



ESCUELA TÉCNICA SUPERIOR DE INGENIEROS INDUSTRIALES Y DE TELECOMUNICACIÓN

Titulación:

GRADO EN INGENIERÍA EN TECNOLOGÍAS INDUSTRIALES

Título del proyecto:

MEJORA DE UN MODELO PARAMÉTRICO DE PREDICCIÓN
FOTOVOLTAICA

ALUMNO: ÍÑIGO SAGARDOY ZARO
TUTORES: MIGUEL GARCÍA SOLANO
MIKEL MUÑOZ ESCRIBANO

Pamplona, 22 de Enero de 2016

Resumen

La energía solar fotovoltaica está comenzando a jugar un rol importante en la generación de electricidad por lo que se hace necesaria una integración viable de ésta en la red. La principal dificultad que presenta la integración de la energía solar fotovoltaica en la red tiene que ver con su difícil gestionabilidad debido a la variabilidad del recurso solar. La predicción fotovoltaica puede facilitar esta gestionabilidad tratando de conocer de antemano cual va a ser la producción de energía de una central fotovoltaica.

La Universidad Pública de Navarra ha desarrollado un modelo paramétrico de predicción fotovoltaica que presentaba una cierta incertidumbre susceptible de mejora.

El objetivo del presente Trabajo Fin de Grado es el análisis y mejora de dicho modelo. Para ello se va a examinar cada una de las partes que constituyen el modelo cuantificando el error cometido y determinando sus posibles causas para así poder plantear soluciones y mejoras.

Abstract

Solar photovoltaic energy is starting to have a primary role in the electricity generation therefore viable grid integration is needed. The main problem of solar photovoltaic energy grid integration is related with its manageability due to the variability of the solar source. Photovoltaic forecast can facilitate this manageability trying to know the photovoltaic plant production beforehand.

Public University of Navarra has developed a parametric model of photovoltaic prediction that showed an improvable uncertainty.

The objective of the present Final Degree Project is the analysis and improvement of this model. An examination of each part of the model will be done in order to quantify the inaccuracy committed and determine its causes. A wide range of solutions and improvements suggestions will be proposed.

Índice

1	Introducción	11
1.1	Antecedentes.....	12
1.2	Objeto del proyecto:	13
2	Modelo de predicción fotovoltaico desarrollado	14
2.1	Observatorio fotovoltaico	14
2.1.1	Descripción	14
2.1.2	Monitorización	15
2.2	Procedimiento del modelo paramétrico	15
2.2.1	. Modelización del sistema	16
2.3	Base de datos de las variables meteorológicas.	25
2.4	Estadística utilizada.....	25
2.5	Simulación	27
3	Evaluación del modelo inicial.....	29
3.1	Incertidumbre del modelo completo	29
3.1.1	Variables predichas	29
3.1.2	Variables medidas	30
3.2	Incertidumbre en las variables meteorológicas.....	31
3.2.1	Incertidumbre de la irradiancia global horizontal.....	31
3.2.2	Incertidumbre de la temperatura ambiente.....	32
3.3	Incertidumbre del modelo de la planta.....	34
3.3.1	Parte 1.....	34
3.3.2	Parte 2.....	38
4	Líneas de mejora.....	41
4.1	Variables meteorológicas.....	41
4.1.1	Irradiancia global horizontal G_0	41
4.1.2	Temperatura ambiente:	46
4.2	Modelo Parte 1	49

4.2.1	Correlación específica	49
4.2.2	Sombras minutas.....	64
4.2.3	Temperatura de célula	68
4.3	Modelo Parte 2	71
4.3.1	Potencia CEM	71
4.3.2	Pérdidas en el cableado de MT y en el transformador de MT/AT	73
4.3.3	Validación sin sombras.....	75
4.3.4	Limitación potencia de salida	77
5	Resultados finales	79
5.1	Variables predichas.....	79
5.2	Variables medidas.....	81
6	Comparación de los dos modelos	83
6.1	Modelo completo	83
6.1.1	Variables predichas	83
6.1.2	Variables medidas	84
7	Conclusiones.....	87
8	Bibliografía.....	89

Figuras

<i>Figura 1.1 Capacidad solar global 2004-2014</i>	11
<i>Figura 2.1 Central fotovoltaica de Amareleja</i>	14
<i>Figura 2.2 Diagrama del modelo paramétrico</i>	16
<i>Figura 2.3 Parte 1 Modelo paramétrico</i>	16
<i>Figura 2.4 Movimiento aparente del sol desde un lugar de la tierra</i>	17
<i>Figura 2.5 Correlación de Erbs</i>	18
<i>Figura 2.6 Seguimiento azimutal seguidor fotovoltaico</i>	18
<i>Figura 2.7 Ángulo de incidencia seguidor fotovoltaico</i>	19
<i>Figura 2.8 Sombras proyectadas entre seguidores fotovoltaicos</i>	19
<i>Figura 2.9 Sombras proyectadas seguidores estáticos</i>	20
<i>Figura 2.10 Ejemplo de sombra parcial</i>	21
<i>Figura 2.11 Funcionamiento normal sin sombras parciales</i>	21
<i>Figura 2.12 Células afectadas por sombras parciales</i>	21
<i>Figura 2.13 Diagrama general de la parte 2 del modelo paramétrico</i>	23
<i>Figura 2.14 Ejemplo de correlación lineal positiva</i>	26
<i>Figura 2.15 Ejemplo de recta de ajuste para nube de puntos</i>	26
<i>Figura 3.1 Validación completa del modelo paramétrico con variables predichas</i>	29
<i>Figura 3.2 Error en la estimación de la producción de energía diaria durante los dos años de análisis con variables de entrada predichas</i>	30
<i>Figura 3.3 Validación completa del modelo paramétrico con variables medidas</i>	30
<i>Figura 3.4 Error en la estimación de la producción de energía diaria durante los dos años de análisis con variables medidas</i>	31
<i>Figura 3.5 Precisión en la estimación de la irradiancia global horizontal diaria</i>	32
<i>Figura 3.6 Error entre la irradiancia global horizontal predicha y medida diarias para los dos años de estudio</i>	32
<i>Figura 3.7 Precisión en la estimación diaria de la temperatura ambiente</i>	33
<i>Figura 3.8 Error diario entre la temperatura ambiente predicha y medida para los dos años de estudio</i> .	33
<i>Figura 3.9 Diagrama general modelo parte 1: Irradiancia plano seguidor</i>	34
<i>Figura 3.10 Validación para convertir la irradiancia global horizontal en irradiancia sobre el plano del seguidor (Variables de entrada medidas)</i>	35
<i>Figura 3.11 Validación diaria para convertir la irradiancia global horizontal en irradiancia sobre el plano del seguidor (Variables de entrada predichas)</i>	35
<i>Figura 3.12 Error diario en la estimación de la irradiancia sobre el plano del seguidor a partir de la irradiancia global horizontal (Variables de entrada medidas)</i>	36

Figura 3.13 Error diario en la estimación de la irradiancia sobre el plano del seguidor a partir de la irradiancia global horizontal (Variables de entrada predichas)	36
Figura 3.14 Diagrama general modelo parte 1: Temperatura de célula	37
Figura 3.15 Validación de la conversión de la temperatura ambiente a temperatura de célula (Variables de entrada medidas)	37
Figura 3.16 Validación de la conversión de la temperatura ambiente a temperatura de célula (Variables de entrada predichas).....	38
Figura 3.17 Diagrama general parte 2 del modelo paramétrico.....	38
Figura 3.18 Validación de la parte 2 del modelo	39
Figura 3.19 Error de la parte 2 del modelo en la estimación de la energía de producción de la planta fotovoltaica.	39
Figura 4.1 Precisión en la estimación de la irradiancia global horizontal	42
Figura 4.2 Representación de la irradiancia global horizontal medida y predicha para días sobreestimados	42
Figura 4.3 Representación de la irradiancia global horizontal medida y predicha para días sobreestimados	43
Figura 4.4 Error entre la irradiancia global horizontal predicha y medida para los dos años de estudio ..	43
Figura 4.5 Precisión en la estimación de la irradiancia global horizontal después de corrección	44
Figura 4.6 Comparación entre el error inicial y corregido en la predicción de la irradiancia global horizontal para los dos años de estudio	45
Figura 4.7 Comparación entre el error inicial y corregido en la predicción de la irradiancia global horizontal (Zoom)	45
Figura 4.8 Precisión en la estimación de la temperatura ambiente	46
Figura 4.9 Error entre la temperatura ambiente predicha y medida para los dos años de estudio.....	46
Figura 4.10 Comparación entre precisión en la estimación de la temperatura ambiente antes y después de corrección	48
Figura 4.11 Comparación entre el error inicial y corregido en la predicción de la temperatura ambiente para los dos años de estudio	48
Figura 4.12 Validación para convertir la irradiancia global horizontal en irradiancia sobre el plano del seguidor (Variables de entrada medidas).....	49
Figura 4.13 Representación inicial de la fracción difusa frente al índice de claridad (horarios)	50
Figura 4.14 Representación de la fracción difusa frente al índice de claridad después de filtro 1	51
Figura 4.15 Representación de la fracción difusa frente al índice de claridad después de filtrado completo.....	53
Figura 4.16 Representación por tramos de la fracción difusa frente al índice de claridad después de filtrado completo.....	54
Figura 4.17 Ajuste tramo 1	54
Figura 4.18 Ajuste tramo 2.....	55

Figura 4.19 Ajuste tramo 3.....	55
Figura 4.20 Ajuste completo de la nube de puntos	56
Figura 4.21 Unión ajuste tramo 2 y 3	57
Figura 4.22 Unión ajuste tramo 2 y 3 después de corrección.....	57
Figura 4.23 Nube de puntos y correlación corregida.....	58
Figura 4.24 Representación valores F_d frente a K_t con correlaciones Normal, Optimista y Pesimista.	59
Figura 4.25 Comparación entre las correlaciones específicas y la de Erbs.....	60
Figura 4.26 Validación para convertir la irradiancia global horizontal en irradiancia sobre el plano del seguidor (Variables de entrada medidas) con correlación "Normal"......	60
Figura 4.27 Validación para convertir la irradiancia global horizontal en irradiancia sobre el plano del seguidor (Variables de entrada medidas) con correlación "Optimista".	61
Figura 4.28 Validación para convertir la irradiancia global horizontal en irradiancia sobre el plano del seguidor (Variables de entrada medidas) con correlación "Pesimista".....	61
Figura 4.29 Comparación correlación Erbs y Optimista de la validación diaria para convertir la irradiancia global horizontal en irradiancia sobre el plano del seguidor (Variables de entrada medidas)	62
Figura 4.30 Comparación correlación Erbs y Normal de la validación para convertir la irradiancia global horizontal en irradiancia sobre el plano del seguidor (Variables de entrada medidas)	63
Figura 4.31 Comparación entre la correlación de Erbs y Optimista del error diario en la estimación de la irradiancia sobre el plano del seguidor a partir de la irradiancia global horizontal (Variables de entrada medidas).....	63
Figura 4.32 Comparación entre la correlación de Erbs y Normal del error diario en la estimación de la irradiancia sobre el plano del seguidor a partir de la irradiancia global horizontal (Variables de entrada medidas).....	64
Figura 4.33 Factor de sombras calculado a partir de variables minutas durante el 01/10/2012.....	66
Figura 4.34 Factor de sombras calculado a partir de variables minutas (FS1) y horarias (FS2) durante el 01/10/2012.....	66
Figura 4.35 Comparación entre la validación para convertir la irradiancia global horizontal en irradiancia sobre el plano del seguidor (Variables de entrada medidas) a partir de sombras horarias (inicial) y minutas.....	67
Figura 4.36 Comparación de la validación de la conversión de la temperatura ambiente a temperatura de célula (Variables de entrada medidas) inicial y con corrección.	69
Figura 4.37 Comparación de la validación de la conversión de la temperatura ambiente a temperatura de célula (Variables de entrada medidas) corrección 1 y con corrección2.....	71
Figura 4.38 Comparación entre validación de la parte 2 del modelo (inicial y con corrección de P_{cem})...	73
Figura 4.39 Comparación entre validación de la parte 2 del modelo (inicial y con corrección de P_{cem})...	74
Figura 4.40 Comparación entre validación de la parte 2 del modelo (inicial y con corrección de P_{cem}) Zoom.....	75
Figura 4.41 Estimación de la energía de salida de la planta fotovoltaica con y sin sombras (Variables de entrada medidas)	76

<i>Figura 4.42 Comparación entre validación de la parte 2 del modelo con sombras (Inicial) y sin sombras (Corrección)</i>	<i>76</i>
<i>Figura 4.43 Potencia medida a la salida de la planta fotovoltaica de Moura para varios días del año 2012</i>	<i>77</i>
<i>Figura 4.44 Potencia medida a la salida de la planta fotovoltaica de Moura para varios días del año 2012</i>	<i>78</i>
<i>Figura 5.1 Validación completa del modelo paramétrico optimizado con variables predichas</i>	<i>80</i>
<i>Figura 5.2 Error en la estimación de la producción de energía durante los dos años de análisis con variables de entrada predichas (Modelo paramétrico optimizado)</i>	<i>80</i>
<i>Figura 5.3 Validación completa del modelo paramétrico optimizado con variables medidas</i>	<i>81</i>
<i>Figura 5.4 Error en la estimación de la producción de energía durante los dos años de análisis con variables de entrada medidas (Modelo paramétrico optimizado)</i>	<i>82</i>
<i>Figura 6.1 Comparación entre modelo inicial y optimizado de la validación completa con variables predichas</i>	<i>84</i>
<i>Figura 6.2 Comparación entre el modelo inicial y optimizado del error en la estimación de la producción de energía durante los dos años de análisis con variables de entrada predichas (Modelo paramétrico optimizado)</i>	<i>84</i>
<i>Figura 6.3 Comparación entre modelo inicial y optimizado de la validación completa con variables predichas</i>	<i>85</i>
<i>Figura 6.4 Comparación entre el modelo inicial y optimizado del error en la estimación de la producción de energía durante los dos años de análisis con variables de entrada medidas (Modelo paramétrico optimizado)</i>	<i>85</i>

1 Introducción

La energía solar FV está comenzando a jugar un rol importante en la generación de electricidad en algunos países. Esto se debe a la rápida disminución en los costos que provoca que esta energía pueda competir con los combustibles fósiles en cada vez más partes del mundo y a la necesidad de encontrar formas no contaminantes y renovables de generación de electricidad. En 2014 la energía solar FV registró un nuevo récord en su crecimiento anual y se sitúa en los 117 GW. Países como China, Japón y Estados Unidos son los que reportan la gran mayoría de esta nueva capacidad pero también otros como África o América latina comienzan a apostar por esta forma de generación.

Solar PV Global Capacity, 2004–2014

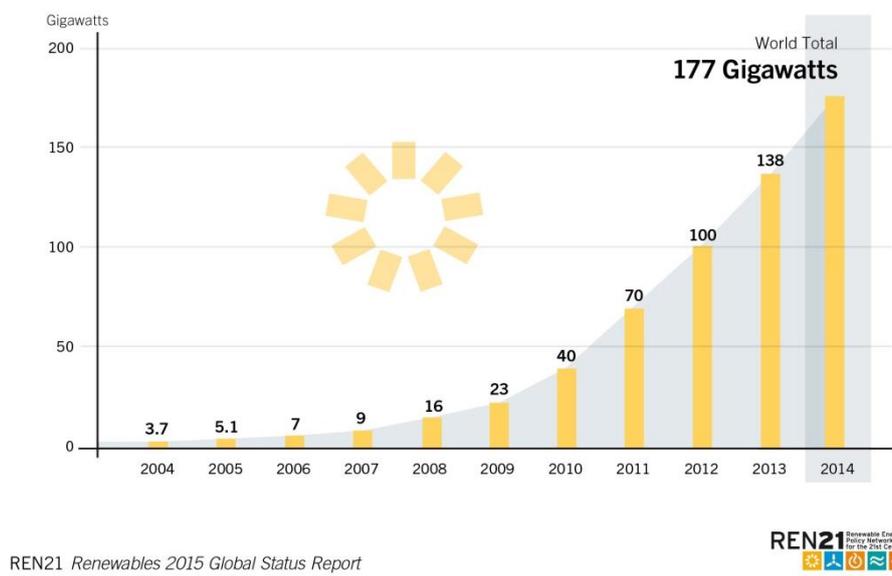


Figura 1.1 Capacidad solar global 2004-2014

Debido a este crecimiento se hace necesaria una integración viable de esta energía en la red eléctrica que ayude al equilibrio de la misma. La principal dificultad que presenta la integración de la energía solar fotovoltaica en la red tiene que ver con su difícil gestionabilidad debida a la variabilidad del recurso solar. La predicción fotovoltaica puede facilitar dicha gestionabilidad tratando de conocer de antemano cual va a ser la producción de energía de una central fotovoltaica. Una estimación precisa beneficia tanto a los operadores del sistema como a los propietarios de plantas FV.

Operadores del sistema: necesitan programar el despacho de energía a la red por lo que una predicción precisa evita una reserva de capacidad de regulación excesiva.

Propietarios de plantas: necesitan planificar la comercialización de energía de antemano para poder entrar al mercado horario a vender la electricidad generada y además están expuestos a sanciones por desviaciones entre predicción y producción. Por todo ello un modelo preciso que transfiera las variables meteorológicas en producción FV es crítica para la viabilidad de la planta.

1.1 Antecedentes

La necesidad de conocer de antemano la producción de las plantas fotovoltaicas dio lugar a la aparición de diferentes métodos y modelos de predicción solar. Según la metodología que emplean en la obtención de la predicción los modelos se pueden clasificar en

Modelo Paramétrico

Divide la planta FV en subsistemas los cuales son modelizados usando una serie de parámetros.

- Estimar las componentes directa B_0 y difusa D_0 de la irradiancia global horizontal G_0
- Calcular la irradiancia efectiva en el plano del seguidor G_i a partir de B_0 y D_0 .
- A partir de G_i y la temperatura ambiente T_a calcular la temperatura de la célula fotovoltaica T_c .
- Calcular la potencia generada a la salida de los paneles fotovoltaicos P_{DC} mediante G_i y T_c .
- Estimar la potencia de salida del inversor P_{AC} a partir de P_{DC} .
- Calcular las pérdidas por efecto Joule y conversión desde el generador fotovoltaico hasta la red eléctrica.

Este modelo requiere de una detallada y precisa información de las características y comportamiento de cada elemento de la planta fotovoltaica. En caso de no disponer de esta información se realizan suposiciones y simplificaciones en la modelización de los elementos que introducen cierta incertidumbre en la salida de los mismos. Por lo que, tanto la precisión como la exactitud de las estimaciones del modelo paramétrico dependen del rendimiento de cada subsistema y de la precisión en las medidas o estimaciones de los parámetros.

La principal ventaja de este modelo reside en su capacidad para estimar la potencia generada a la salida de la planta fotovoltaica (P_{AC}) sin necesidad de que esta esté construida. Esto permite realizar estudios de viabilidad antes de su construcción.

En la actualidad se han realizado investigaciones utilizando el modelo paramétrico para la predicción de producción fotovoltaica. (Martínez-Moreno, Lorenzo, Muñoz, & Moretón, 2011) (Lorenz, Scheidsteger, & Hurka, 2010)(Pelland, Galanis, & Kallos, 2013)

Modelo No –paramétrico:

Concibe la planta FV como una caja negra de la cual no conoce ninguna de sus características internas. Estima el comportamiento del sistema con datos históricos de inputs y outputs. Este modelo al contrario del modelo paramétrico no necesita conocer ningún parámetro de la planta fotovoltaica. Su precisión y exactitud dependen de la calidad de los datos históricos de inputs y outputs.

La necesidad de operar con datos de P_{AC} medidos en la planta fotovoltaica, sin embargo, conduce a la mayor desventaja de este modelo: la planta debe existir y estar operativa durante un cierto periodo de tiempo. Una ventaja interesante del modelo no-paramétrico es la capacidad de este para corregir errores sistemáticos asociados a los datos de entrada. El modelo tiene la capacidad de aprender con el tiempo por lo que el error en la estimación va disminuyendo conforme se van introduciendo más datos.

El modelo no-paramétrico se ha implementado en varias investigaciones sobre predicción fotovoltaica (Bacher, Madsen, & Nielsen, 2009)

Hoy en día existen compañías que ofrecen servicios de predicción FV, sin embargo, debido a sus altos costes solamente las grandes plantas se pueden beneficiar. Por ello existe la necesidad de investigar modelos de predicción más precisos y económicos.

La Universidad Pública de Navarra ha desarrollado un modelo paramétrico de predicción de producción fotovoltaica para plantas de tamaños diversos con el objetivo de cubrir dicha necesidad. El modelo paramétrico desarrollado por la UPNA estima la producción de electricidad para 7 plantas fotovoltaicas diferentes, todas ellas propiedad de Acciona.

1.2 Objeto del proyecto:

El objetivo del presente Trabajo Fin de Grado es el análisis y optimización del modelo paramétrico de predicción desarrollado por la UPNA.

Después de desarrollar un modelo de predicción de una planta FV y observar los resultados obtenidos se vio la posibilidad de realizar una labor de investigación con el objetivo de mejorar dicho modelo. Para ello se examina cada parte del modelo por separado desde el comienzo hasta el final pretendiendo entender el error cometido en cada parte y así poder tener un criterio para abordar la corrección del mismo.

2 Modelo de predicción fotovoltaico desarrollado

El modelo paramétrico desarrollado por la UPNA, capaz de estimar la producción de electricidad de cualquier planta fotovoltaica, se ha implementado en 7 centrales fotovoltaicas propiedad de Acciona. El presente trabajo se centra en el análisis y mejora del modelo utilizando los datos registrados y observados en una de ellas, concretamente los de la central de Amareleja (Moura, Portugal). A partir de ahora se referirá a está, indistintamente, como central de Moura o Amareleja

2.1 Observatorio fotovoltaico

Se realiza una breve explicación de la central fotovoltaica de Moura exponiendo sus principales características. Con ello se pretende obtener una visión global de la planta analizada en el presente proyecto.

2.1.1 Descripción

La central de Amareleja, propiedad de Acciona se encuentra situada en la localidad que le da nombre, Amareleja (Portugal). Sus $45.6 MW_p$ de potencia nominal ocupan un total de $250 Ha$ y se distribuyen en 2520 seguidores compuesto cada uno por 104 módulos (4 series de 26 módulos). La central consta de 70 inversores de potencia nominal $500 kW$. Cada uno de estos inversores está conectado a un transformador BT/MT de potencia nominal $630 kW$ y tensión de salida $20 kV$. Finalmente, a la subestación le llegan cinco líneas, cada línea está formada por 14 transformadores BT/MT, donde existe un transformador MT/AT de potencia nominal y tensión de salida $60 kV$.



Figura 2.1 Central fotovoltaica de Amareleja

2.1.2 Monitorización

La central se encuentra monitorizada detalladamente. Se registran datos cada 10 minutos de las siguientes variables.

- **Variables meteorológicas**
 - Módulos calibrados de referencia: Existen un total de 9 módulos de referencia distribuidos por la central. Estos módulos miden tanto irradiancia en el plano del seguidor (G_i) como Temperatura en la célula (T_c).
 - Estación meteorológica: Existe una única estación meteorológica de la cual se obtiene la irradiancia global horizontal (G_0) irradiancia difusa horizontal (D_0) la temperatura ambiente (T_a) y la velocidad del viento (V_v). La D_0 se obtiene mediante un piranómetro con banda de sombreado manual. La banda debe ser cambiada de posición por un operario periódicamente.
- **Variables eléctricas**: Se registran datos de diversas variables tanto para:
 - Seguidores
 - Inversor
 - Transformador BT/MT
 - Línea de media tensión
 - Subestación

Sin embargo la única variable eléctrica medida de relevancia para este proyecto es la potencia de salida de la planta (P_{AC}) por lo que no se detallan las demás.

2.2 Procedimiento del modelo paramétrico

El modelo paramétrico tiene como objetivo predecir la potencia horaria a la salida de la planta FV (P_{AC}) usando como entradas variables meteorológicas predichas horarias. Las variables de entrada utilizadas son la temperatura ambiente (T_a) y la radiación global horizontal (G_0). La planta fotovoltaica se divide en subsistemas modelizados según una serie de parámetros. El procedimiento requiere de una formulación muy detallada para conseguir una buena precisión. El modelo trabaja en base horaria, sin embargo, la central dispone de datos medidos 10 minutos por lo que se pasan a valores horarios para poder utilizarlos en el modelo paramétrico. El modelo paramétrico consta de 2 pasos:

Parte 1: Transformar la irradiancia global horizontal (G_0) en irradiancia al plano inclinado (G_i) y la temperatura ambiente (T_a) y la irradiancia global horizontal (G_0) en temperatura de célula (T_c).

Parte 2: Simular las pérdidas de cada elemento de la instalación FV

La siguiente figura (Figura 2.2) representa un diagrama general de un sistema FV conectado a red compuesto por un generador FV un inversor y un transformador (BT/MT)

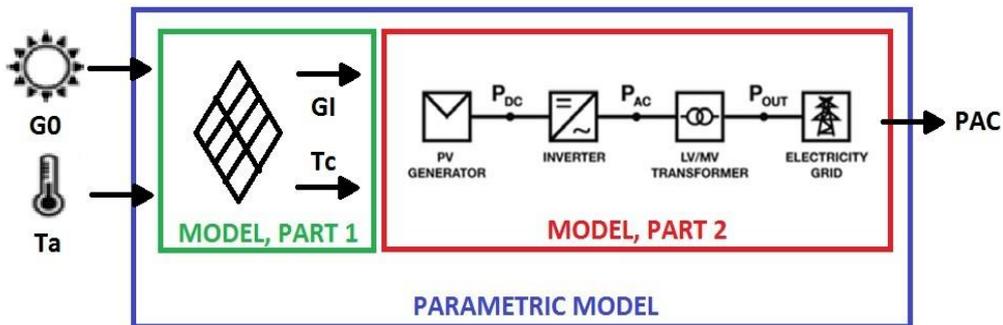


Figura 2.2 Diagrama del modelo paramétrico

2.2.1 . Modelización del sistema

A continuación se expone el procedimiento seguido por el modelo paramétrico y se representa como se modelan los diferentes componentes.

Parte 1: Modelización para la transformación de las variables al plano inclinado

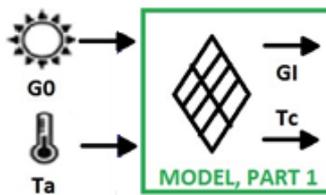


Figura 2.3 Parte 1 Modelo paramétrico

A. Modelización G_0 a G_i

En esta parte del modelo paramétrico se realiza la transformación de la irradiancia horizontal G_0 a la irradiancia en el plano inclinado o plano del seguidor G_i . Esta transformación se modeliza de la siguiente manera:

- 1) Posición del Sol (Lorenzo, 2011) y descomposición de G_0 en sus componentes B_0 y D_0 . (Erbs, Klein, & Duffie, 1982)

Se comienza calculando las variables que definen la posición del sol para una localización determinada (latitud ϕ). Estas variables son la altura solar (γ_s) y el azimut solar (ψ_s) calculadas a partir del ángulo solar horario ω y la declinación δ .

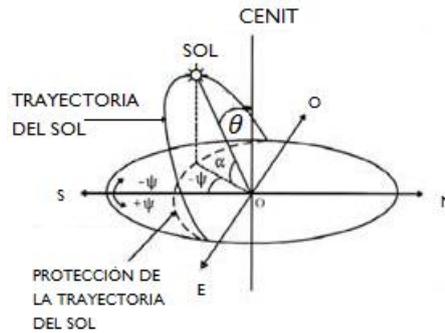


Figura 2.4 Movimiento aparente del sol desde un lugar de la tierra

Una vez calculada la posición solar se realiza la descomposición de G_0 en sus componentes directa (B_0) y difusa (D_0). La irradiancia directa es calculada mediante criterios puramente geométricos mientras que para el cálculo de la irradiancia difusa se utiliza una correlación global-difusa horaria la cual relaciona el Índice de claridad (K_T) con la Fracción difusa F_D .

Índice de claridad (K_T): se define como la relación entre la irradiancia global horizontal (G_0) y la irradiancia extraterrestre G_{ext} .

$$K_T = \frac{G_0}{G_{ext}} \quad (2.1)$$

Fracción difusa (F_D): se define como la parte de irradiancia global horizontal que es difusa.

$$F_D = \frac{D_0}{G_0} \quad (2.2)$$

La representación de estos factores permite conseguir una relación entre ellos para más adelante a partir de un K_T poder calcular F_D y así obtener un valor de D_0 . El cálculo de D_0 se realiza a partir de las variables G_0 y G_{ext} . Existen varios estudios e investigaciones que han desarrollado correlaciones global-difusa siendo las más utilizadas las de Orgill-Holands (Orgill &

Hollands, 1977) o Erbs (Erbs et al., 1982). En este caso la correlación utilizada es la de Erbs ya que es la que mejores resultados ofrece.

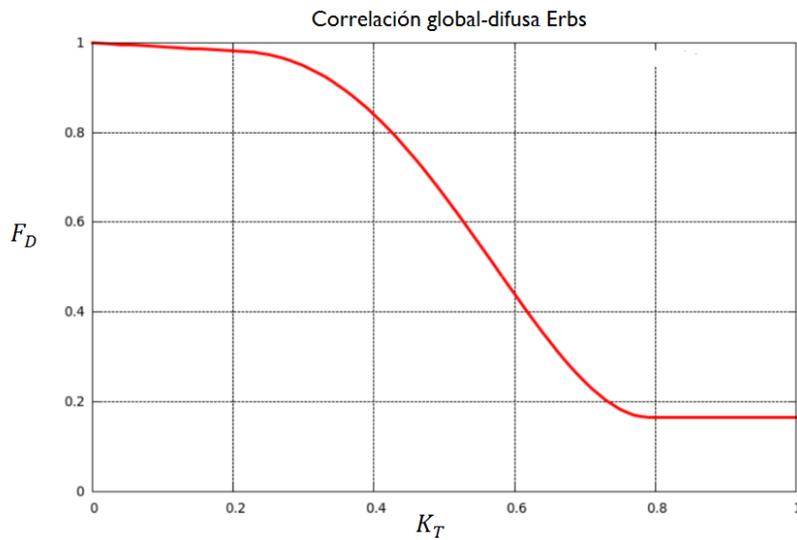


Figura 2.5 Correlación de Erbs

Una vez se tienen las componentes directa y difusa se pasan al plano inclinado y se descuentan pérdidas de potencia debido a sombras, suciedad incidencia y espectro. Para realizar esta traslación y contabilización de las pérdidas de potencia se realizan los siguientes cálculos basándose en el trabajo previo (Narvarte & Lorenzo, 2008)(Lorenzo, 2011).

2) Posición de la superficie del generador FV y el ángulo de incidencia.(Lorenzo, 2011).

Se calcula la posición del generador y el ángulo de incidencia para cada hora. Dependiendo de si el generador FV tiene o no seguimiento y del tipo, el cálculo se realiza de forma diferente. El modelo paramétrico tiene la opción de realizar la simulación tanto para una planta sin seguimiento como para seguimiento azimutal a un eje. La central de Amareleja tiene seguimiento a 1 eje por lo que se realizan los cálculos para este seguimiento específico.

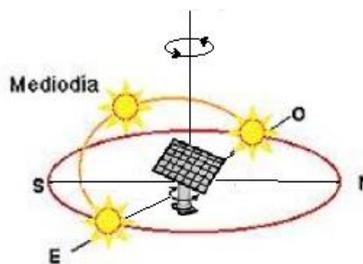


Figura 2.6 Seguimiento azimutal seguidor fotovoltaico

En el seguimiento azimutal a un eje la superficie gira sobre un eje vertical de este a oeste y mantiene constante la inclinación constante a lo largo de todo el movimiento

El ángulo de incidencia es la desviación de la radiación incidente en un módulo fotovoltaico respecto de la normal a la superficie del módulo. En la Figura 2.7 se representa esta desviación mediante el ángulo β .

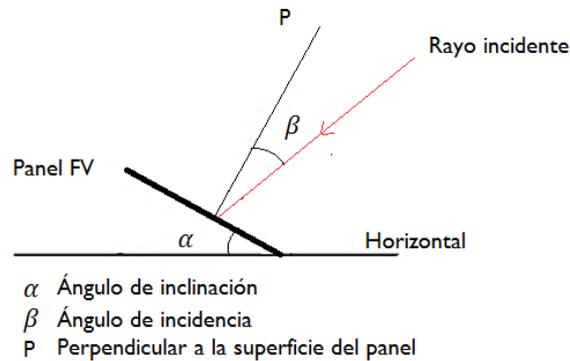


Figura 2.7 Ángulo de incidencia seguidor fotovoltaico

La desviación provoca un menor aprovechamiento de la radiación incidente del sol cuantificado mediante las pérdidas por incidencia calculadas en el apartado 5

3) Calculo de las sombras proyectadas por los paneles en la superficie de los módulos FV

Los paneles fotovoltaicos en horas donde el sol está bajo proyectan sombras unos sobre otros debido a una separación insuficiente. Se puede eliminar este problema utilizando un sistema de retro-seguimiento para modificar la orientación de los paneles en momentos de sombras proyectadas. Sin embargo esto produce también una disminución en la irradiancia recibida por el panel que puede llegar a ser mayor que la reducción debida a las sombras. El retro-seguimiento es un sistema muy interesante para evitar los problemas de punto caliente que provocan las sombras. La central de Amareleja no tiene retro-seguimiento por lo que se calculan las sombras proyectadas.

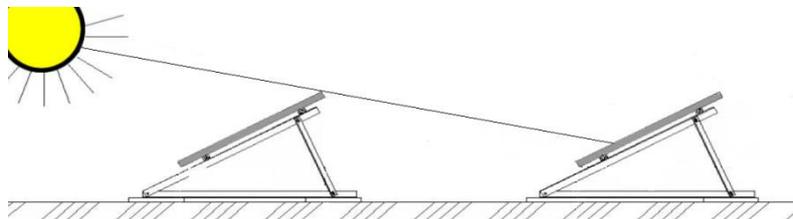


Figura 2.8 Sombras proyectadas entre seguidores fotovoltaicos



Figura 2.9 Sombras proyectadas seguidores estáticos

El problema del punto caliente es un fenómeno que aparece en los paneles fotovoltaicos debido a varios factores entre ellos el sombreado parcial. Si este sombreado afecta a una o varias células fotovoltaicas de una conexión serie estas se comportan como una resistencia óhmica y se calienta hasta el punto de poder llegar a destruirse. Este efecto se puede solucionar con retro-seguimiento o con otros métodos como la colocación de diodos de paso.

4) Irradiancia en el plano del generador FV (G_i) (Hay & Mckay, 1985)(Perez, Seals, Ineichen, Stewart, & Menicucci, 1987)

Se calcula la irradiancia G_i sin descontabilizar las pérdidas. Estas se calculan en los siguientes pasos para poder obtener la irradiancia inclinada efectiva.

5) Suciedad y pérdidas de incidencia (Martin & Ruiz, 2001)

Se calculan las pérdidas debidas a la suciedad acumulada en la superficie del módulo ya que altera las propiedades angulares del mismo y reduce la transmitancia del vidrio reduciendo la irradiancia que es aprovechada por el modulo.

Se plantean 4 tipos de situaciones de suciedad en los módulos:

- Sin suciedad 0%
- Baja 2%
- Moderada 3%
- Importante 8%

Se calculan también las pérdidas provocadas por la desviación entre la radiación incidente y la normal a la superficie del panel fotovoltaico llamadas pérdidas de incidencia.

6) Pérdidas por sombras proyectadas (Martínez-Moreno, Muñoz, & Lorenzo, 2010)

El cálculo de las pérdidas debidas a sombras proyectadas se realiza calculando dos factores de sombras uno geométrico (F_{GS}) y otro eficaz (F_{ES}) basándose en el modelo (Martínez-Moreno et al., 2010). Se definen dos factores por el problema que supone las sombras en las pérdidas de generación de un módulo fotovoltaico. Las sombras afectan a unas células en concreto como se puede ver en la siguiente figura



Figura 2.10 Ejemplo de sombra parcial

Sin embargo células próximas a otras sombreadas pueden ver afectado su funcionamiento si son parte de la misma agrupación serie. Una célula sombreada afecta a todas las demás células que estén en serie haciéndolas trabajar a una potencia inferior. La colocación de diodos de paso soluciona en gran medida este problema reduciendo las células afectadas.

En la Figura 2.12 se puede ver como 2 células sombreadas (rojas) afecta el funcionamiento de otras dos

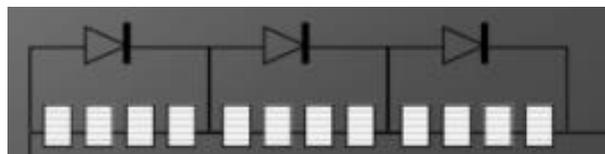


Figura 2.11 Funcionamiento normal sin sombras parciales



Figura 2.12 Células afectadas por sombras parciales

F_{GS} Cuantifica las pérdidas debidas únicamente al factor de sombra.

F_{ES} Cuantifica las pérdidas teniendo en cuenta además la variación de las condiciones de operación del módulo fotovoltaico y como afectan al aprovechamiento de la irradiancia. El modelo plantea 3 tipos de situaciones:

Optimista

Se asume que no hay pérdidas adicionales en células no sombreadas.

$$F_{ES} = F_{GS} \quad (2.3)$$

Pesimista

La situación opuesta es asumir que cualquier sombra provoca pérdidas totales es decir las sombras en una parte del módulo afectan a todo él. El aprovechamiento de la irradiancia es nulo y el modulo fotovoltaico no genera electricidad.

$$F_{GS} > 0 \quad (2.4)$$

$$F_{ES} = 1 \quad (2.5)$$

Bloques

En esta situación se asumen bloques de células protegidos por diodos. Supone que un bloque esta sombreado si una de sus células lo está. Dentro de esta opción existen diferentes tipos de cálculos dependiendo de las suposiciones que se quieran realizar. Es la opción elegida para la validación de las sombras ya que es la que mejor resultados.

7) Correcciones espectrales (Fuentes, Nofuentes, Aguilera, Talavera, & Castro, 2007)

La radiación a su paso por la atmosfera es sometida a una combinación de procesos de reflexión, atenuación y difusión que alteran sus características.

B. Modelización G_0, T_a a T_i

La temperatura de célula es calculada basándose en la temperatura ambiente usando la siguiente ecuación

$$T_c = T_a + \frac{NOCT - 20}{800} G_i \quad (2.6)$$

Donde *NOCT* es la temperatura de operación nominal de la célula obtenida de la ficha técnica facilitada por el fabricante en °C y G_i es la irradiancia efectiva en el plano inclinado calculada con anterioridad en W/m^2 .

Parte 2: Modelización de la planta FV

Una vez obtenidas tanto la G_i como la T_c se continúa con el cálculo de las variables de la parte 2 del modelo

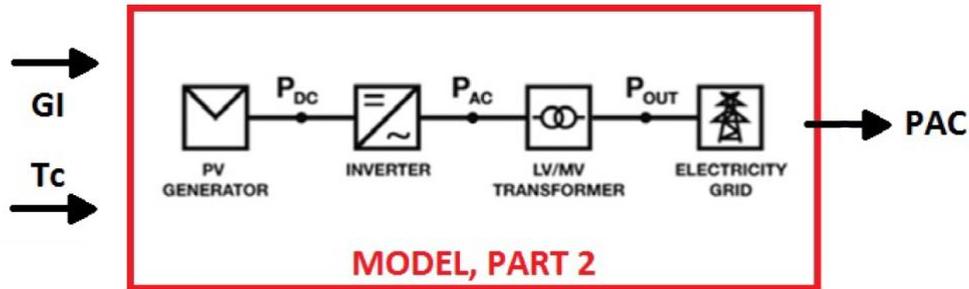


Figura 2.13 Diagrama general de la parte 2 del modelo paramétrico

A. Panel FV

La P_{DC} es la potencia a la salida del panel FV y queda definida por la siguiente ecuación

$$P_{DC} = P^* \frac{G}{G^*} \frac{\eta}{\eta^*} \quad (2.7)$$

Donde P^* es la potencia máxima bajo condiciones estándar (CEM, definida por una $G^* = 1000 \text{ W/m}^2$ y una temperatura de célula $T_c^* = 25^\circ\text{C}$ y una AM 1.5 espectro), η es la eficiencia en función de la irradiancia y la temperatura de célula T_c y η^* es la eficiencia bajo CEM. La eficiencia en función de la irradiancia y la T_c esta modelada por la siguiente ecuación

$$\frac{\eta}{\eta^*} = [1 + \gamma(T_c - T_c^*)] \left[\mathbf{a} + \mathbf{b} \frac{G}{G^*} + \mathbf{c} \ln \frac{G}{G^*} \right] \quad (2.8)$$

Donde γ es el coeficiente térmico de potencia de los módulos en $^\circ\text{C}^{-1}$ y el paréntesis en negrita del término de la derecha es un modelo experimental (Williams et al., 2003) el cual contabiliza la dependencia de la eficiencia con la irradiancia.

B. Cableado DC

$$\eta_{cable\ DC} = \frac{P_{DC\ 2}}{P_{DC\ 1}} = \left[1 - \left(\frac{P_{cable\ DC}}{100} \right) * P_{DC1}^2 \right] \quad (2.9)$$

Donde la $P_{cable DC}$ son las pérdidas en el cableado DC cuando por él está circulando su potencia nominal (corriente nominal)

C. Inversor

El inversor está caracterizado por su potencia nominal a la salida P_I y tres parámetros experimentales (k_0, k_1, k_2) los cuales se utilizan para calcular su eficiencia η_I con la siguiente ecuación (Jantsch, Schmidt, & Schmid, 1992)

$$\eta_I = \frac{P_{AC1}}{P_{DC2}} = \frac{P_{AC1}}{P_{AC1} + (k_0 + k_1 P_{AC1} + k_2 P_{AC1}^2)} \quad (2.10)$$

Donde los parámetros k_0, k_1 y k_2 son ajustados mediante mediciones experimentales (Muñoz, Martínez-Moreno, & Lorenzo, 2011)

D. Cableado BT

$$\eta_{cable AC} = \frac{P_{AC2}}{P_{AC1}} = \left[1 - \left(\frac{P_{cable AC}}{100} \right) * P_{AC1}^2 \right] \quad (2.11)$$

Donde $P_{cable AC}$ son las pérdidas en el cableado AC cuyo valor es 0,18%

E. Transformador BT/MT

La eficiencia del transformador BT/MT, η_T , esta expresada como una función de la potencia de salida $P_{out MT1}$ mediante la siguiente ecuación

$$\eta_T = \frac{P_{out MT1}}{P_{AC2}} = \frac{P_{out MT1}}{P_{out MT1} + P_{vacio} + P_{Cu}} \quad (2.12)$$

Donde la P_{vacio} son las pérdidas de vacío y la P_{Cu} son las pérdidas del cobre las cuales se calculan mediante la siguiente ecuación:

$$P_{Cu} = P_{Cu nom} * \left(\frac{P_{AC2}}{P_T} \right)^2 \quad (2.13)$$

Donde $P_{Cu nom}$ son las pérdidas de cobre cuando el transformador opera a su potencia nominal, P_T .

2.3 Base de datos de las variables meteorológicas.

El modelo de predicción se nutre de unas variables de entrada meteorológicas predichas.

La predicción meteorológica es la aplicación de la ciencia y tecnología para predecir el estado de la atmósfera para una localización de interés. Los modelos de predicción numérica (NWP) utilizan modelos matemáticos de la atmósfera y los océanos para predecir el tiempo basándose en las condiciones meteorológicas existentes.

Meteogalicia (Meteogalicia, n.d.) es un instituto meteorológico de la Xunta de Galicia (España) que publica regularmente resultados de predicción meteorológica. La resolución temporal de la predicción es horaria. Los datos que proporciona Meteogalicia comprenden una gran cantidad de variables como radiación solar, temperatura, velocidad del viento...

Las variables de entrada del modelo que en este documento se está exponiendo serán las variables de predicción suministradas por esta base de datos (Meteogalicia), la cual es gratuita y de libre acceso. Nótese que, como es evidente, la precisión en la predicción de las variables meteorológicas influye de manera directa en el error cometido al estimar la potencia AC de la planta fotovoltaica por lo que cuanto mejor sean los datos predichos mejor será la estimación de potencia AC.

2.4 Estadística utilizada

Para validar el modelo y poder cuantificar su precisión en la estimación se utilizan una serie de representaciones estadísticas. El error medio (MBE) y el error cuadrático medio (*RMSE*) son los más utilizados. Se quiere cuantificar la diferencia, \bar{D} , entre las observaciones, \bar{X} , y lo estimado con el modelo, \bar{Y}

$$MBE = \bar{D} = \bar{X} - \bar{Y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i - y_i \quad (2.14)$$

$$RMSE = \bar{D} = \bar{X} - \bar{Y} = \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - y)^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (2.15)$$

Donde d_i, x_i, y_i son los elementos de los vectores D, X, Y respectivamente y las líneas superiores significan media. El *RMSE* agrega información sobre la media y la variancia del error por lo que debe estar acompañado de otra medida como el *MBE* lo que permite distinguir entre la variancia y la media

$$Varianza = \sigma_D^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (d_i - \bar{D})^2 \quad (2.16)$$

$$RMSE^2 = \sigma_D^2 + \bar{D}^2 = \sigma_D^2 + MBE^2 \quad (2.17)$$

Otro estadístico muy utilizado en el contexto de un modelo cuyo principal propósito es predecir futuros resultados es el coeficiente de determinación (R^2)

La relación lineal entre dos variables se cuantifica con el coeficiente de correlación lineal de Pearson cuyo valor oscila entre -1 y +1.

$$r = \frac{Cov(X, Y)}{S_X S_Y} = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X}) * (Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2} * \sqrt{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}} \quad (2.18)$$

CORRELACIÓN LINEAL POSITIVA (r=+1)

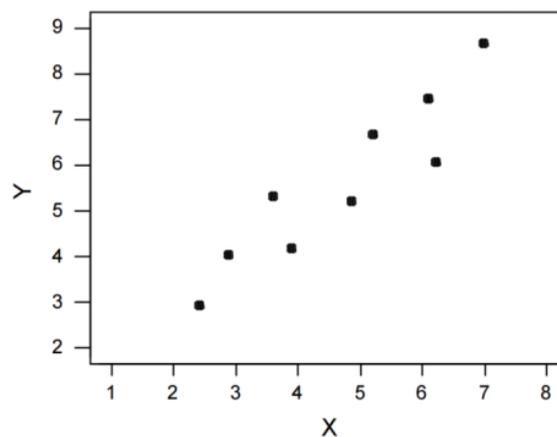


Figura 2.14 Ejemplo de correlación lineal positiva

Si el coeficiente de regresión lineal es cercano a 1 o -1 tiene sentido considerar la ecuación de la recta que mejor se ajuste a la nube de puntos (recta de mínimos cuadrados). Dicha recta se usa para estimar los valores de Y que se podrían obtener para distintos valores de X.

Nube de puntos y recta de minimos cuadrados

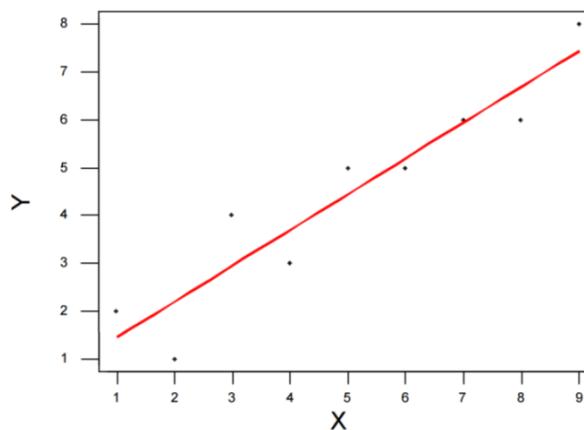


Figura 2.15 Ejemplo de recta de ajuste para nube de puntos

La ecuación de la recta de mínimos cuadrados es la siguiente:

$$Y - \bar{Y} = \frac{Cov(X, Y)}{s_x^2} (X - \bar{X}) \quad (2.19)$$

Se define R^2 como el coeficiente que indica el porcentaje del ajuste que se consigue con el modelo lineal. Se puede interpretar también como una media de la proximidad o de ajuste de la recta de regresión a la nube de puntos y su valor siempre está comprendido entre 0 y 1 y siempre es igual al cuadrado del coeficiente de correlación (r).

$$R^2 = r^2 \quad (2.20)$$

2.5 Simulación

La modelización del modelo paramétrico vista anteriormente y su comparación se realiza mediante la herramienta de software matemático Matlab. La simulación da la posibilidad de simular 7 plantas diferentes aunque en el caso del presente proyecto solo se utiliza la planta FV de Amareleja (Portugal). La central viene definida con el nombre de Moura.

La simulación ofrece la posibilidad de simular el intervalo de días deseado entre el 01/10/2012 hasta el 30/09/2014. En el presente proyecto se realiza una simulación completa de 2 años. La simulación se divide en 3 partes Toolbox, Validation_comp y Validation_grafs_comp. La Toolbox realiza el cálculo de la predicción de producción mientras que las otras dos realizan la validación de los resultados.

▪ TOOLBOX

Necesita como datos de entrada las variables predichas en base horaria. Estos datos como ya se ha explicado se obtienen de la base de datos de Meteogalicia. La función generar la predicción de producción horaria de la planta fotovoltaica durante el periodo de simulación escogido. Existe la posibilidad de que genere diferentes resultados en función de los datos de entrada si son medidos o predichos. Esto permite valorar el modelo por partes algo muy útil a la hora de intentar corregir errores de precisión. Las variables obtenidas según los datos de entrada escogidos se detallan a continuación:

VAR_FORE_MODEL_MOURA : Resultados de la Toolbox con datos de G_0 y T_a predichos por Meteogalicia para Moura.

Tabla 2.1 VAR_FORE_MODEL_MOURA

Fecha String	G_0 (W/m^2) Hsolar	G_i (W/m^2) Hsolar	P_{DC} (W) Hsolar	P_{AC} (W) Hsolar	T_a ($^{\circ}C$) Hsolar	T_c ($^{\circ}C$) Hsolar

VAR_MEAS_MODEL_MOURA : Resultados de la Tool metiendo datos de G_0 y T_a medidos en Moura.

Tabla 2.2 VAR_MEAS_MODEL_MOURA

	G_0 (W/m^2)	G_i (W/m^2)	P_{DC} (W)	P_{AC} (W)	T_a ($^{\circ}C$)	T_c ($^{\circ}C$)	$G_{i\ med}$ (W/m^2)	$T_{c\ med}$ ($^{\circ}C$)	$P_{AC\ med}$ (W)
Fecha String	Hsolar	Hsolar	Hsolar	Hsolar	Hsolar	Hsolar	Hsolar	Hsolar	Hsolar

VAR_MODEL_PLANT_MOURA= Resultados de la Toolbox metiendo datos de G_i y T_c medidos en Moura.

Tabla 2.3 VAR_MODEL_PLANT_MOURA

	G_i (W/m^2)	P_{DC} (W)	P_{AC} (W)	$T_{c\ med}$ ($^{\circ}C$)
Fecha String	Hsolar	Hsolar	Hsolar	Hsolar

LEYENDA

Tabla 2.4 LEYENDA

Fecha	Variables medidas	Variables predichas	Variables obtenidas con el modelo.
-------	-------------------	---------------------	------------------------------------

▪ VALIDATION COMP y VALIDATION GRAFS COMP

La validación recoge dentro de la función Validation_comp un gran número de resultados numéricos. Utiliza los estadísticos explicados en el apartado 2.4 (Estadística utilizada) para validar el modelo e interpretar el error. Los resultados de la validación se representan gráficamente mediante la función Validation_grafs_comp.

La validación del modelo paramétrico se realiza en base diaria por lo que los resultados mostrados son valores diarios.

3 Evaluación del modelo inicial

La precisión del modelo se analiza desde 2 perspectivas, una con variables de entrada medidas y otra con variables predichas. A parte de una validación global de todo el modelo también se puede cuantificar el error de cada subsistema. Por tanto, se comienza por analizar el error global del modelo para posteriormente examinar los errores producidos en cada parte del mismo.

3.1 Incertidumbre del modelo completo

Se representa el error del modelo paramétrico completo en la estimación que este hace de la producción fotovoltaica de la central. Se analiza este error tanto para variables de entrada predichas como medidas

3.1.1 Variables predichas

La Figura 3.1 representa la validación del modelo completo durante los 2 años de análisis. El eje X muestra la energía producida medida mientras que el eje Y representa la energía producida estimada por el modelo con variables meteorológicas de entrada predichas ($G_{0\ fore} T_{a\ fore}$). Ambas energías son diarias y están normalizadas respecto al día con la mayor producción durante los dos años de simulación. Se observa que la nube de puntos es un poco difusa algo que se cuantifica mediante $R^2=0.83$. El modelo subestima un 3% aproximadamente y la $RMSE$ es del 11,64%. Estos datos son para variables de entrada predichas y como se verá más adelante, al validar el modelo con variables de entrada medidas (3.1.2), la mayor parte del error que aquí se representa proviene de la predicción meteorológica.

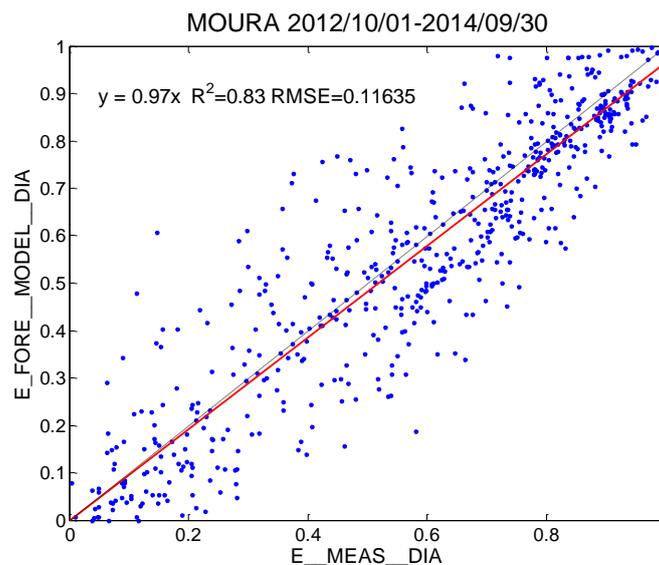


Figura 3.1 Validación completa del modelo paramétrico con variables predichas

Representando la diferencia entre la estimación y la medida diarias durante los dos años de simulación se aprecia como el mayor error es del 45% (sobrestimado) y del 41% (subestimado).

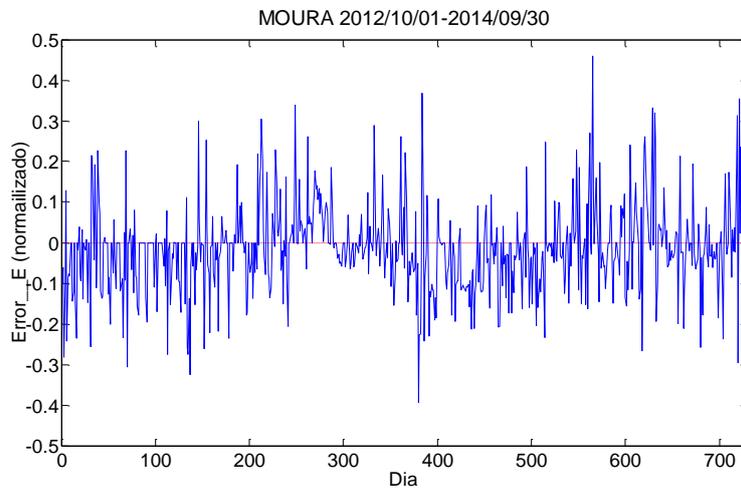


Figura 3.2 Error en la estimación de la producción de energía diaria durante los dos años de análisis con variables de entrada predichas

3.1.2 Variables medidas

La Figura 3.3 representa la validación del modelo completo durante los 2 años de análisis. El eje X muestra la energía producida medida mientras que el eje Y representa la energía producida estimada por el modelo con variables meteorológicas de entrada medidas ($G_{0\ med}T_{a\ med}$). Ambas energías son diarias y están normalizadas respecto al día con la mayor producción durante los dos años de simulación.

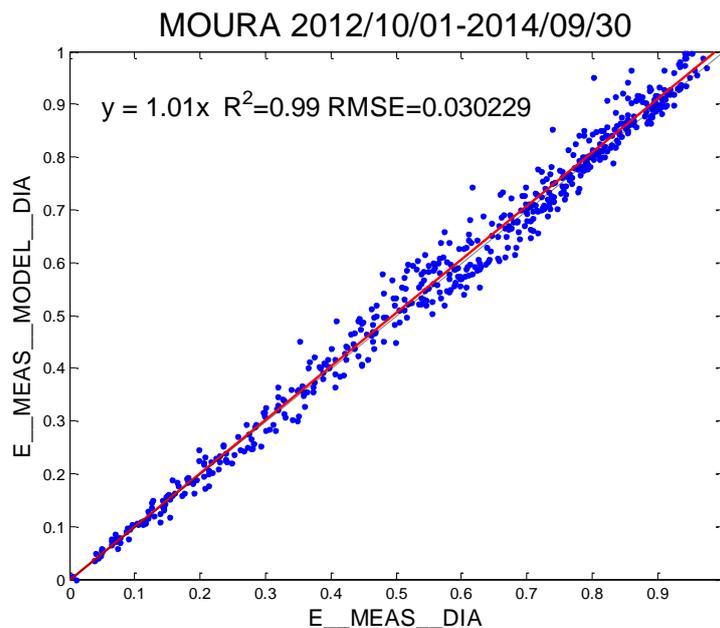


Figura 3.3 Validación completa del modelo paramétrico con variables medidas

Se observa que la nube de puntos sigue una correlación lineal de una manera muy definida algo que se cuantifica mediante $R^2=0.99$. El modelo sobreestima un 1% aproximadamente y la *RMSE* es del 3,02%. Se observa como el modelo es mucho más preciso cuando se utilizan variables meteorológicas de entrada medidas.

Representando la diferencia entre la estimación y la medición diarias durante los dos años de simulación (Figura 3.4) se aprecia como el mayor error es del 15% (sobrestimado) y del 10% (subestimado). La sobreestimación se da durante más días y el error es mayor aunque en general el error es muy pequeño con respecto al obtenido con variables meteorológicas.

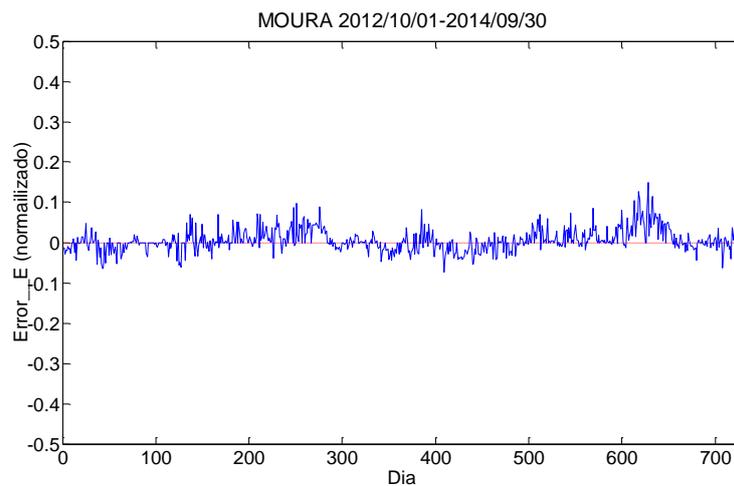


Figura 3.4 Error en la estimación de la producción de energía diaria durante los dos años de análisis con variables medidas

Observando los resultados se puede afirmar que la mayor parte del error del modelo completo es consecuencia de un error en la predicción de las variables meteorológicas.

3.2 Incertidumbre en las variables meteorológicas

Se cuantifica el error en la predicción de las variables meteorológicas que como se ha visto son las que mayor error introducen al modelo paramétrico de predicción fotovoltaica.

3.2.1 Incertidumbre de la irradiancia global horizontal

La Figura 3.5 muestra la irradiancia global horizontal medida diaria (Eje X) frente a la predicha diaria (Eje Y) normalizadas respecto al valor máximo medido durante los 2 años de simulación. El factor de determinación es de 0.92 sin una tendencia clara ni a la sobreestimación ni subestimación. El error tiene una *RMSE* del 8.17%

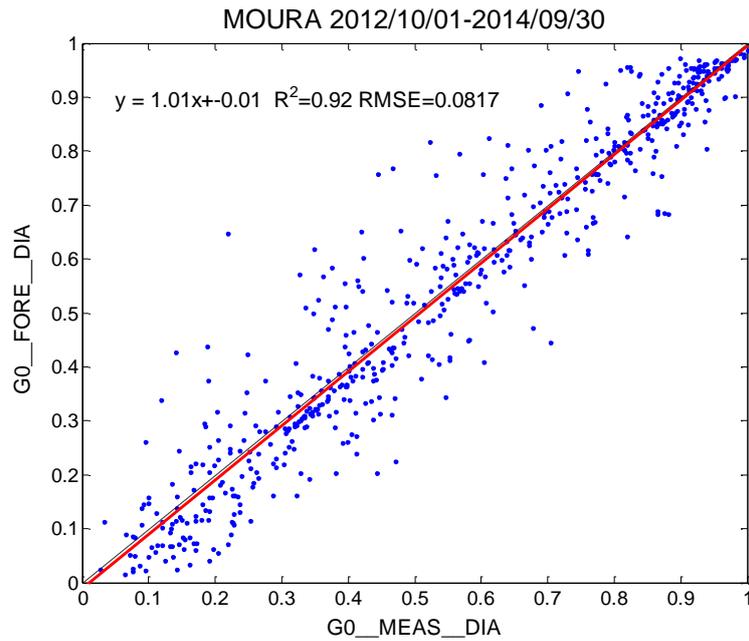


Figura 3.5 Precisión en la estimación de la irradiancia global horizontal diaria

Representando la diferencia entre la estimación y la medición durante los dos años de simulación (Figura 3.6) se aprecia cómo el máximo error es del 51% (sobrestimado) y el mínimo es del 25% (subestimado) habiendo los mismos días con errores positivos y negativos.

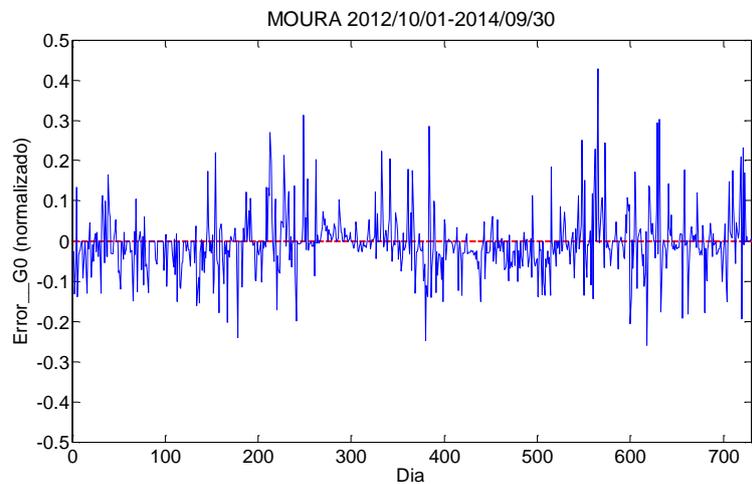


Figura 3.6 Error entre la irradiancia global horizontal predicha y medida diarias para los dos años de estudio

3.2.2 Incertidumbre de la temperatura ambiente

La Figura 3.7 muestra la temperatura ambiente diaria medida (Eje X) frente a la predicha diaria (Eje Y) normalizadas respecto al valor máximo medido durante los 2 años de simulación. La correlación lineal es muy precisa cuantificada mediante el coeficiente de determinación $R^2 = 0.98$ sin embargo hay una ligera desviación respecto al origen siendo la predicción sobrestimada en días fríos y subestimada en días calurosos. La *RMSE* es del 2.4%

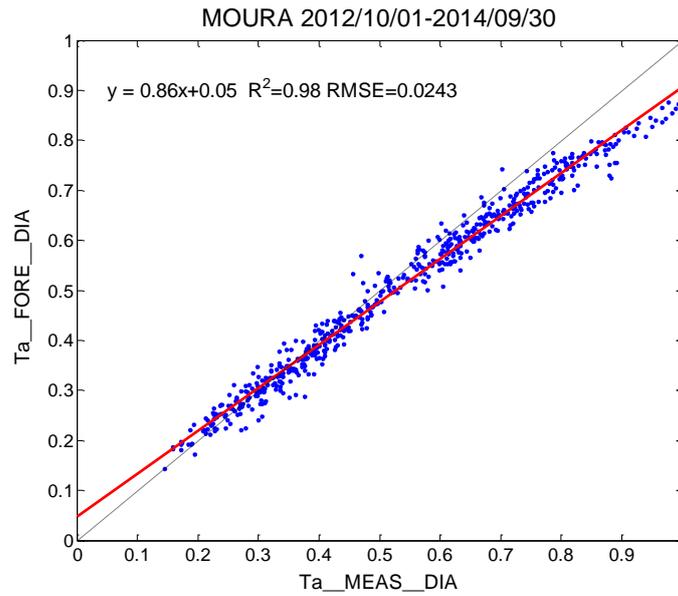


Figura 3.7 Precisión en la estimación diaria de la temperatura ambiente

La Figura 3.8 que representa el error entre la estimación y el valor medido diarios a lo largo de la simulación muestra que se tiene prácticamente el mismo porcentaje de días con errores positivos que negativos. También se aprecia que los errores son más bien bajos ya que no sobrepasan el 17%.

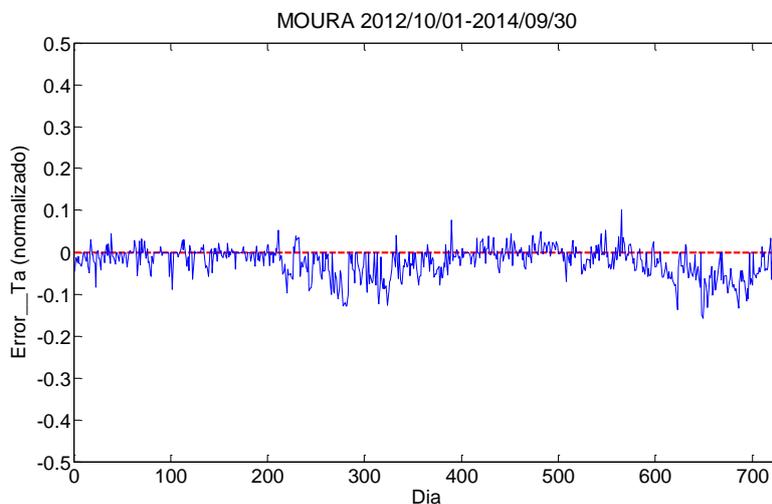


Figura 3.8 Error diario entre la temperatura ambiente predicha y medida para los dos años de estudio

Se puede concluir al haber analizado las variables meteorológicas que la estimación de la temperatura ambiente es más precisa que la de la irradiancia global horizontal. Además el error en la estimación de G_0 no presenta ninguna tendencia clara con su magnitud o época del año. En cambio con la temperatura ambiente sí que se ve una relación entre el error y la magnitud de esta. Para temperaturas altas la predicción esta subestimada y a medida que la temperatura baja esta subestimación disminuye hasta llegar a sobrestimar la predicción a

temperaturas bajas. En el apartado 4 se buscan soluciones para intentar corregir este error en la estimación de las variables meteorológicas.

3.3 Incertidumbre del modelo de la planta

Se cuantifica el error para cada parte de la modelización de la planta FV. Se presentan resultados para variables de entrada medidas y predichas. Al realizar la comparación se comprueba el error introducido en cada parte por la predicción meteorológica

3.3.1 Parte 1

Validación del cálculo de las variables G_i, T_c (Parte 1 del modelo) durante los dos años de simulación.

A. Modelo para convertir la irradiancia global horizontal al plano inclinado

Se cuantifica el error diario debido al método de conversión de la irradiancia global horizontal a irradiancia (G_0) en el plano del seguidor (G_i). Este paso corresponde a la primera parte del modelo paramétrico.

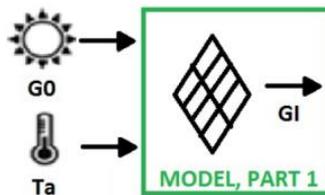


Figura 3.9 Diagrama general modelo parte 1: Irradiancia plano seguidor

Se representa la irradiancia en el plano del seguidor medida diaria (Eje X) frente a la estimada diaria con $G_{0\ med} T_{a\ med}$ (Eje Y) normalizadas respecto al valor máximo medido durante los 2 años de simulación. Se observa una buena correlación lineal $R^2 = 0.99$ ligeramente subestimada (11%) y una $RMSE$ de 4.2%.

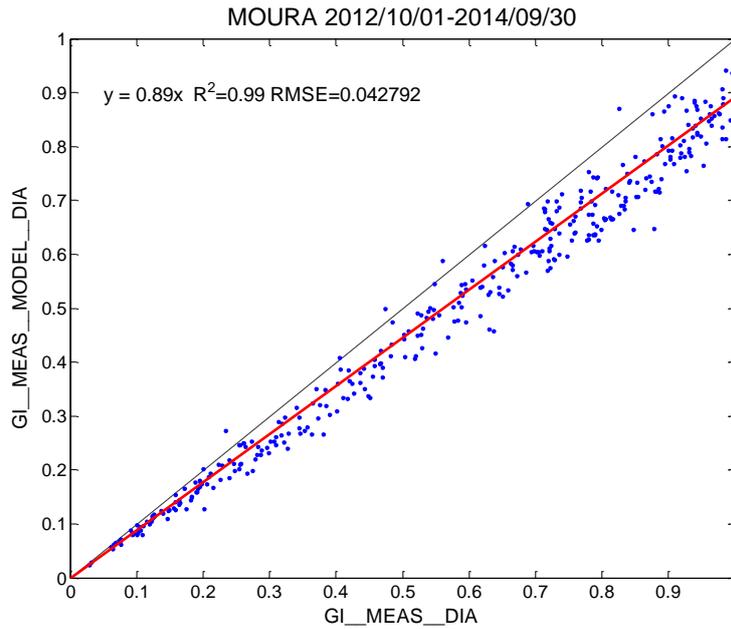


Figura 3.10 Validación para convertir la irradiancia global horizontal en irradiancia sobre el plano del seguidor (Variables de entrada medidas)

La Figura 3.11 es similar a la Figura 3.10 pero en este caso las variables meteorológicas de entrada para el modelo paramétrico son $G_{0\ fore}T_{a\ fore}$. Se observa como la correlación lineal empeora notablemente $R^2 = 0.84$ y la subestimación se acentúa (15%) con una mayor $RMSE$ de 14.25%.

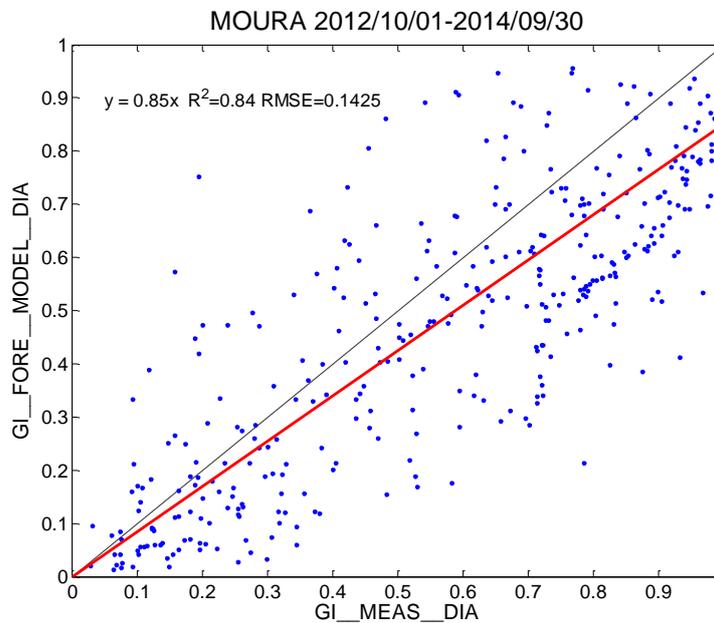


Figura 3.11 Validación diaria para convertir la irradiancia global horizontal en irradiancia sobre el plano del seguidor (Variables de entrada predichas)

La Figura 3.12 y Figura 3.13 representan el error entre la estimación y la medición de G_i para variables de entrada medidas ($G_{0\ med}T_{a\ med}$) y predichas ($G_{0\ fore}T_{a\ fore}$) respectivamente. Se

observa una diferencia relevante: para variables de entrada medida el error es negativo durante todo el año con un valor no superior al 20% .Sin embargo el error para variables predichas presenta errores tanto positivos como negativos desde 55% hasta el -58%.

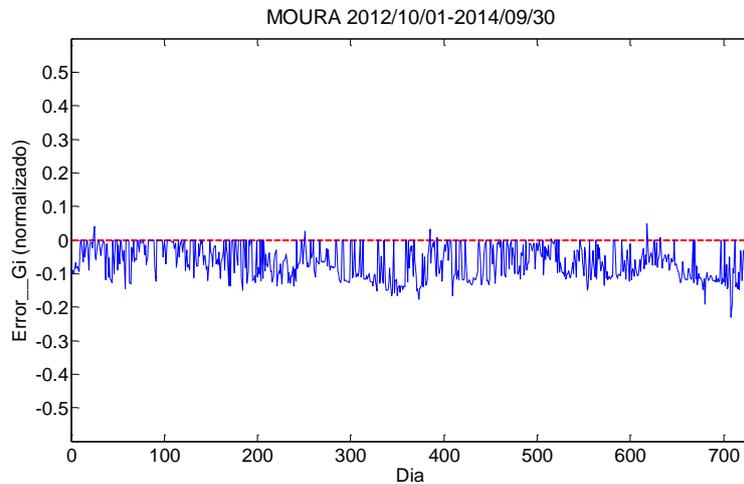


Figura 3.12 Error diario en la estimación de la irradiancia sobre el plano del seguidor a partir de la irradiancia global horizontal (Variables de entrada medidas)

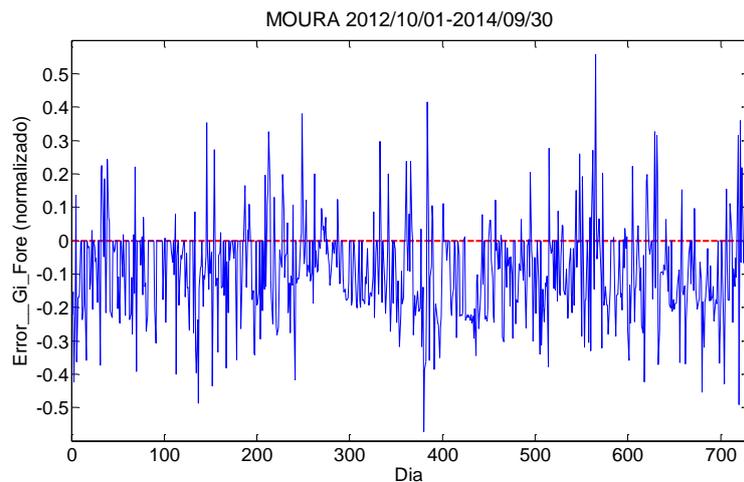


Figura 3.13 Error diario en la estimación de la irradiancia sobre el plano del seguidor a partir de la irradiancia global horizontal (Variables de entrada predichas)

Analizando el error debido a la transformación de G_0 en G_i se puede observar como el error se incrementa considerablemente cuando las variables de entrada son predichas en vez de medidas. El error con variables medidas siempre es subestimado es decir la parte del modelo paramétrico que realiza el cálculo de G_i se debe analizar para lograr corregir esta subestimación sistemática.

B. Modelo para convertir la temperatura ambiente en temperatura de célula

Se cuantifica el error debido al método de cálculo de la temperatura de célula a partir de la temperatura ambiente. Este paso corresponde a la primera parte del modelo paramétrico.

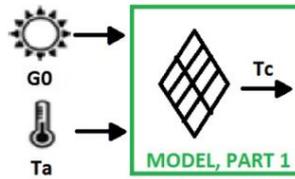


Figura 3.14 Diagrama general modelo parte 1: Temperatura de célula

La Figura 3.15 muestra la validación del método para convertir la temperatura ambiente en temperatura de célula (Parte 1 del modelo). Se representa la temperatura de célula medida (Eje X) frente a la estimada con variables meteorológicas medidas (Eje Y) normalizadas respecto al valor máximo medido durante los 2 años de simulación. Los resultados obtenidos no son los esperados ya que el error es muy grande para tratarse de temperatura. Esta desviación seguramente sea debida a un error en la programación en la modelización de esta parte del modelo o de un error en la validación del mismo.

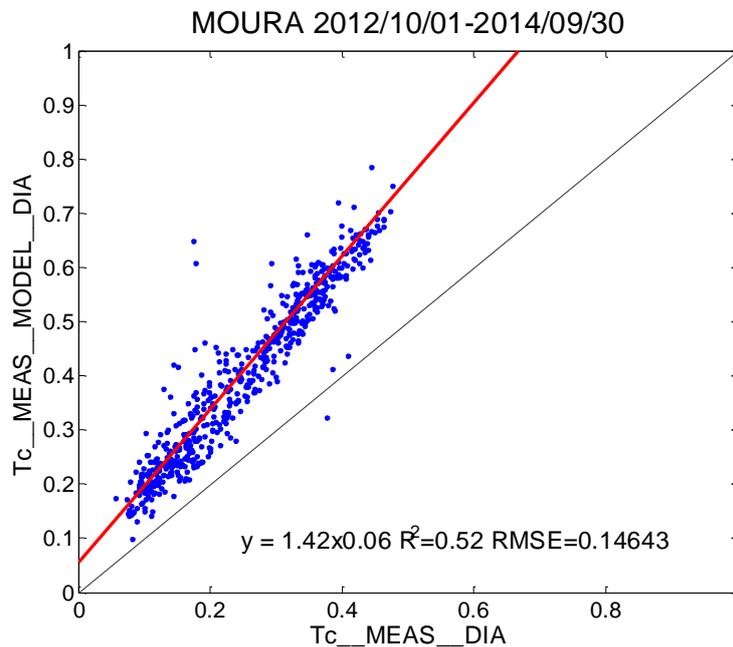


Figura 3.15 Validación de la conversión de la temperatura ambiente a temperatura de célula (Variables de entrada medidas)

La Figura 3.16 muestra una gráfica similar a la Figura 3.15 pero en este caso las variables de entrada para el modelo paramétrico son predichas. Se vuelve a observar un error demasiado alto.

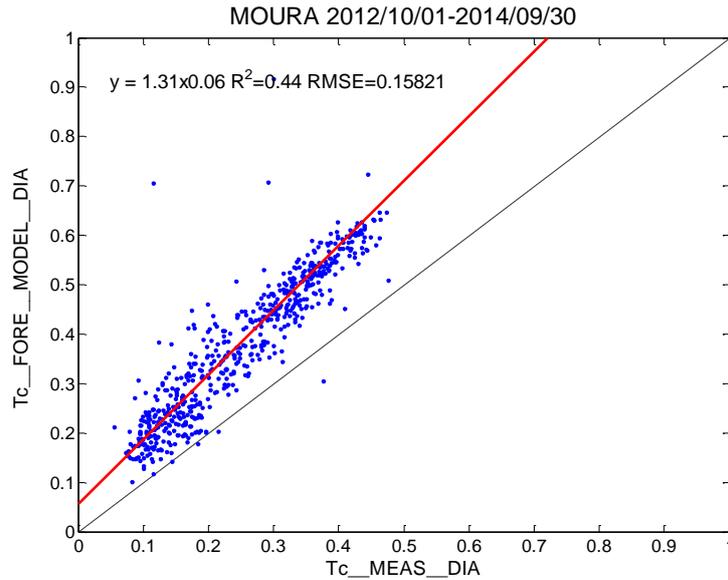


Figura 3.16 Validación de la conversión de la temperatura ambiente a temperatura de célula (Variables de entrada predichas)

En el apartado 4” se realiza el análisis y corrección de este error exponiéndose los resultados obtenidos.

3.3.2 Parte 2

Se cuantifica el error debido a la modelización de la planta FV (Parte 2 del modelo, Figura 3.17) durante los dos años de simulación.

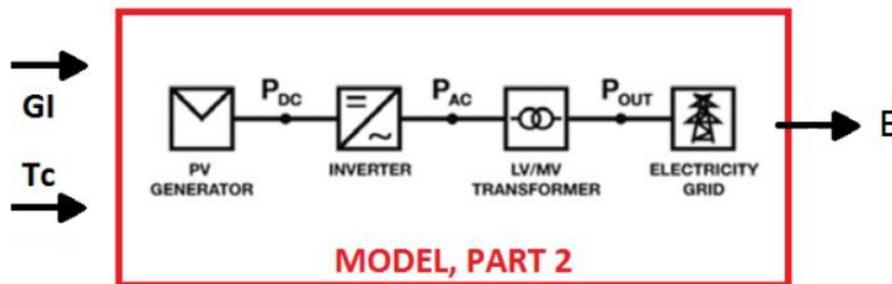


Figura 3.17 Diagrama general parte 2 del modelo paramétrico

La Figura 3.18 representa la energía producida diaria medida normalizada (eje X) y la energía producida diaria normalizada estimada a partir de variables medidas de $G_{i\ med}$, $T_{c\ med}$ (Eje Y). La normalización se realiza respecto al día con la energía producida medida más alta durante los dos años de simulación. La correlación lineal es muy buena $R^2 = 0.99$ sin embargo se aprecia una sobreestimación del 12% con una $RMSE$ menor del 2,9%.

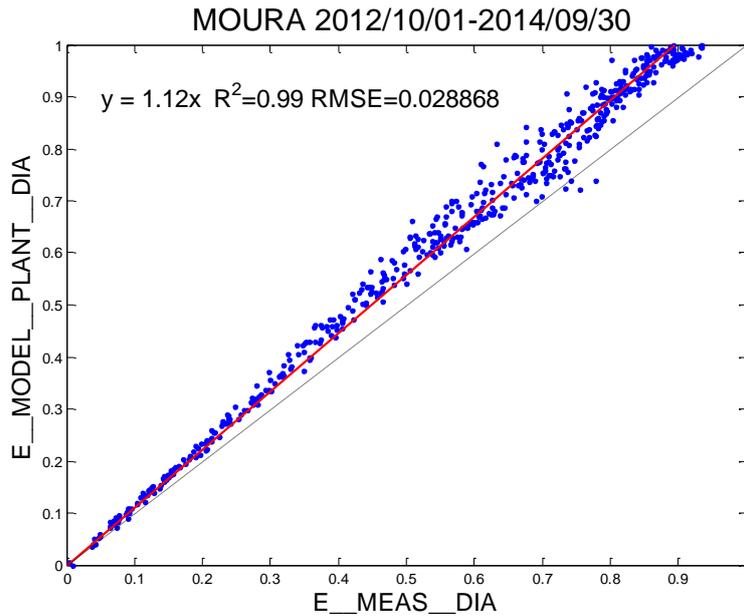


Figura 3.18 Validación de la parte 2 del modelo

En la Figura 3.19 se puede apreciar la sobreestimación existente durante toda la simulación en la modelización de la parte 2 del modelo paramétrico siendo el máximo error de un 20%

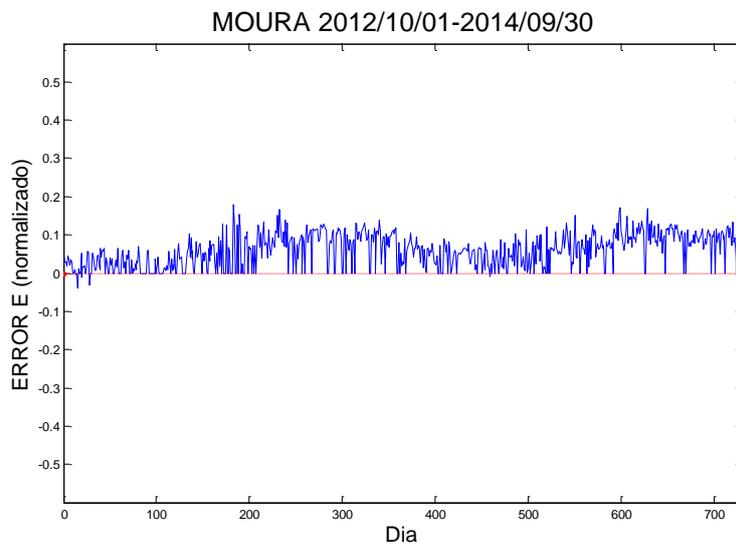


Figura 3.19 Error de la parte 2 del modelo en la estimación de la energía de producción de la planta fotovoltaica.

Una vez analizados los resultados iniciales se puede concluir que la mayoría del error es debido a la predicción de las variables meteorológicas. Si las variables de entrada son predichas el error se amplifica y se observa una dispersión mucho más alta. Teniendo solo en cuenta el error que introduce el modelo es decir utilizando como variables de entrada las medidas el error se reduce considerablemente.

La Tabla 3.1 muestra a modo de resumen los resultados de la validación del modelo:

MOURA					
			Coef. Regresión	R^2	RMSE
Modelo completo	<i>E</i>	Predichas $G_{0\ fore}, T_{a\ fore}$	0.97	0.83	0.116
		Medidas $G_{0\ med}, T_{a\ med}$	1.01	0.99	0.030
Predicción		G_0	1.01	0.92	0.082
		T_a	0.86	0.98	0.024
Modelo planta FV	Parte 1	G_I	0.89	0.99	0.043
		T_C	1.61	0.51	0.18
	Parte 2	E	1.12	0.99	0.029

Tabla 3.1 Resumen de los resultados de validación

4 Líneas de mejora

Una vez realizada la validación y análisis de cada error se realiza un examen más exhaustivo intentando identificar las causas del error proponiendo y aplicando líneas de mejora. Al observar tanto la validación global del modelo paramétrico como la validación parcial de cada parte se comprueban ciertos errores susceptibles de ser corregidos o minimizados. Con el objetivo de optimizar el modelo paramétrico en su conjunto se analizan por una parte las variables meteorológicas predichas y por otra parte el modelo de la planta (parte 1 y parte 2) con variables medidas. La finalidad es por una parte “mejorar” la predicción meteorológica realizada por Meteogalicia corrigiendo cualquier tipo de error sistemático en su predicción y por otra parte, mediante variables medidas de entrada, conseguir mejorar la precisión de cada parte de la modelización de la planta (parte 1 y parte 2).

4.1 Variables meteorológicas

En un principio se podría pensar que el error introducido por las variables meteorológicas predichas no se puede corregir debido a que son datos aportados por Meteogalicia y el error dependerá de la precisión en su predicción. Sin embargo esto no es del todo cierto ya que se pueden analizar los datos en busca de algún tipo de error sistemático en la predicción. Por ejemplo pudiera ocurrir que Meteogalicia subestimase su predicción todos los días claros, entonces se podría corregir dicho error teniendo en consideración que para esos días se va a tener una subestimación en la predicción.

4.1.1 Irradiancia global horizontal G_0

La Figura 4.1 como ya se ha visto en apartado 3.2.1 representa la irradiancia global horizontal medida (Eje X) frente a la predicha (Eje Y). La nube de puntos obtenida es muy difusa y no se aprecia ningún tipo de offset o error sistemático en la predicción. Intentando entender porque se producen desviaciones altas entre la estimación y la medición se analizan algunos días donde ocurre este fenómeno. Más concretamente se identifican los 6 días con más sobreestimación y los 8 días con menos subestimación y se representan sus respectivas G_0 tanto medidas como predichas.

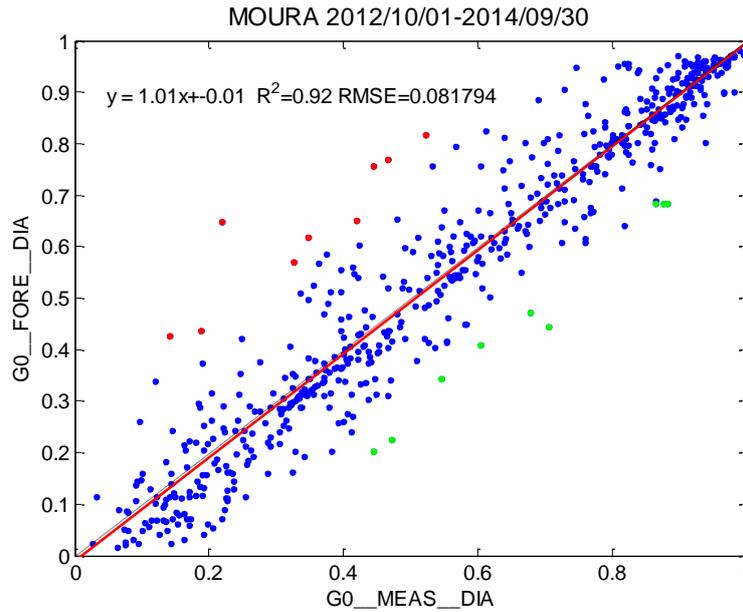


Figura 4.1 Precisión en la estimación de la irradiancia global horizontal

A continuación se pueden ver para los días más sobreestimados (rojos) y los más subestimados (verdes) la G_0 horaria a lo largo del día. Se representa tanto la medida como la predicha por Meteogalicia.

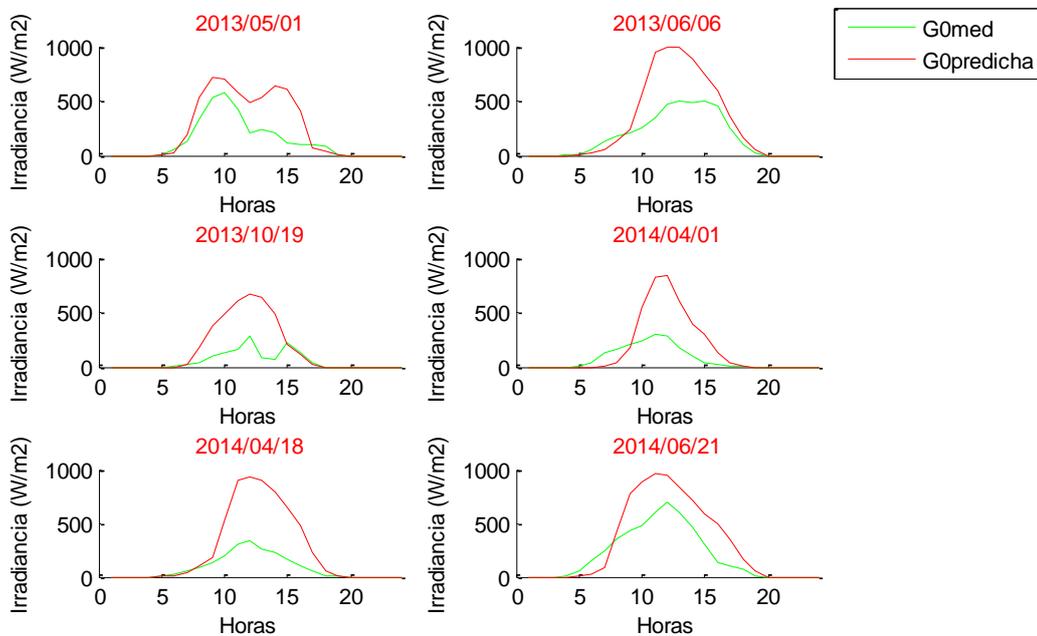


Figura 4.2 Representación de la irradiancia global horizontal medida y predicha para días sobreestimados

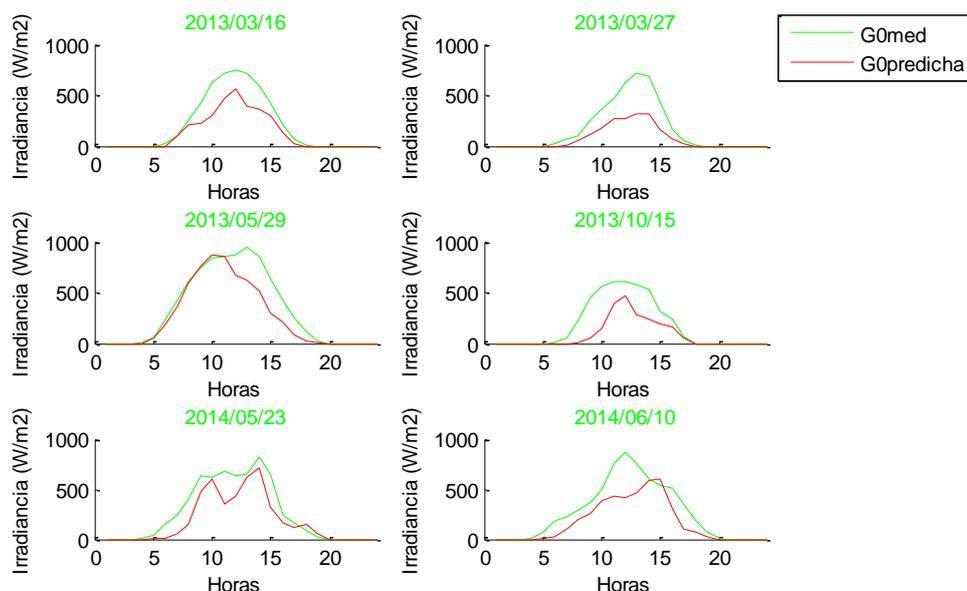


Figura 4.3 Representación de la irradiancia global horizontal medida y predicha para días sobreestimados

Se estudia también si existe algún tipo de error sistemático con dependencia del tiempo o la época del año. Para ello se analiza la Figura 4.4 donde se representa el error en la predicción de G_0 para la simulación de 2 años. No se aprecia una sobrestimación o subestimación muy marcada dependiente del momento del año aunque en los meses de invierno se observa una tendencia a la subestimación en la predicción. La sobreestimación parece más clara en meses de verano pero no se puede sacar nada concluyente.

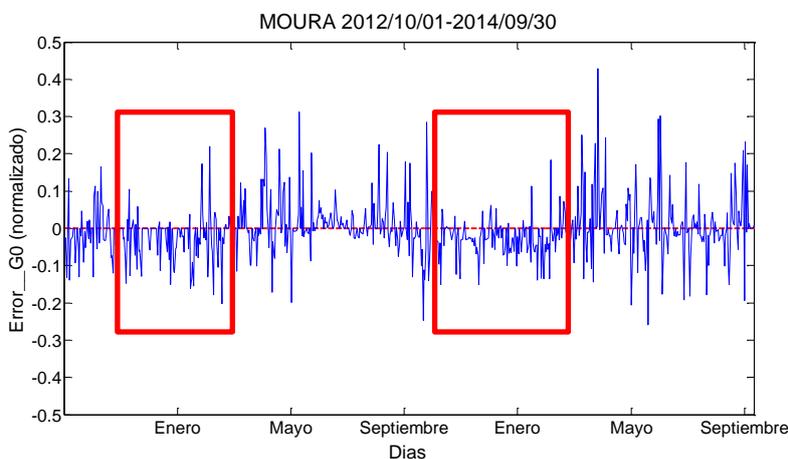


Figura 4.4 Error entre la irradiancia global horizontal predicha y medida para los dos años de estudio

Los recuadros rojos representan intervalos de tiempo de los meses de invierno más concretamente de Noviembre a Marzo y de Noviembre a Febrero. Son los únicos momentos donde se aprecia una tendencia clara de error sistemático y donde se puede actuar para intentar minimizar el error cometido. Son errores no mayores del 10% y durante intervalos cortos de tiempo.

Se realiza una corrección en la G_0 predicha por Meteogalicia para intentar corregir el pequeño error sistemático que comete en la predicción de los meses de invierno. Para ello se implementa la siguiente ecuación de corrección para los meses de Noviembre a Marzo.

$$G_{0\text{ fore }2} = G_{0\text{ fore }1} * 1.07 \tag{4.1}$$

Donde $G_{0\text{ fore }1}$ es la irradiancia global horizontal estimada por Meteogalicia y $G_{0\text{ fore }2}$ es la corregida en los meses de invierno. Se representan los resultados obtenidos aplicando la corrección utilizando graficas similares a la Figura 4.1 y la Figura 4.4. En la Figura 4.5 se observan solamente los resultados corregidos viendo que tanto la correlación lineal ($R^2=0.92$) como la $RMSE=0.081$ se mantienen respecto a la iniciales. La recta de ajuste varia ligeramente centrándose a cero con una subestimación del 1 %.

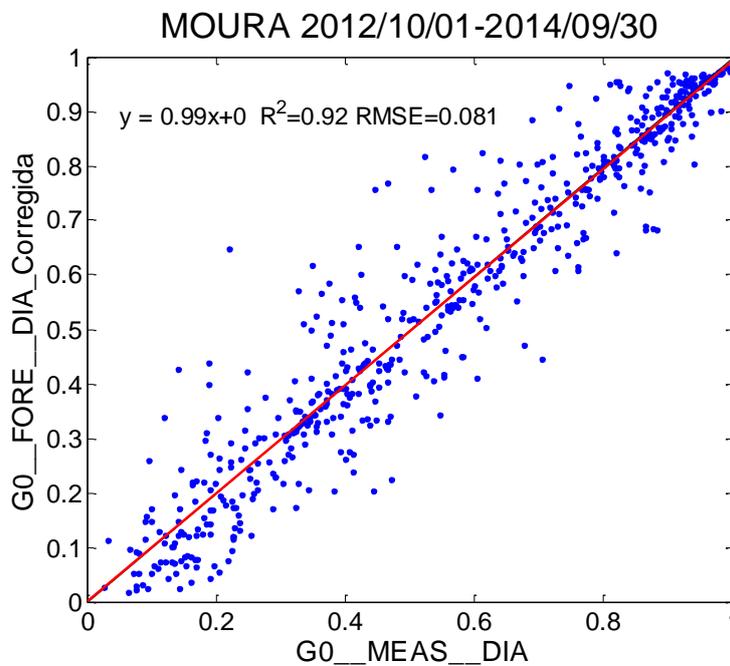


Figura 4.5 Precisión en la estimación de la irradiancia global horizontal después de corrección

La Figura 4.6 representa una comparación entre los errores cometidos en la estimación de G_0 inicialmente y después de la corrección. Se puede observar como en los meses de invierno la corrección actúa y los errores son ligeramente menores.

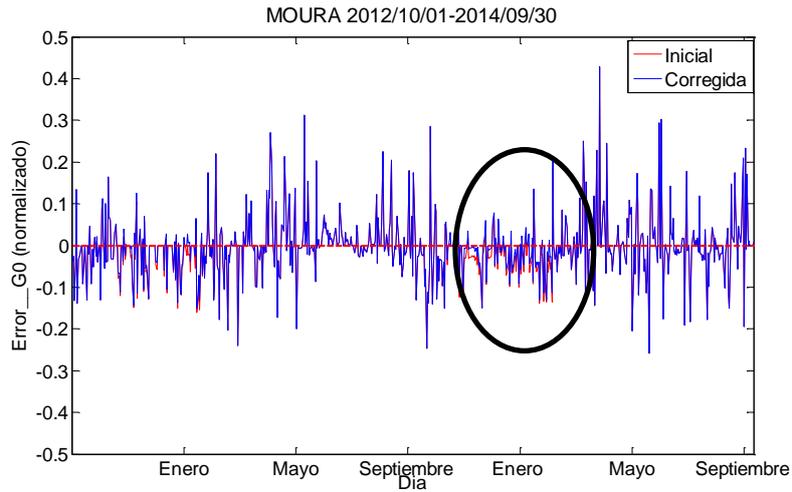


Figura 4.6 Comparación entre el error inicial y corregido en la predicción de la irradiancia global horizontal para los dos años de estudio

Aplicando un zoom sobre el círculo negro se puede ver con más claridad cómo actúa la ecuación de corrección.

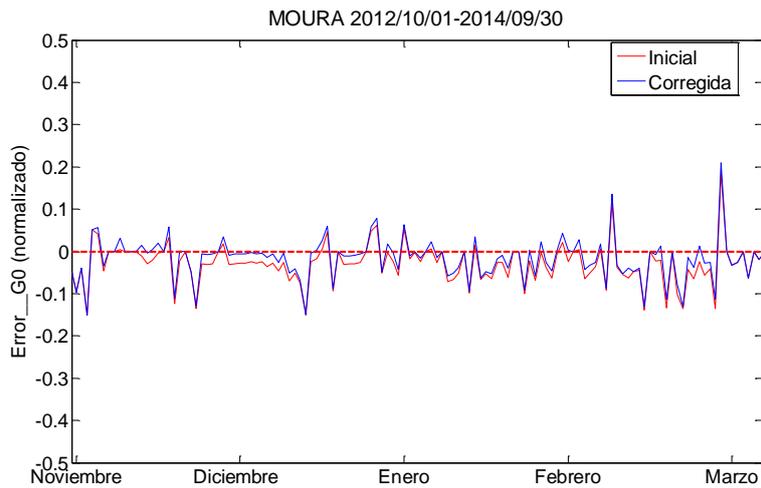


Figura 4.7 Comparación entre el error inicial y corregido en la predicción de la irradiancia global horizontal (Zoom)

Se concluye que no existe un error sistemático claro en la predicción de G_0 y que esta incertidumbre en su estimación es debida a la variabilidad de esta debida principalmente a las nubes.

4.1.2 Temperatura ambiente:

La Figura 4.8 como ya se ha visto en apartado 3.2.2 representa la temperatura ambiente medida (Eje X) frente a la predicha (Eje Y) normalizada respecto a la medición máxima durante los dos años de simulación. Existe un offset claro en la predicción de la temperatura ya que para valores altos de temperatura la predicción esta subestimada y para valores bajos se sobreestima. Esto quiere decir que las temperaturas frías se sobreestiman y las temperaturas cálidas se subestiman.

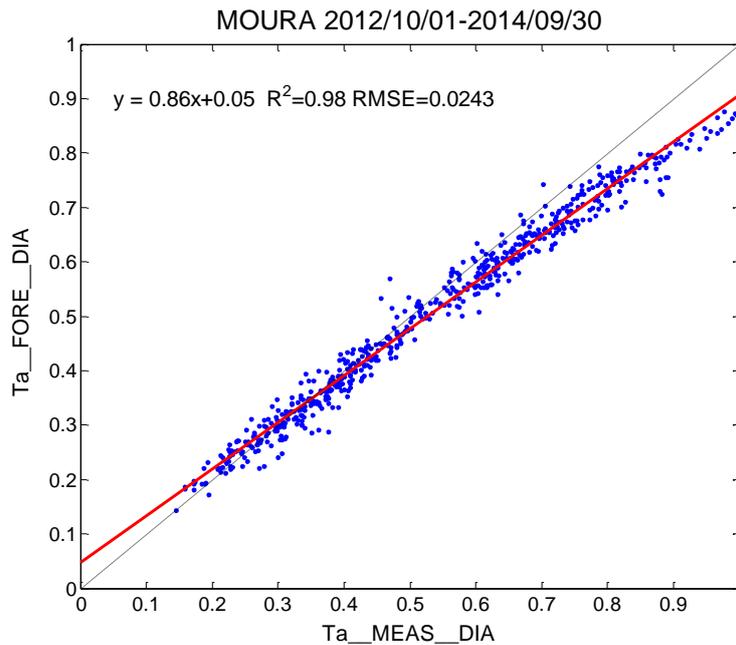


Figura 4.8 Precisión en la estimación de la temperatura ambiente

Representando el error a lo largo de los días de simulación se ve como para los meses fríos la predicción esta sobreestimada y en cambio para los meses cálidos se subestima con un error máximo menor del 15 %.

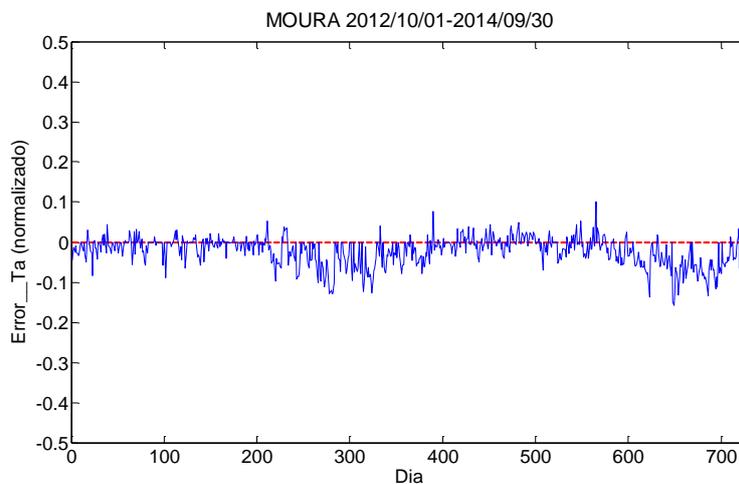


Figura 4.9 Error entre la temperatura ambiente predicha y medida para los dos años de estudio

Se plantea realizar una corrección de la T_a estimada por Meteogalicia desarrollando una ecuación de corrección basada en la comparación de la estimación y la medición a lo largo de los dos años de simulación. En la Figura 4.8 donde se enfrentan estas dos variables está representada la recta de ajuste $y=0.86x+0.05$ que las relaciona. De ella se puede deducir otra ecuación la cual permita calcular una nueva estimación de T_a .

$$T_{a \text{ fore norm}} = 0.86 T_{a \text{ meas norm}} + 0.05 \quad (4.2)$$

Donde $T_{a \text{ fore norm}}$ es la temperatura ambiente normalizada estimada por Meteogalicia y $T_{a \text{ meas norm}}$ es la medida normalizada. La normalización se hace en ambos casos con la temperatura ambiente máxima medida durante los dos años de simulación $T_{a \text{ meas max}}$.

$$\frac{T_{a \text{ fore}}}{T_{a \text{ meas max}}} = 0.86 \frac{T_{a \text{ meas}}}{T_{a \text{ meas max}}} + 0.05 \quad (4.3)$$

$$T_{a \text{ fore}} = \left(0.86 \frac{T_{a \text{ meas}}}{T_{a \text{ meas max}}} + 0.05 \right) * T_{a \text{ meas max}} \quad (4.4)$$

El propósito de la realización de esta ecuación de corrección es realizar una estimación de la temperatura ambiente lo más próxima al valor medido $T_{a \text{ fore corregida}} \cong T_{a \text{ meas}}$ realizando esta suposición

$$T_{a \text{ fore}} = \left(0.86 \frac{T_{a \text{ fore corregida}}}{T_{a \text{ meas max}}} + 0.05 \right) * T_{a \text{ meas max}} \quad (4.5)$$

Se despeja de la ecuación $T_{a \text{ fore corregida}}$ ya que es la variables que se quiere hallar a partir de la temperatura ambiente predicha por Meteogalicia $T_{a \text{ fore}}$

$$T_{a \text{ fore corregida}} = \left(\frac{\frac{T_{a \text{ fore}}}{T_{a \text{ meas max}}} - 0,05}{0,86} \right) * T_{a \text{ meas max}} \quad (4.6)$$

La ecuación (4.6) permite a partir del valor de temperatura ambiente predicho por Meteogalicia $T_{a \text{ fore}}$ obtener un valor corregido basado en la comparación de datos históricos $T_{a \text{ fore corregida}}$.

La Figura 4.10 es similar a la Figura 4.8 pero esta vez se representan los resultados iniciales y los resultados aplicando la ecuación de corrección con el objetivo de visualizar la mejora obtenida. Se aprecia perfectamente cómo actúa la corrección disminuyendo la estimación en días fríos y aumentándola en días calurosos. Tanto la correlación lineal (R^2) como la $RMSE$ permanecen constantes y la ecuación de ajuste es la que se corrige siendo perfecta $y=X$.

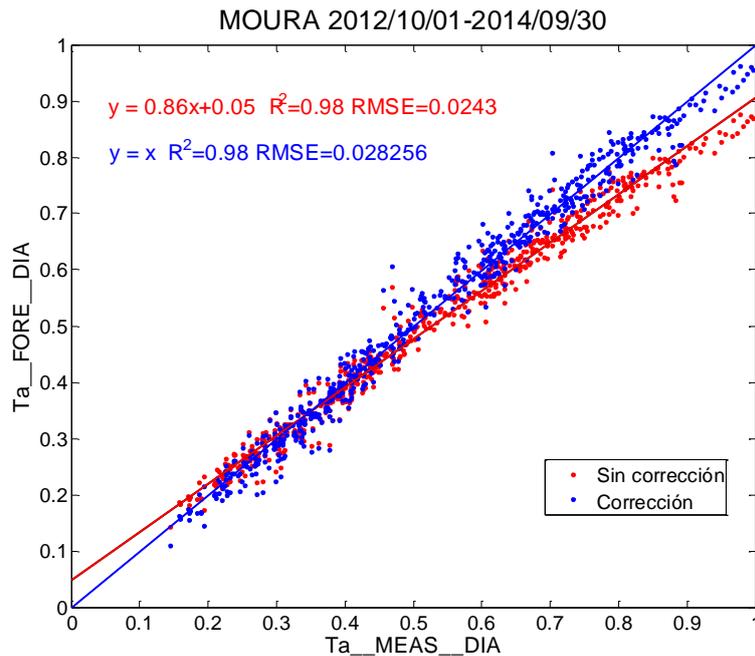


Figura 4.10 Comparación entre precisión en la estimación de la temperatura ambiente antes y después de corrección

A continuación se realiza una comparación del error en la predicción durante los dos años de simulación antes y después de la implementación de la ecuación de corrección de la temperatura. Se observa cómo aunque el error inicial en la predicción era pequeño se logra mejorar la estimación realizada por Meteogalicia y reducir el error respecto a la medición.

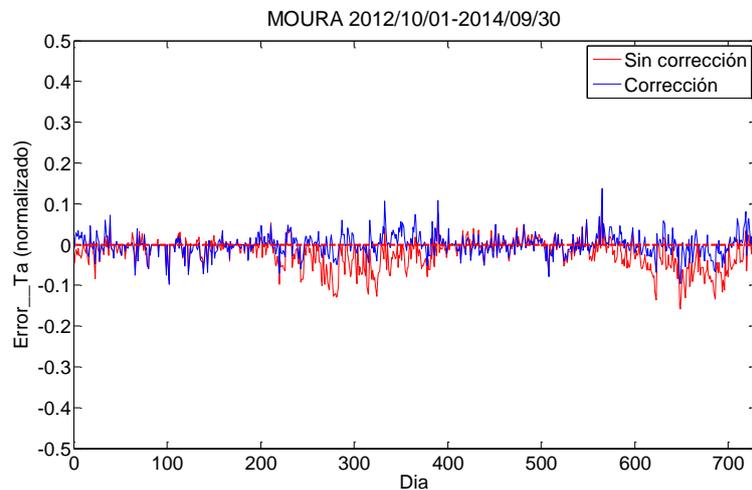


Figura 4.11 Comparación entre el error inicial y corregido en la predicción de la temperatura ambiente para los dos años de estudio

4.2 Modelo Parte 1

Una vez analizadas y corregidas las variables meteorológicas predichas por Meteogalicia se estudian las dos partes del modelo paramétrico desarrollado. El objetivo es analizar el error cometido por el modelo sin tener en cuenta el error introducido por la predicción ya que este se ha analizado y mejorado con anterioridad. Por ello se utilizaran datos medidos como variables de entrada.

4.2.1 Correlación específica

En el apartado 2.2.1 se ha explicado la modelización de la transformación de la irradiancia global horizontal G_0 al plano inclinado G_i . Esta modelización introduce un error al modelo paramétrico tal y como muestra la Figura 4.12. En ella se representa la irradiancia sobre plano inclinado medida normalizada (eje X) frente a la calculada por el modelo a partir de variables meteorológicas medidas ($G_{0\ med}$, $T_{a\ med}$).

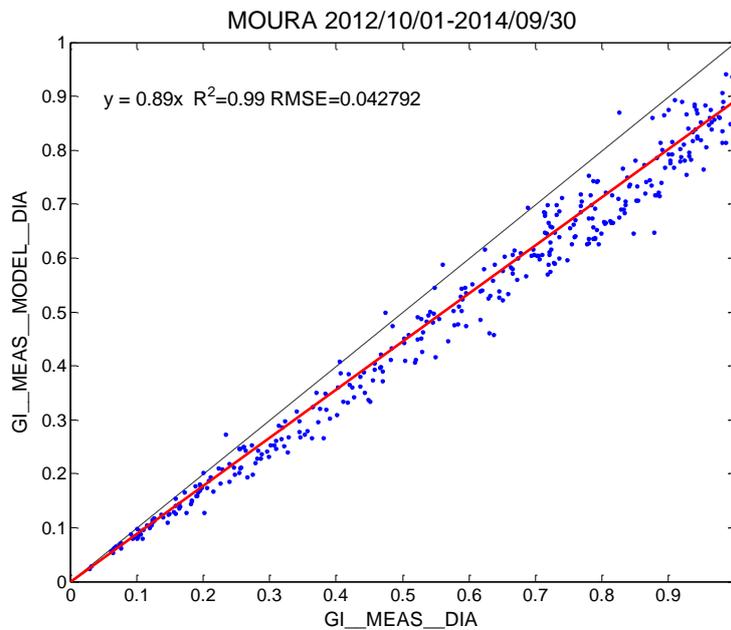


Figura 4.12 Validación para convertir la irradiancia global horizontal en irradiancia sobre el plano del seguidor (Variables de entrada medidas)

Se observa como esta parte del modelo realiza un cálculo subestimado (11%) por lo que hay que revisar la modelización realizada para intentar corregir dicha subestimación sistemática.

Analizando los 7 pasos descritos en el apartado 2.2.1 donde se explica la modelización de dicha parte del modelo se plantea calcular una correlación específica propia para intentar reducir la subestimación cometida.

En la conversión de G_0 a G_i se realiza una descomposición de G_0 en sus componentes D_0 y B_0 para lo cual se utiliza una correlación general llamada correlación de Erbs (Erbs et al., 1982). Esta correlación al no ser específica de la localización de la central de Moura puede estar introduciendo un error grande a la modelización. La creación de una correlación a partir de

datos históricos medidos en la planta fotovoltaica refleja las características propias de la localización lo que puede suponer una mejora sustancial en el error cometido.

Para la creación de la correlación específica se necesita calcular los factores K_T y F_D horarios durante los dos años de simulación. Recordar que

$$K_T = \frac{G_0}{G_{ext}} \quad (4.7)$$

$$F_D = \frac{D_0}{G_0} \quad (4.8)$$

Por lo que se necesitan valores medidos horarios de G_0 y de D_0 . Se tienen valores horarios de G_{ext} calculados con anterioridad.

La Figura 4.13 representa los valores horarios obtenidos de K_T (Eje X) y F_D (Eje Y) durante los dos años de simulación. Los resultados obtenidos no son los esperados ya que F_D debe estar siempre en el intervalo $0 < F_D < 1$. Se debe realizar un primer tratamiento de los datos el cual limite F_D a dicho intervalo

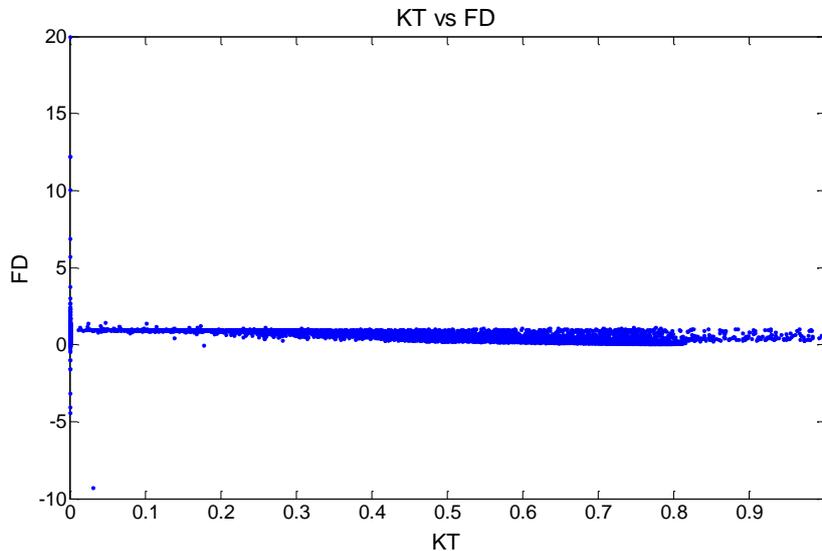


Figura 4.13 Representación inicial de la fracción difusa frente al índice de claridad (horarios)

Los resultados obtenidos no son los esperados ya que F_D debe estar siempre en el intervalo $0 < F_D < 1$. Se debe realizar un primer tratamiento de los datos el cual limite F_D a dicho intervalo.

Los resultados obtenidos después del primer filtro se representan en la Figura 4.14. Estos resultados se acercan más a lo esperado aunque existen aún gran cantidad de puntos no lógicos como son los contenidos en las zonas roja, verde y amarilla. Los resultados obtenidos

muestran la dificultad que tiene trabajar con datos reales medidos y la necesidad de realizar filtrados.

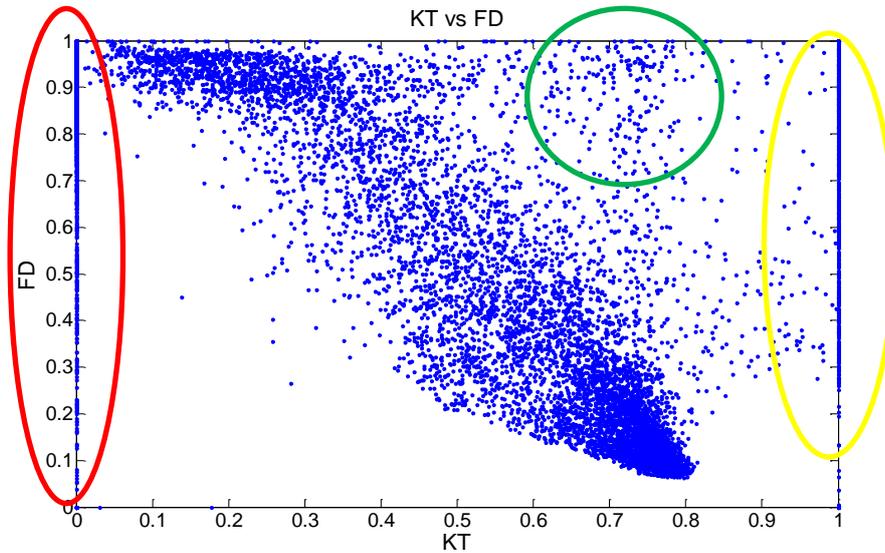


Figura 4.14 Representación de la fracción difusa frente al índice de claridad después de filtro 1

A continuación se breve explicación de cada zona de valores no lógicos para posteriormente resumir los filtrados realizados.

- **Zona roja:** Se aprecian valores de $K_T = 0$ con valores de F_D altos lo cual no es lógico ya que si K_T es nulo significa que G_0 también lo es. No tiene sentido que exista un valor F_D cuando no hay irradiancia. Además también existen valores con K_T bajos y F_D pequeños lo cual resulta contradictorio ya que no se puede tener al mismo tiempo mucha nubosidad (K_T casi 0) y que la fracción difusa sea muy pequeña.
- **Zona verde:** Los datos de esta zona toman valores de K_T y F_D grandes al mismo tiempo. Un K_T alto es sinónimo de claridad (despejado) por lo que la mayoría de la irradiancia es en forma de directa (B_0) sin apenas componente difusa (D_0) (F_D debería ser pequeño).
- **Zona amarilla:** K_T muy alta (casi 1) es decir completamente despejado. La componente difusa debe ser prácticamente nula por lo que F_D debería tomar valores casi 0.

Se realiza un análisis exhaustivo de todos los datos no lógicos y a medida que se va conociendo el origen del error en esos datos se programan diferentes filtros. Dicho análisis arroja una serie de conclusiones resumidas a continuación.

En la mayoría de los casos la causa de los valores no lógicos de la representación es debida a errores en la medición de D_0 . Este error se deriva de la forma de medir la radiación difusa de la central de Moura. Se utiliza un piranómetro con banda de sombreado la cual hay que cambiar

manualmente cada cierto tiempo para que realice una medición correcta. Analizando la irradiancia difusa se observa como en ciertos días la difusa sufre un cambio repentino el cual es debido al cambio manual de la banda de sombreo durante ese día.

Existen también fallos en la medición del sensor tanto de G_0 como de D_0 ya que se tienen horas con valores negativos y valores de G_0 o D_0 mayores que G_{ext} . Los valores no lógicos se dan en la mayoría de los casos al amanecer y al atardecer. En estas horas del día el valor de irradiancia es bajo y un pequeño error en la medición del sensor puede provocar una desviación grande en el cálculo de los factores K_T y F_D . Se percibe que la G_{ext} .horaria calculada está desfasada un cierto intervalo de los datos de medición por lo que se realiza un cálculo minutil desfasando ésta 10 minutos. Con este desfase se consigue que la nube de puntos quede más definida.

- Filtro 1: limitación de F_D al intervalo $0 < F_D < 1$
- Filtro 2: limitación de G_0 y D_0 a valores positivos
- Filtro 3: limitación de G_0 y D_0 a valores menores de G_{ext}
- Filtro 4: supresión de días donde la irradiancia difusa sufre una variación pronunciada debida a la modificación de la banda de sombreo del piranómetro
- Filtro 5: consideración de noche a partir de un valor de radiación. De esta manera se suprimen datos no lógicos al amanecer y al atardecer donde la imprecisión en la medición en unos pocos vatios puede provocar errores grandes en el cálculo de F_D o K_T .
- Filtro 6: desfase de 10 minutos de la G_{ext} .

Una vez implementado el filtrado final se obtiene la siguiente representación la cual es mucho más coherente que la anterior. Con esta representación se procede a calcular una correlación específica para la planta fotovoltaica de Moura.

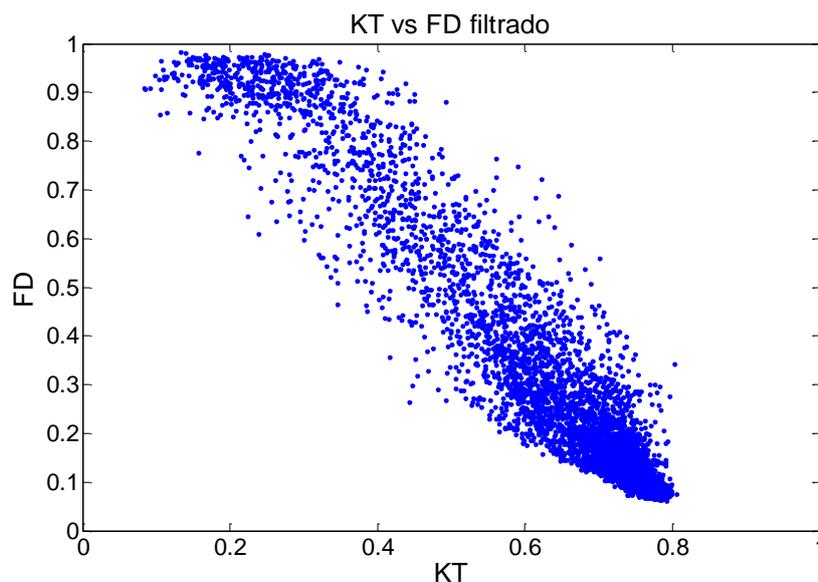


Figura 4.15 Representación de la fracción difusa frente al índice de claridad después de filtrado completo

Para el cálculo de las ecuaciones que definirán la correlación específica se divide la representación en 4 tramos según el valor de K_T tal y como se muestra en la Figura 4.16

- Tramo 1: $0 < K_T \leq 0.3$ (4.9)

- Tramo 2: $0.3 < K_T \leq 0.6$ (4.10)

- Tramo 3: $0.6 < K_T \leq 0.8$ (4.11)

- Tramo 4: $0.8 < K_T \leq 1$ (4.12)

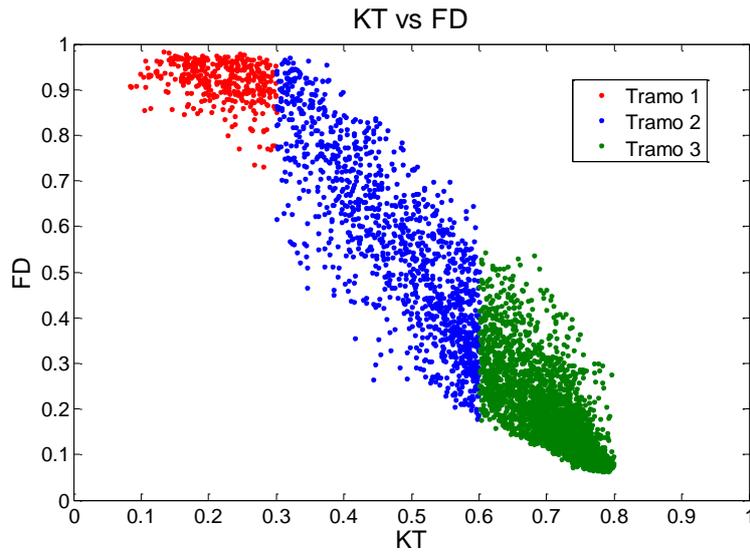


Figura 4.16 Representación por tramos de la fracción difusa frente al índice de claridad después de filtrado completo

A continuación se representa el F_D y K_T de cada tramo por separado y se ajustan sus valores a una ecuación.

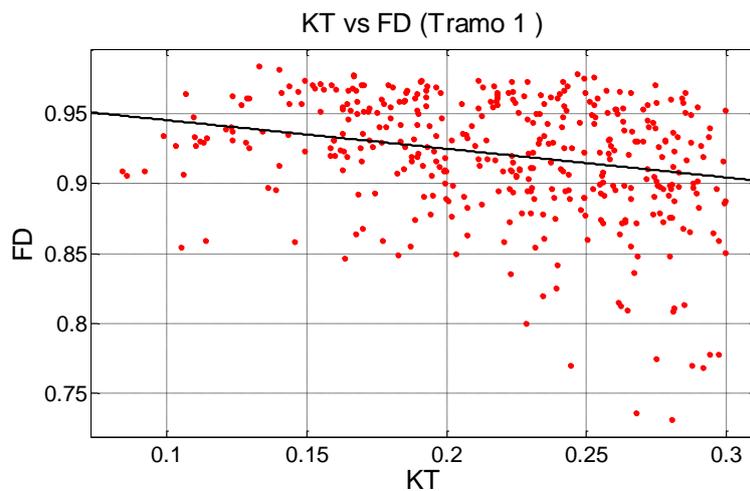


Figura 4.17 Ajuste tramo 1

$$FD = 0.9659 - 0.2046 * KT \quad (4.13)$$

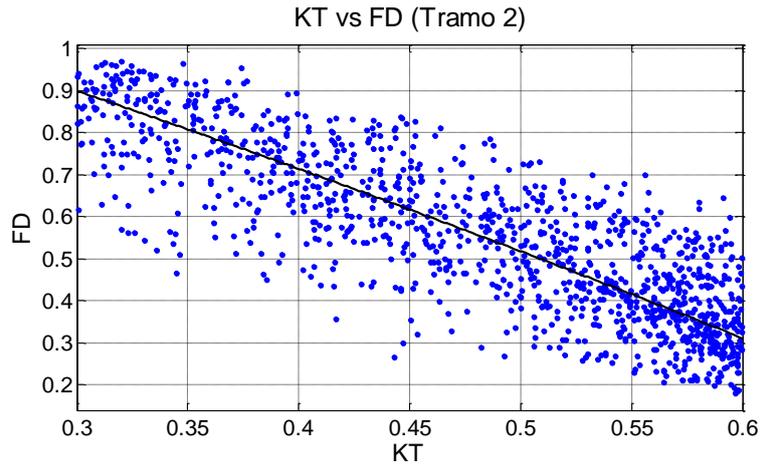


Figura 4.18 Ajuste tramo 2

$$FD = 1.391 - 1.481 * KT - 0.5313 * KT^2 \quad (4.14)$$

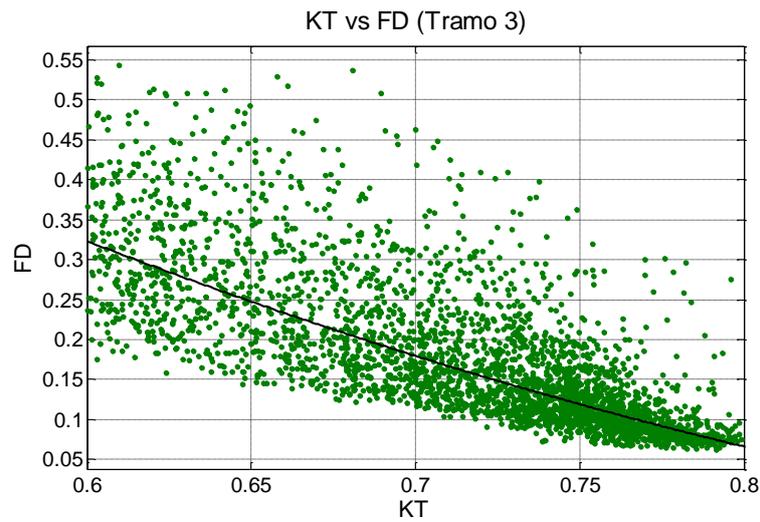


Figura 4.19 Ajuste tramo 3

$$FD = 1.815 - 3.389 * KT + 1.504 * KT^2 \quad (4.15)$$

El tramo 4 no tiene datos por lo que se define con el ultimo valor del tramo 3 es decir se calcula F_D para el $K_T = 0.8$ con la ecuación del tramo 3 y da como resultado

$$FD = 0.066 \quad (4.16)$$

La **¡Error! No se encuentra el origen de la referencia.** vuelve a mostrar la representación de F_D frente a K_T pero esta vez con la ecuación de ajuste para cada tramo.

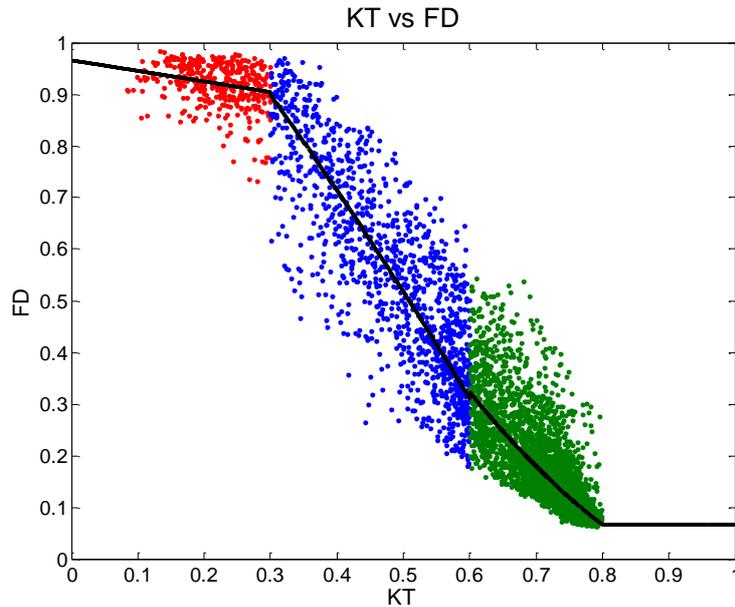


Figura 4.20 Ajuste completo de la nube de puntos

Al haber realizado el ajuste para cada tramo por separado se observa que hay 2 saltos pronunciados al cambiar del tramo 1 al 2 y del tramo 2 al 3. El cambio del 1 al 2 el salto no es muy pronunciado y además no es incoherente es decir para K_T mayores F_D disminuye. Sin embargo el paso del tramo 2 al 3 es más pronunciado y a la vez es contradictorio ya que para K_T mayores, F_D es también mayor lo que no sigue la tendencia lógica. A continuación se detalla la corrección del segundo salto (El primero se corrige de forma análoga).

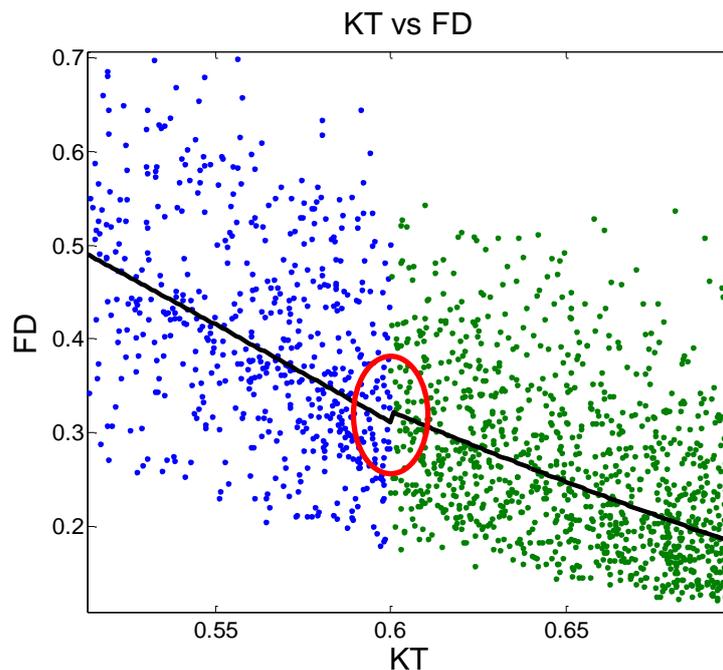


Figura 4.21 Unión ajuste tramo 2 y 3

Se corrige el salto al pasar del tramo 2 al 3 y se consigue que cambie de una forma continua y lógica y por consiguiente también se cambia el tramo 4 para no producir un salto debido a la nueva ecuación del tramo 3.

$$\text{Tramo 3 } FD = 1.803092 - 3.389 * KT + 1.504 * KT^2 \quad (4.17)$$

$$\text{Tramo 4 } FD = 0.054452 \quad (4.18)$$

La Figura 4.22 muestra la unión del tramo 2 y 3 una vez realizada la corrección observando como el ajuste cambia de una forma continua.

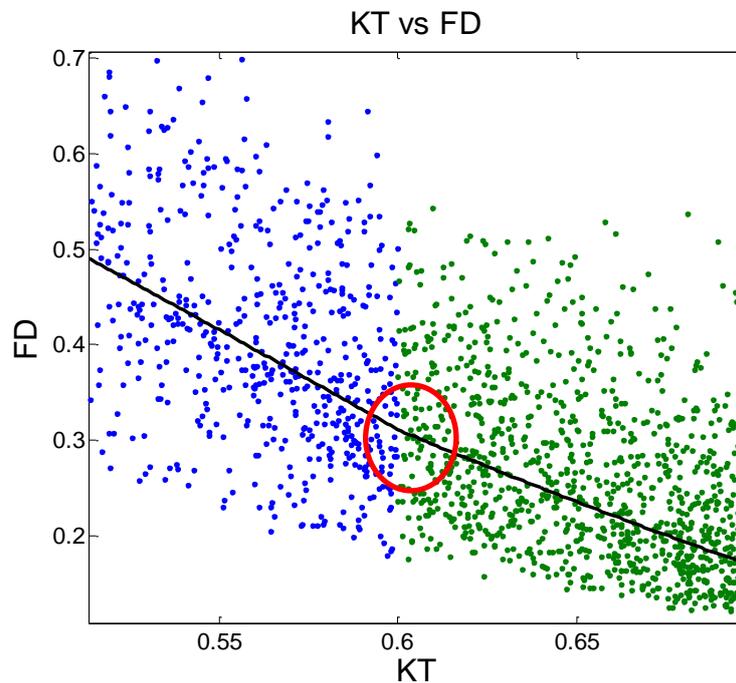


Figura 4.22 Unión ajuste tramo 2 y 3 después de corrección

El salto 1 se corrige de forma análoga modificando la ecuación del tramo 1 mínimamente

$$\text{Tramo 1 } FD = 0.960263 - 0.2046 * KT \quad (4.19)$$

Se representa la correlación específica una vez corregidas las uniones entre los tramos 1,2 y 2,3.

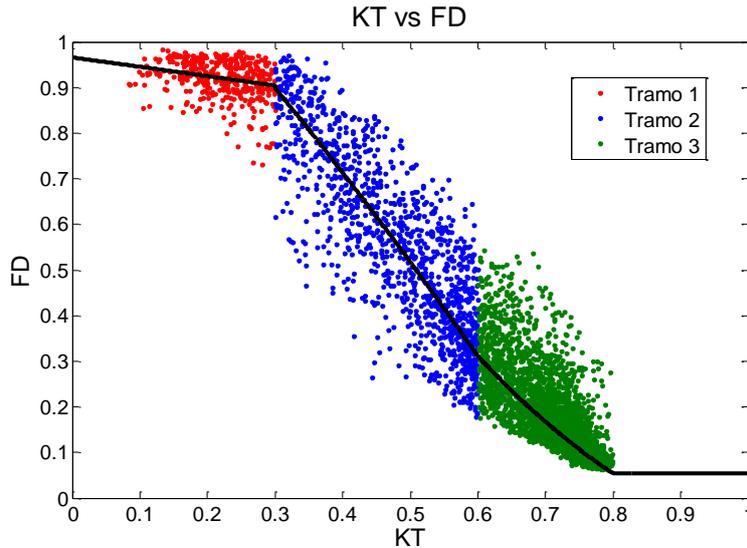


Figura 4.23 Nube de puntos y correlación corregida

Ecuaciones definitivas de la correlación específica:

$$\text{Tramo 1 } FD = 0.960263 - 0.2046 * KT \quad (4.20)$$

$$\text{Tramo 2 } FD = 1.391 - 1.481 * KT - 0.5313 * KT^2 \quad (4.21)$$

$$\text{Tramo 3 } FD = 1.803092 - 3.389 * KT + 1.504 * KT^2 \quad (4.22)$$

$$\text{Tramo 4 } FD = 0.054452 \quad (4.23)$$

La representación K_T vs F_D tiene forma de histéresis y por ello se cree conveniente la creación de otras dos correlaciones. Una de estas correlaciones aproxima los valores superiores y la otra aproxima los valores inferiores. Con ello se introducen en la simulación la posibilidad de poder elegir entre 3 correlaciones de las que se derivan 3 situaciones diferentes. “Optimista” “Pesimista” y “Normal”.

La correlación Pesimista se calcula a partir de los valores de F_D superiores con lo que se está aumentando la estimación de difusa y se disminuye la directa. Por el contrario la correlación Optimista se calcula a partir de valores de F_D menores y por tanto el valor de la difusa es menor.

La componente directa es más beneficiosa para la generación de electricidad en la planta por lo que la correlación optimista estima una producción mayor de electricidad mientras que la estimación de la pesimista será menor. El cálculo de la correlación mínima o “Optimista” se realiza ajustando únicamente los puntos que quedan por encima de la correlación “Normal”.

$$\text{Tramo 1 } FD = 0.9328 - 0.585 * KT \quad (4.24)$$

$$\text{Tramo 2 } FD = 1.3146 - 1.8576 * KT \quad (4.25)$$

$$\text{Tramo 3 } FD = 0.63728 - 0.7288 * KT \quad (4.26)$$

$$\text{Tramo 4 } FD = 0.054424 \quad (4.27)$$

La correlación máxima o pesimista se obtiene del mismo modo pero en este caso los valores que se ajustan son los que quedan por encima.

$$\text{Tramo 1 } FD = 0.9865 - 0.00533 * KT \quad (4.28)$$

$$\text{Tramo 2 } FD = 1.484 - 1.658 * KT \quad (4.29)$$

$$\text{Tramo 3 } FD = 1.7468 - 2.096 * KT \quad (4.30)$$

$$\text{Tramo 4 } FD = 0.05424 \quad (4.31)$$

La Figura 4.24 muestra las 3 correlaciones calculadas y la nube de puntos utilizada para su cálculo

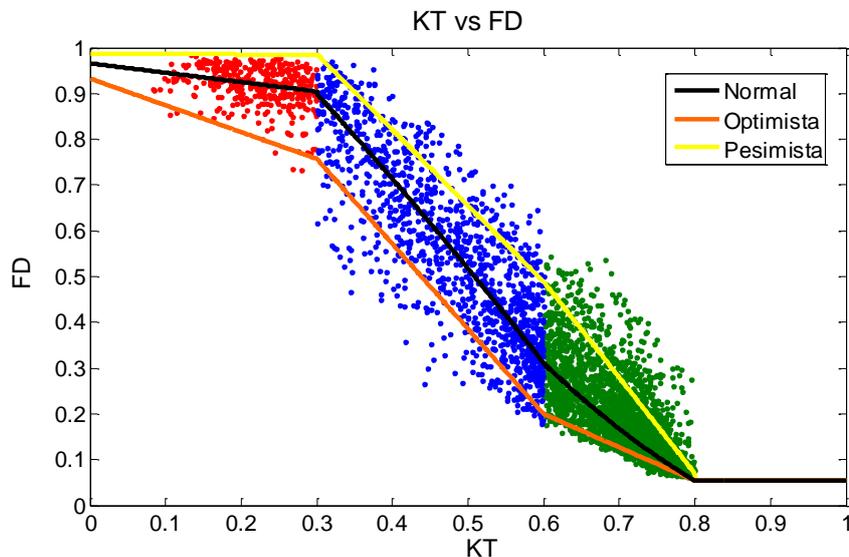


Figura 4.24 Representación valores F_d frente a K_t con correlaciones Normal, Optimista y Pesimista.

En la Figura 4.25 se hace una comparativa entre las 3 correlaciones nuevas calculadas y la correlación de Erbs utilizada en el modelo paramétrico. Como se puede apreciar la correlación de Erbs es muy parecida a la “Pesimista”. Se recuerda que el error en esta parte del modelo estaba subestimado un 11% y aquí se puede comprobar la causa de dicho error. La correlación de Erbs sobreestima el F_D por lo que la irradiancia en el plano inclinado se subestima

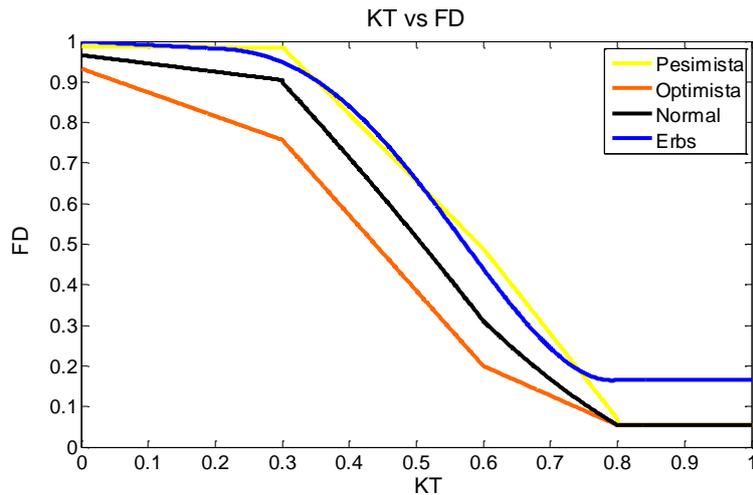


Figura 4.25 Comparación entre las correlaciones específicas y la de Erbs

A continuación se representan los resultados obtenidos utilizando las correlaciones específicas calculadas anteriormente. La Figura 4.26, Figura 4.27 y Figura 4.28 representa la irradiancia en el plano inclinado medida (Eje X) frente a la predicha (Eje Y) normalizadas respecto a la medición máxima durante los dos años de simulación. Para la estimación se utilizan variables meteorológicas de entrada medidas ($G_0 T_a$). En cada figura se utiliza una correlación diferente “Normal” “Optimista” “Pesimista”.

“Normal”

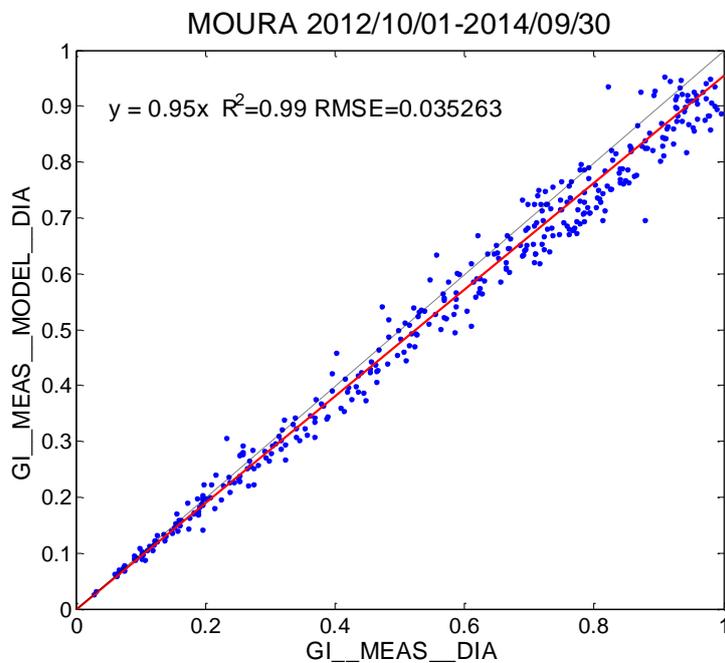


Figura 4.26 Validación para convertir la irradiancia global horizontal en irradiancia sobre el plano del seguidor (Variables de entrada medidas) con correlación “Normal”.

“Optimista”

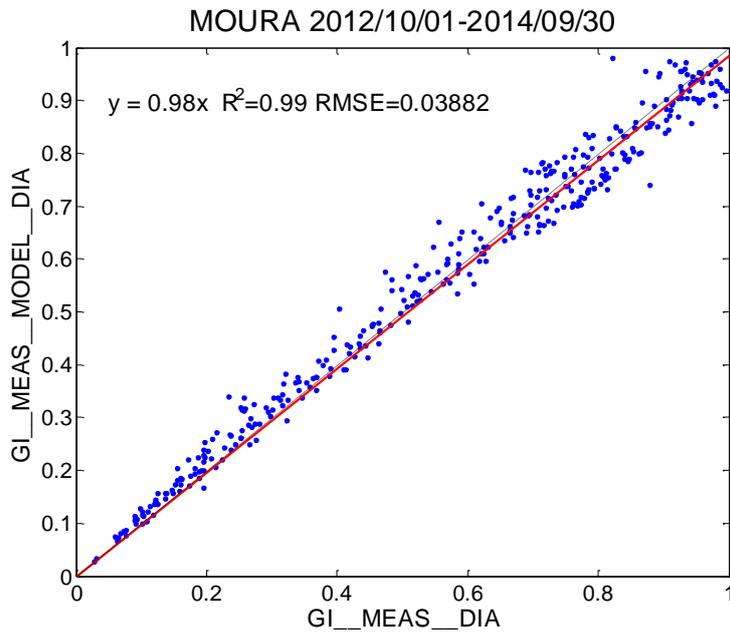


Figura 4.27 Validación para convertir la irradiancia global horizontal en irradiancia sobre el plano del seguidor (Variables de entrada medidas) con correlación “Optimista”.

“Pesimista”

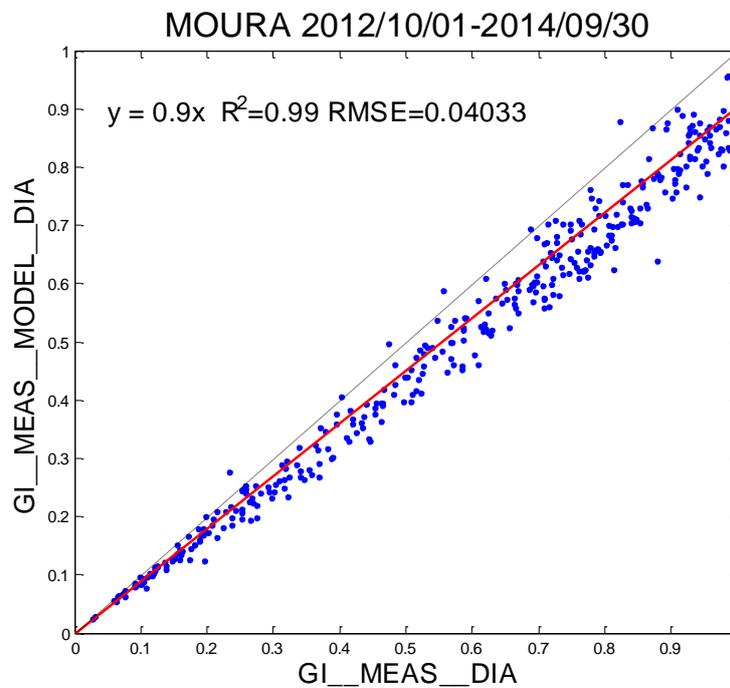


Figura 4.28 Validación para convertir la irradiancia global horizontal en irradiancia sobre el plano del seguidor (Variables de entrada medidas) con correlación “Pesimista”.

Como se puede observar la correlación que mejor resultados ofrece es la Optimista que logra reducir la subestimación a un 2 %. Tanto la $RMSE$ como la correlación lineal R^2 permanecen constantes para las tres situaciones. La correlación “Pesimista” se desecha y se realiza una comparación entre los resultados obtenidos con las correlaciones “Optimista y Normal” y los resultados obtenidos con la correlación de Erbs.

La Figura 4.29 representa la irradiancia en el plano inclinado diaria medida (Eje X) frente a la predicha (Eje Y) normalizadas respecto a la medición máxima durante los dos años de simulación. Para la estimación se utilizan variables meteorológicas de entrada medidas ($G_{0med}T_{amed}$). Se representan los resultados obtenidos con el modelo inicial y con la correlación “Optimista”

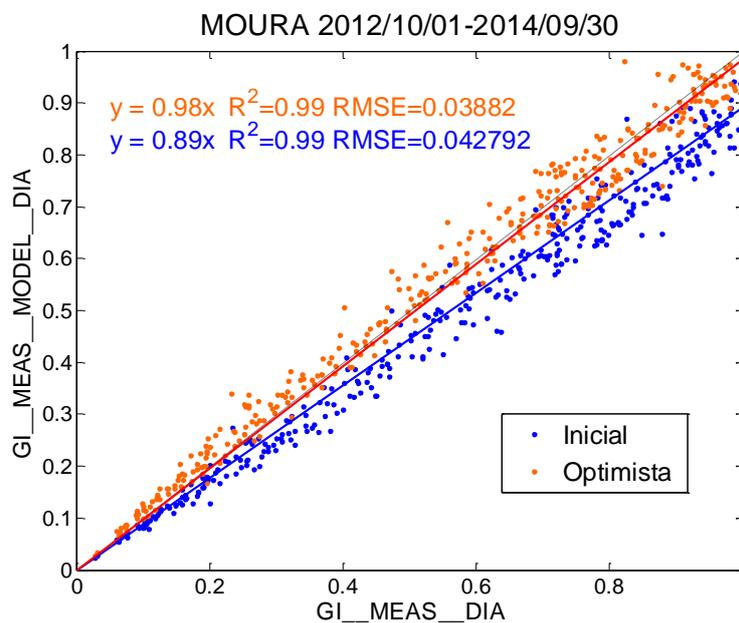


Figura 4.29 Comparación correlación Erbs y Optimista de la validación diaria para convertir la irradiancia global horizontal en irradiancia sobre el plano del seguidor (Variables de entrada medidas) .

La Figura 4.30 representa la irradiancia en el plano inclinado diaria medida (Eje X) frente a la predicha (Eje Y) normalizadas respecto a la medición máxima durante los dos años de simulación. Para la estimación se utilizan variables meteorológicas de entrada medidas ($G_{0med}T_{amed}$). Se representan los resultados obtenidos con el modelo inicial y con la correlación “Optimista”

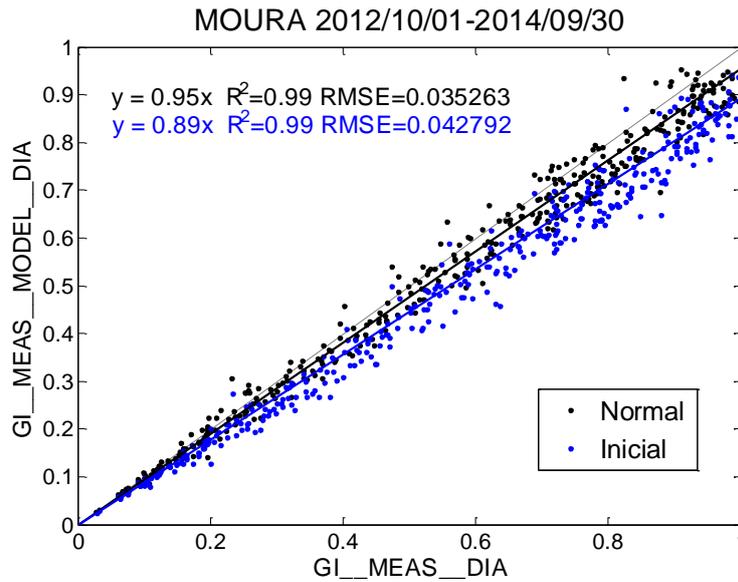


Figura 4.30 Comparación correlación Erbs y Normal de la validación para convertir la irradiancia global horizontal en irradiancia sobre el plano del seguidor (Variables de entrada medidas).

En los dos casos se observa una mejora sustancial en la subestimación realizada por la correlación de Erbs. Esta corrección es lógica observando la Figura 4.25 donde se veía como la correlación de Erbs tiene el factor de difusa sobreestimado para esta localización. La correlación optimista mejora un 9 % la subestimación mientras que con la "Normal" la mejora es del 6% manteniéndose en los dos casos constantes tanto $RMSE$ como R^2 .

En la Figura 4.31 y Figura 4.32 se representa el error diario cometido en la estimación de G_i a partir de variables medidas ($G_{0\ med} T_{a\ med}$). durante los dos años de simulación. La Figura 4.31 comprara los resultados obtenidos entre correlación de Erbs y Optimista.

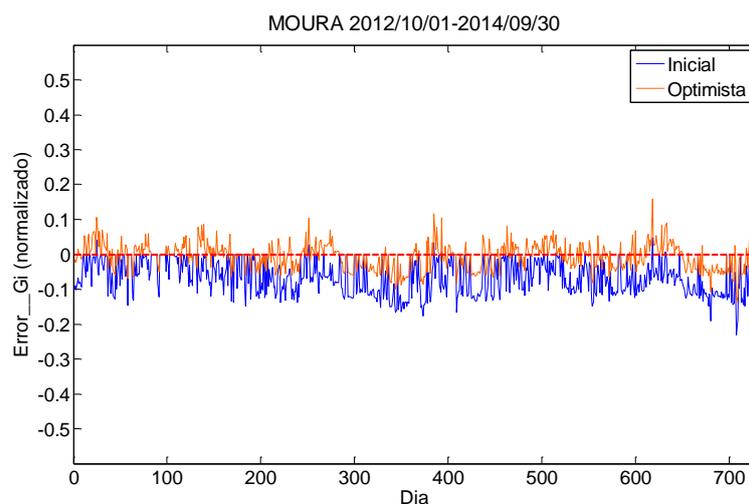


Figura 4.31 Comparación entre la correlación de Erbs y Optimista del error diario en la estimación de la irradiancia sobre el plano del seguidor a partir de la irradiancia global horizontal (Variables de entrada medidas)

La Figura 4.32 compara entre los resultados de Erbs y Normal.

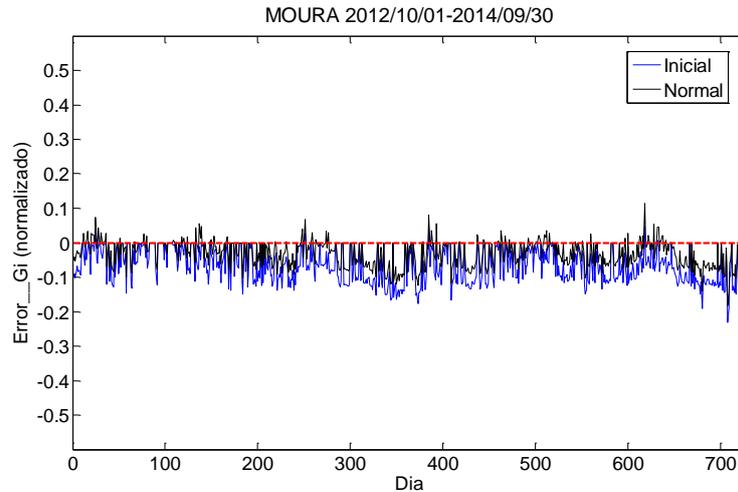


Figura 4.32 Comparación entre la correlación de Erbs y Normal del error diario en la estimación de la irradiancia sobre el plano del seguidor a partir de la irradiancia global horizontal (Variables de entrada medidas)

Se puede observar cómo se mejora el error cometido en la estimación de G_i con la implementación de las correlaciones específicas. La correlación normal logra reducir significativamente el error. La subestimación sigue presente en la mayoría de los días con un error máximo del 10%. La correlación optimista logra realizar una corrección de la subestimación muy buena siendo el valor máximo de esta de un 7%. Sin embargo se observa como aparece una pequeña sobreestimación en varios periodos con un valor máximo del 15%. Existen prácticamente los mismos días con error positivo y negativo siendo menores del 5 % la mayoría de los días.

Se puede concluir que la realización de una correlación específica para la localización de la planta fotovoltaica que se quiere modelizar mejora de manera sustancial el error cometido en el cálculo de la irradiancia en el plano inclinado.

4.2.2 Sombras minutas

En la modelización del paso de G_0 a G_i se cuantifican las pérdidas debidas a las sombras proyectadas entre los seguidores fotovoltaicos. Como se ha explicado en el apartado 2.2.1 el cálculo se realizar basándose en el trabajo previo (Martínez-Moreno et al., 2010). Al estar trabajando en base horaria el cálculo de las sombras puede estar siendo muy impreciso ya que solo se está teniendo en cuenta el primer valor de la hora sin considerar todo lo que pasa durante ella.

Lo que puede suceder es que justo al principio de la hora no se tiene sombra por lo que se asigna a esa hora un valor de sombra 0 pero sin embargo a la mitad de esa hora se comienza a tener sombra. Toda la perdida de potencia de esa media hora debida a las sombras no se está

teniendo en cuenta (ya que se había asignado a esa hora un valor de sombras 0). Por ello se decide plantear un cálculo de sombras minutal como posible línea de mejora del modelo.

Para ello se realiza el cálculo del factor de sombras geométrico y eficaz (F_G, F_E) de manera minutal para luego mediante una ponderación con la irradiancia directa (B_0) pasar dichas variables a base horaria. Una vez se tienen en base horaria se realiza el cálculo de las pérdidas de potencia siguiendo el mismo procedimiento de antes.

Para la implementación de dicha simulación se ejecutan los siguientes pasos:

- Se calculan todas las variables de posición del sol de nuevo pero esta vez en base minutal.
- Se calcula mediante el método del día claro el perfil de irradiancia es decir se calcula tanto la irradiancia global horizontal G_0 y sus componentes directa (B_0) y difusa (D_0) en base minutal.
- Cálculo del factor de sombras geométrico F_G y eficaz F_E minutal mediante el "Método de Francisco. (Martínez-Moreno et al., 2010)
- Se realiza el paso a base horaria de los factores de sombras minutales (F_G, F_E) mediante la siguiente ecuación

$$FS_h = \frac{\sum_{i=1}^{60} (FS_{m,i} * B_{0\ m,i})}{\sum_{i=1}^{60} B_{0\ m,i}} \quad (4.32)$$

Donde:

FS_h : Factor de sombra horario

FS_m : Factor de sombra minutal

$B_{0\ m}$: Irradiancia directa minutal

- Una vez se tiene FS_G y FS_E en base horaria se mantiene el procedimiento de cálculo de pérdidas de potencia debido a sombras.

La Figura 4.33 muestra el factor de sombra minutal a lo largo de un día entero siendo los periodos de sombras desde las 6h 11min hasta las 7h 40 min y desde las 16h 16min hasta las 17h 49min.

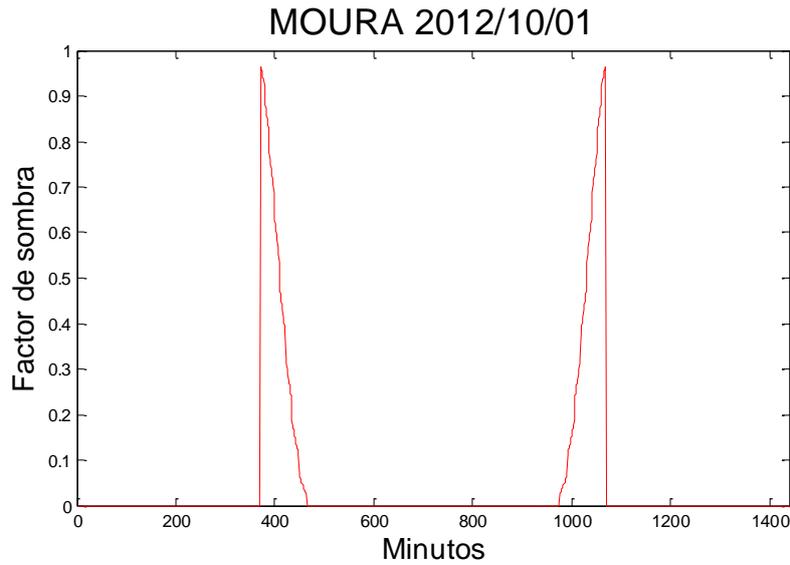


Figura 4.33 Factor de sombras calculado a partir de variables minutales durante el 01/10/2012

La Figura 4.34 muestra el factor de sombras calculado a partir de variables minutales (FS_1) y el calculado a partir de variables horarias (FS_2) del primer día de simulación.

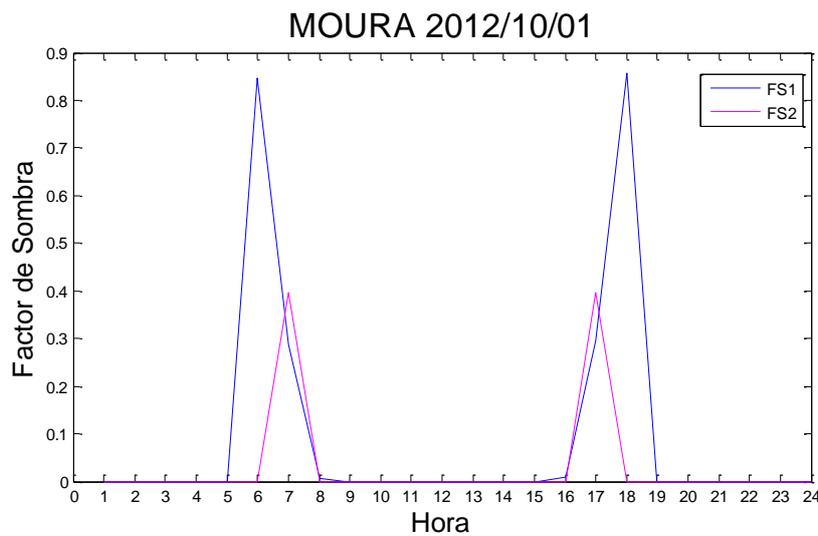


Figura 4.34 Factor de sombras calculado a partir de variables minutales (FS_1) y horarias (FS_2) durante el 01/10/2012

Analizando el amanecer se observa como FS_2 solo tiene un valor de sombras y es a las 7 de la mañana mientras que FS_1 tiene tres valores de sombras y son a las 6 a las 7 y a las 8 de la mañana. Como se puede apreciar el nuevo cálculo deja de suponer valores 0 para horas con sombras.

La Figura 4.35 realiza una comparación entre la estimación de G_i calculada a partir de las sombras minutales y las sombras horarias. Para ello se representa la irradiancia en el plano del seguidor medida (Eje X) frente a la estimada con variables meteorológicas medidas ($G_{0\ med} T_{a\ med}$) (Eje Y) normalizadas respecto al valor máximo medido durante los 2 años de simulación.

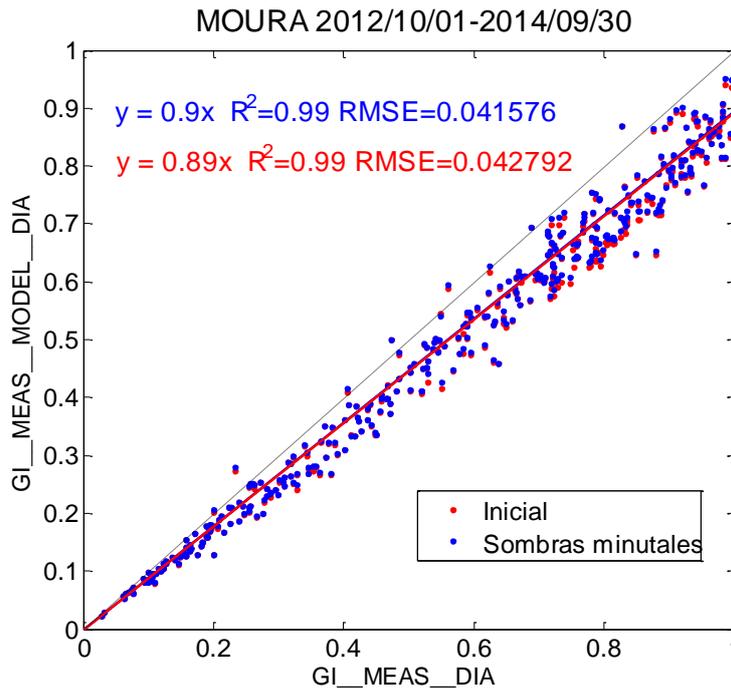


Figura 4.35 Comparación entre la validación para convertir la irradiancia global horizontal en irradiancia sobre el plano del seguidor (Variables de entrada medidas) a partir de sombras horarias (inicial) y minutales

Se observa que la mejora obtenida respecto a los resultados iniciales no es muy alta siendo está de un 1 % respecto a los resultados obtenidos con el cálculo de sombras horario.

Esta mejora en la subestimación quiere decir que el cálculo del factor de sombra de manera horaria sobreestima las pérdidas por sombras proyectadas. Puede parecer contradictorio que el modelo horario estime más pérdidas en la potencia que el modelo minutal asignando valores de $FS=0$ a horas que si tienen sombra. Sin embargo lo que ocurre es que el modelo horario calcula factores de sombra de mayor valor para horas donde la irradiancia también es mayor. Por ello las pérdidas por sombras son mayores con el cálculo horario.

4.2.3 Temperatura de célula

El error diario cometido en la estimación de la temperatura de célula obliga a realizar un análisis en profundidad de esta modelización. No resulta lógico tener un error tan grande en una variable con una variación lenta como es la temperatura. Puede que el error se derive de una mala programación de la modelización por lo que se revisa el código en busca de algún fallo.

Al revisar el código se detecta un error en la programación de la Validation_comp que afecta al cálculo del T_c . El fallo se produce a la hora de calcular los valores diarios a partir de horarios.

La T_c medida toma valores nulos a la noche (cuando la irradiancia es 0) sin embargo la T_c calculada por el modelo a la noche no se le asigna un valor nulo. El valor de la T_c calculada a la noche toma el valor de la T_a . Esto provoca que al hacer la media para calcular el valor diario la T_c medida salga mucho menor al estar considerando valores nulos en el cálculo.

Tabla 4.1 Datos horarios de T_a T_c calculada y T_c medida para el 01/10/2016

T_a	T_c calculada	T_c medida
15,46	15,46	0
14,81	14,81	0
14,6	14,6	0
14,29	14,29	0
13,73	13,73	0
13,88	13,88	0
15,47	36,61	30,27
18,21	44,6	43,51
20,68	50,86	49,81
22,61	54,73	52,53
24,13	56,93	52,06
25,22	57,47	51,61
25,62	55,87	50,03
25,99	54,07	49,13
26,31	51,31	48,05
26,25	44,48	42,47
25,89	35,84	0
23,86	23,86	0
21,71	21,71	0
20,26	20,26	0
18,28	18,28	0
17,62	17,62	0
16,8	16,8	0
15	15	0

La solución que se decide adoptar es no tener en cuenta los valores de las variables cuando no hay irradiancia (noche). Por ello se suprimen los valores de temperatura de la noche y se vuelve a hacer la media de T_c tanto calculada como medida.

Los resultados se obtienen **sin incorporar** ninguna de las mejoras anteriormente realizadas es decir:

- Corrección de T_a
- Correlación "Optimista"
- Sombras minutas calculadas con variables horarias

La Figura 4.36 realiza una comparación entre los resultados iniciales y los obtenidos implementando la corrección en la validación de la T_c durante los dos años de simulación. Se representan la T_c medida (Eje X) y la T_c calculada a partir de $G_{0\ med}$ y $T_{a\ med}$ (EjeY). La normalización se realiza respecto a la T_c máxima medida durante los dos años de simulación.

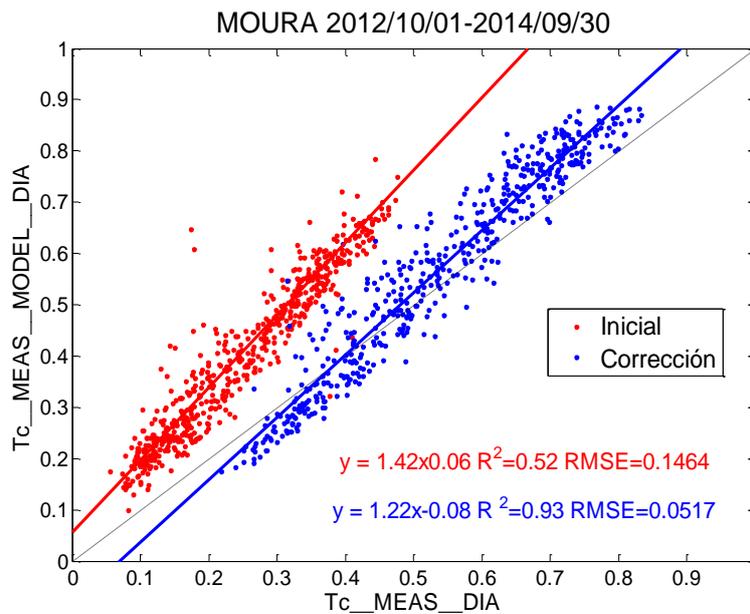


Figura 4.36 Comparación de la validación de la conversión de la temperatura ambiente a temperatura de célula (Variables de entrada medidas) inicial y con corrección.

Como se puede observar comparando con los resultados inicialmente obtenidos se ha logrado corregir de manera importante el error cometido en la validación de T_c . Sin embargo el error sigue siendo alto por lo que se debe seguir intentando optimizar la modelización del cálculo de T_c .

Analizando los nuevos resultados se observa como existe una sobreestimación de la T_c para temperaturas altas y una subestimación de la T_c para valores bajos de temperatura. Ocurre al contrario que en la estimación de la T_a donde se sobreestimaba para días fríos y se

subestimaba en días calurosos. Se realiza el mismo procedimiento para desarrollar una ecuación de corrección que reduzca el error en la estimación de T_c .

$$T_{c \text{ calculada norm}} = 1.22 T_{c \text{ meas norm}} - 0.08 \quad (4.33)$$

Donde $T_{c \text{ calculada norm}}$ es la temperatura de célula normalizada calculada por el modelo a partir de $G_{0 \text{ med}}$ y $T_{a \text{ med}}$ y $T_{c \text{ meas norm}}$ es la medida normalizada. La normalización se realiza en ambos casos con la temperatura de célula máxima medida durante los dos años de simulación $T_{c \text{ meas max}}$.

$$\frac{T_{c \text{ calculada}}}{T_{c \text{ meas max}}} = 1.22 \frac{T_{c \text{ meas}}}{T_{c \text{ meas max}}} - 0.08 \quad (4.34)$$

$$T_{c \text{ calculada}} = \left(1.22 \frac{T_{c \text{ meas}}}{T_{c \text{ meas max}}} - 0.08 \right) * T_{c \text{ meas max}} \quad (4.35)$$

El propósito de la realización de esta ecuación de corrección es realizar un cálculo de la temperatura de célula lo más próxima al valor medido $T_{c \text{ corregida}} \cong T_{c \text{ meas}}$ realizando esta suposición

$$T_{c \text{ calculada}} = \left(1.22 \frac{T_{c \text{ corregida}}}{T_{c \text{ meas max}}} - 0.08 \right) * T_{c \text{ meas max}} \quad (4.36)$$

Se despeja de la ecuación (4.36 $T_{c \text{ fore corregida}}$ ya que es la variable que se quiere hallar a partir de la temperatura de célula calculada por el modelo $T_{c \text{ calculada}}$.

$$T_{c \text{ corregida}} = \left(\frac{\frac{T_{c \text{ calculada}}}{T_{c \text{ meas max}}} + 0.08}{1.22} \right) * T_{c \text{ meas max}} \quad (4.37)$$

En la Figura 4.37 es similar a la Figura 4.36 pero esta vez se realiza una comparación entre los resultados obtenidos implementado la corrección en la validación (Validation_comp) y los resultados aplicando la ecuación de corrección con el objetivo de visualizar la mejora obtenida. Se aprecia perfectamente cómo actúa la corrección aumentando la estimación en días fríos y disminuyéndola en días calurosos. La correlación lineal (R^2) permanece constante y la *RMSE* mejora ligeramente. La ecuación de ajuste es la que mayor corrección experimenta ajustándose cerca de la deseada $y = x$.

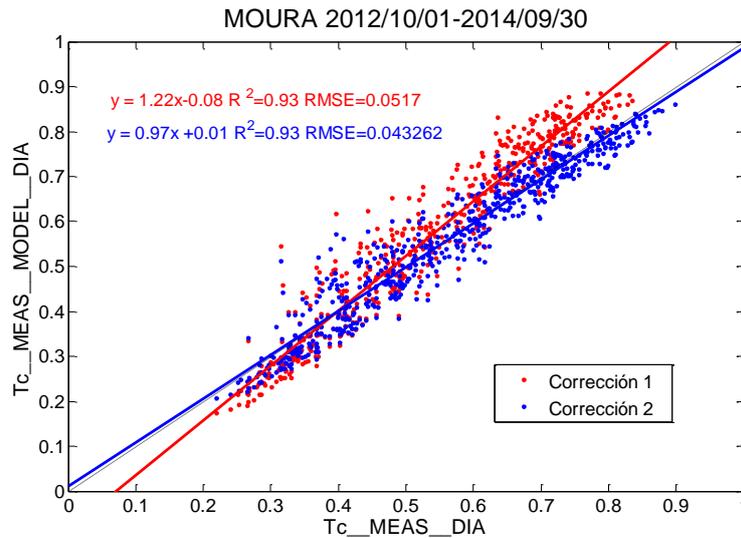


Figura 4.37 Comparación de la validación de la conversión de la temperatura ambiente a temperatura de célula (Variables de entrada medidas) corrección 1 y con corrección2

Se puede observar como se ha logrado una gran mejora respecto a los resultados iniciales del modelo. Sin embargo la primera corrección no corrige la modelización del modelo paramétrico sino su validación. Aun así la segunda corrección, la cual si optimiza dicho modelo, provoca una mejora en la estimación de la T_c importante.

4.3 Modelo Parte 2

Una vez analizada y corregida la parte 1 del modelo se estudia la parte 2 del modelo paramétrico desarrollado. El objetivo es analizar el error cometido a partir de G_i T_c medidas.

4.3.1 Potencia CEM

Como se ha visto en el apartado 3.3 la modelización de la Parte 2 del modelo presenta un 12 % de sobrestimación. Se deben revisar la modelización y los parámetros de esta parte del modelo paramétrico con el objetivo de reducir este error.

El primer paso de esta parte es la modelización de la potencia a la salida de los paneles solares expresada mediante la siguiente formula

$$P_{DC} = P^* \frac{G}{G^*} \frac{\eta}{\eta^*} \quad (4.38)$$

Donde P^* es la potencia máxima bajo condiciones estándar (CEM, definida por una $G^* = 1000 \text{ W/m}^2$ y una temperatura de célula $T_c^* = 25^\circ\text{C}$ y una AM 1.5 espectro). P^* (Potencia CEM bajo condiciones estándar) es un dato facilitado por el fabricante de los paneles fotovoltaicos. La realidad es que la Potencia CEM de un panel fotovoltaico no es exactamente la que el fabricante te dice. Estos valores tienen unas tolerancias y, generalmente, para módulos de silicio cristalino, como es el caso que nos ocupa, la P_{CEM} real es menor a la de datasheet. Es por ello que, una vez está la central en funcionamiento, es necesario cuantificar la potencia real. Ello se hará mediante procedimiento que se basa en una regresión lineal entre condiciones de operación y potencia generada. No se cree conveniente detallar más dicho procedimiento en este documento por no ser objetivo del mismo. Simplemente comentar que se realizó dicha regresión dando como resultado el mostrado en la ecuación (4.39).

$$P_{CEM} = P_{CEM \text{ fabricante}} * 0.905 \quad (4.39)$$

Una de las causas de sobreestimación en la modelización de la Parte 2 del modelo es por tanto la P_{CEM} . Se considera un factor que relaciona la potencia real con la potencia nominal

$$PRVPN = \frac{P_{CEM}}{P_{CEM \text{ fabricante}}} \quad (4.40)$$

A continuación se muestran la comparación entre los resultados obtenidos inicialmente $PRVPN = 1$ y los resultados obtenidos con la corrección $PRVPN = 0.905$ observándose una reducción en el error de esta parte del modelo paramétrico de predicción. La Figura 4.38 representa la energía producida medida normalizada (Eje X) y la energía producida normalizada estimada a partir de variables medidas de G_i, T_c (Eje Y). La normalización se realiza respecto al día con la energía producida medida más alta durante los dos años de simulación. Se aprecia cómo la implementación de $PRVPN = 0.905$ reduce la sobreestimación de la Parte 2 del modelo paramétrico en un 8%. La $RMSE$ y la R^2 también mejoran ligeramente siendo esta última igual a 1.

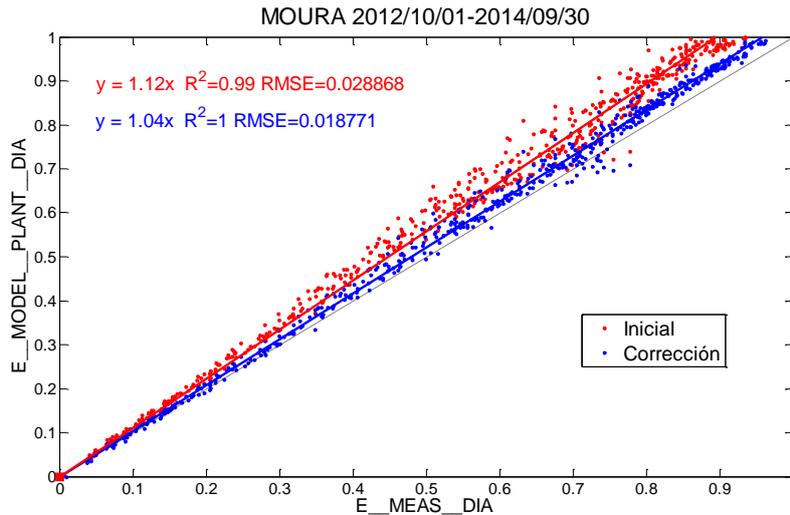


Figura 4.38 Comparación entre validación de la parte 2 del modelo (inicial y con corrección de P_{cem})

Analizando los resultados después de implementar la corrección de la P_{CEM} se sigue observando una sobreestimación en el cálculo de la potencia de salida a partir de variables medidas de G_i y T_c de un 4%. Se sigue estudiando esta parte del modelo paramétrico para intentar reducir dicha sobreestimación.

4.3.2 Pérdidas en el cableado de MT y en el transformador de MT/AT

Analizando el código en la modelización de la parte 2 las pérdidas debidas tanto al inversor como al transformador de Media Tensión están implementadas tal y como se vio en el apartado 2.2.1. Sin embargo se descubre que no se están teniendo en cuenta las pérdidas en el cableado de MT ni tampoco las pérdidas en el transformador de AT.

- **Cableado MT**

La eficiencia del cableado de MT esta modelizada de la siguiente manera

$$\eta_{cable AC} = \frac{P_{AC 2}}{P_{AC 1}} = \left[1 - \left(\frac{P_{cable AC}}{100} \right) * P_{AC 1} \right]^2 \quad (4.41)$$

Donde $P_{cable AC}$ son las pérdidas en el cableado AC cuyo valor es 0,18% y $P_{AC 1}$, $P_{AC 2}$ son las potencias al principio y final del cableado respectivamente.

- **Transformador MT/AT**

La eficiencia del transformador MT/AT, $\eta_{MT/AT}$, esta expresada como una función de la potencia de salida $P_{out AT}$ mediante la siguiente ecuación

$$\eta_{MT/AT} = \frac{P_{out AT}}{P_{AC 2}} = \frac{P_{out AT}}{P_{out AT} + P_{vacio} + P_{Cu}} \quad (4.42)$$

Donde la P_{vacio} son las pérdidas de vacío y la P_{Cu} son las pérdidas del cobre las cuales se calculan mediante la siguiente ecuación:

$$P_{Cu} = P_{Cu nom} * \left(\frac{P_{out AT}}{P_T}\right)^2 \quad (4.43)$$

Donde $P_{Cu nom}$ son las pérdidas de cobre cuando el transformador opera a su potencia nominal, P_T .

A continuación se muestran la comparación entre los resultados obtenidos inicialmente y los resultados obtenidos con la implementación de las pérdidas debidas al cableado MT y al transformador MT/AT.

La Figura 4.39 representa la energía producida medida normalizada (Eje X) y la energía producida normalizada estimada a partir de variables medidas de G_i, T_c (Eje Y). La normalización se realiza respecto al día con la energía producida medida más alta durante los dos años de simulación. Se aprecia cómo la implementación de las pérdidas apenas tiene efecto en el cálculo de la energía producida. Tanto la ecuación de ajuste como la R^2 permanecen constantes siendo la $RMSE$ la única que varía ligeramente. La modificación de los valores diarios de energía es prácticamente indetectable en la Figura 4.39 haciendo falta realizar un zoom sobre el recuadro negro para observar la ligera variación (Figura 4.40)

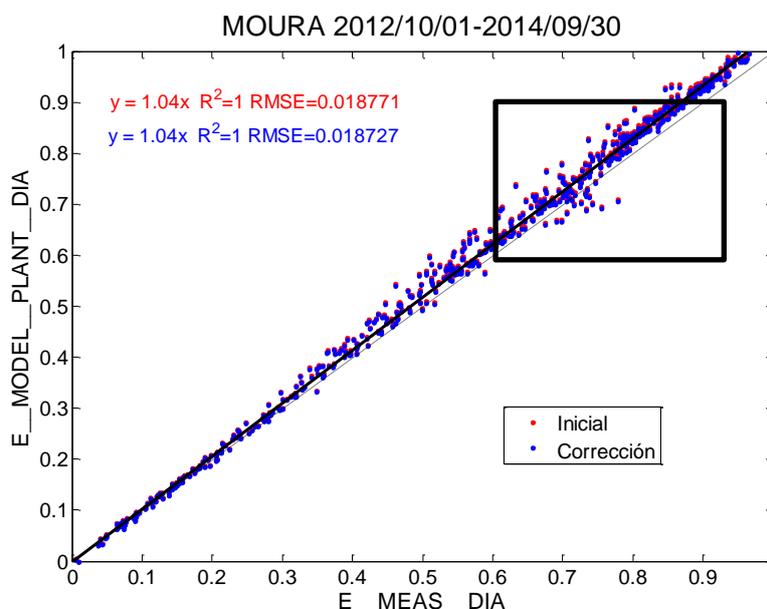


Figura 4.39 Comparación entre validación de la parte 2 del modelo (inicial y con corrección de P_{cem})

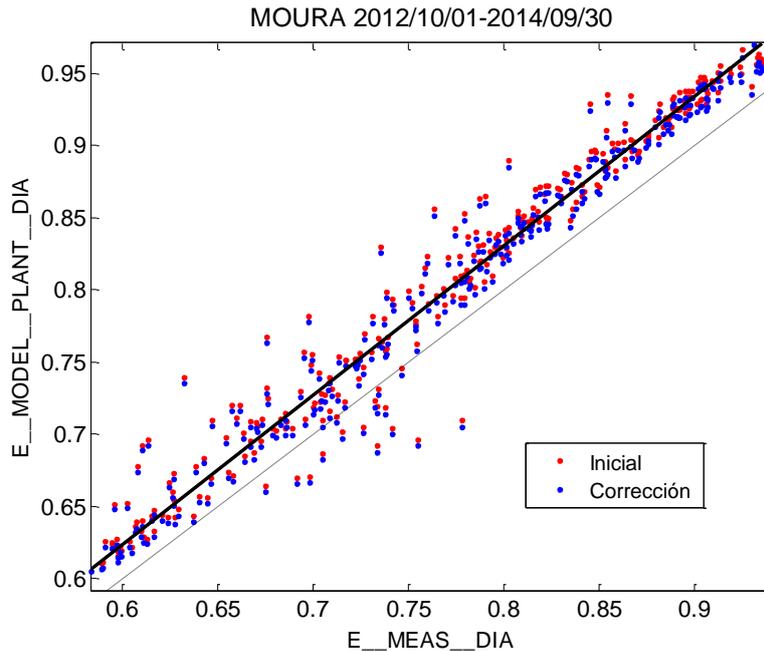


Figura 4.40 Comparación entre validación de la parte 2 del modelo (inicial y con corrección de P_{cem}) Zoom

Se concluye que la mejora por la implementación de las pérdidas en el cableado de Media tensión y en el transformador MT/AT es insignificante y que apenas altera los resultados obtenidos.

4.3.3 Validación sin sombras

Con el objetivo de reducir la sobreestimación del 4% que introduce la parte 2 del modelo paramétrico se decide incluir en la simulación la posibilidad de poder calcular el modelo sin tener en cuenta las sombras.

Las pérdidas por sombras como se ha visto son difíciles de cuantificar y la sobreestimación del 4% que se produce en la Parte 2 del modelo pueden ser debido a este cálculo. Esta opción da la posibilidad de no tener en cuenta los momentos donde existan sombras por lo que no se tiene el error derivado de la estimación de la pérdida de potencia por este fenómeno.

La Figura 4.41 muestra cómo actúa la nueva opción de no tener en cuenta las sombras proyectadas realizando una comparación entre el cálculo con y sin sombras. La gráfica Figura 4.42 representa la energía horaria de salida calculada a partir de G_i y T_c medidas (Eje Y) y la horas de un día (Eje X).

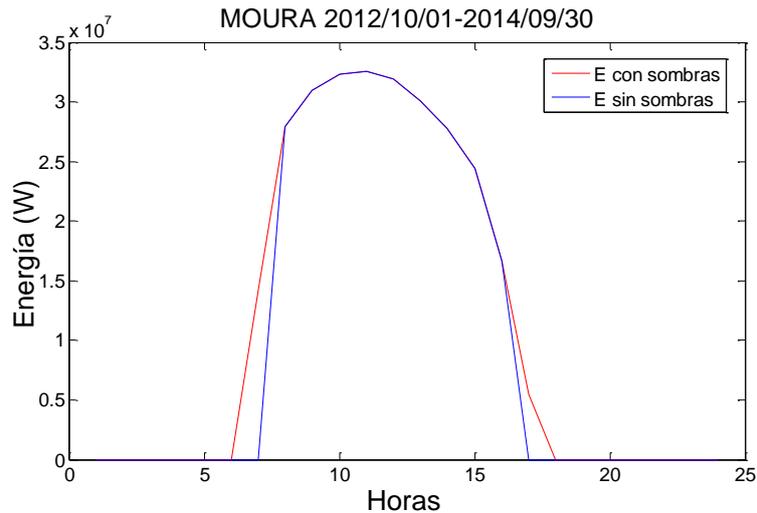


Figura 4.41 Estimación de la energía de salida de la planta fotovoltaica con y sin sombras (Variables de entrada medidas)

A continuación se muestran la comparación entre los resultados obtenidos con y sin sombras. La Figura 4.42 representa la energía producida medida normalizada (Eje X) y la energía producida normalizada estimada a partir de variables medidas de G_i, T_c (Eje Y). La normalización se realiza respecto al día con la energía producida medida más alta durante los dos años de simulación.

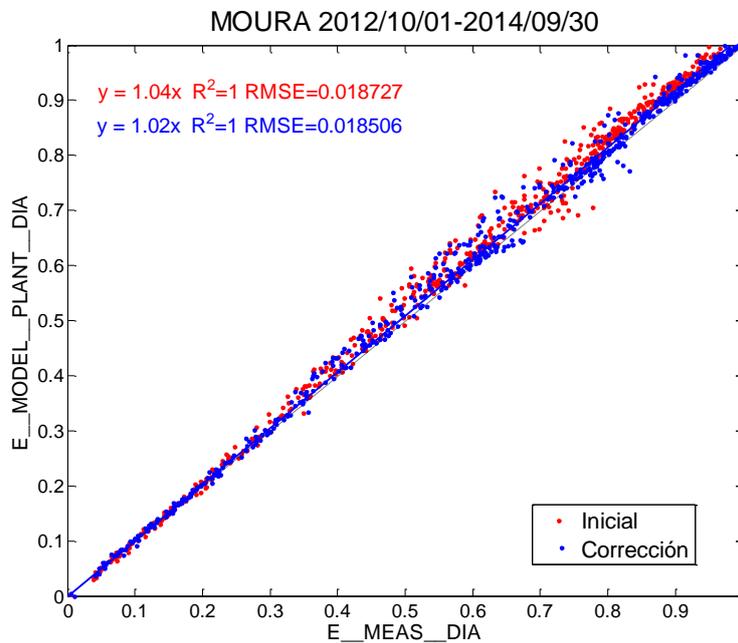


Figura 4.42 Comparación entre validación de la parte 2 del modelo con sombras (Inicial) y sin sombras (Corrección)

Se observa como la sobreestimación se reduce un 2 % cuando no se tienen en cuenta las sombras. La estimación del cálculo de las pérdidas de potencia debidas a las sombras es muy

complejo debido a todo lo explicado en el apartado 2.2.1 por ello se asume que el modelo va a tener un error del 2 % debido a este fenómeno.

4.3.4 Limitación potencia de salida

Se sigue estudiando el error en la parte 2 del modelo para intentar comprender la sobrestimación que se veía en la Figura 4.42.

La planta de Moura realiza una limitación de la salida de potencia a 35MW es decir, aunque la planta pueda producir en un momento dado una potencia mayor se limita el inversor a un valor que garantice que la salida no va a ser mayor que 35MW. Sin embargo esta limitación no se realiza hasta el 26/02/2013 por lo que desde el inicio de la simulación el 01/10/2012 hasta ese día se miden potencias a la salida de la central mayores de 35MW. En la Figura 4.43 se representan días del periodo anterior a la limitación y se observa como los valores de potencia superan los 35MW (línea roja)

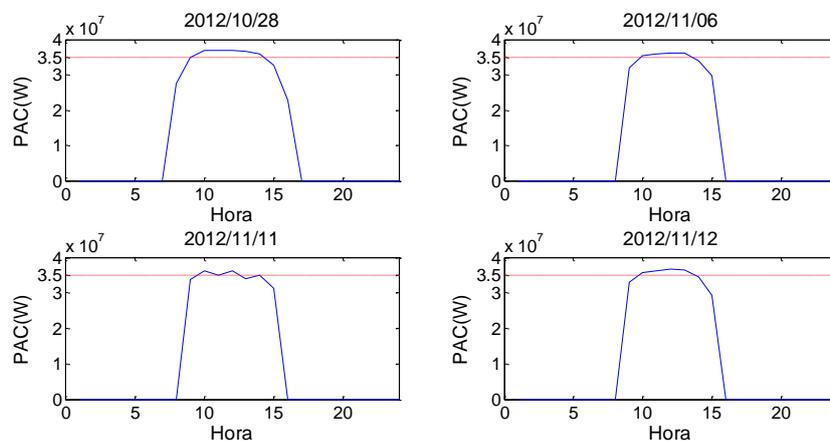


Figura 4.43 Potencia medida a la salida de la planta fotovoltaica de Moura para varios días del año 2012

Para ver el efecto de la limitación se representan días del año siguiente (2013) donde la producción llega a picos de potencia altos. Como se puede apreciar en la Figura 4.44 la potencia a la salida de la central queda limitada a 35 MW y nunca sobrepasa este valor.

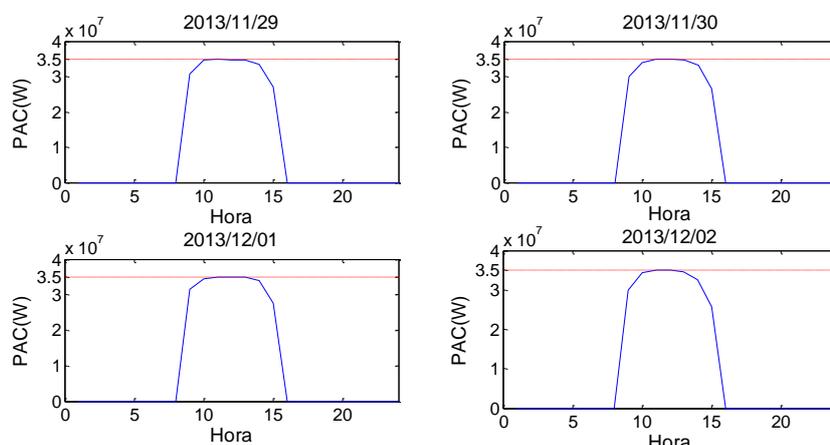


Figura 4.44 Potencia medida a la salida de la planta fotovoltaica de Moura para varios días del año 2012

En el modelo paramétrico desarrollado por la UPNA se tiene en cuenta esta limitación a la hora de calcular la potencia a la salida de la central. La limitación se realiza en el inversor para que a la salida nunca de un valor mayor de 35 MW. (Potencia nominal de inversor)

Puede parecer que la limitación no esté introduciendo ningún error ya que tanto en la planta como en el modelo paramétrico se limita la potencia de salida actuando en el inversor. Sin embargo la limitación sí que está introduciendo un error al modelo paramétrico ya que aunque la limitación se realice en ambos casos en el inversor no se realiza con la misma precisión debido a que en un caso se trabaja con datos instantáneos y en el otro con horarios.

Es decir, la central de Moura tiene como consigna de inversor nunca superar su potencia nominal. Por tanto, a lo largo de una hora habrá momentos en los cuales se limite y otros no. El modelo paramétrico, como se ha venido comentando, trabaja con datos horarios, por lo que para que éste limite la media horaria de producción debe ser superior a la limitación establecida. Por tanto, se dan horas en las cuales la planta limita instantáneamente pero en media (horaria) el valor resultante es menor que la limitación. Concluyendo que el modelo paramétrico, en base horaria, supone que no se ha limitado cuando en realidad sí que hay instantes en los que se ha limitado. Como consecuencia la producción real (medida y parcialmente limitada) es menor a la que el modelo paramétrico ha predicho (no ha limitado).

Esta falta de precisión en la limitación de la potencia puede estar siendo la responsable de la sobreestimación remanente en la parte 2 del modelo. Sin embargo aunque se sepa la causa del problema no se puede aplicar ninguna corrección ya que no se puede saber en qué horas se está obviando la limitación de valores instantáneos. Por lo tanto se debe asumir el error debido a la falta de precisión en la limitación.

5 Resultados finales

Las mejoras realizadas tanto en las variables meteorológicas estimadas por Meteogalicia como en cada parte del modelo paramétrico (Parte 1 y 2) logran reducir el error en cada subsistema. En este apartado se pretende observar y analizar la repercusión que tiene dichas mejoras en el modelo completo. Se realizara una primera validación con variables meteorológicas de entrada predichas ($G_{0\text{ fore}}, T_{a\text{ fore}}$). Posteriormente se realizara una validación del modelo paramétrico final con variables meteorológicas medidas $G_{0\text{ med}}, T_{a\text{ med}}$. Con ello se analizara la precisión del modelo paramétrico final sin tener en cuenta los errores en la predicción meteorológica.

Las mejoras introducidas en el modelo paramétrico son:

- Ecuación de corrección de G_0 predicha por Meteogalicia
- Ecuación de corrección de T_a predicha por Meteogalicia
- Correlación “Optimista”
- Calculo factor de sombras minutal
- Ecuación de corrección T_c
- Corrección P_{CEM}
- Pérdidas cableado MT y transformador MT/AT

5.1 Variables predichas

La Figura 5.1 representa la validación del modelo completo durante los 2 años de análisis. El eje X muestra la energía producida medida mientras que el eje Y representa la energía producida estimada con variables meteorológicas predichas ($G_{0\text{ fore}}, T_{a\text{ fore}}$). Amabas energías son diarias y están normalizadas respecto al día con la mayor producción durante los dos años de simulación. Se observa que la nube de puntos es muy difusa $R^2=0.99$. El modelo subestima un 5% y la $RMSE$ es del 3,16%.

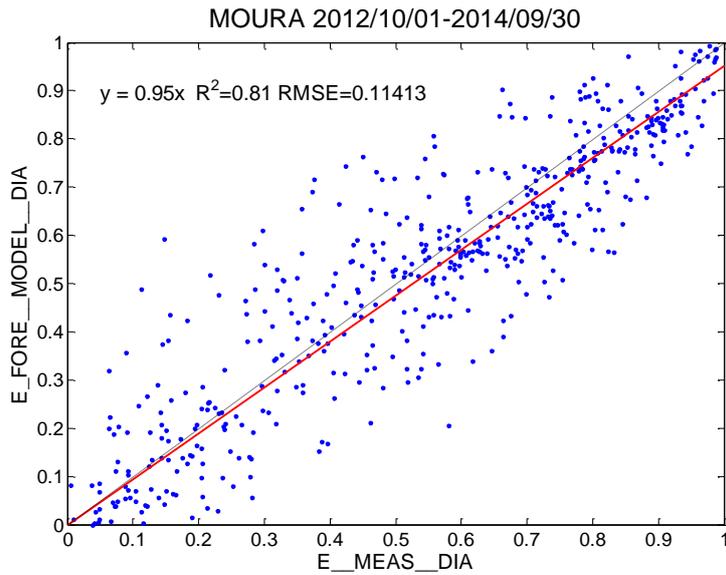


Figura 5.1 Validación completa del modelo paramétrico optimizado con variables predichas

Representando la diferencia entre la estimación y la medición durante los dos años de simulación se aprecia como el mayor error es del 45% (sobrestimado) y del 38% (subestimado). La sobreestimación y la subestimación se dan prácticamente el mismo número de días.

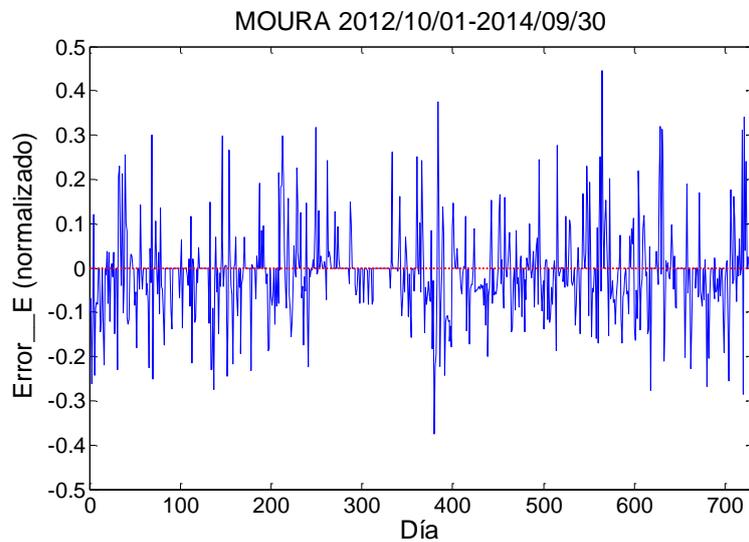


Figura 5.2 Error en la estimación de la producción de energía durante los dos años de análisis con variables de entrada predichas (Modelo paramétrico optimizado)

5.2 Variables medidas

La Figura 5.3 representa la validación del modelo completo durante los 2 años de análisis. El eje X muestra la energía producida medida mientras que el eje Y representa la energía producida predicha con variables meteorológicas medidas ($G_{0\ med}$, $T_{a\ med}$). Ambas energías son diarias y están normalizadas respecto al día con la mayor producción durante los dos años de simulación. Se observa que la nube de puntos sigue una correlación lineal de una manera muy definida algo que se cuantifica mediante $R^2=0.99$. El modelo sobreestima un 1% aproximadamente y la $RMSE$ es del 3,16%. Estos datos son para variables de entrada medidas y se observa como el modelo es mucho más preciso cuando se utilizan estas variables.

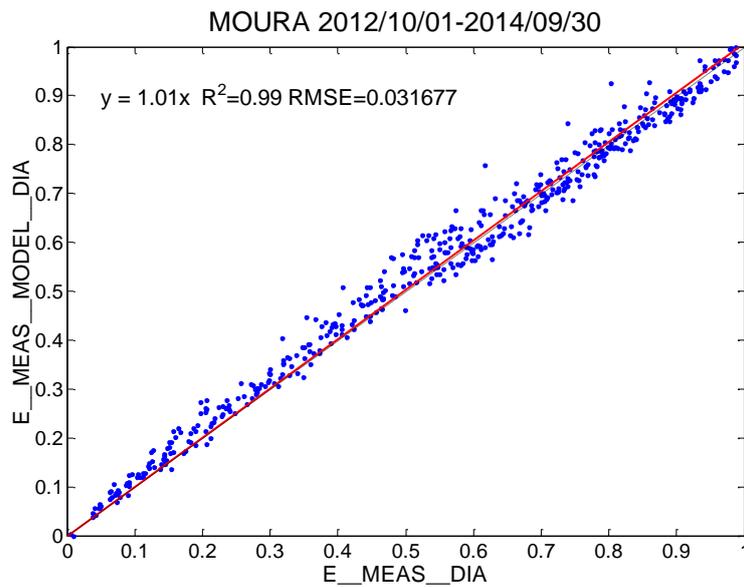


Figura 5.3 Validación completa del modelo paramétrico optimizado con variables medidas

Representando la diferencia entre la estimación y la medición durante los dos años de simulación se aprecia como el mayor error es del 15% (sobrestimado) y del 5% (subestimado). La sobreestimación se da durante mas días con un error mayor aunque en general el error es muy pequeño con respecto al obtenido con variables meteorológicas predichas ($G_{0\ fore}$, $T_{a\ fore}$).

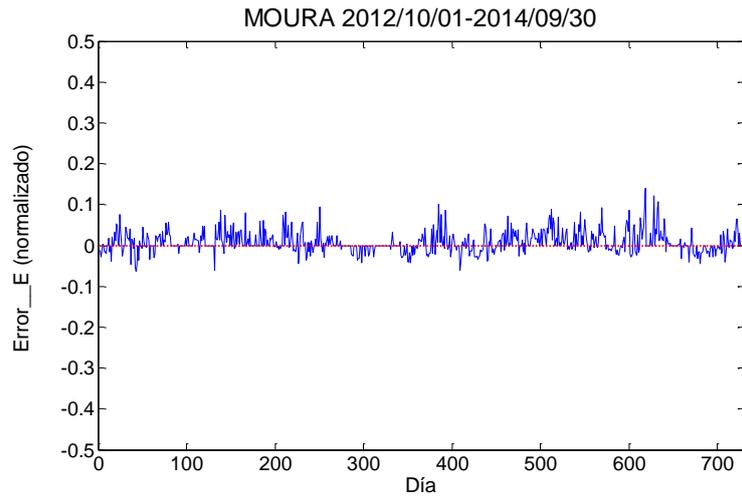


Figura 5.4 Error en la estimación de la producción de energía durante los dos años de análisis con variables de entrada medidas (Modelo paramétrico optimizado)

6 Comparación de los dos modelos

Se realiza una comparación entre el modelo paramétrico inicial y el modelo paramétrico obtenido después de realizar la optimización en cada subsistema. El objetivo es analizar y discutir los resultados obtenidos antes y después de la optimización del modelo paramétrico comprobando el efecto de las mejoras introducidas. Se realiza una comparación global de los dos modelos primero con variables meteorológicas de entrada predichas ($G_{0\ fore}, T_{a\ fore}$) y más adelante con variables meteorológicas medidas ($G_{0\ med}, T_{a\ med}$). Seguidamente se realiza una tabla comparativa de los errores de cada subsistema que ayuda al entendimiento de los resultados obtenidos a nivel global.

6.1 Modelo completo

Se realiza una validación del modelo paramétrico completo primer con variables meteorológicas de entrada predichas y más tarde con variables meteorológicas medidas.

6.1.1 Variables predichas

La Figura 6.1 representa la comparación de la validación del modelo completo durante los 2 años de análisis entre el modelo paramétrico inicial y el final. El eje X muestra la energía producida medida mientras que el eje Y representa la energía producida predicha con variables meteorológicas predichas ($G_{0\ fore}, T_{a\ fore}$). Ambas energías son diarias y están normalizadas respecto al día con la mayor producción durante los dos años de simulación. Se observa como los resultados en ambos casos son muy difusos y a priori las mejoras introducen un mayor error al modelo paramétrico.

La Figura 6.2 realiza una comparación entre el error en la estimación de la energía (con variables predichas) de la planta fotovoltaica durante dos años de simulación entre el modelo paramétrico inicial y final.

Analizando las comparaciones nos e aprecian cambios significativos entre los resultados obtenidos con el modelo paramétrico inicial y con el modelo optimizado. En la Figura 6.2 se aprecia una ligera reducción del error del modelo final respecto al inicial.

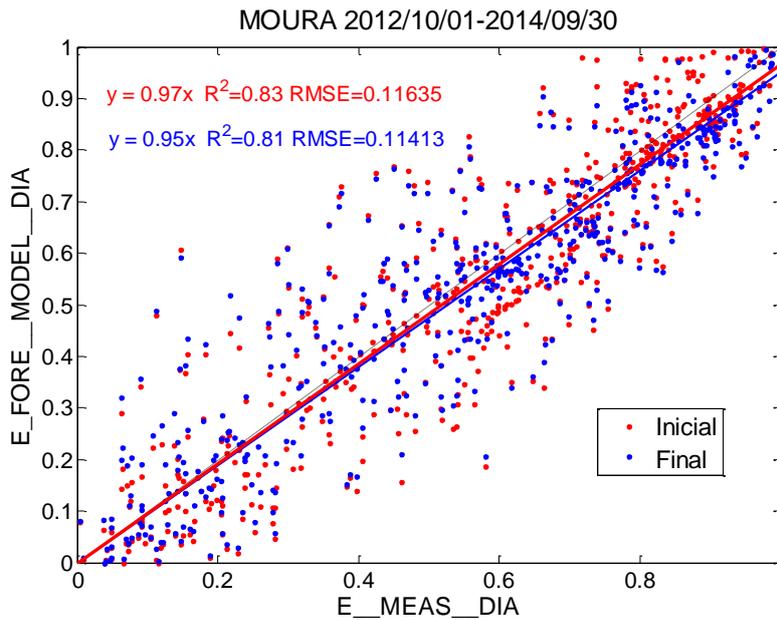


Figura 6.1 Comparación entre modelo inicial y optimizado de la validación completa con variables predichas

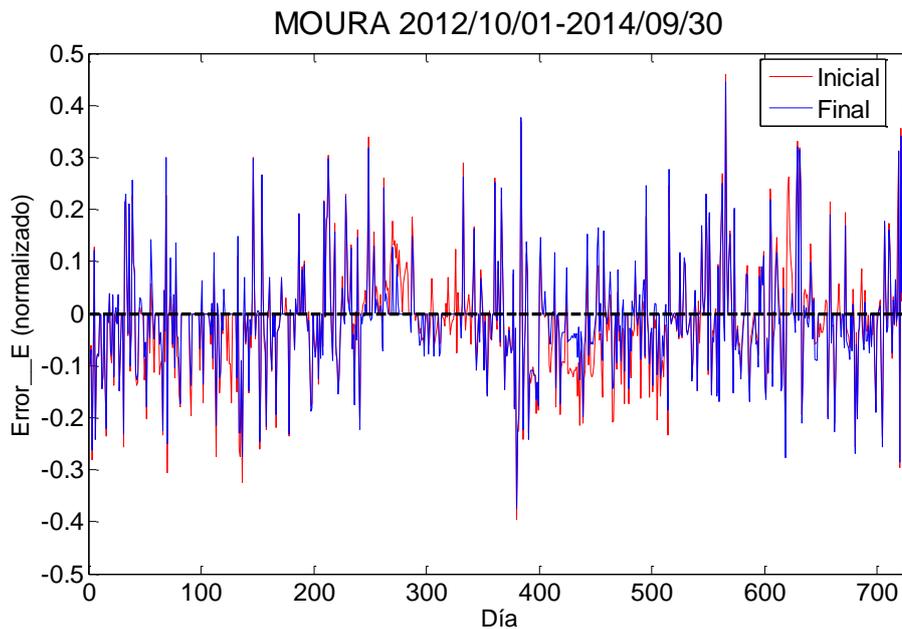


Figura 6.2 Comparación entre el modelo inicial y optimizado del error en la estimación de la producción de energía durante los dos años de análisis con variables de entrada predichas (Modelo paramétrico optimizado)

6.1.2 Variables medidas

La Figura 6.3 representa la comparación de la validación del modelo completo entre el modelo paramétrico inicial y el final. El eje X muestra la energía producida medida mientras que el eje Y representa la energía producida predicha con variables meteorológicas medidas ($G_{0\ med}$, $T_{a\ med}$). Ambas energías son diarias y están normalizadas respecto al día con la mayor

producción durante los dos años de simulación. Se observa como los resultados obtenidos para el modelo inicial y el final son muy parecidos y apenas existe variación. En los dos casos se sobreestima un 1 % siendo la correlación lineal ($R^2=0.99$) y la $RMSE = 3\%$

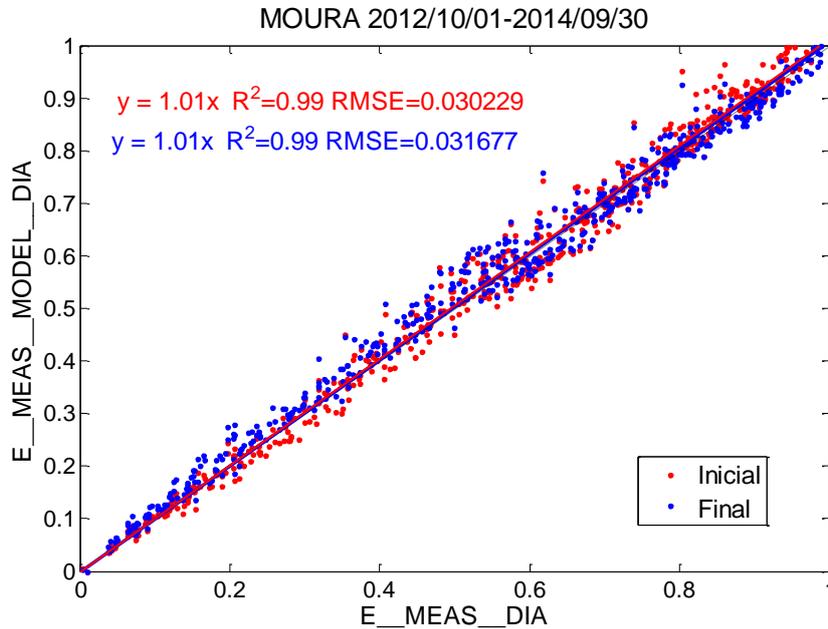


Figura 6.3 Comparación entre modelo inicial y optimizado de la validación completa con variables predichas

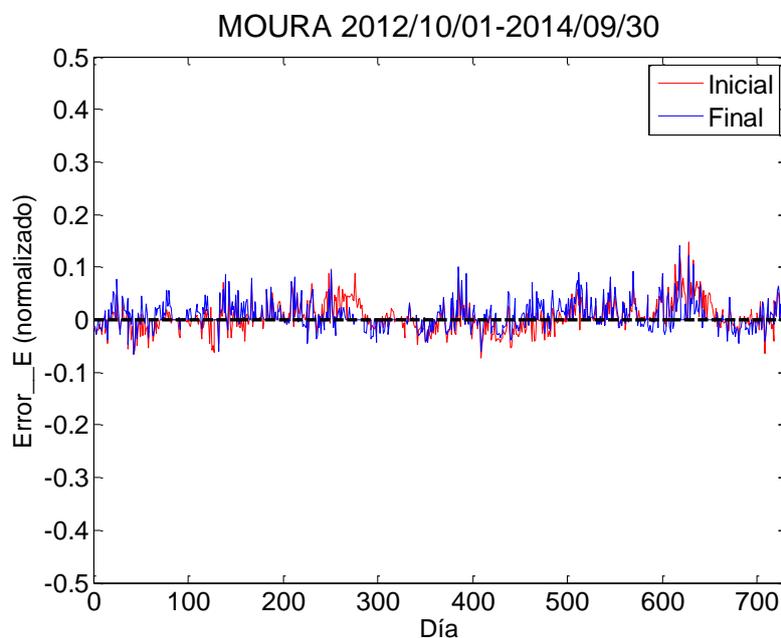


Figura 6.4 Comparación entre el modelo inicial y optimizado del error en la estimación de la producción de energía durante los dos años de análisis con variables de entrada medidas (Modelo paramétrico optimizado)

La Tabla 6.1 muestra un resumen de los errores del modelo inicial y final

Tabla 6.1 Resumen errores modelo inicial y final

MOURA					
			Coef. Regresión	R^2	RMSE
Modelo completo	E	Predichas $G_0 T_a$	0.97	0.83	0.116
			0.95	0.81	0.114
		Medidas $G_0 T_a$	1.01	0.99	0.030
			1.01	0.99	0.031
Predicción		G_0	1.01	0.92	0.082
			0.99	0.92	0.081
		T_a	0.86	0.98	0.024
			1	0.98	0.028
Modelo planta FV	Parte 1	G_I	0.89	0.99	0.043
			0.99	0.99	0.036
		T_C	1.61	0.51	0.18
			1	0.91	0.045
	Parte 2	E	1.12	0.99	0.029
			1.04	1	0.019

Inicial

Final

Se observa como los errores de cada subsistema del modelo paramétrico inicial se han corregido con la implementación de las mejoras propuestas. Sin embargo el error global del modelo paramétrico como se ha visto anteriormente apenas varía y en el caso de la validación con $(G_{0\text{ fore}}, T_{a\text{ fore}})$ empeora.

El modelo paramétrico inicial es inestable ya que aunque su buena precisión es el resultado de una serie de compensaciones entre los errores de cada subsistema. La sobreestimación en unos casos (T_C , Parte 2) y la subestimación en otros (G_I, T_a) da como resultado un error global menor fruto de esas compensaciones

El modelo paramétrico optimizado obtiene unos valores de error parecidos al modelo inicial como se ha visto anteriormente. Sin embargo al contrario que el modelo inicial no existen compensaciones intermedias por lo que se consigue un modelo mucho más estable y fiable.

7 Conclusiones

La realización del proyecto arroja una serie de resultados y conclusiones las cuales se exponen a continuación.

El modelo paramétrico inicial desarrollado por la Universidad Pública de Navarra presenta un error muy bajo cuando se modela con variables meteorológicas medidas. En cambio el error del modelo validado con variables meteorológicas de entrada predichas, como era de esperar, se incrementa de manera considerable. Sin embargo analizando el modelo con variables medidas se descubre que los buenos resultados que ofrece de manera global son fruto de una serie de compensaciones entre errores de cada subsistema. Por ello el modelo inicial se considera inestable aunque dé como resultado un error global pequeño. Estudiando el error de cada parte se implementan una serie de mejoras las cuales se resumen a continuación:

- Corrección de subestimación sistemática en la predicción de G_0 durante meses de invierno mediante la implementación de una ecuación de corrección.
- Corrección de la sobrestimación de la temperatura ambiente en días fríos y la subestimación en días calurosos. Su implementación mejora el error en la estimación de la temperatura ambiente en un 14% teniendo una correlación lineal del 0.98 y un RMSE del 2,8%.
- Cálculo e implementación de una correlación específica $K_T - F_D$ para la localización de la planta de Moura. Opción de elegir entre varios escenarios posibles "Optimista", "Normal" y "Pesimista". Se consigue una mejora del 10% en la estimación de la irradiancia en el plano del seguidor G_i .
- Cálculo minutal de las sombras proyectadas entre seguidores fotovoltaicos consiguiendo una mejora del 1% en la estimación de la irradiancia en el plano del seguidor. Junto con la implementación de la correlación específica comentada en el punto anterior se logra una mejora en la estimación de G_i del 11% con una correlación lineal muy buena e igual a 0.99 siendo la RMSE del 3,36%.
- Corrección de la sobrestimación de la temperatura de célula en días calurosos y la subestimación en días fríos. Se logra una mejora del 61% en la estimación de la T_c respecto al modelo inicial.
- Consideración de las pérdidas del cableado MT y del transformador MT/AT . No introducen mejoras significativas

Este nuevo modelo paramétrico validado con variables meteorológicas de entrada medidas presenta un error global similar al inicial. Sin embargo estos resultados ya no son fruto de compensaciones entre errores de cada subsistema con lo que se consigue eliminar la inestabilidad inicial. La validación del nuevo modelo con variables meteorológicas de entrada predichas ve aumentado su error en torno a un 2% respecto al inicial sin embargo al no ser resultado de compensaciones de errores dota al nuevo modelo de una mayor fiabilidad respecto al inicial.

El mayor error en el modelo paramétrico es debido a la imprecisión en la predicción de las variables meteorológicas. Inicialmente se pesaba que el error derivado de éstas era inherente al error del modelo paramétrico. Sin embargo con la realización del presente proyecto se concluye que esto no es así y que analizando datos históricos de predicción meteorológica se pueden implementar ecuaciones que corrijan los errores sistemáticos de estas.

Como línea futura para la continuación del proyecto se plantea la posibilidad de realizar un modelo paramétrico que realice las mejoras de manera automática. Esto permitiría que el modelo fuese “aprendiendo” con el paso del tiempo corrigiendo automáticamente errores sistemáticos del modelo mediante el análisis de datos históricos.

8 Bibliografía

- Bacher, P., Madsen, H., & Nielsen, H. A. (2009). Online short-term solar power forecasting. *Solar Energy*, 83(10), 1772–1783. doi:10.1016/j.solener.2009.05.016
- Erbs, D. G., Klein, S. a., & Duffie, J. a. (1982). Estimation of the diffuse radiation fraction for hourly, daily and monthly-average global radiation. *Solar Energy*, 28(4), 293–302. doi:10.1016/0038-092X(82)90302-4
- Fuentes, M., Nofuentes, G., Aguilera, J., Talavera, D. L., & Castro, M. (2007). Application and validation of algebraic methods to predict the behaviour of crystalline silicon PV modules in Mediterranean climates. *Solar Energy*, 81(11), 1396–1408. doi:10.1016/j.solener.2006.12.008
- Hay, J. E., & McKay, D. C. (1985). Estimating Solar Irradiance on Inclined Surfaces : A Review and Assessment of Methodologies. *International Journal of Solar Energy*, 3(4-5), 203–240.
- Jantsch, M., Schmidt, H., & Schmid, J. (1992). Results on the concerted action on power conditioning and control. In *11th European photovoltaic Solar Energy Conference* (p. page 1589–1592).
- Lorenz, E., Scheidsteger, T., & Hurka, J. (2010). Regional PV power prediction for improved grid integration. *Progress in Photovoltaics: Research and Applications*, (September 2010), 757–771. doi:10.1002/pip
- Lorenzo, E. (2011). Energy collected and delivered by PV modules. *Photovoltaics Science and Engineering*, 984–1042.
- Martin, N., & Ruiz, J. M. (2001). Calculation of the PV modules angular losses under " eld conditions by means of an analytical model. *Solar Energy Materials and Solar Cells*, 70, 25–38.
- Martínez-Moreno, F., Lorenzo, E., Muñoz, J., & Moretón, R. (2011). On the testing of large PV arrays, (March 2011), 100–105. doi:10.1002/pip.1102
- Martínez-Moreno, F., Muñoz, J., & Lorenzo, E. (2010). Experimental model to estimate shading losses on PV arrays. *Solar Energy Materials and Solar Cells*, 94(12), 2298–2303. doi:10.1016/j.solmat.2010.07.029
- Meteogalicia. (n.d.). Meteogalicia, Prediction free source. Retrieved from www.meteogalicia.es
- Muñoz, J., Martínez-Moreno, F., & Lorenzo, E. (2011). On-site characterisation and energy efficiency of grid-connected PV inverters. *Progress in Photovoltaics: Research and Applications*, 19(2), 192–201. doi:10.1002/pip.997
- Narvarte, L., & Lorenzo, E. (2008). Tracking and Ground Cover Ratio. *Progress in Photovoltaics: Research and Applications*, (August), 703–714. doi:10.1002/pip
- Orgill, J. F., & Hollands, K. G. T. (1977). Correlation equation for hourly diffuse radiation on a horizontal surface.
- Pelland, S., Galanis, G., & Kallos, G. (2013). Solar and photovoltaic forecasting through post-processing of the Global Environmental Multiscale numerical weather prediction model, (November 2011), 284–296. doi:10.1002/pip
- Perez, R., Seals, R., Ineichen, P., Stewart, R., & Menicucci, D. (1987). A New simplified version of the Perez diffuse irradiance model for tilted surfaces. *Solar Energy*, 39(3), 221–231.
- Williams, S. R., Betts, T. R., Helf, T., Gottschalg, R., Beyer, H. G., & Infield, D. G. (2003). Modelling Long-term Module Performance Based on Realistic Reporting Conditions with Consideration to Spectral Effects. In *3rd World Conference on Photovoltaic Energy Conversion* (pp. 1908–1911).

