuán cerca están ambas distribuciones cuando no se puede rechazar la hipótesis nula (KSI) y también establecer por cuánto sobrepasa el valor crítico cuando se rechaza la posibilidad que ambas distribuciones sean idénticas (KSI_{over}).

ANEXO D: DIMENSIONAMIENTO DE UN ARREGLO DE PANELES FOTOVOLTAICOS CONSIDERANDO ALMACENAMIENTO

El dimensionamiento de paneles fotovoltaicos realizado en este trabajo se basa en la capacidad de satisfacer una demanda diaria constante para todo el año, existente durante la noche, igual a L . Para esto, se considera el sistema principal compuesto de un arreglo de módulos fotovoltaicos de área efectiva A_{pv} y eficiencia de conversión η_{pv} , un sistema de almacenamiento con capacidad útil C_U y un regulador de carga. Además, existe un sistema de generación auxiliar que entrega la energía eléctrica remanente $E_{aux\ i}$ cuando el sistema principal no es capaz de satisfacer la demanda de energía del día i del año.



Esquema del sistema de paneles fotovoltaicos con almacenamiento considerado para la simulación.

Entonces, para determinar la confiabilidad con que se satisface la demanda planteada, se define la probabilidad de pérdida de carga (LLP), definido como el porcentaje de la demanda total del año que el sistema fotovoltaico no pudo satisfacer. Su expresión analítica es

$$LLP = \frac{\sum_{i=1}^N E_{aux\ i}}{L \cdot N} \quad (D.1)$$

Donde N corresponde al total de días del año. Para obtener la energía auxiliar necesaria previamente se debe definir la capacidad de almacenamiento C_S como

$$C_S = \frac{C_U}{L} \quad (D.2)$$

Así, la demanda no satisfecha es

$$E_{aux\ i} = (1 - SOC_i \cdot C_s) \cdot L \quad (D.3)$$

Donde SOC_i se define como la fracción de la capacidad total del sistema de almacenamiento contenida en el día i . Esta se calcula a partir de la energía incidente en el plano del arreglo de paneles fotovoltaicos $H_{gt\ i}$ con la siguiente expresión

$$SOC_i = \min \left(SOC_{i-1} + \frac{\eta_{pv} \cdot A_{pv} \cdot H_{gt\ i}}{L \cdot C_s} - 1/C_s, 1 \right) \quad (D.4)$$

Que representa la cantidad de energía capturada por el sistema fotovoltaico durante el día i (obtenida a partir de la irradiación solar en el plano de los paneles, $H_{gt\ i}$) sumada a la almacenada el día anterior (SOC_{i-1}) y que no se utilizó en satisfacer la demanda normalizada ($1/C_s$). El máximo valor que puede alcanzar es uno, que significa que se ha almacenado el total de la capacidad útil.

El algoritmo para obtener las curvas presentadas en el trabajo consiste en definir a priori un *LLP* objetivo para luego obtener, para diversos valores de C_s , la magnitud de A_{pv} necesaria para satisfacer la restricción de cantidad de energía anual demandada que no será proveída por el sol.

Adicionalmente, se muestra las ecuaciones utilizadas para convertir la irradiación solar en plano horizontal para cada día i obtenida en las series artificiales ($H_{gh\ i}$) al plano de los paneles (Duffie & Beckman, 2006) y la cual es utilizada en la ecuación D.4. La expresión es

$$H_{gt\ i} = (H_{gh\ i} - H_{dh\ i}) \cdot \bar{R}_b + H_{dh\ i} \cdot (1 + \cos \beta)/2 + H_{gh\ i} \cdot \rho \cdot (1 - \cos \beta)/2 \quad (D.5)$$

Donde \bar{R}_b es la razón entre la radiación directa promedio diaria incidente en el plano inclinado y la registrada en plano horizontal, donde su expresión, para el hemisferio sur es

$$\bar{R}_b = \frac{\cos(\phi+\beta) \cdot \cos \delta_i \cdot \sin \omega'_{s\ i} + (\pi/180) \cdot \omega'_{s\ i} \cdot \sin(\phi+\beta) \cdot \sin \delta_i}{\cos \phi \cdot \cos \delta_i \cdot \sin \omega_{s\ i} + (\pi/180) \cdot \omega_{s\ i} \cdot \sin \phi \cdot \sin \delta_i} \quad (D.6)$$

Con ϕ latitud, β ángulo de inclinación del panel (la cual se consideró igual a latitud del lugar más diez grados), δ_i declinación para el día i , ω_{s_i} ángulo horario de puesta de sol y ω'_{s_i} ángulo horario de puesta de sol para el plano inclinado del día promedio del mes,

$$\omega'_{s_i} = \min \left[\begin{array}{l} \cos^{-1}(-\tan \phi \cdot \tan \delta_i) \\ \cos^{-1}(-\tan(\phi + \beta) \cdot \tan \delta_i) \end{array} \right] \quad (D.7)$$

Finalmente, la parte difusa H_{dhi} de la irradiación solar diaria total se obtiene mediante la siguiente correlación

$$\frac{H_{dhi}}{H_{ghi}} = \begin{cases} 0,99 & K_{ti} \leq 0,17 \\ 1,188 - 2,272 \cdot K_{ti} + 9,473 \cdot K_{ti}^2 - 21,856 \cdot K_{ti}^3 + 14,648 \cdot K_{ti}^4 & 0,17 < K_{ti} \leq 0,75 \\ -0,54 \cdot K_{ti} + 0,632 & 0,75 < K_{ti} \leq 0,8 \\ 0,2 & K_{ti} \geq 0,8 \end{cases} \quad (D.8)$$

Siendo K_{ti} el índice de claridad del día i .

**ANEXO E: PROMEDIOS MENSUALES DE LAS SERIES GENERADAS Y
LOS INGRESADOS PARA GENERAR LOS DATOS EN CADA CLIMA**

Comparación entre los promedios mensuales ingresados (columna denominada *Input*) y los obtenidos con los modelos de generación (columnas cuyo título es Bendt y MTM) para cada uno de los climas.

Clima	Enero			Febrero			Marzo			Abril		
	Input	Bendt	MTM	Input	Bendt	MTM	Input	Bendt	MTM	Input	Bendt	MTM
Afa	0,47	0,46	0,47	0,48	0,50	0,48	0,44	0,45	0,45	0,42	0,40	0,42
BWhn	0,66	0,66	0,65	0,67	0,66	0,68	0,64	0,65	0,64	0,62	0,61	0,62
BWn	0,52	0,50	0,52	0,51	0,50	0,51	0,49	0,50	0,49	0,47	0,45	0,47
BWk	0,63	0,64	0,62	0,64	0,65	0,64	0,64	0,64	0,64	0,65	0,65	0,64
BWh	0,54	0,55	0,53	0,53	0,55	0,54	0,51	0,50	0,51	0,48	0,50	0,48
ETH[w]	0,48	0,49	0,49	0,46	0,46	0,46	0,50	0,50	0,50	0,61	0,61	0,61
BSn	0,49	0,50	0,49	0,49	0,49	0,48	0,42	0,40	0,43	0,39	0,39	0,38
BSks	0,61	0,61	0,61	0,60	0,61	0,60	0,57	0,56	0,56	0,53	0,55	0,52
BSk's	0,67	0,66	0,67	0,68	0,70	0,69	0,66	0,65	0,65	0,66	0,66	0,66
Csbn	0,51	0,51	0,50	0,48	0,50	0,47	0,44	0,45	0,43	0,41	0,40	0,40
Csbn's	0,55	0,55	0,55	0,55	0,56	0,55	0,50	0,50	0,51	0,48	0,50	0,47
Csb	0,54	0,56	0,55	0,53	0,56	0,53	0,49	0,50	0,50	0,42	0,40	0,42
Cfsb	0,51	0,50	0,51	0,49	0,50	0,48	0,43	0,44	0,43	0,38	0,40	0,38
Cfb	0,42	0,39	0,43	0,43	0,45	0,43	0,39	0,40	0,39	0,35	0,34	0,34
Cfc	0,43	0,45	0,42	0,43	0,45	0,42	0,41	0,39	0,40	0,38	0,39	0,37

	Mayo			Junio			Julio			Agosto		
Clima	Input	Bendt	MTM	Input	Bendt	MTM	Input	Bendt	MTM	Input	Bendt	MTM
Afa	0,39	0,40	0,40	0,41	0,40	0,42	0,42	0,40	0,43	0,43	0,45	0,43
BWhn	0,57	0,54	0,57	0,53	0,55	0,53	0,53	0,54	0,53	0,53	0,56	0,53
BWn	0,44	0,43	0,44	0,45	0,44	0,44	0,45	0,45	0,45	0,45	0,45	0,46
BWk	0,64	0,65	0,63	0,64	0,65	0,65	0,65	0,65	0,65	0,66	0,65	0,67
BWh	0,46	0,45	0,46	0,47	0,46	0,47	0,48	0,50	0,49	0,51	0,51	0,51
ETH[w]	0,63	0,64	0,62	0,63	0,64	0,63	0,64	0,65	0,64	0,65	0,65	0,64
BSn	0,38	0,40	0,38	0,37	0,35	0,37	0,39	0,40	0,38	0,40	0,40	0,40
BSks	0,50	0,50	0,49	0,47	0,46	0,46	0,49	0,50	0,49	0,52	0,51	0,52
BSk's	0,57	0,54	0,58	0,53	0,53	0,53	0,55	0,53	0,56	0,61	0,60	0,61
Csbn	0,36	0,35	0,37	0,35	0,35	0,34	0,36	0,35	0,36	0,40	0,39	0,41
Csbn's	0,35	0,35	0,35	0,36	0,33	0,37	0,38	0,39	0,37	0,43	0,43	0,42
Csb	0,34	0,34	0,34	0,30	0,30	0,31	0,31	0,29	0,31	0,37	0,35	0,36
Cfsb	0,31	0,30	0,30	0,28	0,30	0,28	0,30	0,30	0,29	0,34	0,35	0,35
Cfb	0,27	0,26	0,26	0,26	0,25	0,26	0,27	0,26	0,27	0,31	0,29	0,31
Cfc	0,33	0,35	0,34	0,33	0,35	0,33	0,35	0,35	0,34	0,39	0,40	0,39

	Septiembre			Octubre			Noviembre			Diciembre		
Clima	Input	Bendt	MTM	Input	Bendt	MTM	Input	Bendt	MTM	Input	Bendt	MTM
Afa	0,44	0,45	0,43	0,46	0,44	0,46	0,45	0,44	0,45	0,46	0,44	0,47
BWhn	0,58	0,59	0,57	0,63	0,65	0,63	0,66	0,65	0,66	0,67	0,66	0,67
BWn	0,48	0,50	0,48	0,48	0,49	0,48	0,50	0,51	0,51	0,52	0,49	0,53
BWk	0,67	0,65	0,67	0,67	0,65	0,68	0,67	0,65	0,68	0,66	0,65	0,65
BWh	0,52	0,50	0,53	0,54	0,55	0,53	0,54	0,54	0,53	0,54	0,55	0,54
ETH[w]	0,64	0,64	0,64	0,62	0,60	0,63	0,60	0,59	0,61	0,54	0,55	0,54
BSn	0,42	0,39	0,42	0,43	0,44	0,42	0,44	0,45	0,45	0,47	0,46	0,47
BSks	0,54	0,55	0,54	0,58	0,60	0,59	0,59	0,60	0,59	0,60	0,60	0,60
BSk's	0,66	0,66	0,66	0,64	0,66	0,64	0,65	0,65	0,64	0,67	0,67	0,68
Csbn	0,43	0,44	0,43	0,46	0,45	0,46	0,49	0,50	0,48	0,50	0,50	0,49
Csbn's	0,49	0,51	0,49	0,49	0,50	0,50	0,54	0,55	0,53	0,57	0,55	0,57
Csb	0,41	0,40	0,41	0,46	0,45	0,46	0,49	0,50	0,50	0,53	0,55	0,52
Cfsb	0,39	0,39	0,39	0,42	0,40	0,41	0,45	0,44	0,44	0,45	0,44	0,45
Cfb	0,34	0,34	0,34	0,36	0,34	0,36	0,38	0,40	0,39	0,41	0,40	0,42
Cfc	0,43	0,45	0,44	0,46	0,46	0,47	0,46	0,45	0,45	0,44	0,44	0,44