

Desarrollo de algoritmo para la estimación de parámetros del modelo dinámico en paneles fotovoltaicos

Felipe Andrés Inostrosa Muñoz

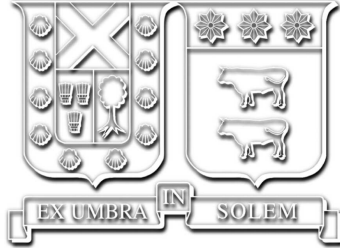
2024

Requisito parcial para obtener el título de:
Ingeniero Civil Electricista

Profesor Guía:
Dr. Patricio Valdivia (UTFSM - USACH)

Profesor Correferente
Dr. Antonio Sánchez (UTFSM)

Santiago, 20/04/2024.



Desarrollo de algoritmo para la estimación de parámetros del modelo dinámico en paneles fotovoltaicos

Felipe Andrés Inostrosa Muñoz

2024

Agradecimientos

Primero, quiero agradecer a mi familia por ser el pilar principal durante este largo proceso, en especial el apoyo incondicional entregado durante estos largos años por mi Mamá, ya que siempre me apoyo en los momentos más difíciles y complejos de la carrera, por lo cual, siempre estaré en deuda y eternamente agradecido por tener a alguien así en mi vida.

Agradecer a todos los académicos que formaron parte de mi desarrollo profesional, en especial a los profesores: Aldo Barrueto, Andrés Mora, Rodrigo Rozas, Jorge Ardila, Antonio Sánchez, Patricio Valdivia y Claudio Tapia, de los cuales siempre recordare los consejos que me dieron a medida que iba avanzando en la carrera, también de las llamadas de atención que bien merecido tenía en ciertos pasajes de la carrera. Por supuesto, agradezco el apoyo entregado por el pañol de eléctrica, en especial a Romina y Gerardo, que siempre me brindaron una mano en los proyectos de promoción de eléctrica con la mejor disposición del mundo.

Junto al desarrollo profesional alcanzado durante estos años, me voy con un grupo de amigos conformado por: Alan, Cris, Mati, Filip, Andres M, Andres N, Camilo, Scarlett, Nachito Mec, Nachito, Boro, Feña, Memo y seguramente alguno que olvide, los cuales hicieron más amigable estos largos años de estudio. A todos les deseo el mejor de los éxitos profesionales y personales, se de sus capacidades y se que llegaran lejos.

Por último, quiero agradecer el apoyo incondicional brindado durante mis últimas asignaturas y el desarrollo de mi investigación a Constanza. Estaré eternamente agradecido por sus consejos tanto en lo académico/profesional como en el desarrollo de mis fortalezas y debilidades, junto a todas las salidas y risas compartidas durante estos últimos meses.

Sin más que agregar, gracias a todos los que creyeron en mi y espero que esta defensa sea el inicio de una nueva aventura.

!Vamos por más!

Índice de Contenidos

Índice de Contenidos	I
Índice de Figuras	III
Índice de Tablas	V
Resumen	1
1. Introducción	2
1.1. Motivación	2
1.2. Objetivos	3
2. Marco Teórico	4
2.1. Paneles fotovoltaicos	4
2.1.1. Double Diode Model - DDM	5
2.1.2. Single Diode Model - SDM	6
2.1.3. Dynamic Model	7
2.2. Estimación de parámetros	8
2.2.1. Dynamic Regressor Extension and Mixing - DREM	9
3. Metodología	11
3.1. Panel Fotovoltaico	12
3.1.1. Panel Fotovoltaico - Operación	13
3.2. Regresión lineal	14
3.3. DREM - Estimación	15
3.4. Cálculo de parámetros	16
4. Análisis y Resultados	17
4.1. Operación con condición estandarizada	17
4.1.1. Regresión lineal	18
4.1.2. Estimación de parámetros	20
4.1.3. Resultado final	23
4.2. Cambios operacionales	26
4.3. Propuesta experimental	30
5. Conclusiones	32

Apéndices	33
A. Resultados de primera combinación de coeficientes a, c y d	33
A.1. Vector η	33
A.2. Parámetros estimados	35
B. Resultados para la combinación final de coeficientes del DREM	38
B.1. Componente exponencial del error de estimación para los 3 paneles en estudio	38
C. Propuesta experimental	41
Bibliografía	42

Índice de Figuras

2.1.	Curva estática V-I y P-I tradicional de un panel o arreglo fotovoltaico [1].	5
2.2.	Representación del panel fotovoltaico por medio del Double Diode Model.	6
2.3.	Representación del panel fotovoltaico por medio del Single Diode Model.	6
2.4.	Modelo circuital utilizado para representar la dinámica operacional del PV [2].	7
2.5.	Curva y señales de tensión-corriente para la zona II de la curva [1].	7
3.1.	Modelo utilizado para el desarrollo del estimador [3].	11
3.2.	Etapas del algoritmo desarrollado para la estimación.	12
3.3.	Esquema de la operación teórica del panel fotovoltaico.	14
4.1.	Tensión y corriente de operación para los distintos paneles seleccionados.	18
4.2.	Comportamiento dinámico del escalar resultante de la regresión lineal. . .	19
4.3.	Comportamiento en estado estacionario del escalar resultante de la regresión lineal.	19
4.4.	Dinámica del escalar z al incorporar condiciones iniciales distinta de cero.	20
4.5.	Etapas del algoritmo desarrollado para la estimación, con el generador de coeficientes a , c y d	21
4.6.	Evolución temporal del coeficiente η_2 , durante la primera combinación de coeficientes a , c y d	22
4.7.	Estimación de resistencia shunt para los 3 paneles en estudio.	24
4.8.	Estimación de resistencia serie para los 3 paneles en estudio.	24
4.9.	Estimación de la capacitancia parásita para los 3 paneles en estudio. . . .	25
4.10.	Estimación de la corriente fotovoltaica para los 3 paneles en estudio. . . .	25
4.11.	Estimación de la corriente fotovoltaica para los 3 paneles en estudio. . . .	26
4.12.	Estimación de la capacitancia parásita para los 4 escenarios de operación.	27
4.13.	Estimación de la resistencia serie para los 4 escenarios de operación. . . .	27
4.14.	Estimación de la resistencia shunt para los 4 escenarios de operación. . . .	28
4.15.	Estimación de la corriente fotoinducida para los 4 escenarios de operación.	29
4.16.	Estimación de la corriente de saturación para los 4 escenarios de operación.	29
4.17.	Componente exponencial de la ecuación 3.17, para el parámetro θ_1 estimado.	30
A.1.	Evolución temporal del coeficiente η_1 , durante la primera combinación de coeficientes a , c y d	33
A.2.	Evolución temporal del coeficiente η_3 , durante la primera combinación de coeficientes a , c y d	34
A.3.	Evolución temporal del coeficiente η_4 , durante la primera combinación de coeficientes a , c y d	34

A.4.	Evolución temporal del coeficiente η_5 , durante la primera combinación de coeficientes a, c y d.	35
A.5.	Resistencia shunt obtenida para la primera combinación de coeficientes a, c y d.	35
A.6.	Resistencia serie obtenida para la primera combinación de coeficientes a, c y d.	36
A.7.	Capacitancia parásita obtenida para la primera combinación de coeficientes a, c y d.	36
A.8.	Corriente de irradiancia obtenida para la primera combinación de coeficientes a, c y d.	37
A.9.	Corriente de saturación obtenida para la primera combinación de coeficientes a, c y d.	37
B.1.	Componente exponencial de la ecuación 3.17, para el parámetro θ_1 estimado.	38
B.2.	Componente exponencial de la ecuación 3.17, para el parámetro θ_2 estimado.	39
B.3.	Componente exponencial de la ecuación 3.17, para el parámetro θ_3 estimado.	39
B.4.	Componente exponencial de la ecuación 3.17, para el parámetro θ_4 estimado.	40
C.1.	Convertidor boost implementado en PLECS.	41

Índice de Tablas

4.1.	Parámetros característicos de los paneles fotovoltaicos seleccionados [3]	
	- [4].	17
4.2.	Corriente i_{pv} para $G = 1000 [W/m^2]$ y $T = 25^\circ C$	17
4.3.	Condición inicial para la tensión en la capacitancia parásita.	20
4.4.	Combinación de coeficientes a, c y d seleccionados para la estimación. . .	23
4.5.	Parámetros en distintos puntos de operación del modulo Kyocera KC85TS	
	[3].	26
4.6.	Mediciones experimentales para modulo monofacial ATRO CHSM6 12P. .	31
4.7.	Mediciones experimentales para modulo monofacial ATRO CHSM6 12P. .	31

Resumen

En el presente trabajo de memoria, se busca desarrollar una herramienta que permita realizar la estimación de parámetros de un modelo representativo de paneles fotovoltaicos, para posteriormente, dar pie a una futura implementación y pruebas en terreno. El desarrollo del algoritmo fue realizado en Matlab/Simulink, utilizando como referencia el trabajo **On-line Identification of Photovoltaic Arrays' Dynamic Model Parameters**, en donde se entrega la metodología para la aplicación del *Dynamic Regressor Extension and Mixing*, desde ahora en adelante DREM, en un modelo circuital que incluye el efecto de la capacitancia parásita.

El funcionamiento de la herramienta fue evaluada por medio de un bloque que simula la operación de un panel fotovoltaico, para lo cual, fueron introducidos sus parámetros y los valores de temperatura e irradiancia. A partir de las señales de tensión y corriente, se ejecuta la herramienta diseñada y se logra de forma satisfactoria, el desarrollo de 3 estimadores para distintos modelos fotovoltaicos, que son capaces de calcular los valores introducidos a partir de las señales de tensión y corriente.

Por otro lado, también se puso a prueba la respuesta de los estimadores diseñados frente a cambios en la operación de un panel fotovoltaico, logrando la estimación en aproximadamente 10 [ms].

Frente a los resultados obtenidos, utilizando un bloque que representa la operación de un panel fotovoltaico, se dio inicio al montaje experimental que incluye el acople de un convertidor boost, por lo cual, se espera evaluar la herramienta con señales de tensión y corriente experimentales en un futuro próximo.

Capítulo 1

Introducción

1.1. Motivación

Desde mayo del 2021 al mismo mes del 2022, el aporte en generación de energía por medio de tecnología fotovoltaica creció en un 54,7 %, según datos de la Comisión Nacional de Energía de Chile. En concreto, en mayo del 2022 las ERNC inyectaron el 29,8 % de la generación bruta de energía eléctrica, siendo la tecnología fotovoltaica la responsable de inyectar el 45,5 % (969 GWh) de la energía por medio de fuentes renovables [5]. La potencia neta instalada de ERNC en Chile asciende a 10.013 [MW], lo que implica un 34 % de la capacidad total del sistema, donde 5.092 [MW] es atribuida a fotovoltaicos, es decir, un 17,3 % de la capacidad instalada a nivel nacional [5] - [6]. Por otro lado, los proyectos en construcción del 2022 indican un total de 4.860 [MW] por medio de ERNC que ingresaran al sistema eléctrico nacional, donde proyectos de índole fotovoltaico son los responsables de 4.000 [MW] [5] - [7]. En vista del panorama nacional en el desarrollo de proyectos fotovoltaicos, la formulación e implementación de modelos que sean capaces de caracterizar correctamente las instalaciones fotovoltaicas, bajo cualquier condición operativa se vuelve crítico para un uso eficiente de la tecnología.

Un panel fotovoltaico puede ser representado por medio de un circuito equivalente, siendo el modelo de un diodo (SDM) altamente utilizado en la literatura especializada, el cual se formula por medio de cinco parámetros que permiten emular su comportamiento [8]. Ahora bien, estos parámetros fundamentales para el modelo SDM son: el factor de idealidad del diodo (η), corriente fotoinducida (I_{ph}), corriente de saturación del diodo (I_{d1}), resistencia serie (R_s) y resistencia en paralelo (R_h), los cuales varían en función de las condiciones ambientales y el desgaste natural por operación, como también, su potencia y perfil fotovoltaico. De esta forma, al utilizar información real de tensión y corriente, junto a la implementación de distintas técnicas de resolución, es posible estimar los parámetros del panel fotovoltaico.

En la literatura es posible encontrar distintos métodos que nos permiten estimar los parámetros del SDM, siendo los métodos de solución analítica [9] - [10] y técnicas de optimización las más utilizadas [11] - [12]. Los métodos analíticos son dependientes de las condiciones iniciales STC definidas en su modelo matemático equivalente, que, en caso de no ser definidas de forma adecuada, estos, no permitirán observar las variaciones en los perfiles al igual que los cambios en la potencia, temperatura e irradiación ante condiciones no estándar. Por otro lado, las técnicas de estimación heurísticas y metaheurísticas más

utilizadas en la extracción de parámetros son: algoritmo basados en forrajeo de bacterias, optimización de enjambre de abejas artificiales, algoritmo de polinización de flor híbrida, entre otros. Si bien, dichas técnicas permiten realizar la estimación de los parámetros de un panel fotovoltaico, no es factible como respuesta a distintos escenarios de operación, debido a que su solución se debe a la reducción y grandes restricciones en el espacio de búsqueda, es decir, el espacio de búsqueda no tiene rangos amplios que garanticen a las técnicas de estimación ante cambios sustanciales en la irradiación y sus niveles de potencia [8].

Dicho lo anterior, la formulación de modelos más realista basado en el SDM (junto al desarrollo de técnicas de estimación), que sean capaces de caracterizar el panel fotovoltaico para cualquier punto de operación se vuelve crítico, siendo la formulación de un modelo dinámico una posible solución a dicha problemática.

El modelo dinámico que será estudiado incorpora el efecto ondulatorio en la corriente (o voltaje) producto de los convertidores de potencia que son utilizados ampliamente en este tipo de tecnologías y la capacitancia parásita de la planta fotovoltaica, lo que implica el protagonismo de un nuevo elemento en el proceso de estimación de los parámetros del modelo [3].

Esta memoria tiene como objetivo reproducir un algoritmo que sea capaz de recrear el comportamiento dinámico de los parámetros, para posteriormente, dar pie a la implementación y estimación de forma online basados en el algoritmo.

1.2. Objetivos

Objetivo Principal

- Desarrollar algoritmo para un modelo dinámico de plantas fotovoltaicas, que sea capaz de recrear la evolución temporal de los parámetros frente a cambios operacionales

Objetivos Secundarios

- Describir las técnicas de identificación de parámetros característicos de paneles fotovoltaicos, basados en el modelo SDM.
- Desarrollar un algoritmo para recrear el comportamiento dinámico de los parámetros frente a cambios operacionales por medio de Matlab/Simulink.
- Evaluar vía simulación el desempeño del algoritmo, comparando los resultados con los señalado en la literatura especializada.

Capítulo 2

Marco Teórico

Es sabido que el modelado de un sistema físico puede ser llevado a cabo por distintas técnicas, las cuales poseen diferentes grados de exactitud, y cuya elección dependerá del uso o finalidad que le dará el usuario al modelo. Dicho lo anterior, en la presente sección se van a indagar distintos modelos circuitales, que son actualmente utilizados para modelar celdas fotovoltaicas a partir de parámetros concentrados. Además, se estudiarán distintas técnicas de estimación de dichos parámetros, y de esta forma lograr identificar ventajas y desventajas.

2.1. Paneles fotovoltaicos

El modelado de celdas fotovoltaicas tiene como finalidad predecir su comportamiento en distintas condiciones de temperatura e irradiancia, y de esta forma, ser capaz de representar las curvas tensión y potencia en función de la corriente, tal como se muestra en la Figura 2.1. Uno de los métodos más comunes, es la utilización de un circuito eléctrico equivalente que incluye elementos lineales y no lineales.

Por lo general, los fabricantes de este tipo de tecnologías, entregan una hoja de datos que poseen valores característicos de los paneles, como por ejemplo:

- Voltaje de circuito abierto (V_o)
- Corriente de cortocircuito (I_{sc})
- Máxima potencia (P_{max})
- Voltaje y corriente para máxima potencia (V_{mpp} y I_{mpp})

Además, en ocasiones se incluyen curvas de tensión y corriente para valores estandarizados de temperatura e irradiancia [13]. Lamentablemente, esta información está lejos de ser suficiente para modelar una celda fotovoltaica para distintas condiciones de temperatura e irradiancia. Dicho lo anterior, un gran número de autores han propuesto diversas alternativas para lograr modelar con distintos grados de precisión estas celdas, siendo los más populares los modelos que involucran desde uno hasta tres diodos, donde cada uno posee distintas técnicas para lograr determinar el valor de cada uno de sus elementos [14].

Ahora bien, estas metodologías por lo general se concentran en estudiar la operación estáticas de las celdas, por lo cual, en este trabajo junto a estudiar las técnicas tradicionales, se indagará un nuevo modelo que busca incluir la dinámica operacional que puede existir en los paneles.

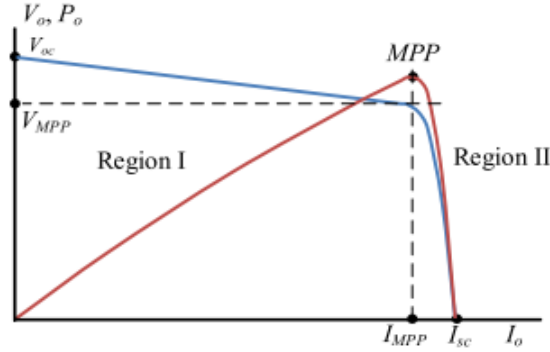


Figura 2.1. Curva estática V-I y P-I tradicional de un panel o arreglo fotovoltaico [1].

2.1.1. Double Diode Model - DDM

El DDM se utiliza como una forma de modelar con mayor precisión (respecto al modelo SDM) el panel fotovoltaico, en donde se incluyen dos diodos que se encuentran conectados en paralelos a una fuente de corriente, quedando representado en la Fig. 2.2. Se ha demostrado que para niveles bajos de irradiación, este modelo puede representar de mejor manera las curvas V-I. Sin embargo, la precisión y eficacia del modelo representa un esfuerzo computacional importante, ya que se basa en siete parámetros desconocidos que deben ser estimados [15].

A partir de la Fig.2.2, se define la ecuación no lineal que da a conocer la relación entre la corriente y la tensión en los terminales del PV.

$$I_{pv} = I_{ph} - I_{s1} \cdot \left[e^{\frac{V_{pv} + I_{pv}R_s}{\eta_1 V_t}} - 1 \right] - I_{s2} \cdot \left[e^{\frac{V_{pv} + I_{pv}R_s}{\eta_2 V_t}} - 1 \right] - \frac{V_{pv} + I_{pv}R_s}{R_h} \quad (2.1)$$

La ecuación 2.1, se encuentra compuesta por la corriente fotoinducida I_{ph} , las corrientes de saturación de los dos diodos I_{s1} y I_{s2} y sus respectivos factores de idealidad η_1 y η_2 , además de dos resistencias R_p y R_s que se encuentran en paralelo y serie respectivamente, donde esta última representa la suma de las resistencias de las capas de células fotovoltaicas y los contactos conectados en serie entre ambos extremos del generador fotovoltaico [15]. Por otro lado, de la ecuación 2.1 se desprende el termino V_t , que representa el voltaje térmico de la unión PN en la celda fotovoltaica, la cual se define como:

$$V_t = \frac{k \cdot T}{q} \quad (2.2)$$

Donde k es la constante de Boltzman y es igual a $1,38065 \cdot 10^{-23} J/K$ y q representa

la carga eléctrica y es igual a $1,602 \cdot 10^{-19}C$, y por último, T representa la temperatura en grados Kelvin.

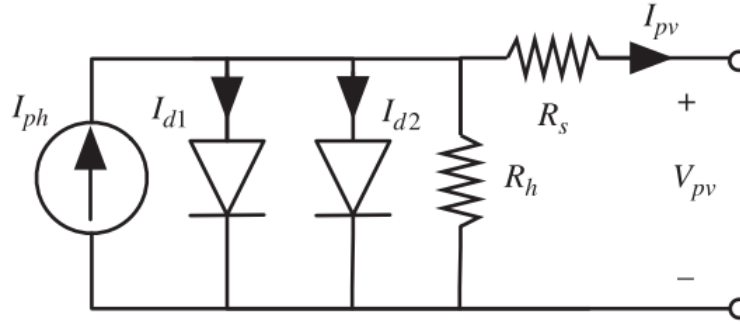


Figura 2.2. Representación del panel fotovoltaico por medio del Double Diode Model.

2.1.2. Single Diode Model - SDM

Este modelo ha tenido un gran éxito para predecir el comportamiento de los módulos fotovoltaicos, con un menor número de recursos computacionales. Además, puede ser aplicado fácilmente para modelar distintos tipos de células fotovoltaicas, módulos o cadenas. Si bien este modelo tiene algunas impresiones a niveles bajo de irradiancia, el SDM se utiliza muy a menudo para modelar generadores fotovoltaicos basados en silicio cristalino [4].

A partir de la ecuación 2.1, se puede fijar el termino $I_{s2} = 0$, obteniendo la ecuación 2.3 y el circuito equivalente simplificado de la Figura 2.3.

$$I_{pv} = I_{ph} - I_s \cdot \left[e^{\frac{V_{pv} + I_{pv}R_s}{\eta_1 V_t}} - 1 \right] - \frac{V_{pv} + I_{pv}R_s}{R_h} \quad (2.3)$$

Dependiendo de la precisión deseada, este modelo puede ser simplificado aun más. En la literatura suele considerarse sin pérdidas, donde tanto la resistencia serie y shunt se desprecian, donde la primera se iguala a cero y la segunda a infinito.

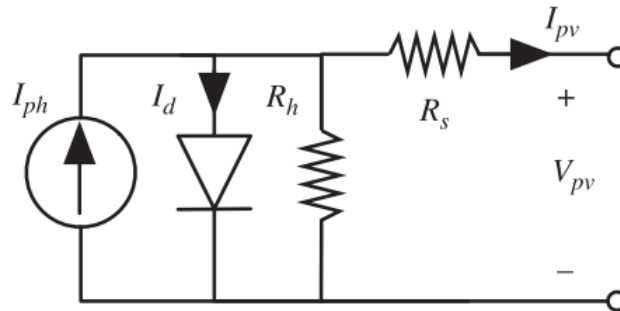


Figura 2.3. Representación del panel fotovoltaico por medio del Single Diode Model.

2.1.3. Dynamic Model

Por lo general, la operación de los paneles fotovoltaicos involucra la utilización de convertidores, cuyo objetivo es realizar un seguimiento del punto de máxima potencia (MPPT). Inevitablemente, la utilización de esta tecnología provoca una corriente ondulada de alta frecuencia procedente del panel fotovoltaico [2]. Pruebas experimentales han demostrado que la utilización de estos convertidores, da como origen una característica dinámica diferente a las obtenidas en los modelos matemáticos tradicionales (tales como el SDM o DDM) [2] - [1]. Dicho lo anterior, la incorporación de una capacitancia y resistencia parásita en el modelo SDM, tal como se muestra en la Figura 2.4 , cumple un rol fundamental en la síntesis de las curvas V-I, ya que se logra reemplazar las curvas no lineales estáticas por una dinámica no lineal con orbitas alrededor de los puntos de operación estáticos [3], tal como se muestra en la Figura 2.5.

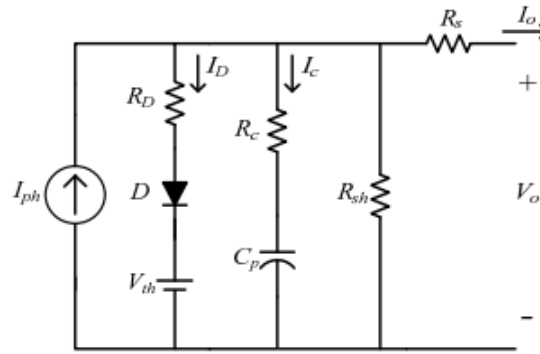
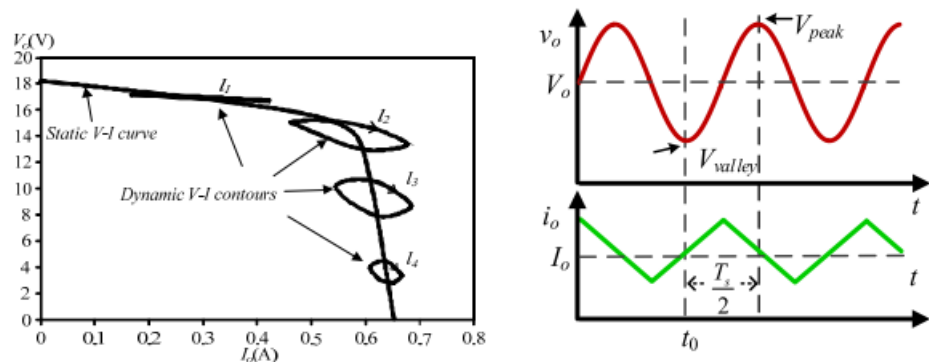


Figura 2.4. Modelo circuital utilizado para representar la dinámica operacional del PV [2].

De la Figura 2.5 se observa que la región donde la corriente del PV es menor a I_{mpp} , el funcionamiento es similar a las curvas estáticas, lo cual se debe a que el tensión del capacitor se aproxima a la del diodo. Por otro lado, cuando la corriente instantánea excede la I_{mpp} (y en consecuencia, la tensión es menor al V_{mpp}), la capacitancia parásita juega un rol importante en la característica V-I.



(a) Contornos en la curva V-I [2].

(b) Tensión de salida y corriente del panel fotovoltaico.

Figura 2.5. Curva y señales de tensión-corriente para la zona II de la curva [1].

La ecuación 2.4 representa a la tensión instantánea en la zona II, en donde se denota que la curva V-I se convierte en bucles inclinados en forma de oliva con una corriente ondulada triangular.

$$v_o = -(I_{ph} - i_o)R_c + \frac{1}{C_p} \int_{t_o}^t (I_{ph} - i_o) d\tau + v_{Cp}(t_o) \quad (2.4)$$

La capacitancia parásita puede ser estimada por medio del ripple de corriente y tensión en la región II. El ripple de tensión en la capacitancia es estimada con la carga almacenada durante medio ciclo, y teniendo en cuenta que la resistencia parásita es pequeña, se tiene:

$$C_p = \frac{\Delta Q}{V_{max} - V_{min}} \quad (2.5)$$

La incorporación de este elemento capacitivo, y su influencia en las curvas V-I han sido validadas en pruebas experimentales [2] - [1], lo cual abre una puerta al desarrollo de estimadores que se basen en este nuevo modelo.

2.2. Estimación de parámetros

La determinación precisa de los parámetros juega un papel fundamental en la simulación, la evaluación del rendimiento, el diseño, la optimización y el control de las células fotovoltaicas. Dicho lo anterior, en la literatura es posible encontrar tres enfoques para resolver la identificación de parámetros: enfoques de búsqueda analítico, numérico y metaheurístico.

La precisión de un método analítico en la estimación, depende en gran medida de la ubicación exacta de los datos en la curva característica no lineales entregada por los fabricantes. Este tipo de técnicas proporcionan una solución rápida, resultados precisos, menos tiempo de cálculo, etc., sin embargo, da resultados erróneos cuando se trata con grandes números de parámetros desconocidos [16] - [17]. Por lo general, este tipo de técnicas introduce diferentes aproximaciones eliminando algunos parámetros o dándole algunos valores predefinidos teóricamente, por ejemplo, en [18] se utiliza este tipo de técnicas para determinar los parámetros de células solares a partir de curvas V-I obtenidas de forma experimental y los tres puntos sobresalientes (SC, OC y el MPP), que se encuentran disponibles en las hojas de fabricante. En este ejemplo se utilizaron varias aproximaciones para simplificar las ecuaciones de extracción y se basa en el cálculo de un factor de idealidad como parámetro principal, que, en consecuencia, se utiliza posteriormente para estimar los cuatro parámetros restantes del SDM. Otro método que se plantea en [18], es no considerar el efecto de la resistencia serie y shunt, con el fin de obtener expresiones analíticas simplificadas para la corriente, la tensión y potencia.

El método numérico tiene en cuenta todos los puntos de la curva característica, por lo tanto, este tipo de método entrega resultados más precisos que los analíticos, en donde el módulo puede definirse mediante diferentes conjuntos de ecuaciones cuya solución solo puede lograrse mediante algoritmos numéricos o mediante estrategias de cálculo iterativo [16]. Los métodos numéricos basados en Newton-Raphson (NR) [19] - [20] y Gauss-Seidel (GS) [21] son utilizados a menudo por los investigadores para estimar los parámetros del modelo eléctrico, los cuales dependen en gran medida de las condiciones iniciales de

los parámetros desconocidos. Por lo tanto, estos métodos pueden converger a soluciones óptimas locales que se encuentran lejos de la solución global.

Respecto al último método utilizado en el problema de identificación, en este podemos encontrar: algoritmo genético (GA), optimización por enjambre de partículas (PSO) y el algoritmo de recocido simulado (SA). Si bien dichos algoritmos metaheurísticos dan mejores resultados que los tradicionales, estos también poseen ciertas limitantes. En el caso del algoritmo genético, si bien suele encontrar rápidamente regiones prometedoras del espacio de búsqueda, tiende a converger hacia los óptimos locales en lugar de un óptimo global, a menos que la función objetivo se encuentre bien definida. En comparación al GA, la implementación del PSO es más sencilla y posee un número reducido de parámetros que deben ser ajustados, sin embargo, el rendimiento del algoritmo depende de gran medida de sus parámetros; lo que puede derivar en una pérdida de su diversidad y puede verse influido por una convergencia prematura, especialmente cuando la mejor solución es local. Finalmente, el SA es un buscador cuyo rendimiento es sensible al punto de partida. Además, no existe una base teórica rigurosa para determinar los parámetros que lo definen. La selección de estos parámetros es extremadamente difícil y el diseñador necesita ensayar para obtener los parámetros que permitan una optimización adecuada en un tiempo de cálculo razonable.

La no linealidad de las curvas características de los paneles fotovoltaicos, exige una técnica de optimización de alto rendimiento, por lo cual, el éxito del algoritmo depende de la capacidad de proporcionar un equilibrio entre exploración y explotación. La exploración se refiere a la capacidad del método para explorar las diferentes regiones del espacio de búsqueda para encontrar la zona en la que se encuentra la solución del problema. Por otro lado, la explotación de la búsqueda se refleja en el esfuerzo y capacidad por mejorar las soluciones con las que trabaja el procedimiento. La incapacidad por parte del algoritmo para lograr un equilibrio entre la exploración y explotación conduce a una convergencia prematura, quedando atrapado en un óptimo local y al estancamiento.

Como fue mencionado con anterioridad, actualmente, existe un gran variedad de técnicas de identificación de los parámetros del modelo SDM y DDM, donde cada uno posee ventajas y desventajas. Dicho lo anterior, en este trabajo se utilizara la metodología denominada "Dynamic Regressor Extension and Mixing" para la estimación de parámetros.

2.2.1. Dynamic Regressor Extension and Mixing - DREM

El procedimiento Dynamic Regressor Extension and Mixing, consiste de dos etapas, en primer lugar, la generación de nuevas formas de regresión mediante la aplicación de un operador dinámico a los datos originales de la regresión original. En segundo lugar, una mezcla adecuada de estos nuevos datos para obtener la forma de regresión final deseada, a la que se aplican técnicas estándar de estimación de parámetros [22] - [23]. El procedimiento se aplica en dos escenarios diferentes:

- En primer lugar, para sistemas de regresión lineal, se utiliza para generar un nuevo estimador de parámetros cuya convergencia se garantiza sin una condición de persistencia de la excitación (PE) en el regresor. Es bien sabido que los algoritmos estándar de estimación de parámetros aplicados a regresiones lineales dan lugar a un sistema lineal variable en el tiempo, que es exponencialmente estable si y solo si se impone una determinada condición PE.

- El segundo escenario corresponde a la estimación cuando los parámetros entran de forma no lineal a la regresión, como por ejemplo, el estimador en línea de los parámetros que forman parte de la función de coeficiente de potencia de los aerogeneradores, lo que corresponde a un problema de identificación para un sistema no lineal, no linealmente parametrizado y no excitado. Lo anterior, tiene como objetivo controlar el aerogenerador para aprovechar al máximo la energía del viento [24], a partir de la identificación de la expresión analítica de la función del coeficiente de potencia, la que suele proporcionarse de forma poco fiable por el fabricante de la turbina.

Capítulo 3

Metodología

A partir de las ecuaciones que rigen el comportamiento de los paneles fotovoltaicos, estas son trabajadas algebraicamente, y por medio de la técnica de estimación DREM, se desarrolla un algoritmo en Simulink que nos permitirá identificar los parámetros del modelo dinámico de distintos modelos de paneles fotovoltaicos.

El algoritmo fue desarrollado en Simulink/Matlab 2022a, el cual cuenta con distintas etapas, donde se abarca desde la operación bajo condiciones de irradiancia y temperatura específicas en el panel fotovoltaico, hasta la estimación de los parámetros del modelo en estudio, tal como se muestra en la Fig. 3.2.

El modelo que será utilizado para el desarrollo del estimador, corresponde al señalado en la Figura 3.1, en donde se desprecia el efecto de la resistencia parásita señalada en el modelo inicial de la Figura 2.4.

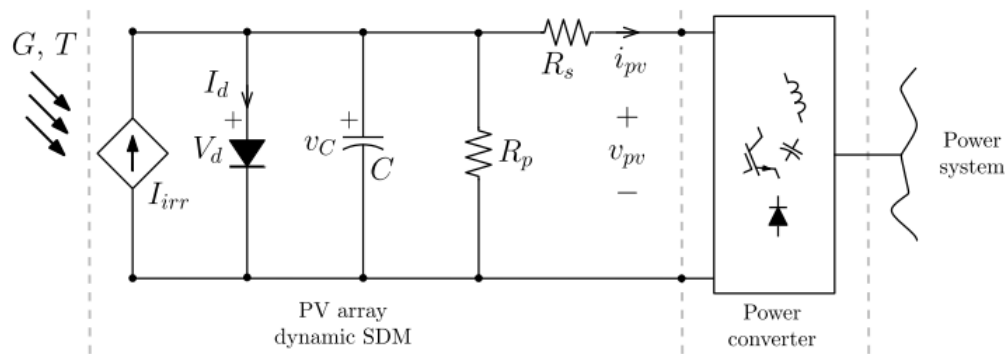


Figura 3.1. Modelo utilizado para el desarrollo del estimador [3].

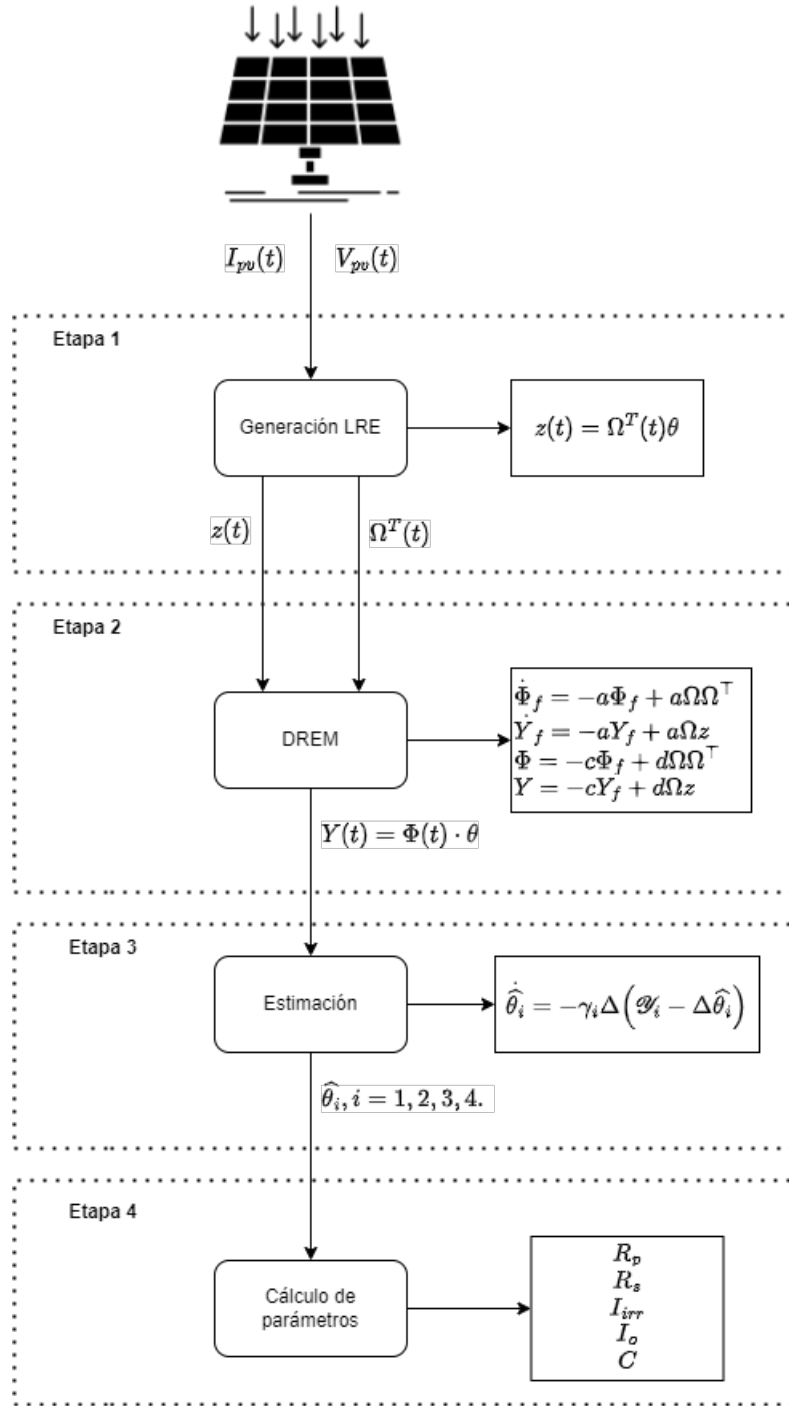


Figura 3.2. Etapas del algoritmo desarrollado para la estimación.

3.1. Panel Fotovoltaico

Previo a la ejecución de la herramienta diseñada, se representa la operación del panel fotovoltaico. Las entradas de esta operación externa a la herramienta, se compone de las condiciones ambientales y las características del panel (específicamente la información

aportada en su respectivo datasheet). Dicho lo anterior, en este trabajo se definen dos posibles alternativas para esta operación:

- Panel Fotovoltaico Teórico
- Panel Fotovoltaico Experimental

La diferencia entre estas dos alternativas radica en que uno representa una operación teórica del panel fotovoltaico, por lo cual, son utilizadas las ecuaciones 3.1 y 3.2, para definir la tensión v_{pv} , mientras que la segunda alternativa, son utilizadas las mediciones experimentales de v_{pv} e i_{pv} . Dicho lo anterior, la alternativa teórica realiza la estimación de los parámetros que son incluidos y utilizados en el cálculo de la tensión v_{pv} , es decir, se parte de parámetros ya conocidos y son estimados utilizando las señales v_{pv} e i_{pv} . Por otro lado, la segunda opción no utiliza las ecuaciones para el calculo de v_{pv} , es decir, se realiza una estimación de los parámetros sin necesidad de conocerlos con anterioridad.

$$C\dot{v}_C = -\frac{1}{R_p}v_C - i_{pv} + I_{irr} - I_0 \left(e^{bv_C} - 1 \right) \quad (3.1)$$

$$v_{pv} = v_C - R_s i_{pv}, \quad (3.2)$$

De acuerdo al alcance del trabajo, solamente se ejecutará la herramienta para la operación teórica del panel, lo que permitirá en un futuro su implementación con mediciones reales.

3.1.1. Panel Fotovoltaico - Operación

De la Fig. 3.3, se aprecia que el panel fotovoltaico posee como salida la tensión v_{pv} y la corriente i_{pv} , donde la primera variable se encuentra definida por las ecuaciones no lineales 3.1 y 3.2, siendo la corriente i_{pv} una variable previamente definida. La corriente i_{pv} se define como un valor medio correspondiente al punto de máxima potencia, con una ondulación sinusoidal del 5% y una frecuencia de 20 [kHz], tal como se muestra en la ecuación 3.3.

$$i_{pv}(t) = \bar{i}_{pv} \cdot (1 + 0,05 \cdot \sin(2\pi \cdot 20 \cdot 10^3 \cdot t)) \quad (3.3)$$

Junto a la corriente i_{pv} y las condiciones ambientales, deberán ser incorporados los parámetros del modelo 3.1, los cuales son estimados por medio de distintas técnicas analíticas, basadas en la utilización de las curvas estáticas de los paneles fotovoltaicos, tal como fue estudiado en la sección anterior [2] - [1].

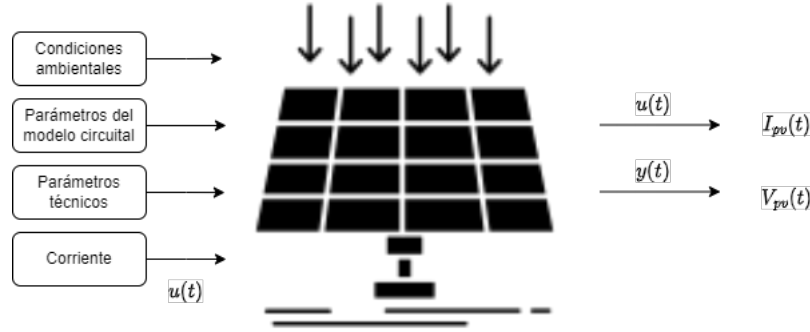


Figura 3.3. Esquema de la operación teórica del panel fotovoltaico.

3.2. Regresión lineal

A partir de las señales variables en el tiempo i_{pv} y v_{pv} , éstas ingresan al bloque que representa el acondicionamiento algebraico que es realizado sobre las ecuaciones elementales del modelo.

La clave para el diseño del estimador es derivar una ecuación de regresión lineal de la forma 3.4, para el parámetro η de la ecuación 3.5, para posteriormente, utilizarlo para el cálculo de los parámetros del modelo equivalente.

$$z(t) = \Omega^T \theta + \epsilon_t \quad (3.4)$$

El primer paso consiste en definir el estado, la entrada y la salida del sistema de ecuaciones no lineales:

$$x = v_C; \quad u = i_{pv}; \quad y = v_{pv}$$

Luego, se define el vector $\eta \in \mathbb{R}^5$, en donde sus componentes están constituidas con los parámetros del modelo.

$$\eta = \left(\frac{1}{R_p C}, \frac{I_o}{C}, \frac{1}{C}(I_{irr} + I_o), \frac{1}{C}, R_s \right)^T = (\eta_1, \eta_2, \eta_3, \eta_4, \eta_5)^T \quad (3.5)$$

Utilizando las definiciones anteriores, son reescritas las ecuaciones 3.1 y 3.2, tal como se muestra a continuación:

$$\dot{x} = -\eta_1 x - \eta_2 e^{bx} + \eta_3 - \eta_4 u \quad (3.6)$$

$$y = x - \eta_5 u \quad (3.7)$$

Al derivar en el tiempo la ecuación 3.7, y definiendo la constantes positivas $\eta_6 = b\eta_5$ y $\eta_7 = \eta_4 + \eta_1\eta_5$, se obtiene:

$$\dot{y} = -\eta_5 \dot{u} - \eta_1 y - \eta_7 u - \eta_2 e^{by} e^{\eta_6 u} + \eta_3 \quad (3.8)$$

Al multiplicar ambos lados de la ecuación el termino e^{-by} , y definiendo la señal medible $\psi = \frac{-1}{b} e^{-by}$, la ecuación 3.8 puede ser reescrita de la siguiente forma:

$$\dot{\psi} = e^{-by}\dot{y} = \phi^T \mu - \eta_2 e^{\eta_6 u} \quad (3.9)$$

donde,

$$\begin{aligned} \mu &= (\eta_5, \eta_1, \eta_7, \eta_3)^T \\ \phi &= (-\dot{u}e^{-by}, -ye^{-by}, -ue^{-by}, e^{-by})^T \end{aligned}$$

Al derivar la ecuación 3.9, se obtiene la expresión 3.10.

$$\ddot{\psi} = \dot{\phi}^T \mu - \eta_6 \dot{u}(\phi^T \mu - \dot{\psi}) \quad (3.10)$$

Es aplicado en la ecuación 3.10 un filtro de la forma $\frac{\lambda^2}{(p+\lambda)^2}$, donde $p = \frac{d}{dt}$ y $\lambda > 0$ (constante seleccionada por el diseñador), obteniendo la ecuación 3.11.

$$\frac{\lambda^2 p^2}{(p+\lambda)^2} \psi = \mu^T \frac{\lambda^2 p}{(p+\lambda)^2} \phi - \eta_6 \mu^T \frac{\lambda^2}{(p+\lambda)^2} (\phi \dot{u}) + \eta_6 \frac{\lambda^2}{(p+\lambda)^2} (\dot{u} \dot{\psi}) \quad (3.11)$$

Recordando la definición de η_6 y μ , estas pueden ser relacionadas de la siguiente forma:

$$\eta_6 = b e_1^T \mu; \quad e_1^T = (1, 0, 0, 0)$$

Finalmente, la ecuación 3.11 es reescrita como una regresión lineal de la forma 3.4, por lo cual, se define lo siguiente:

$$\begin{aligned} z &= \frac{\lambda^2 p^2}{(p+\lambda)^2} \psi, \quad \theta = \begin{bmatrix} \mu \\ \eta_5 \mu \end{bmatrix}, \\ \Omega &= \begin{bmatrix} \frac{\lambda^2 p}{(p+\lambda)^2} \phi + \frac{\lambda^2}{(p+\lambda)^2} (\dot{u} \dot{\psi}) b e_1 \\ -b \frac{\lambda^2}{(p+\lambda)^2} (\phi \dot{u}) \end{bmatrix}, \end{aligned} \quad (3.12)$$

3.3. DREM - Estimación

La estimación se realiza para los cuatros primeros elementos del vector θ (el cual posee información de los parámetros del modelo fotovoltaico en estudio), en donde el procedimiento DREM transforma la LRE inicial en un conjunto de LRE para cada uno de los parámetros desconocidos.

Para llevar a cabo el procedimiento del DREM, se introduce la extensión dinámica:

$$\begin{aligned} \dot{\Phi}_f &= -a \Phi_f + a \Omega \Omega^\top, \quad \Phi_f(0) = 0 \\ \dot{Y}_f &= -a Y_f + a \Omega z, \quad Y_f(0) = 0 \\ \Phi &= c \Phi_f + d \Omega \Omega^\top \\ Y &= c Y_f + d \Omega z, \end{aligned} \quad (3.13)$$

Cabe señalar que Ω y z son los resultados de la etapa de la regresión lineal, los cuales poseen información de las señales de tensión y corriente. Por otro lado, las constantes positivas a , c y d , deben ser sintonizados por el diseñador del estimador. Obteniendo de esta manera, la nueva LRE:

$$Y(t) = \Phi(t)\theta \quad (3.14)$$

Posteriormente, se realiza la estimación por medio del estimador gradiente clásico:

$$\dot{\hat{\theta}}_i = -\gamma_i \Delta(\mathcal{Y}_i - \Delta \hat{\theta}_i), \quad i = 1, 2, 3, 4 \quad (3.15)$$

donde,

$$\gamma_i > 0, \quad \Delta = \det(\Phi), \quad \mathcal{Y} = \text{adj}(\Phi)Y$$

Por otro lado, el error de la estimación obedece a la ecuación 3.16.

$$\dot{\tilde{\theta}}_i = -\gamma_i \Delta^2 \tilde{\theta}_i \quad (3.16)$$

Al resolver la ecuación 3.16 se obtiene la expresión 3.17, en donde se desprende que la convergencia depende de la integral $\int_0^t \Delta^2(s)ds$, el cual debe tender a infinito, y en consecuencia, el error converge a cero.

$$\tilde{\theta}_i(t) = \tilde{\theta}_i(0) \cdot e^{-\gamma_i \int_0^t \Delta^2(s)ds} \quad (3.17)$$

3.4. Cálculo de parámetros

Una vez estimado el vector θ_i , se realiza el mapeo del vector η por medio de la expresión 3.18.

$$\begin{bmatrix} \eta_1 \\ \eta_3 \\ \eta_4 \\ \eta_5 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \hat{\theta}_2 \\ \hat{\theta}_4 \\ \hat{\theta}_3 - \hat{\theta}_1 \hat{\theta}_2 \\ \hat{\theta}_1 \end{bmatrix} \quad (3.18)$$

Luego, se obtiene el coeficiente η_2 por medio de la expresión 3.19. Finalmente, se obtienen los parámetros del modelo utilizando la ecuación 3.5.

$$\eta_2 = \left(\frac{\lambda}{p + \lambda} e^{b(y + \eta_5 u)} \right)^{-1} \cdot \left(\frac{\lambda}{p + \lambda} (\eta_3 - \eta_4 u - \eta_1 (y + \eta_5 u)) - \frac{\lambda p}{p + \lambda} (y + \eta_5 u) \right) \quad (3.19)$$

Capítulo 4

Análisis y Resultados

4.1. Operación con condición estandarizada

Una vez comprendida la metodología que es utilizada para la estimación, son seleccionados 3 paneles y se identifican sus respectivos parámetros, quedando detallado en la Tabla 4.1. Cabe señalar, que los parámetros de los paneles seleccionados corresponden a los obtenidos por medio de distintas técnicas de estimación [3] - [4], donde dos de ellos se basaron en el modelo SDM, es decir, que carecen de la capacitancia parásita del modelo utilizado en este trabajo, por lo cual, se incorporará una capacitancia arbitraria de 1.2 $[\mu F]$. Esto último se realiza con la finalidad de simular una operación, y verificar si la herramienta es capaz de estimar los parámetros ingresados.

Tabla 4.1

PARÁMETROS CARACTERÍSTICOS DE LOS PANELES FOTOVOLTAICOS SELECCIONADOS [3] - [4].

Parámetro	Kyocera KC85TS	Kyocera KC175GHT-2	Sanyo HIT240HDE
$I_{irr}[A]$	5	8.11	7.3925
$R_p[\Omega]$	112.55	83.30	139.2965
$R_s[\Omega]$	0.2747	0.2836	0.4249
$I_o[nA]$	10.57	0.1066	0.08258
$N_s[-]$	36	48	48
$n[-]$	1.1287	0.9474	1.1244
$C[\mu F]$	0.6	1.2	1.2

Una vez seleccionados los paneles, se utiliza la corriente correspondiente al punto de máxima potencia para una condición de irradiancia y temperatura estandarizada, tal como se muestra en la Tabla 4.2.

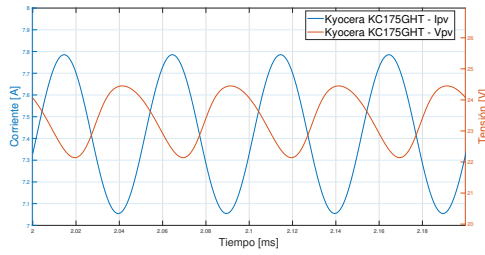
Tabla 4.2

CORRIENTE i_{pv} PARA $G = 1000 [W/m^2]$ Y $T = 25^\circ C$.

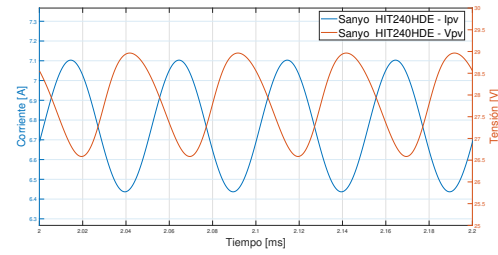
Parámetro	Kyocera KC85TS	Kyocera KC175GHT-2	Sanyo HIT240HDE
$i_{pv} [A]$	4.54	7.42	6.77

Ya definida la corriente i_{pv} de cada modelo y recordando que posee la forma de la ecuación 3.3, se procede a ejecutar el proceso externo a la herramienta, el cual solo busca

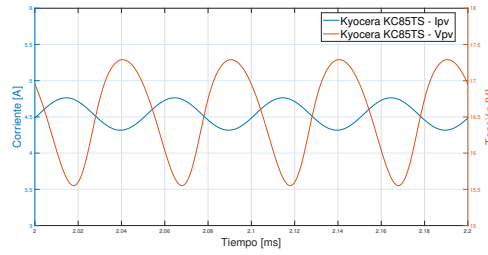
definir las señales de tensión y corriente que serán utilizada en el estimador diseñado.



(a) KC1175GHT



(b) Sanyo HIT240HDE



(c) SV120 E HC89

Figura 4.1. Tensión y corriente de operación para los distintos paneles seleccionados.

4.1.1. Regresión lineal

Luego de obtener las señales de tensión y corriente, es sintonizado filtro con $\lambda = 6 \cdot 10^5$, y se da inicio a la ejecución de la etapa **regresión lineal**, tal como es señalado en la Figura 3.2.

Al recordar la composición del escalar $\mathbf{z}$, su dinámica estará sujeta a v_C e i_{pv} , por lo cual, al considerar que para la programación del panel se considero $v_c(0) = 0$, se obtiene la siguiente dinámica en los primeros instantes de simulación:

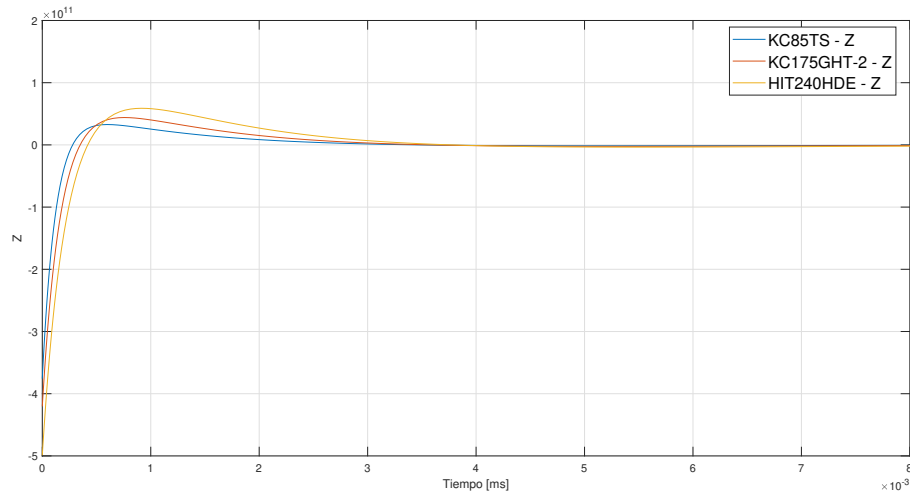


Figura 4.2. *Comportamiento dinámico del escalar resultante de la regresión lineal.*

De la Fig. 4.2, se observa que para los distintos modelos se alcanzan respuestas de ordenes de magnitud 10^{11} , para posteriormente alcanzar su estado estacionario a los 0,004 [ms]. Sin embargo, a diferencia de la dinámica inicial del escalar, en estado estacionario este presenta oscilaciones de varios ordenes de magnitud menor, tal como se muestra 4.3, en donde se desprende que la dinámica en las 3 curvas es similar. Para el modelo KC85TS sus oscilaciones se encuentran en el orden de 10^4 , mientras que para los otros dos modelos, estas oscilaciones son del 10^2 (por motivos ilustrativos las señales fueron ponderadas por un factor de 100).

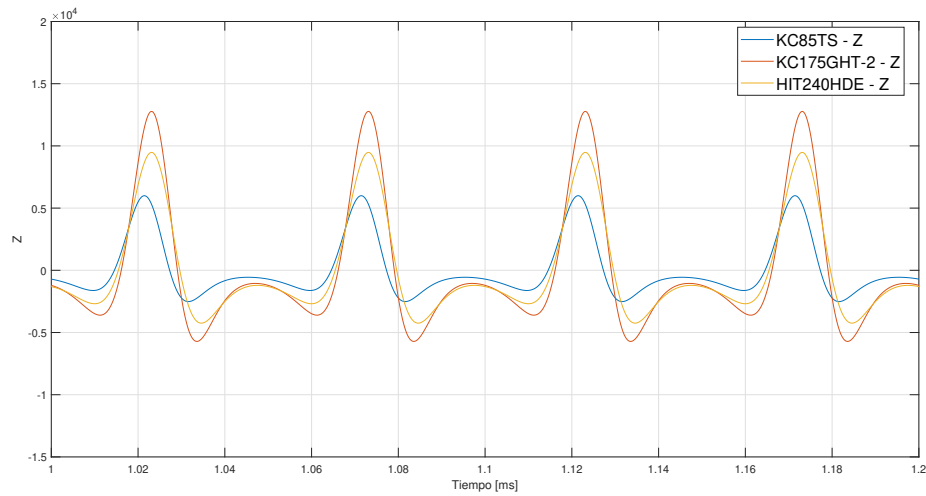


Figura 4.3. *Comportamiento en estado estacionario del escalar resultante de la regresión lineal.*

Una de las formas de mitigar el comportamiento inicial de la variable, es la incorporación en la programación de condiciones iniciales distintas de cero para la tensión v_C , como por ejemplo:

Tabla 4.3
CONDICIÓN INICIAL PARA LA TENSIÓN EN LA CAPACITANCIA PARÁSITA.

Parámetro	Kyocera KC85TS	Kyocera KC175GHT-2	Sanyo HIT240HDE
$v_C(0)$ [V]	17	23	27

La incorporación de las condiciones iniciales de la Tabla 4.3, da como resultado a la Figura 4.4, donde se puede observar que la magnitud de la respuesta es de varios ordenes de magnitud menor a la obtenida con condiciones iniciales igual a cero.

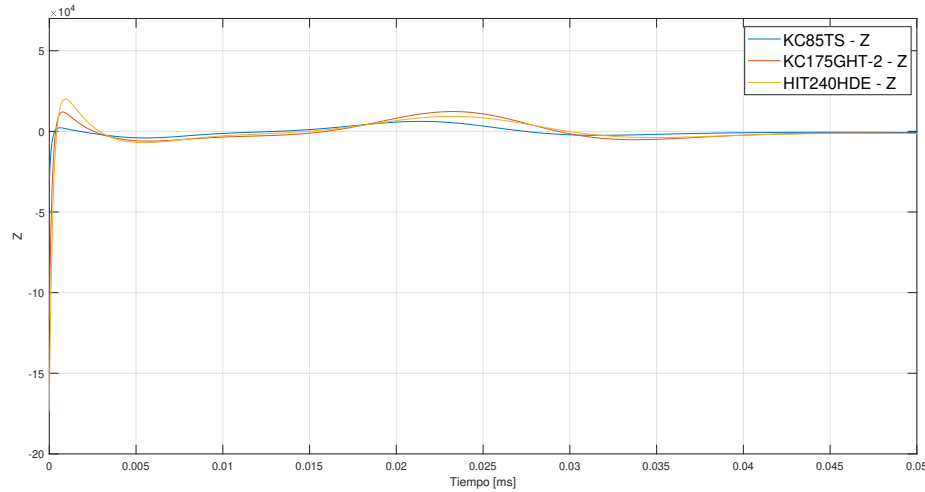


Figura 4.4. *Dinámica del escalar z al incorporar condiciones iniciales distinta de cero.*

El fenómeno transitorio ya expuesto, se repite para el vector Ω resultante de la regresión lineal, lo cual representa un desafío a la hora de programar la siguiente etapa del proceso, ya que respuestas abruptas (durante el transitorio) pueden entrar en conflicto con los elementos integradores del proceso, ralentizando el proceso o quedando indeterminada la simulación. Dicho lo anterior, existen dos posibles alternativas para enfrentar estas indeterminaciones:

- Incorporar las condiciones iniciales de la tensión en la capacitancia parásita, con el fin de mitigar el efecto de los transitorios expuestos con anterioridad.
- Introducir un desfase entre ambas etapas, y de esta forma trabajar las señales en su estado estacionario.

A partir de las dos posibles alternativas, la primera es descartada por ser un variable no medible (se puede obtener su valor aproximado de forma teórica), por lo cual, se incorpora un retardo de 2 [ms] entre ambas etapas, y de esta forma se asegura no presentar indeterminaciones durante la simulación.

4.1.2. Estimación de parámetros

Las señales resultantes de la regresión lineal, son utilizadas para la formulación de la extensión dinámica del sistema de ecuaciones 3.13. Para llevar a cabo este proceso, es

necesario definir los coeficientes a , c y d , además de desarrollar un algoritmo que sea capaz de formular distintas combinaciones de coeficientes, simular y almacenar los resultados de cada simulación, para posteriormente, escoger la combinación que permite converger a la solución buscada y que cumpla con la condición de integrabilidad no cuadrática definida en la ecuación 3.17.

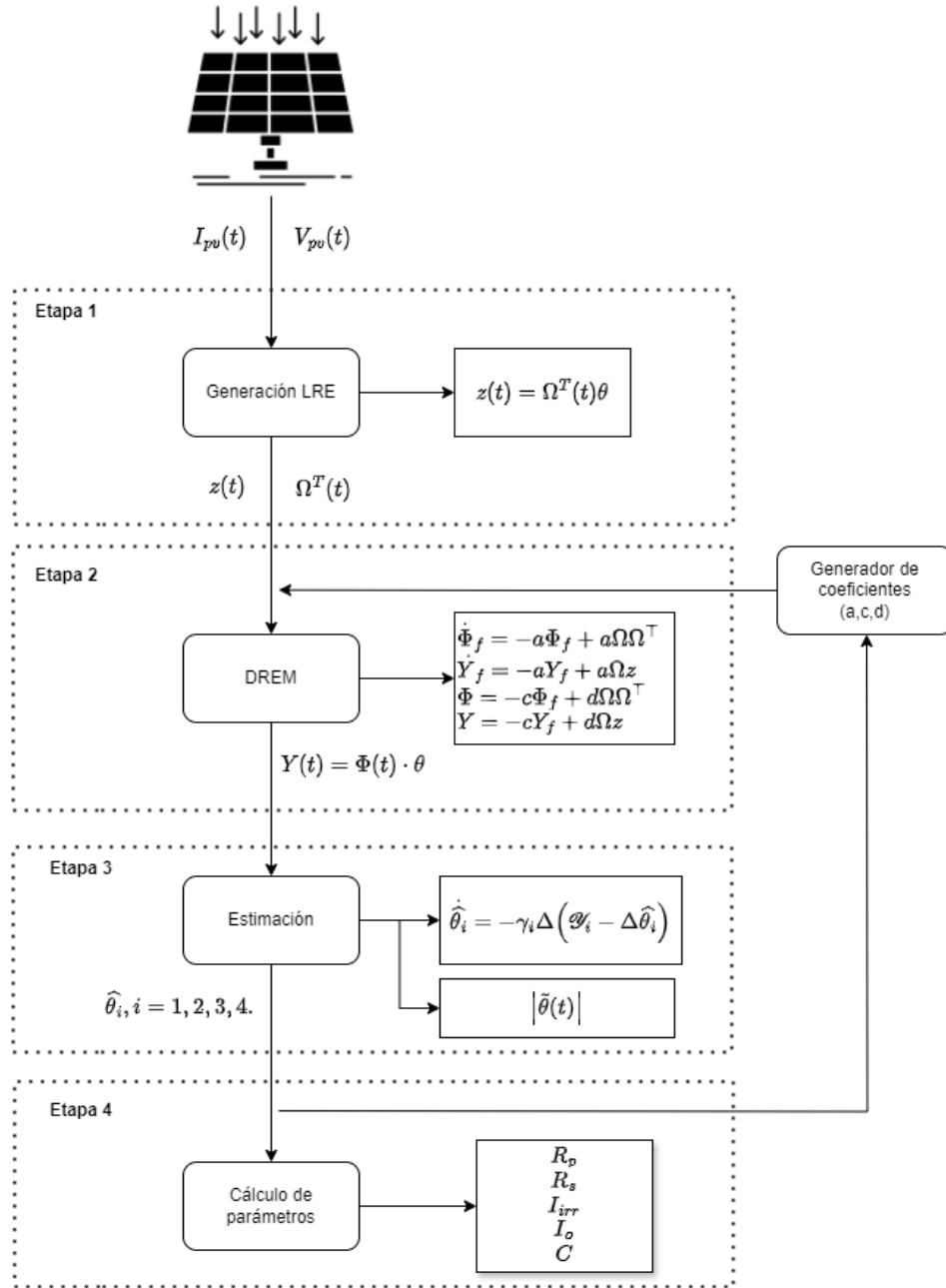


Figura 4.5. Etapas del algoritmo desarrollado para la estimación, con el generador de coeficientes a , c y d .

Es importante mencionar que a partir de este momento, solo se darán a conocer los resultados de la etapa para el modelo KC85TS, para finalmente representar la estimación final de los 3 modelos.

Previo a la ejecución de esta etapa, se definen los coeficientes $a = c = d = 10$, lo que permitirá obtener la evolución temporal de la matriz y vector resultante de la extensión dinámica, es decir, Φ y Y respectivamente.

Ya obtenida la matriz y vector resultante de la extensión (para la combinación de coeficientes a , b y c seleccionado), se da paso a la estimación del vector $\hat{\theta}$ por medio de la ecuación 3.15. Para los primeros escenarios, fueron seleccionados los siguientes coeficientes para la estimación:

$$\gamma_1 = \gamma_2 = 200; \quad \gamma_3 = \gamma_4 = 400$$

Cabe señalar que estos parámetros pueden ser ajustados por el diseñador, logrando realizar variaciones en los tiempos de convergencia.

El resultado de esta primera combinación de coeficientes (a , b y c), da como resultado curvas cuyo crecimiento que se asemejan a una exponencial a partir de los 10 [ms]. Por otro lado, durante los primeros instantes de la simulación, la estimación arroja componentes de orden de magnitud igual a 10^{-70} , para posteriormente, presentar el crecimiento exponencial y alcanzar ordenes de magnitud entre 10^{-28} y 10^{-36} . La magnitud de estos valores puede suponer un elevado orden de magnitud de los parámetros del modelo en estudio, sobretodo en los primeros instantes de simulación.

Luego de realizar la estimación del vector $\hat{\theta}$, se procede a mapear el vector η por medio de las expresión 3.18, dando como resultado las Figuras A.1 - A.4. A partir de este resultado y utilizando la ecuación 3.19, se obtiene el comportamiento temporal de la componente η_2 , donde se puede observar que está última presenta un comportamiento oscilatorio con una magnitud superior a las cuatro primeras componentes calculadas.

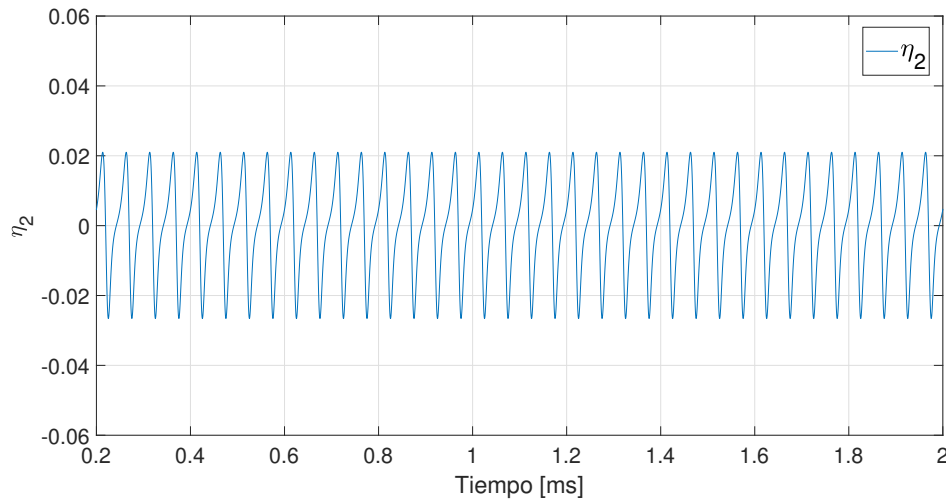


Figura 4.6. Evolución temporal del coeficiente η_2 , durante la primera combinación de coeficientes a , c y d .

Ya obtenido las componentes del vector η y recordando que cada uno de sus coeficiente posee información de los parámetros del modelo circuital, tal como se muestra en la ecuación 3.5, se procede a realizar la estimación final de los parámetros. Por motivos de visualización, se aplicará una saturación en cada parámetro estimado, y de esta forma solo visualizar un rango de 0.1 a 10 veces el valor original del parámetro, por lo tanto, se

utilizara un elemento saturador en la señal de salida.

A partir de las Figuras A.5 a A.9, se observa que durante los primeros instantes de la estimación, el valor de resistencia shunt alcanza los límites de saturación, para luego converger a un valor de $225.65 \text{ } [\Omega]$, valor que equivale al 198 % de su valor real ($112.55 \text{ } [\Omega]$). Por otro lado, para la capacitancia parásita y la resistencia serie, se observa que estos no convergen y sus valores se fijan en el límite superior e inferior de saturación respectivamente. Finalmente, para la corriente de irradiancia y saturación se tiene que las señales oscilan entre ambos límites, no logrando la convergencia esperada.

Frente a esta situación, se ejecuta el algoritmo que genera distintas combinaciones de coeficientes a, c y d, además de almacenar los valores finales de los parámetros estimados, tal como se muestra en la Fig. 4.5. Dicho lo anterior, son seleccionadas las siguientes combinaciones:

Tabla 4.4
COMBINACIÓN DE COEFICIENTES A, C Y D SELECCIONADOS PARA LA ESTIMACIÓN.

Modelo	a	c	d
Kyocera KC85TS [3]	10^5	10^3	10^2
Kyocera KC175GHT-2	10^4	10^6	10^1
Sanyo HIT240HDE	10^3	$10^{6,5}$	10^2

4.1.3. Resultado final

Durante el transitorio de la estimación de la resistencia shunt, se evidencia que la respuesta en los 3 paneles sobrepasan los límites establecidos (0.1 y 10 veces el valor original de resistencia), lo que implica una saturación de la respuesta para los 3 escenarios estudiados, por lo cual, por razones ilustrativa fue necesario acotar los transitorios en el rango de $[0 \text{ a } 500]$. Respecto a los tiempos de estimación para cada modelo, la combinación de coeficientes escogida permite una convergencia en menos de 5 [ms], lo cual puede ser ajustado por el diseñador. Por otro lado, se evidencia que el comportamiento de las curvas es similar, ya que estas inician en un valor superior (dejando de lado el transitorio), para posteriormente decaer hasta su valor estacionario.

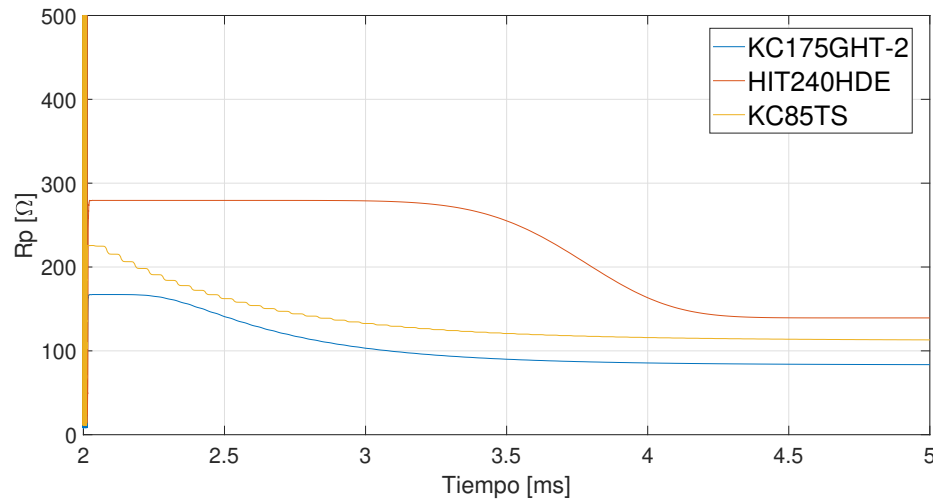


Figura 4.7. Estimación de resistencia shunt para los 3 paneles en estudio.

De la Fig. 4.8, se observa que la elección de coeficientes para los modelos KC175GHT y KC1185TS, permite que las curvas se encuentren saturadas en su límite inferior hasta los 2.25 [ms], para posteriormente experimentar un crecimiento hasta sus respectivos valores en estado estacionario. Por otro lado, para el modelo HIT240HDE la curva se encuentra hasta los 3.4 [ms] saturada en su límite inferior, para luego experimentar un crecimiento que se asemeja a una recta de pendiente positiva. Ahora bien, para los 3 modelos se converge a los valores utilizados en la operación a los 5 [ms] aproximadamente.

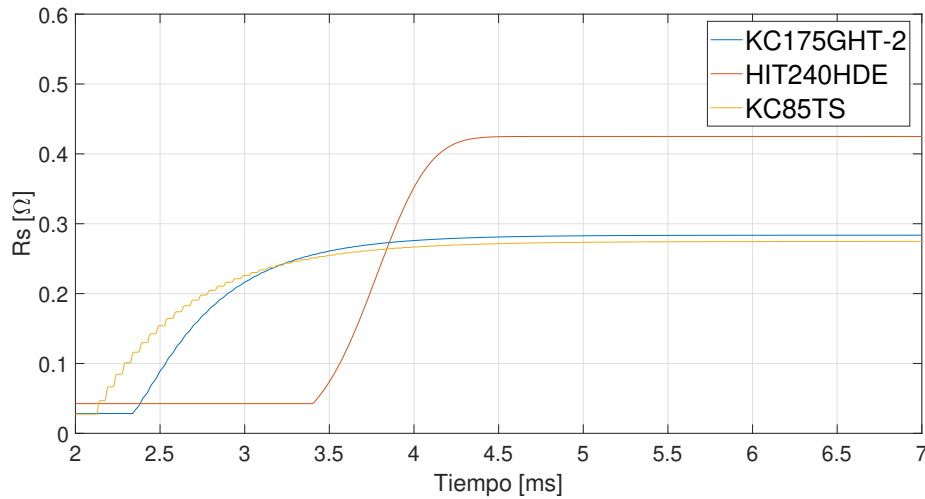


Figura 4.8. Estimación de resistencia serie para los 3 paneles en estudio.

Respecto a la estimación de las capacitancias parásitas, se observa que para los 3 modelos, las curvas se encuentran saturadas en el límite superior, para luego experimentar un decaimiento exponencial hasta su valor original. Además, se puede apreciar que al igual que los 2 parámetros anteriores, la curva del modelo HIT240HDE se encuentra durante un mayor tiempo saturado, por lo cual, se puede considerar la posibilidad de realizar un

ajuste de los coeficientes a , c y d , y de esta forma reducir los tiempos de saturación.

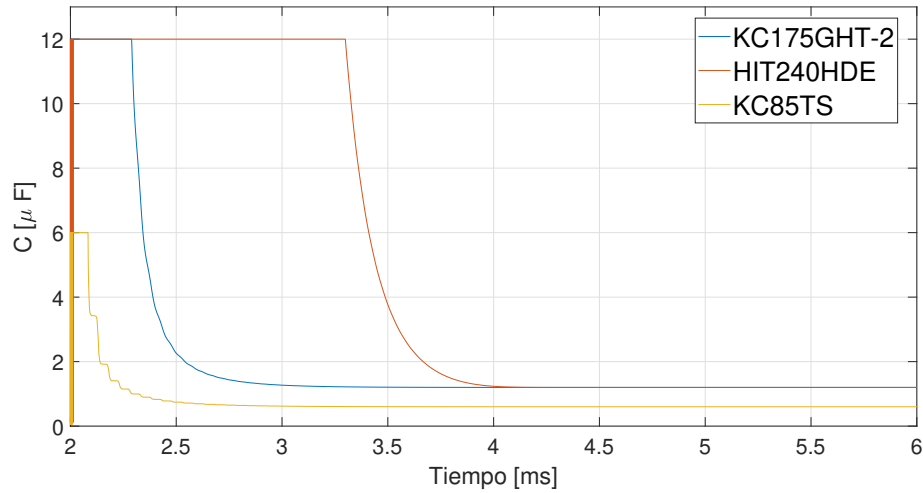


Figura 4.9. Estimación de la capacitancia parásita para los 3 paneles en estudio.

Para las corrientes fotoinducidas de la Fig. 4.10, se observa que para los 3 modelos, la curva oscila entre los límites de saturación para posteriormente converger a su respectivo valor, donde los tiempos de convergencia varía en función del modelo.

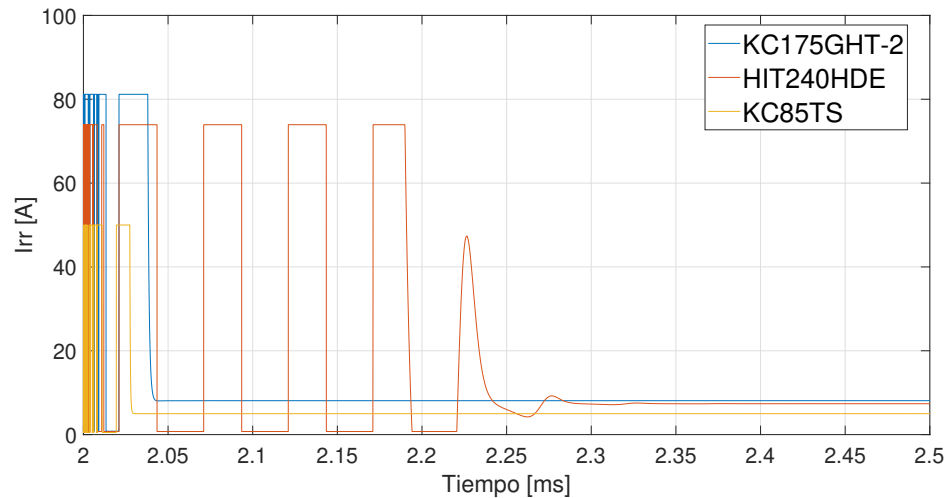


Figura 4.10. Estimación de la corriente fotovoltaica para los 3 paneles en estudio.

Finalmente, para la corriente de saturación se tiene la Fig. 4.11, donde es posible observar que las curvas oscilan entre los límites establecidos y convergen a los 6 [ms], siendo la variable que más tarda en alcanzar su valor final. Cabe señalar que por razones ilustrativas y con la finalidad de apreciar el comportamiento de la estimación de la corriente saturación, los resultados de los modelos KC175GHT y HIT240HDE fueron ponderados por 100.

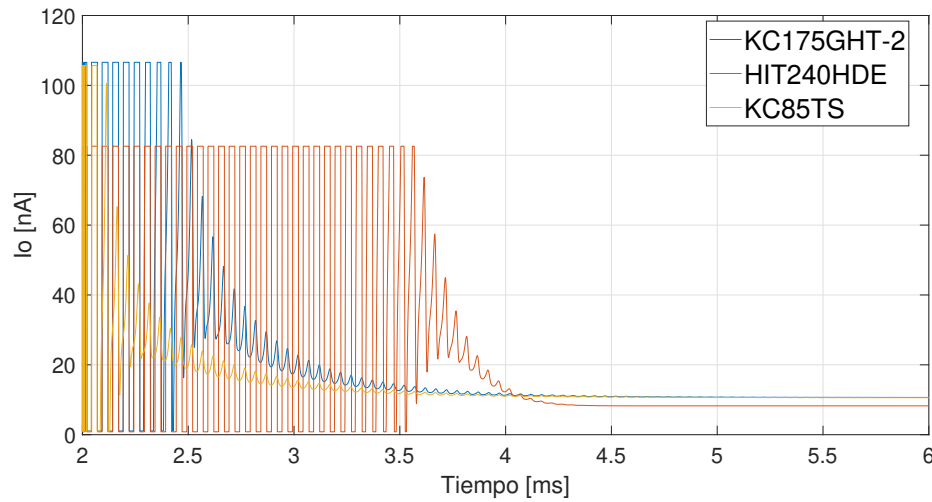


Figura 4.11. Estimación de la corriente fotovoltaica para los 3 paneles en estudio.

Hasta ahora se puede apreciar que las curvas de los distintos modelos para un parámetro específico, se parecen entre sí, donde los tiempos de convergencia serían los elementos distintivos. Dicho lo anterior, el algoritmo desarrollado es capaz de estimar los valores que fueron utilizados en la operación, siendo la tensión, corriente y la información del datasheet, los elementos indispensables para la estimación.

Junto a la correcta estimación de los parámetros, se obtiene el término $e^{-\gamma_i \int_0^t \Delta^2(s) ds}$, quedando representado en las Figuras B.1 - B.4. Para cada parámetro estimado se aprecia que la componente exponencial del error converge a cero para $t \rightarrow \infty$.

4.2. Cambios operacionales

La estrategia utilizada tiene como objetivo la identificación de los parámetros del modelo en línea [3], similar a los sistemas SCADA que son utilizados en la operación de los sistemas eléctricos de potencia. Dicho lo anterior, se desarrolla una segunda herramienta que permita evaluar el desempeño de la estrategia frente a cambios en la operación del panel. Para esto, fueron utilizados los siguientes escenarios:

Tabla 4.5

PARÁMETROS EN DISTINTOS PUNTOS DE OPERACIÓN DEL MÓDULO KYOCERA KC85TS [3].

Parámetro	Símbolo	STC	Escenario 1	Escenario 2	Escenario 3
Irradiancia [W/m^2]	G	1000	748.9	740.4	715.8
Temperatura [K]	T	298.15	302.15	302.40	302.71
Corriente promedio [A]	i_{pv}	4.54	3.40	3.36	3.25
Capacitancia [μF]	C	0.6	0.6	0.6	0.6
Resistencia paralela [Ω]	R_p	112.55	150.28	152.02	157.23
Resistencia serie [Ω]	R_s	0.2747	0.2747	0.2747	0.2747
Corriente fotoeléctrica [A]	I_{irr}	5	3.75	3.70	3.58
Corriente saturación [nA]	I_o	10.57	17.68	18.24	18.97
Factor de idealidad [-]	n	1.1287	1.1287	1.1287	1.1287

De la Tabla 4.5, se identifican 4 escenarios de operación con sus respectivos parámetros distintivos, como fue mencionado con anterioridad, el proceso de estimación posee un delay de 2 [ms] respecto al proceso que lo antecede, ahora bien, este desfase también fue incorporado al realizar los estados de operación. Los cambios operacionales se dan en $t = 30$ [ms], $t = 60$ [ms] y $t = 90$ [ms], los cuales fueron aplicados por medio de escalones e interruptores, lo que supone magnitudes importantes en los elementos diferenciales.

De las Figuras 4.12 y 4.14, se puede apreciar que durante los primeros instantes de estimación, se presentan transitorios de elevada magnitud, para posteriormente, alcanzar los valores de estado estacionario. Ahora bien, frente a los cambios de operación, la curva no presenta mayores cambios y esta se mantiene en los valores utilizados para la operación. Dicho lo anterior, la herramienta es capaz de responder de forma adecuada para estos dos parámetros (los cuales se mantienen constantes en los 4 escenarios), siendo que todas las demás variables vieron modificado su valor.

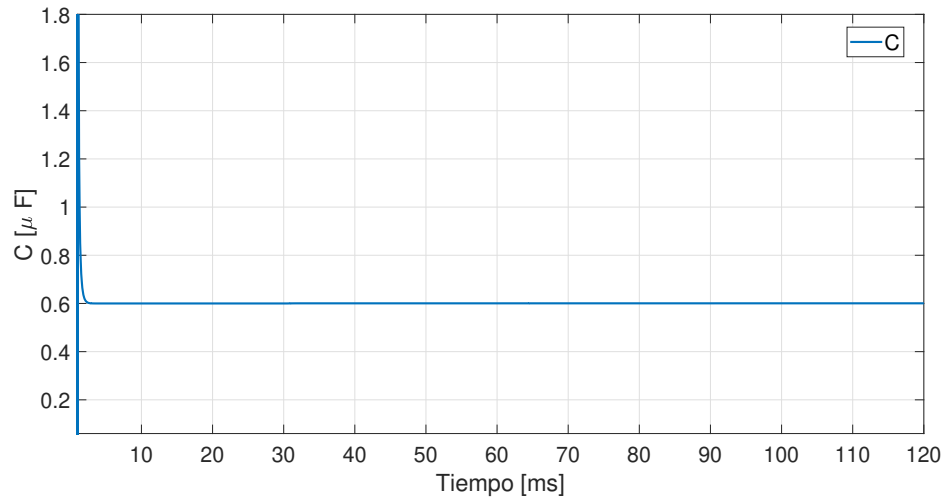


Figura 4.12. Estimación de la capacitancia parásita para los 4 escenarios de operación.

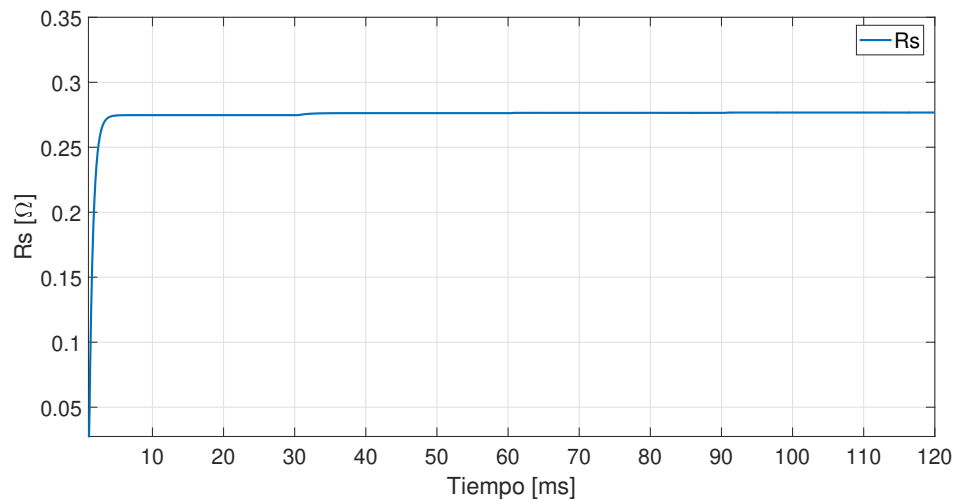


Figura 4.13. Estimación de la resistencia serie para los 4 escenarios de operación.

Para la resistencia shunt de la Fig. 4.14, la herramienta es capaz de converger a los nuevos valores de resistencia en cada operación, donde los transitorios (consecuencia de los cambios abruptos de los parámetros, ya que fueron utilizados escalones para representarlos) fueron mitigados incorporando un retardo de 1 [ms], además de existir condiciones iniciales distinta de cero para cada escenario (los cuales son definidos de forma automática por el estado que lo antecede). La estimación inicial es la única que presenta una repuesta de elevada magnitud, para posteriormente, converger a su valor STC en aproximadamente 4 [ms]. Por otro lado, se aprecia que la herramienta converge en menor tiempo al nuevo valor de resistencia, a medida que la diferencia entre un estado y otro es menor. Esto último, se aprecia al comparar la respuesta de la herramienta en los cambios realizados en $t = 30$ [ms] y $t = 60$ [ms]. En el primer cambio, se pasa de una resistencia shunt de 112.55 [Ω] a 150.28 [Ω], logrando converger a este último valor en aproximadamente 5 [ms], por otro lado, el segundo cambio pasa de 150.28 [Ω] a 152.102 [Ω], tardando en converger a este último en apenas 1 [ms].

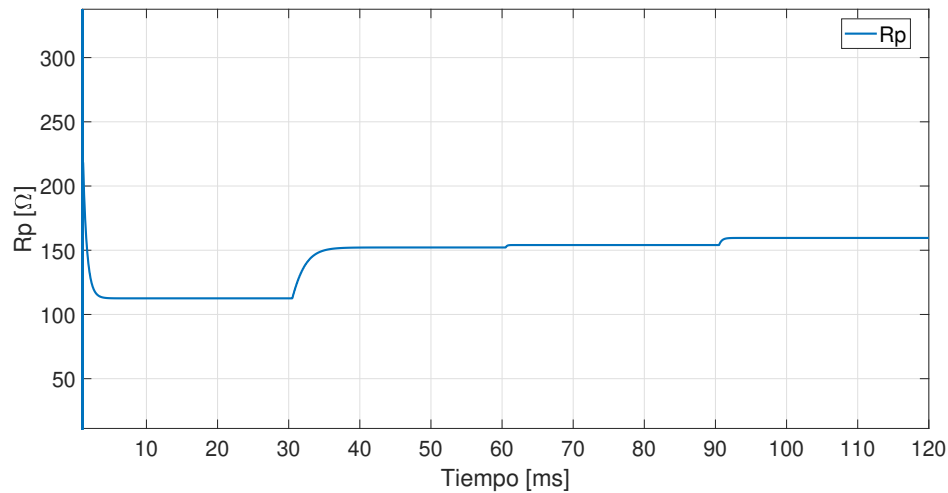


Figura 4.14. Estimación de la resistencia shunt para los 4 escenarios de operación.

El comportamiento de la herramienta para la corriente fotoinducida de la Fig. 4.15, es similar al expuesto para la resistencia shunt, en donde se puede observar que el inicio de la estimación presenta un transitorio de elevada magnitud, el cual decae rápidamente a su valor STC. Además, de no existir transitorios de elevada magnitud en los cambios de operación.

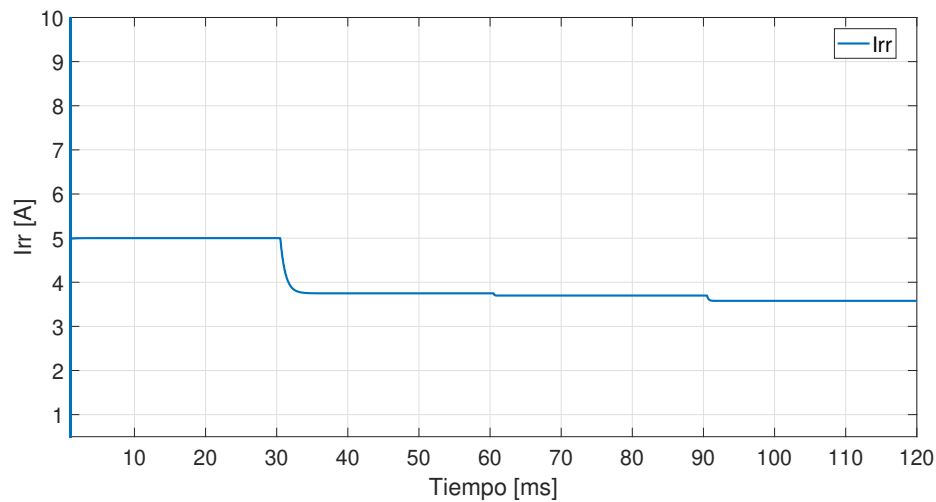


Figura 4.15. Estimación de la corriente fotoinducida para los 4 escenarios de operación.

A diferencia de los parámetros anteriormente estimados, para la corriente de saturación de la Fig. 4.16, se identifican transitorios de elevada magnitud en la estimación inicial (situación que ocurría en los parámetros anteriores) y en los cambios de operación. De la figura se observa que la magnitud de los transitorios es mayor a medida que la diferencia de corriente de saturación entre un estado y otro es mayor. Esto último queda en evidencia en los cambios de operación ocurridos en $t = 30$ [ms] y $t = 60$ [ms], ya que el primer cambio pasa de una corriente de saturación de 10.57 [nA] a 17.68 [nA], lo que se traduce en una respuesta transitoria que supera el límite de saturación establecido (10 veces el valor STC), alcanzando converger al nuevo valor en 6 [ms] aproximadamente. Por otro lado, el segundo cambio de operación pasa de una corriente de saturación de 17.68 [nA] a 18.24 [nA], lo que provoca un transitorio que alcanzan un valor de 27 [nA] aproximadamente (valor inferior al límite de saturación), para luego converger a su nuevo valor en 1 [ms].

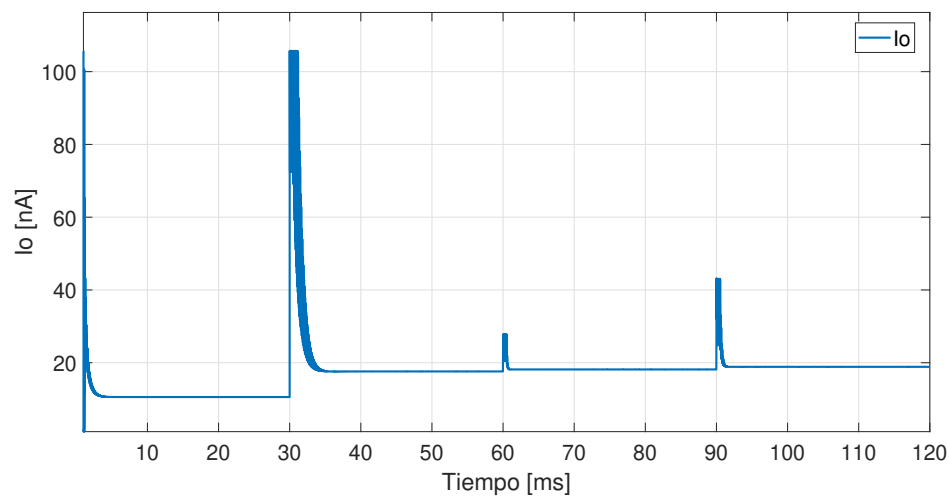


Figura 4.16. Estimación de la corriente de saturación para los 4 escenarios de operación.

Por último, es importante recordar que los parámetros del modelo fueron obtenidos a partir de la estimación del vector θ (el cual es estimado por medio de la ecuación 3.15), el cual tiene asociado su respectivo error de estimación en la ecuación 3.17. Dicho lo anterior, se registra en la figura 4.17 la componente exponencial del error de estimación para el primer termino del vector θ :

$$\frac{\tilde{\theta}_1(t)}{\tilde{\theta}_1(0)} = e^{-\gamma_i \int_0^t \Delta^2(s) ds} \quad (4.1)$$

Respecto a la componente exponencial del error de la ecuación 4.1, se observa que la componente inicia con un valor igual a 1, para posteriormente presentar un decaimiento hasta valores próximos a cero. La velocidad de decaimiento de la exponente varía en función de los cambios realizados en los parámetros de un estado a otro, lo cual se traduce en distintos tiempos para lograr converger a los nuevos valores establecidos en el modelo (lo cual se vio reflejado en el cambio de operación realizado en $t = 30$ [ms] y $t = 60$ [ms], en donde existen diferentes tiempos de convergencia en la herramienta). Finalmente, es importante mencionar que este comportamiento se repite para el resto de las exponenciales (asociadas a los términos del vector θ), y que el cálculo de la exponencial debe ser reiniciada por cada cambio en la operación.

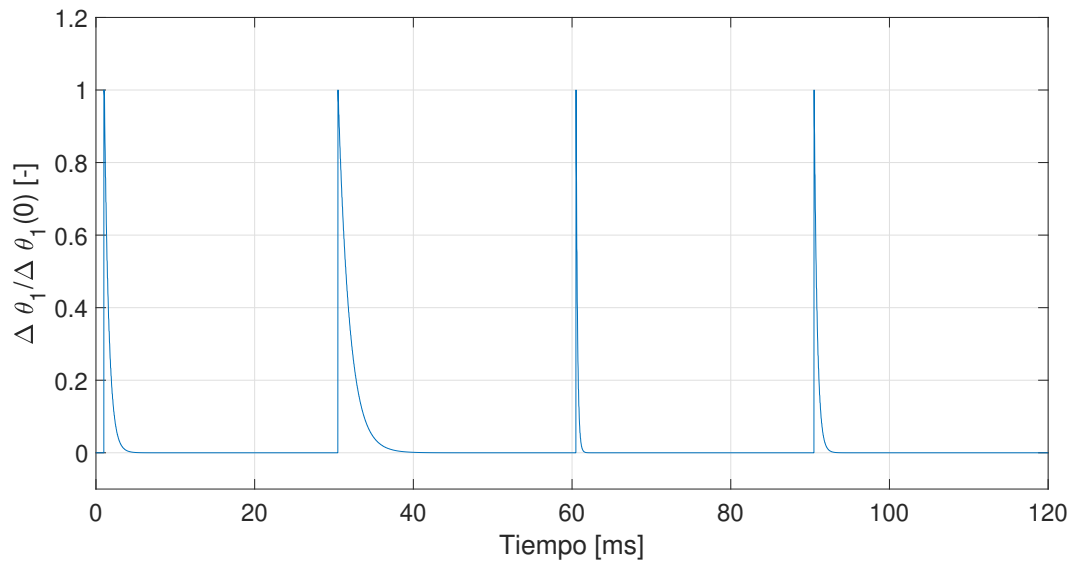


Figura 4.17. Componente exponencial de la ecuación 3.17, para el parámetro θ_1 estimado.

4.3. Propuesta experimental

Hasta ahora, se logra formular dos herramientas que permiten estimar parámetros, a partir de una operación teórica del panel. El próximo desafío que utilizará las herramientas desarrolladas, es reemplazar la operación teórica (que entregaba como resultado la tensión y corriente) por valores experimentales y de esta forma, realizar estimaciones de parámetros **sin conocer previamente los valores del modelo**.

Por medio de mediciones experimentales de trabajos anterior, en donde se obtuvieron las curvas V-I del modulo monofacial ASTRO CHSM66 12P de forma experimental para distintas condiciones de irradiancia y temperatura, son seleccionadas las siguientes mediciones:

Tabla 4.6

MEDICIONES EXPERIMENTALES PARA MODULO MONOFACIAL ATRO CHSM6 12P.

Irradiancia [W/m^2]	Temperatura [$^{\circ}C$]	V_{mpp} [V]	I_{mpp} [A]	P_{max} [W]
500	35.029	34.6897	4.29672	149.039
1000	30.073	35.1775	8.54862	300.719
1200	55.0925	31.3583	10.1817	319.283

A partir de estas mediciones, se diseña la resistencia e inductor del convertidor boost de la Fig. C.1, en donde se desea una corriente con un ripple del 5 %. Cabe señalar que el convertidor esta configurado con una frecuencia de 20 [kHz] y con un ciclo de trabajo de 0.5.

Tabla 4.7

MEDICIONES EXPERIMENTALES PARA MODULO MONOFACIAL ATRO CHSM6 12P.

Irradiancia [W/m^2]	Temperatura [$^{\circ}C$]	C [μF]	R [Ω]	L [mH]
500	35.029	200	32	2
1000	30.073	200	16.5	1
1200	55.0925	200	12.4	0.77

Capítulo 5

Conclusiones

A consecuencia del desarrollo de proyectos fotovoltaicos, la formulación e implementación de modelos que sean capaces de caracterizar las instalaciones fotovoltaica en distintas condiciones de operación, y las técnicas de estimación de los respectivos parámetros, se vuelve una tarea crítica para el uso eficiente de la tecnología. Actualmente, se han desarrollado distintas técnicas de estimación (basados en modelos tradicionales como el SDM o DDM), donde cada una de estas posee ventajas y desventajas, que van desde diferencias importantes en los tiempos de cálculo hasta la convergencia a soluciones óptimas locales que se encuentran lejos de la solución global.

La herramienta desarrollada permite la estimación de parámetros del modelo dinámico, el cual corresponde a un sistema no lineal con variables de estado no medibles. La estimación fue realizada para 3 modelos de paneles, donde fue necesaria la sintonización de los coeficientes a , c y d . Esto último fue realizado con la ayuda de un elemento externo a la herramienta, que permite generar distintos vectores de coeficiente, además de almacenar los parámetros estimados por cada escenario ejecutado. Los parámetros estimados en cada panel fotovoltaico, coinciden con los introducidos en el modelo dinámico (el cual permite extraer las variables de tensión y corriente, mediciones necesarias para el estimador), por lo tanto, los estimadores desarrollados son capaces de responder adecuadamente al modelo de panel utilizado.

Finalmente, para el modelo Kyocera KC85TS fueron formulados distintos escenarios de operación, los cuales son ejecutados uno tras otro. El estimador diseñado para este modelo en el punto anterior, es capaz de detectar las diferencias en los parámetros entre un estado y otro, logrando converger a la nueva solución. Para la correcta ejecución de la herramienta, fue necesario la incorporación de un retardo de 1 [ms], con el fin de mitigar los efectos de los transitorios producto de los cambios abruptos de corriente y tensión.

Actualmente, se está trabajando en el diseño del convertidor que será acoplado al módulo monofacial ASTRO CHSM6 12P, para posteriormente, desarrollar un estimador basado en el DREM que utilice mediciones reales de tensión y corriente.

Apéndice A

Resultados de primera combinación de coeficientes a, c y d

A.1. Vector η

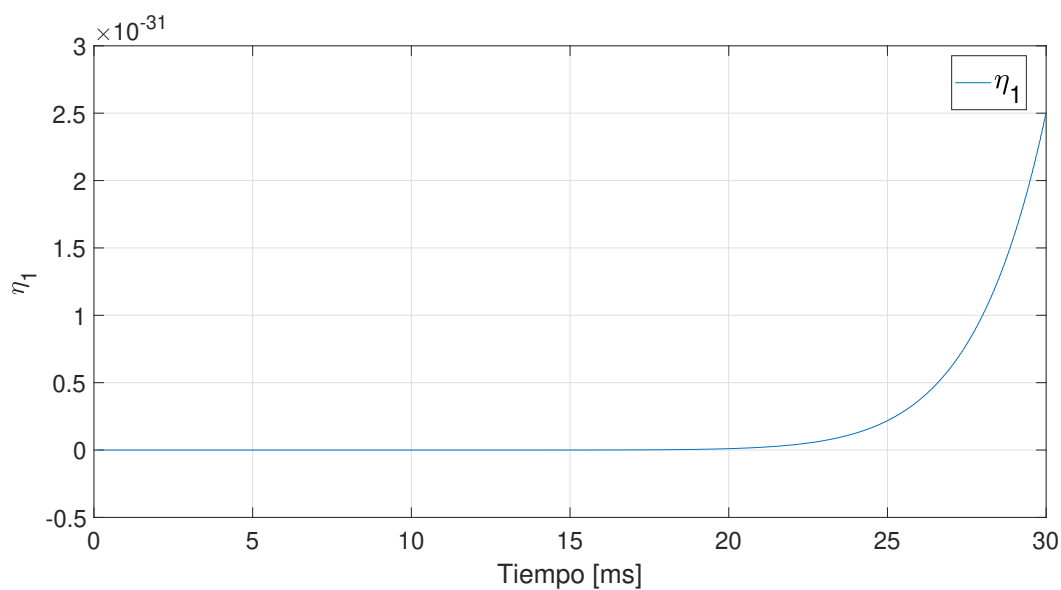


Figura A.1. Evolución temporal del coeficiente η_1 , durante la primera combinación de coeficientes a, c y d.

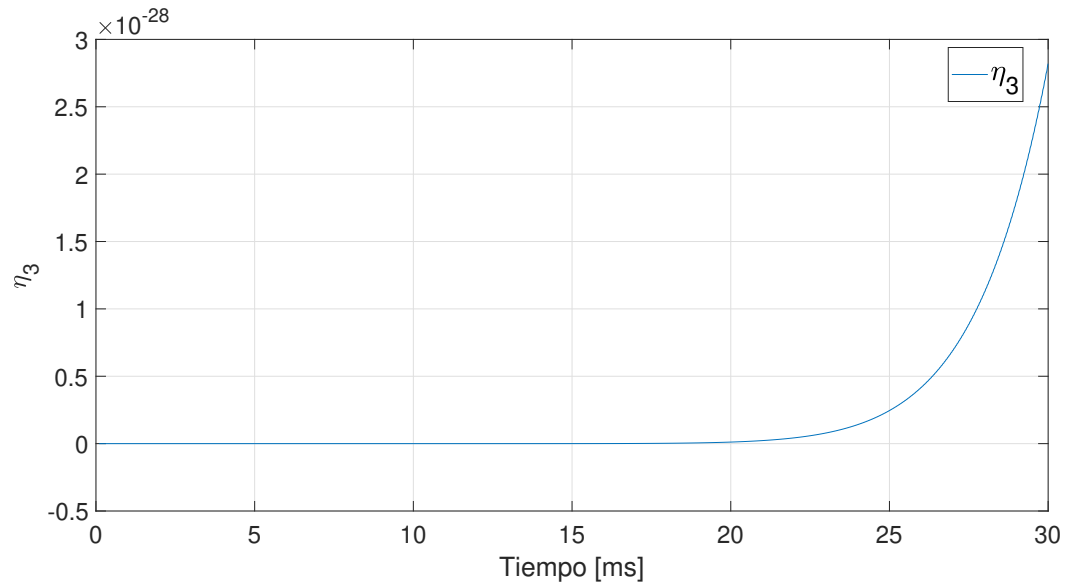


Figura A.2. Evolución temporal del coeficiente η_3 , durante la primera combinación de coeficientes a, c y d.

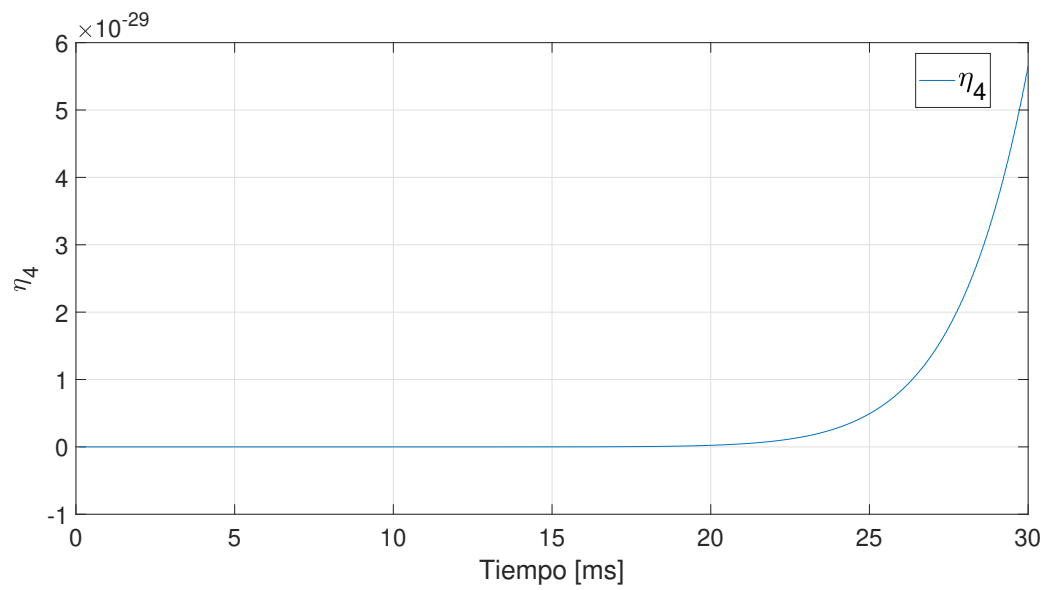


Figura A.3. Evolución temporal del coeficiente η_4 , durante la primera combinación de coeficientes a, c y d.

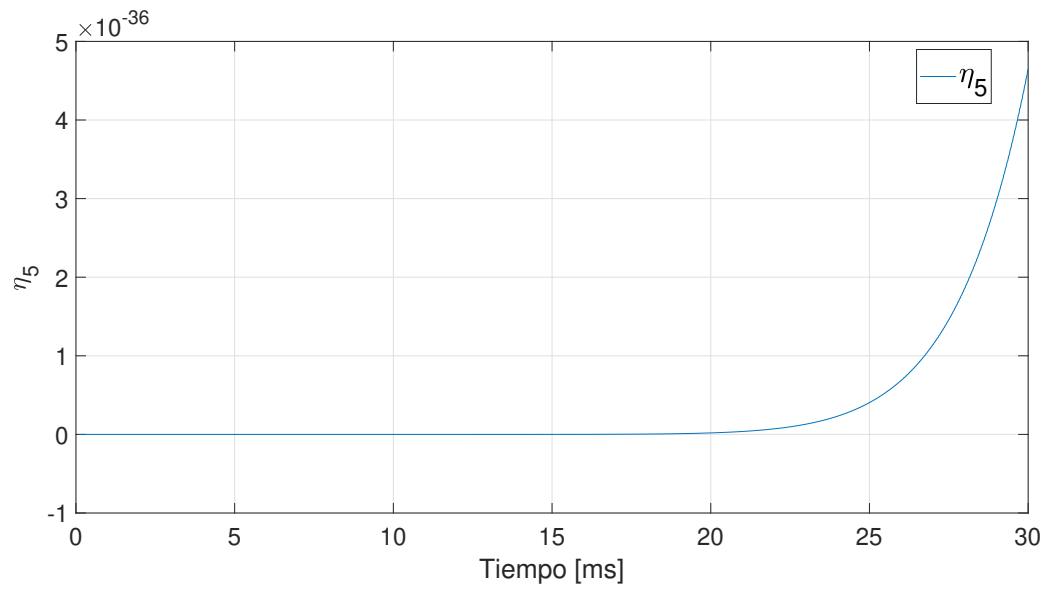


Figura A.4. Evolución temporal del coeficiente η_5 , durante la primera combinación de coeficientes a, c y d.

A.2. Parámetros estimados

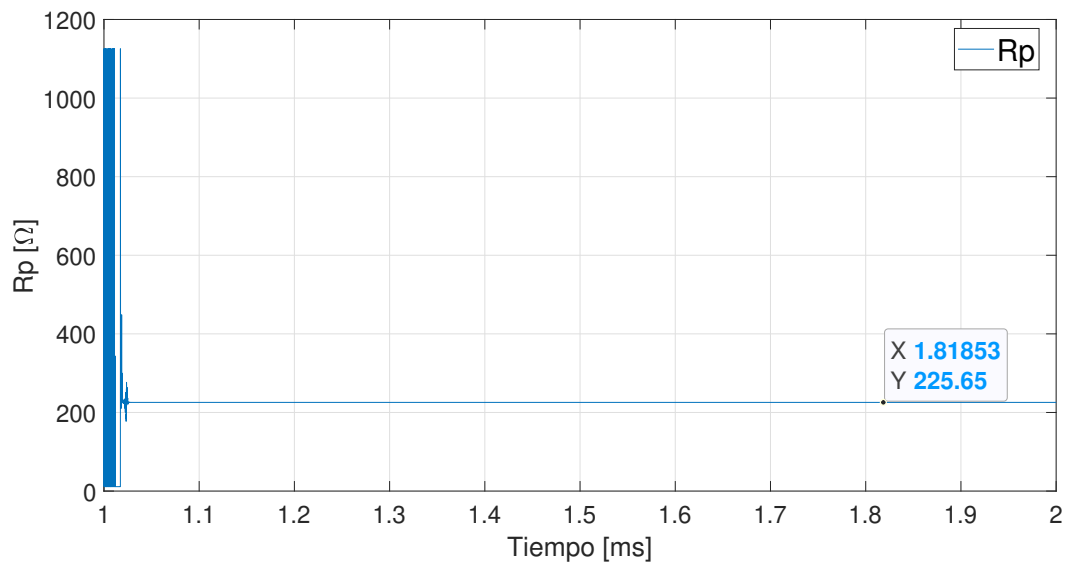


Figura A.5. Resistencia shunt obtenida para la primera combinación de coeficientes a, c y d.

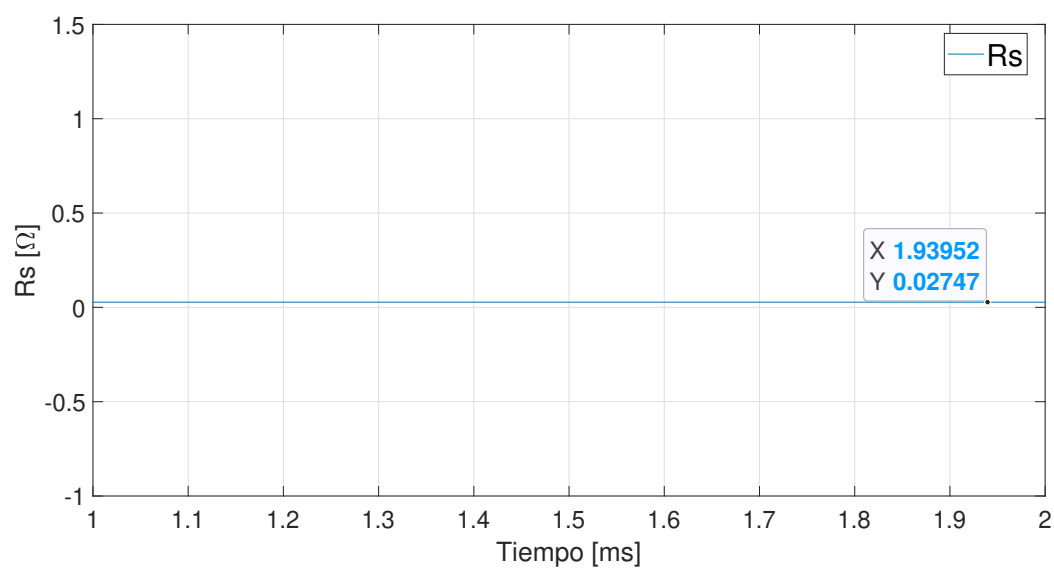


Figura A.6. Resistencia serie obtenida para la primera combinación de coeficientes a, c y d.

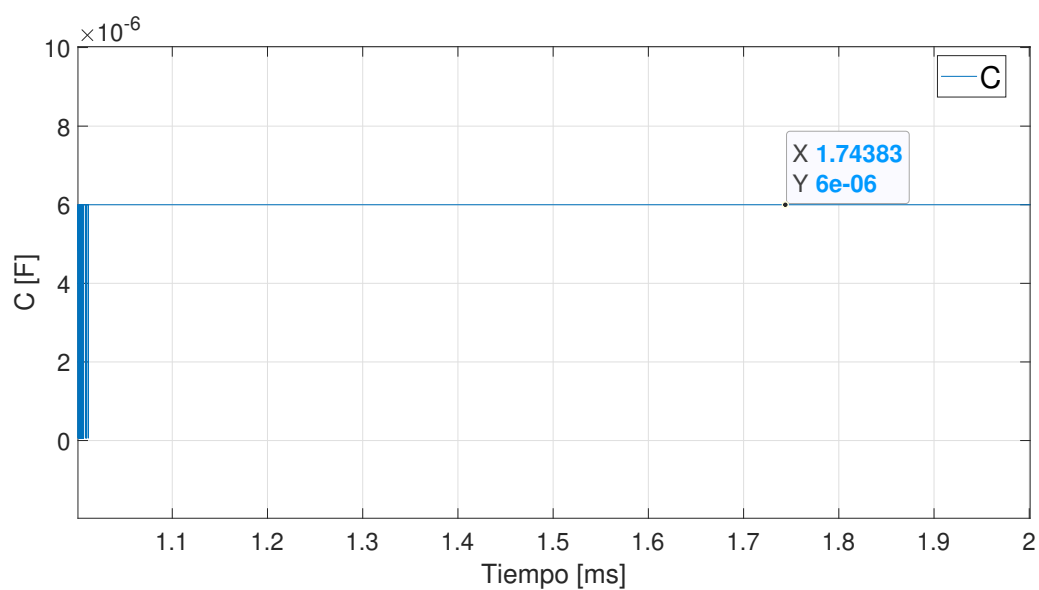


Figura A.7. Capacitancia parásita obtenida para la primera combinación de coeficientes a, c y d.

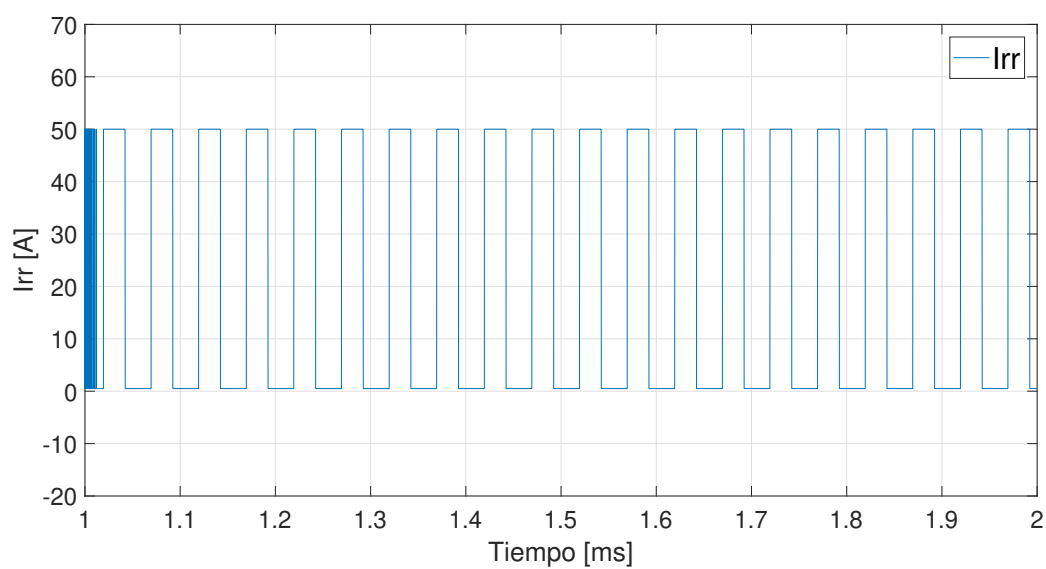


Figura A.8. Corriente de irradiancia obtenida para la primera combinación de coeficientes a, c y d.

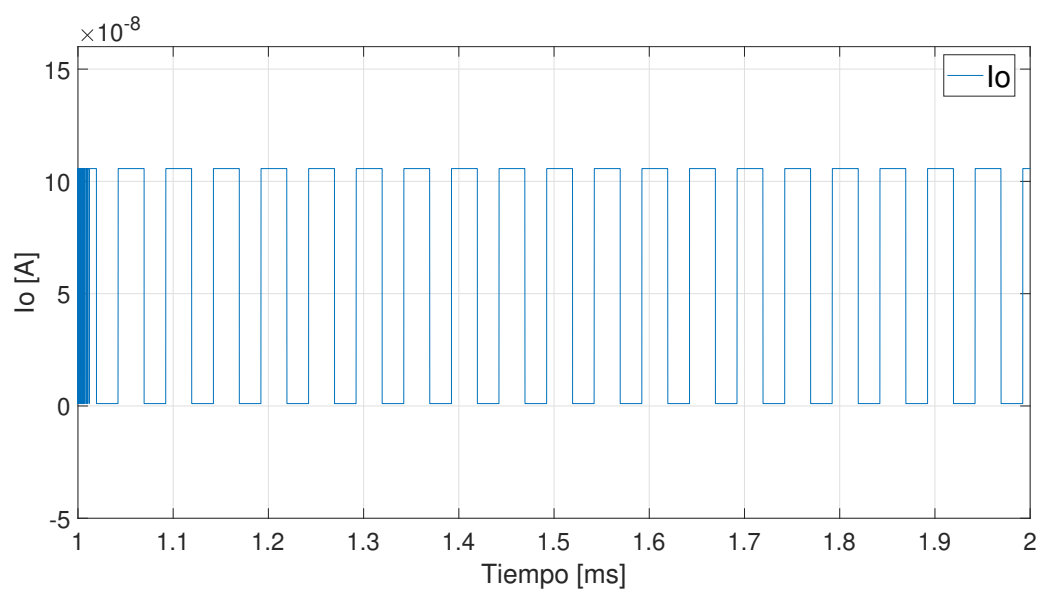


Figura A.9. Corriente de saturación obtenida para la primera combinación de coeficientes a, c y d.

Apéndice B

Resultados para la combinación final de coeficientes del DREM

B.1. Componente exponencial del error de estimación para los 3 paneles en estudio

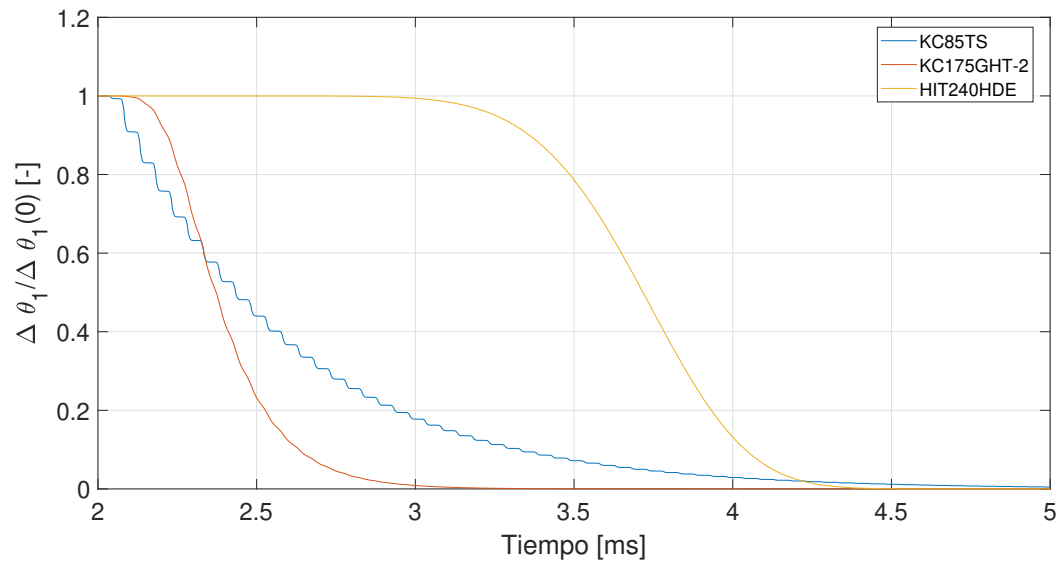


Figura B.1. *Componente exponencial de la ecuación 3.17, para el parámetro θ_1 estimado.*

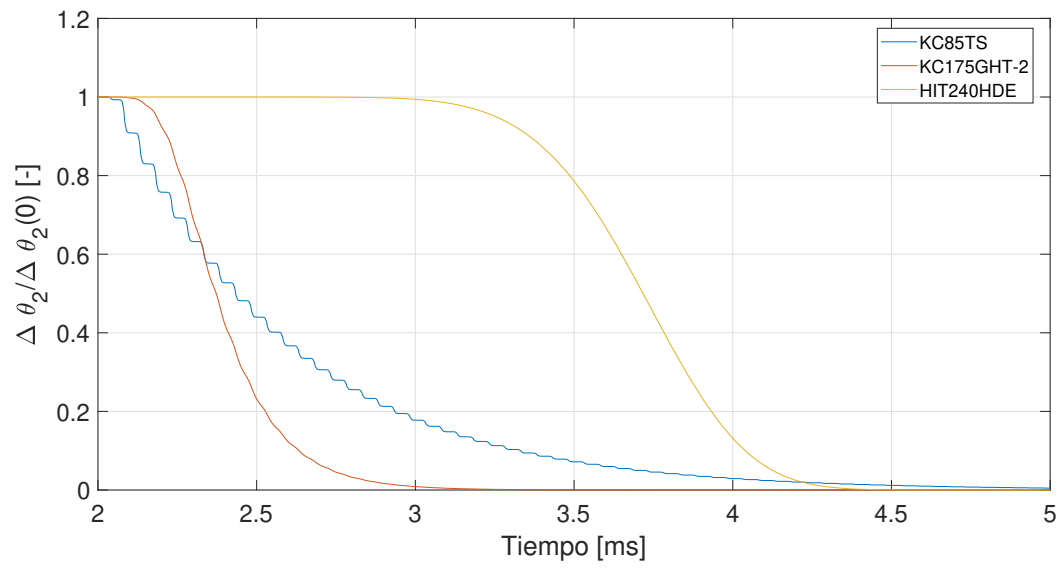


Figura B.2. *Componente exponencial de la ecuación 3.17, para el parámetro θ_2 estimado.*

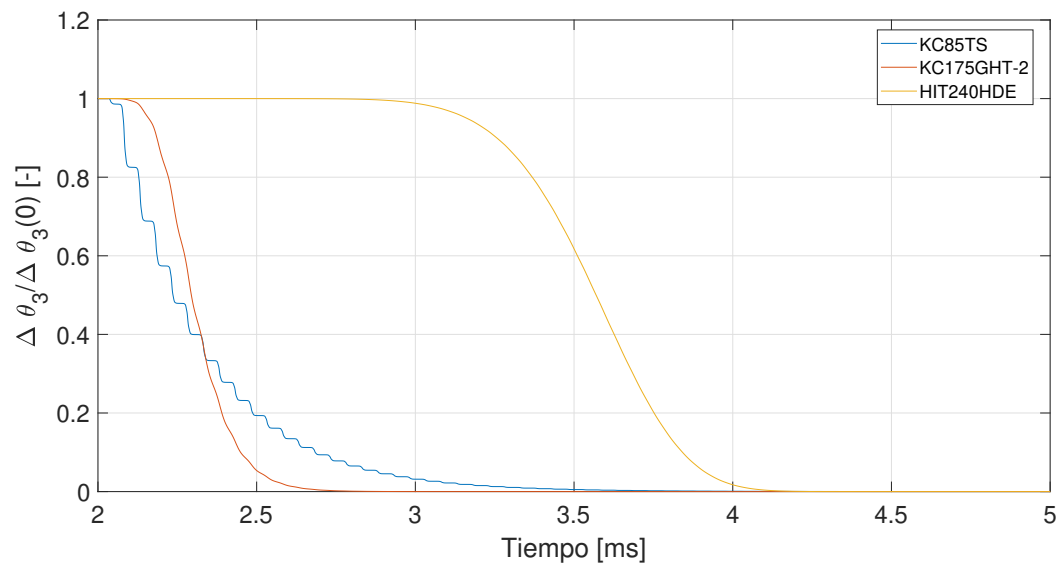


Figura B.3. *Componente exponencial de la ecuación 3.17, para el parámetro θ_3 estimado.*

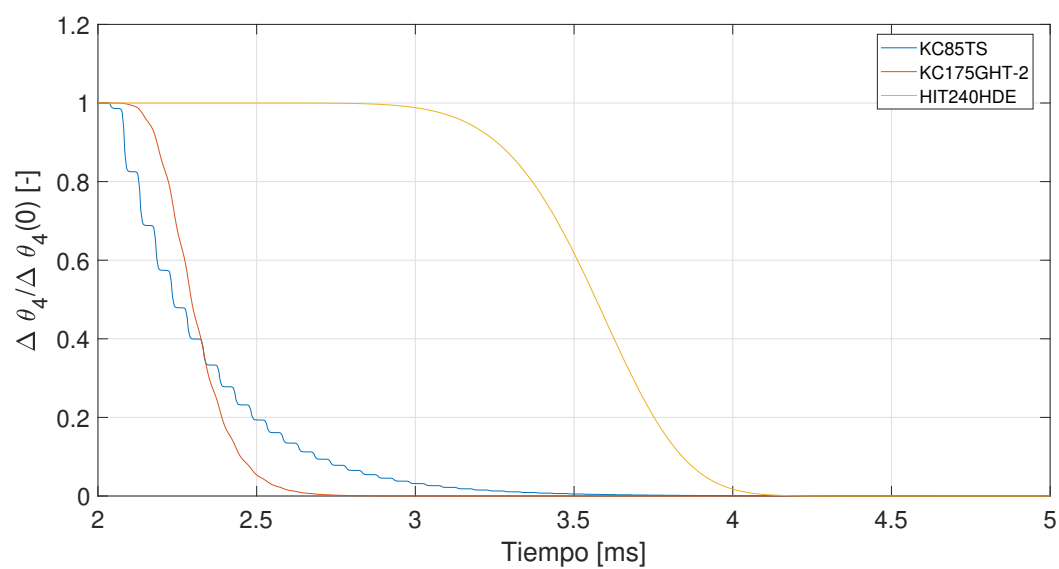


Figura B.4. *Componente exponencial de la ecuación 3.17, para el parámetro θ_4 estimado.*

Apéndice C

Propuesta experimental

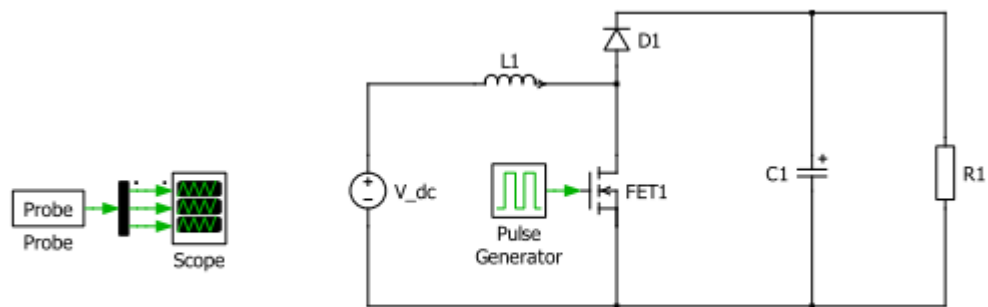


Figura C.1. *Convertidor boost implementado en PLECS.*

Bibliografía

- [1] Yao-Ching Hsieh , Li-Ren Yu, Ting-Chen Chang, Wei-Chen Liu, Tsung-Hsi Wu, and Chin-Sien Moo, “Parameter Identification of One-Diode Dynamic Equivalent Circuit Model for Photovoltaic Panel,” .
- [2] Tsung-Hsi Wu, Wei-Chen Liu, Chin-Sien Moo, Hung-Liang Cheng, Yong-Nong Chang, “An electric circuit model photovoltaic panel with power electronic converter,” .
- [3] A. Bobtsov , F. Mancilla-David , S. Aranovskiy and R. Ortega , “On-line Identification of Photovoltaic Arrays’ Dynamic Model Parameters,” .
- [4] Giovanni Petrone, Carlos Andrés Ramos-Paja, Giovanni Spagnuolo, “Photovoltaic Sources Modeling,” .
- [5] Comisión Nacional de Energía , “<https://www.pv-magazine-latam.com/2022/07/05/en-los-ultimos-doce-meses-el-aporte-de-generacion-fotovoltaica-al-sistema-electrico-de-chile-ha-aumentado-mas-de-un-50/>: :text=magazine
- [6] Generadoras de Chile , “<https://generadoras.cl/tipos-energia/energia-solar>: :text=En
- [7] BNamericas , “<https://www.bnamericas.com/es/noticias/los-proyectos-de-generacion-en-etapa-de-construccion-en-chile>,” .
- [8] J. J. Montano, L. F. Grisales Noreña, A. F. Tobon and D. Gonzalez Montoya , “Estimation of the parameters of the mathematical model of an equivalent diode of a photovoltaic panel using a continuous genetic algorithm,” .
- [9] G. Yang, X. Yu and S. Lun , “A new analytical method for the extraction of series resistance of solar cell,” .
- [10] J. Cubas, S. Pindado and A. Farrahi , “New method for analytical photovoltaic parameter extraction,” .
- [11] S. Xiang, L. Du, C. Li, Y. Li, H. Yu and P. Huang , “An optimization method based on LM-GA for parameter identification of photovoltaic cell,” .
- [12] S. Hara, H. Douzono, M. Imamura and T. Yoshioka , “Estimation of Photovoltaic Cell Parameters Using Measurement Data of Photovoltaic Module String Currents and Voltages,” .

-
- [13] KC175GHT-2, “<https://www.gsg-rietschen.de/produkte/Module/kyocera/KC175GHT-2.pdf>,” .
 - [14] B. P. Saripalli, G. Singh and S. Singh, “Cell Modelling and Analysis of Five-Parameter Three Diode model of Photovoltaic Module,” .
 - [15] Petar Marić; Ivan Marasović; Ivan Bevanda; Tihomir Betti, “Extraction of PV module electrical parameters based on the single diode and double diode model of a PV cell,” .
 - [16] Utkarsh Jadli , Padmanabh Thakur , and Rishabh Dev Shukla , “A New Parameter Estimation Method of Solar Photovoltaic ,” .
 - [17] Marcelo Gradella Villalva, Jonas Rafael Gazoli, and Ernesto RuppertFilho , “Comprehensive Approach to Modeling and Simulation of Photovoltaic Arrays ,” .
 - [18] Nader Anani, Haider Ibrahim , “Performance Evaluation of Analytical Methods for Parameters Extraction of Photovoltaic Generators ,” .
 - [19] T. T. Yetayew, T. R. Jyothsna , “Parameter Extraction of Photovoltaic Modules using Newton Raphson and Simulated Annealing Techniques ,” .
 - [20] Makoto Uoya, Hirotaka Koizumi , “A Calculation Method of Photovoltaic Array’s Operating Point for MPPT Evaluation Based on One-Dimensional Newton–Raphson Method ,” .
 - [21] S. Shongwe .
 - [22] Stanislav Aranovskiy , Alexey Bobtsov , Romeo Ortega , Anton Pyrkin , “Parameters Estimation via Dynamic Regressor Extension and Mixing,” .
 - [23] Stanislav Aranovskiy , Alexey Bobtsov , Romeo Ortega , Anton Pyrkin , Alessandro Astolfi , “New Results on Parameter Estimation via Dynamic Regressor Extension and Mixing: Continuous and Discrete-Time Cases,” .
 - [24] Alexey Bobtsov , Romeo Ortega , Stanislav Aranovskiy , Rafael Cisneros , “On-line estimation of the parameters of the windmill power coefficient ,” .