



ESCUELA SUPERIOR POLITÉCNICA DE CHIMBORAZO
FACULTAD DE INFORMÁTICA Y ELECTRÓNICA
CARRERA ELECTRÓNICA Y AUTOMATIZACIÓN

**“DISEÑO Y SIMULACIÓN DE UN ALGORITMO DE
CONTROL INTELIGENTE UTILIZANDO MODEL
PREDICTIVE CONTROL PARA LA GESTIÓN DEL
AUTOCONSUMO ENERGÉTICO A NIVEL DOMÉSTICO”**

Trabajo de Integración Curricular:

Tipo: Proyecto Técnico

Presentado para optar al grado académico de:

INGENIERO EN ELECTRÓNICA Y AUTOMATIZACIÓN

AUTOR: EDWIN PATRICIO ESPINOZA DUCHI

DIRECTORA: ING. MAYRA ALEJANDRA PACHECO Msc.

Riobamba – Ecuador

2021

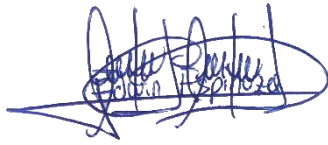
©2021, Edwin Patricio Espinoza Duchi

Se autoriza la reproducción total o parcial, con fines académicos, por cualquier medio o procedimiento, incluyendo la cita bibliográfica del documento, siempre y cuando se reconozca el Derecho de Autor.

Yo, Edwin Patricio Espinoza Duchi, declaro que el presente trabajo de titulación es de mi autoría y los resultados de este son auténticos. Los textos en el documento que provienen de otras fuentes están debidamente citados y referenciados.

Como autor asumo la responsabilidad legal y académica de los contenidos de este trabajo de titulación. El patrimonio intelectual pertenece a la Escuela Superior Politécnica de Chimborazo.

Riobamba, 27 de agosto de 2021.



Edwin Patricio Espinoza Duchi

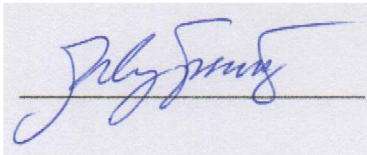

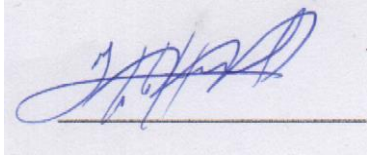
0603604091

ESCUELA SUPERIOR POLITÉCNICA DE CHIMBORAZO

FACULTAD DE INFORMÁTICA Y ELECTRÓNICA

CARRERA ELECTRÓNICA Y AUTOMATIZACIÓN

El Tribunal del Trabajo de Integración Curricular certifica que: El trabajo de Integración Curricular: Tipo: Proyecto Técnico, “**DISEÑO Y SIMULACIÓN DE UN ALGORITMO DE CONTROL INTELIGENTE UTILIZANDO MODEL PREDICTIVE CONTROL PARA LA GESTIÓN DEL AUTOCONSUMO ENERGÉTICO A NIVEL DOMÉSTICO**”, de responsabilidad del señor **EDWIN PATRICIO ESPINOZA DUCHI**, ha sido minuciosamente revisado por los Miembros del Tribunal del Trabajo de Integración Curricular, el mismo que cumple con los requisitos científicos, técnicos, legales, en tal virtud el Tribunal Autoriza su presentación.

	FIRMA	FECHA
Dr. Miguel Tasambay Salazar. PhD. PRESIDENTE DEL TRIBUNAL		2022-07-20
Ing. Mayra Alejandra Pacheco Cunduri. Msc. DIRECTORA DEL TRABAJO DE INTEGRACIÓN CURRICULAR		2022-07-20
Ing. Jorge Luis Hernández Ambato. PhD. MIEMBRO DEL TRIBUNAL		2022-07-20

DEDICATORIA

A mis padres Gladys y Rafael, quienes con su apoyo me permitieron alcanzar una meta muy importante en mi vida y por continuar siendo el pilar de nuestra familia. A mis hijos Jhon Ismael, Ethan Raphael por ser el motivo de mis glorias. A dos ángeles que cuidaron y velaron desde el primer momento de mi existencia, además me enseñaron lo importante de la vida, Cesar Alberto Duchi(+) y Victoria Espinoza(+)

Edwin

AGRADECIMIENTO

Quiero dar Gracias a Dios por otorgarme todo en la vida, Después agradecer infinitamente a mis padres, a mi hermano Erick y a mi esposa Lady que a pesar de las adversidades siempre están pendientes de mí. A todos los docentes de la EsPOCH quienes fueron una guía en mi camino del conocimiento, y en especial al grupo de investigaciones GITEA de la Fie por permitir formar parte y colaborar en la realización de la presente investigación.

Edwin

TABLA DE CONTENIDO

ÍNDICE DE TABLAS.....	x
ÍNDICE DE FIGURAS.....	xi
ÍNDICE DE ANEXOS.....	xiii
RESUMEN.....	xiv
ABSTRACT.....	xv
INTRODUCCIÓN.....	1

CAPÍTULO I

1	MARCO TEÓRICO.....	5
1.1	Calidad de la energía eléctrica.....	5
<i>1.1.1</i>	<i>Tensión Constante.....</i>	<i>5</i>
<i>1.1.2</i>	<i>Perturbaciones.....</i>	<i>5</i>
<i>1.1.3</i>	<i>Carga y corriente eléctrica.....</i>	<i>6</i>
<i>1.1.4</i>	<i>Potencia y energía.....</i>	<i>6</i>
<i>1.1.5</i>	<i>Factor de potencia.....</i>	<i>6</i>
1.2	Autoconsumo energético.....	7
<i>1.2.1</i>	<i>Paneles solares o fotovoltaicos.....</i>	<i>8</i>
<i>1.2.2</i>	<i>Baterías.....</i>	<i>10</i>
<i>1.2.3</i>	<i>Convertidor DC/AC.....</i>	<i>10</i>
<i>1.2.4</i>	<i>Reguladores.....</i>	<i>11</i>
1.3	Gestión energética.....	11
1.4	Control predictivo basado en modelo o MPC.....	12
<i>1.4.1</i>	<i>Antecedentes y evolución del MPC.....</i>	<i>15</i>
<i>1.4.2</i>	<i>Características y elementos que conforman un sistema de control MPC.....</i>	<i>17</i>
<i>1.4.2.1</i>	<i>Modelo de predicción.....</i>	<i>17</i>
<i>1.4.2.2</i>	<i>Función de coste.....</i>	<i>18</i>
<i>1.4.2.3</i>	<i>Restricción.....</i>	<i>18</i>
<i>1.4.2.4</i>	<i>Optimización.....</i>	<i>19</i>
<i>1.4.3</i>	<i>Tipos de algoritmos inteligentes utilizados en el modelo MPC.....</i>	<i>19</i>

1.4.3.1	<i>El controlador DMC (Dynamic Matrix Control).</i>	19
1.4.3.2	<i>El controlador MAC (Model Algorithmic Control).</i>	20
1.4.3.3	<i>El Controlador GPC (Generalizad Predictive Control).</i>	20
1.4.3.4	<i>MPC no lineal NMPC.</i>	21
1.4.4	<i>Estrategias para el diseño de un bloque funcional MPC.</i>	21
1.4.5	<i>Ventajas e inconvenientes del MPC.</i>	24
1.4.6	<i>Nuevas tendencias en el desarrollo de algoritmos inteligentes para MPC.</i>	24
1.5	Control basado en reglas o rule-based control.	25
1.5.1	<i>Ventajas y desventajas de los sistemas de control basado en reglas.</i>	26
1.6	Matlab en algoritmos de control MPC.	27
1.6.1	<i>Herramientas para la simulación de algoritmos MPC.</i>	27
1.6.1.1	<i>App MPCDesigner. (Aplicación para el diseño de bloques MPC).</i>	28
1.6.1.2	<i>Bloques MPC usando simulink.</i>	28
1.6.2	<i>Algoritmos MPC, para la gestión energética de usuarios prosumers.</i>	29

CAPÍTULO II

2	MARCO METODOLÓGICO	32
2.1	Requerimientos para el diseño y simulación del sistema	32
2.2	Consolidación general del sistema	33
2.3	Diseño del sistema eléctrico	34
2.3.1	<i>Dimensionamiento y diseño del panel fotovoltaico</i>	34
2.3.2	<i>Dimensionamiento y selección del convertor DC/DC</i>	39
2.3.2.1	<i>Algoritmo Perturbador & Observador.</i>	44
2.3.2.2	<i>Algoritmo de Conductancia Incremental</i>	44
2.3.2.3	<i>Tensión a circuito abierto fraccional</i>	45
2.3.3	<i>Dimensionamiento y selección del banco de baterías</i>	45
2.3.4	<i>Dimensionamiento y selección del convertor DC/AC</i>	47
2.4	Diseño del algoritmo MPC	49
2.4.1	<i>Transformada Clarke y Clarke inversa</i>	49
2.4.2	<i>Transformada Park y Park inversa</i>	50
2.4.3	<i>PLL (Phase-locked loop).</i>	50
2.4.4	<i>Esquema de control.</i>	51
2.4.5	<i>Obtención de modelos.</i>	54

2.4.6	<i>Diseño del controlador MPC de corriente</i>	56
2.4.7	<i>Diseño del controlador PI de voltaje</i>	59
2.5	Diseño del algoritmo Rule Base control	61
2.6	Escenarios de autoconsumo	63

CAPÍTULO III

3	ANÁLISIS Y RESULTADOS	65
3.1	Simulación del panel fotovoltaico	65
3.2	Simulación del algoritmo de control predictivo basado en modelo	66
3.2.1	<i>Escenario 1</i>	66
3.2.2	<i>Escenario 2</i>	68
3.2.3	<i>Escenario 3</i>	70
3.2	Simulación del algoritmo de control clásico basado en reglas	71
3.2.1	<i>Escenario 1</i>	71
3.2.2	<i>Escenario 2</i>	73
3.2.3	<i>Escenario 3</i>	74
3.3	Comparación de los algoritmos de control utilizados	75
3.3.1	<i>Integral del cuadrado del error (ISE)</i>	78
3.3.2	<i>Integral de la variación total de control (Tvu)</i>	78
	CONCLUSIONES	79
	RECOMENDACIONES	80
	BIBLIOGRAFÍA	
	ANEXOS	

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1-2:	Irradiación global mensual de la provincia de Chimborazo.	36
Tabla 2-2:	Tabla de consumo de los artefactos (carga) presentes en el hogar	36
Tabla 1-3:	Valores obtenidos de la figura 3.3 con irradiancia de $300W/n\acute{m}^2$	76
Tabla 2-3:	Valores obtenidos de la figura 3.3 con irradiancia de $400W/n\acute{m}^2$	76
Tabla 3-3:	Valores obtenidos de la figura 3.3 con irradiancia de $500W/n\acute{m}^2$	77
Tabla 4-3:	Valores obtenidos de la figura 3.3 con irradiancia de $600W/n\acute{m}^2$	77
Tabla 5-3:	Índices de rendimiento de los controladores diseñados.	78

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1-1:	Triángulo de potencias.....	7
Figura 2-1:	Paneles fotovoltaicos.....	9
Figura 3-1:	Baterías.....	10
Figura 4-1:	Regulador de carga.....	11
Figura 5-1:	Estructura básica del bloque MPC.....	14
Figura 6-1:	Analogía del modelo mpc con la conducción de un automóvil.....	15
Figura 7-1:	Interpretación gráfica para un diseño MPC.....	22
Figura 8-1:	Control basado en reglas.....	25
Figura 9-1:	Bloque pre diseñado MPC en simulink de matlab.....	28
Figura 10-1:	Implementación de algoritmos de control MPC en simulink.....	29
Figura 11-1:	Conexión de una microrred con usuarios prosumers.....	30
Figura 12-1:	Perfiles residenciales de demanda y generación.....	31
Figura 13-1:	Perfiles comerciales de demanda y generación.....	31
Figura 1-2:	Consolidación general.....	33
Figura 2-2:	Irradiación Global de Julio.....	35
Figura 3-2:	Curvas I-V y P-V del panel solar suntech-power stp330-24.....	38
Figura 4-2:	Convertor dc/dc flyback con relación 1:n y salida positiva.....	39
Figura 5-2:	Circuito equivalente del convertor dc/dc flyback.....	40
Figura 6-2:	Salida de convertor dc/dc flyback en conducción continua.....	41
Figura 7-2:	Curvas v-p del panel fotovoltaico.....	43
Figura 8-2:	Diagrama de flujo del algoritmo mppt p&o.....	44
Figura 9-2:	Algoritmo mppt de conductancia incremental.....	45
Figura 10-2:	Profundidad de descarga de una batería.....	46
Figura 11-2:	Esquema del inversor puente h con filtro lcl.....	47
Figura 12-2:	Sistemas de referencia de las transformadas park y clarke.....	49
Figura 13-2:	Esquema de control del inversor tipo puente.....	51
Figura 14-2:	Esquema de control de corriente con desacopladores entre ejes d, q.....	53
Figura 15-2:	Validación del modelo de la corriente id.....	55
Figura 16-2:	Validación del modelo de la corriente iq.....	56
Figura 17-2:	Parámetros de diseño del controlador mpc.....	57

Figura 18-2:	Salida del controlador vfd y respuesta id en el eje d.	58
Figura 19-2:	Salida del controlador vfd y respuesta iq en el eje q.	59
Figura 20-2:	Funciones de membresía del error para la fuzzificación.....	61
Figura 21-2:	Funciones de membresía para la defuzzificación.....	62
Figura 22-2:	Reglas del control fuzzy.....	63
Figura 23-2:	Irradiancia en los paneles a una temperatura constante.	64
Figura 1-3:	Respuesta del sistema fotovoltaico.....	65
Figura 2-3:	Para una carga de 5 kw ante cambios de irradiancia	66
Figura 3-3:	Para una carga de 5 kw ante cambios de irradiancia.	67
Figura 4-3:	Simulación completa con carga de 5 kw ante cambios de irradiancia.....	67
Figura 5-3:	Para una carga de 1,3 kw ante cambios de irradiancia.	68
Figura 6-3:	Para una carga de 1,3 kw ante cambios de irradiancia.	69
Figura 7-3:	Simulación completa con carga de 1,3 kw ante cambios de irradiancia.....	69
Figura 8-3:	Para una carga constnte ante irradiancia constante.....	70
Figura 9-3:	Simulación completa con carga constante ante irradiancia constante	71
Figura 10-3:	Para una carga 5kw ante cambios de irradiancia	71
Figura 11-3:	Para una carga 5kw ante cambios de irradiancia.	72
Figura 12-3:	Simulación completa con carga 5kW ante irradiancia variable.....	72
Figura 13-3:	Para una carga de 1.3 kw ante cambios de irradiancia	73
Figura 14-3:	Simulación completa con carga 1,3kW ante cambios de irradiancia.	74
Figura 15-3:	Para una carga de 1.3 kw ante cambios de irradiancia.	75
Figura 16-3:	Simulación completa con carga constante ante irradiancia constante	75
Figura 17-3:	Para una carga constante ante irradiancia constante.....	75

ÍNDICE DE ANEXOS

ANEXO A: DIAGRAMA GENERAL DE LA SIMULACIÓN

ANEXO B: IRRADIANCIA DE LA CIUDAD DE RIOBAMBA POR AÑO

RESUMEN

Este trabajo de titulación tuvo como objetivo el diseño y la simulación de un algoritmo de control inteligente, permitiendo administrar el autoconsumo a través de herramientas que automaticen el balance energético de una vivienda utilizando el control predictivo basado en modelos. Dicho algoritmo, contando con datos históricos, fue capaz de predecir los estados de consumo de los equipos (electrodomésticos) de un hogar, con el fin de detectar variables que permitan el desarrollo y optimización en el consumo y generación de energía eléctrica mediante energías renovable (paneles fotovoltaicos). La solución propuesta por la herramienta depende de la capacidad que tiene de realizar una buena predicción de la carga analizando su conducta y efectividad en función de distintas variables. La metodología por seguir se basó en la elección de paneles solares, baterías y cargas típicas de una red doméstica para determinar su postura. Este camino sirve para modelar matemáticamente la dinámica de la planta y proceder a desarrollar los algoritmos de control predictivo necesarios para cumplir con los objetivos de eficiencia energética. Todo este proceso se lo realizo usando el software Matlab/Simulink. Para evidenciar el correcto funcionamiento del sistema se ejecutaron comparaciones entre el algoritmo *Model Predictive Control* y el algoritmo *Rule-Based Control*, ante tres diferentes cargas, simulando el consumo energético, donde se evidencio un mejor desempeño por parte del algoritmo MPC. Se concluye que para métodos de generación de energía fotovoltaica es importante trabajar juntamente con los algoritmos MPC, MPPT y PLL para mantener al sistema en una óptima gestión de la energía y operar a su máxima potencia generada en perfecta sincronización con la red, asegurando un factor de potencia lo más cercano a la unidad. Se recomienda que en futuras investigaciones se tome en cuenta cargas inductivas, que en la presente investigación se ensayó con cargas resistivas.

PALABRAS CLAVE

<MODEL PREDICTIVE CONTROL(MPC) >, <ALGORITMO DE PREDICCIÓN>, <MATLAB (SOFTWARE)>, <PANEL SOLAR>, <AUTOCONSUMO>, <IRRADIANCIA>, <ENERGÍA RENOVABLE>, <GESTIÓN ENERGÉTICA>



ABSTRACT

The objective of the graduate research project was to design and simulate a smart control algorithm that allows managing self-consumption through tools that automate the energy balance of a house using predictive control based on models. The algorithm has historical data, capable of predicting the states of consumption of the equipment (home appliances) to detect variables allowing to develop and optimize the consumption and generation of electrical energy through renewable energies (photovoltaic panels). The proposed solution by the tool depends on the capacity to perform a good load prediction by analyzing its behavior and effectiveness based on different variables. The methodology to be followed was based on the choice of solar panels, batteries, and typical loads of a home network to determine its posture. This path is used to mathematically model the plant's dynamics and develop the necessary predictive control algorithms to reach the energy efficiency target. All this process was carried out using the Matlab/Simulink software. In order to prove the proper system functioning, comparisons between the Model Predictive Control algorithm and the Rule-Based Control algorithm were carried out with three different loads, simulating the energy consumption, where the MPC algorithm evidenced a better performance. It is concluded that photovoltaic energy generation methods are essential to work together with the MPC, MPPT, and PLL algorithms to keep the system in optimal energy management and operate at its maximum generated power in perfect synchronization with the network, ensuring a power factor be as close as to the unit. It is recommended in future research, that the inductive loads should be considered, as the resistive loads were tested in the present investigation.

KEYWORDS: <MODEL PREDICTIVE CONTROL(MPC)>, <PREDICTION ALGORITHM>, <MATLAB (SOFTWARE)>, <SOLAR PANEL>, <SELF-CONSUMPTION>, <IRRADIANCE>, <RENEWABLE ENERGY>, <ENERGY MANAGEMENT>



Lenin Iván Lara Olivo

060254610-3

INTRODUCCIÓN

La presente investigación trata de desarrollar un algoritmo de control predictivo para monitorear y regular el autoconsumo energético a nivel residencial de usuarios capaces de producir energía eléctrica a base de paneles solares. La característica principal de usuarios productores-consumidores es que tienen fuentes de energía eléctrica de tipo renovable, la energía producida debe pasar por diferentes etapas de transformación y regulación para que pueda ser utilizada por las cargas instaladas en la residencia. Dichas cargas pueden ser de alimentación DC como baterías y focos, y AC como refrigeradores y televisores.

Para suplir esta demanda de energía se introduce entre las etapas de generación y consumo, una etapa intermedia que se encarga de controlar las conversiones de energía existentes. Estos algoritmos de control deben ser diseñados con el fin de que se incremente la calidad energía, lo cual tiene que ver con: generación de ondas de voltaje y corriente sinusoidales, factor de potencia cercano a la unidad, baja distorsión armónica, frecuencia y amplitud constante, entre otros.

El desarrollo de este trabajo es de gran interés debido a que se ha evidenciado un incremento considerable de viviendas capaces de autoabastecerse de energía eléctrica. Por lo que es necesario hacer progresos con respecto a sistemas que permitan controlar estas fuentes de energía para que puedan funcionar conectadas o no a la red de distribución eléctrica nacional.

El capítulo I da a conocer las definiciones que serán usadas a lo largo del desarrollo del proyecto y una breve introducción del funcionamiento de los paneles solares, las baterías, los reguladores DC/DC, los convertidores DC/AC o inversores, los algoritmos de control predictivo y las herramientas que ofrece el software Matlab para el diseño y simulación de este trabajo. El capítulo II se centra en la selección de los elementos que van a conformar el sistema, tales como los paneles solares, el banco de baterías y el tipo de convertidores. Con ello se procede al diseño de los algoritmos de control para el regulador DC/DC y el inversor para que cumplan con los parámetros establecidos calidad energética ante el escenario de autoconsumo propuesto. En el capítulo III se analiza los resultados obtenidos, para ello se presenta las simulaciones del sistema con el algoritmo de control predictivo diseñado y se lo compara ante el resultado de usar un algoritmo de control basado en reglas.

ANTECEDENTES

En la actualidad el consumo de electricidad se ha vuelto una necesidad básica del ser humano, sin embargo, la producción de energía eléctrica proveniente de fuentes no renovables como el gas o petróleo representan un alto impacto para el entorno, es por ello que, se promueve el uso de energías sostenibles y ecológicas que contribuyan al cuidado del planeta (NABALIA 2018). Así mismo, el crecimiento de la población mundial incrementa de manera proporcional la demanda energética, por lo que muchos países han tomado la ruta de la producción de energía solar, eólica, hidráulica o biomasa; consideradas como renovables.

De igual forma es necesario revisar el trabajo realizado por (MURILLO 2017) en el cual el objetivo fue, la elaboración de un algoritmo que permita una óptima gestión de recursos energéticos en una micro red del laboratorio de Recursos Energéticos Distribuidos de la Universidad Politécnica de Valencia, el desarrollo de la investigación se dio con la ayuda del software LabView, en donde se programó el sistema de gestión y el control de la microrred, además de ejecutar la simulación de los flujos de energía, los cuales llegaron a conformar un grupo de 97 en toda la micro red.

La investigación se dividió en dos procesos de ensayo de desconexión de la red, los cuales forzando a las baterías a suministrar la potencia requerida junto con un mínimo aporte de energía solar, consiguiendo un ciclo de carga y descarga de las baterías, las mismas que presentaban una carga inicial de 10.8 kWh constituyéndose en el 90%. El estudio, presentó el algoritmo diseñado considerando la optimización del consumo energético y sometándolo a verificación con 3 casos de estudio y varias variables, concluyendo en la fidelidad de este y la capacidad de optimizar una cantidad mayor de instalaciones.

En Ecuador, los usuarios residenciales representan un consumo mayoritario del 37%, en lo que se refiere al consumo de energía eléctrica, en sectores industriales se tiene el 25%, los usuarios comerciales con un 19%, las áreas públicas participan con un 7% y en otros grupos se encuentran el 12%, estas cifras son correspondientes al año 2018. Mientras que, para el año 2019 se generó un incremento del 0.8%, aumentándose el uso de energía eléctrica (MINISTERIO DE ENERGÍA Y RECURSOS NATURALES NO RENOVABLES 2020).

FORMULACIÓN DEL PROBLEMA

La necesidad de contar con un algoritmo inteligente que permita la gestión del autoconsumo energético en los hogares da cabida a la siguiente pregunta:

¿De qué manera se puede diseñar y simular un algoritmo de control inteligente al utilizar *Model Predictive Control* para gestionar el autoconsumo energético a nivel doméstico?

SISTEMATIZACIÓN DEL PROBLEMA

- ¿Cuál es el estado del arte de algoritmos de control utilizando *Model Predictive Control* en escenarios de gestión energética para autoconsumo domestico?
- ¿Cómo se puede gestionar el autoconsumo energético en las viviendas?
- ¿Cómo simular el autoconsumo energético de viviendas?
- ¿Cómo aceptar la propuesta de simulación del controlador en escenarios de autoconsumo energético?

JUSTIFICACIÓN TEÓRICA

La demanda de energía eléctrica a nivel mundial crece cada día más debido al incremento de la población, en otras palabras, se depende de la energía eléctrica para realizar la mayoría de las actividades dentro del hogar, tales como el uso del computador, electrodomésticos, televisión, ducha eléctrica, etc. Además, algunas de esas energías generan un impacto ambiental. Por ello, se ha llevado a cabo el uso de energías renovables con el propósito de reducir los factores contaminantes al medio ambiente y de contar con suficiente energía necesaria para la población sin escasez de esta.

Del estudio realizado en Ecuador, se toma en consideración que la energía eléctrica ocupa más en el sector residencial; por lo tanto, el presente trabajo se centra en la zona doméstica. En vista de que las energías renovables ya están presentes en el país; se promueve el uso de sistemas de generación fotovoltaica para el consumo eléctrico en el hogar.

El presente trabajo se enfoca en el manejo de la gestión del autoconsumo eficiente utilizando algoritmos de predicción en sistemas de generación fotovoltaica.

JUSTIFICACIÓN APLICATIVA

El presente trabajo tiene como función principal predecir el comportamiento del sistema fotovoltaico aislado de la red eléctrica para la toma de decisiones del manejo eficiente de la energía. Por consiguiente, se toman como objeto de diseño y simulación dos algoritmos de control predictivos basados en modelo y regla (clásico). Además, los diseños tanto del sistema fotovoltaico como de los modelos predictivos son elaborados con la herramienta de Matlab, a fin de poder realizar simulaciones frente a varios escenarios de consumo eléctrico. Por último, como la eficiencia energética va ligado con la calidad de energía eléctrica, se pretende visualizar algunos de estos parámetros como el voltaje, corriente, potencia y factor de potencia ya que son elementos comúnmente utilizados en un circuito eléctrico.

OBJETIVOS

OBJETIVO GENERAL

Diseñar y simular un algoritmo de control inteligente utilizando *Model Predictive Control* para gestionar el autoconsumo energético a nivel doméstico.

OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Investigar el estado del arte de algoritmos de control inteligente *Model Predictive Control* en aplicaciones de gestión energética para autoconsumo en usuarios *Prosumers*.
- Diseñar un algoritmo de control utilizando *Model Predictive Control* para gestionar el autoconsumo energético en viviendas que incluyen sistemas de generación fotovoltaicas, almacenamiento de energía y electrónica de potencia bidireccional.
- Simular tres escenarios de consumo en los que se pueda tener una gestión energética del hogar para la posterior implementación del algoritmo *Model Predictive Control* en la plataforma de Matlab y Simulink.
- Validar la propuesta de simulación del algoritmo de control y gestión energética comparando el desempeño del algoritmo diseñado contra algoritmos de control clásico como *Rule-Based Control*.

CAPÍTULO I

1 MARCO TEÓRICO

1.1 Calidad de la energía eléctrica.

La calidad de energía eléctrica representa una variación en la forma de onda de voltaje o corriente del suministro eléctrico, o de la frecuencia de la señal, donde los parámetros como la tensión, voltaje, potencia, factor de potencia, entre otros; son evaluados mediante estándares nacionales e internacionales(IECOR 2016). La calidad de energía eléctrica hace referencia a varios estándares que determinan la calidad de la fuente de energía eléctrica. Como se mencionó, mide y verifica que el suministro tenga una amplitud de voltaje constante, formas de onda de voltaje y corriente sinusoidales, frecuencia de la onda de voltaje constante a 60 Hz para Ecuador, contenido armónico, balance de fases, factor de potencia, etc.

Como parámetros básicos del servicio eléctrico que definen la calidad de la energía, ya sea de uso doméstico, comercial e industrial, y que están dados por la Norma Técnica de Calidad, según la norma ISO 9000- AEC, son los siguientes:

1.1.1 Tensión Constante.

La tensión también denominado voltaje o diferencia de potencial se define como a la “energía requerida para desplazar la carga desde un punto a otro, la cual se expresa en voltios”(CHARLES K., Alexander 2006). Dicha variable va a ser fundamental en el desarrollo de este trabajo.

Se considera un servicio de nivel de tensión constante, cuando las tensiones nominales, (tensiones de operación para los equipos) en los puntos de entrega (acometidas), en todas las etapas de distribución y en todos los niveles de voltaje, a la entidad para la cual se le entrega el servicio, puedan fluctuar hasta en un $\pm 5\%$ de las tensiones nominales de tales puntos, como error permisivo(AEC 2019).

1.1.2 Perturbaciones

Tensiones armónicas, frecuencia variable y distorsión armónica. Las perturbaciones mencionadas anteriormente, originan de por sí una mala calidad de la energía eléctrica. Los sistemas eléctricos

tienen dos fuentes principales de perturbaciones, los externos e internos al Sistema Eléctrico. Las principales perturbaciones de origen externos son producidas por efectos atmosféricos como las descargas eléctricas (rayos) en las líneas de distribución eléctrica, por contactos incidentales entre dos líneas de tensión eléctricas, deficiencias en la generación y sistema de distribución de la energía eléctrica etc.

Los disturbios de orígenes internos son producidos por dispositivos de conexión y desconexión como disyuntores, interruptores, dispositivos de conmutación electrónica (drivers, Plc, computadoras, etc.), arranque de motores, entre otros. A través del desarrollo del presente trabajo, la calidad de la energía eléctrica será tomada en cuenta como una variable de suma importancia en el desarrollo del algoritmo para la gestión del autoconsumo energético a nivel doméstico. A continuación, se van a repasar una serie de conceptos básicos, referentes a los parámetros fundamentales de la energía eléctrica que se van a utilizar a lo largo del presente trabajo

1.1.3 Carga y corriente eléctrica

La carga es una característica de origen eléctrico de las partículas atómicas de la materia, donde cada átomo contiene electrones, protones y neutrones. El flujo de la carga eléctrica se mueve de un punto inicial a uno final, dependiendo si la carga es positiva o negativa. Además, este flujo se transforma en otra forma de energía; cabe mencionar, que el movimiento de las cargas en el transcurso del tiempo crea una corriente eléctrica, la cual puede ser medida en amperios (CHARLES K., Alexander 2006).

1.1.4 Potencia y energía.

Por lo general, las variables básicas de un circuito eléctrico son el voltaje, la corriente y la carga. Sin embargo, no suelen ser parámetros suficientes de un dispositivo. Otro de los términos conocidos, es la potencia, no es más que la variación de la energía absorbida o entregada en función del tiempo. Además, se lo puede definir como la resultante entre el producto del voltaje y la corriente eléctrica. Por último, existen tres tipos de potencias: real, reactiva y aparente (CHARLES K., Alexander 2006).

1.1.5 Factor de potencia.

El valor del factor de potencia se define a la razón entre la potencia real medida en vatios y aparente expresada en voltio-amperios. Además, puede ser determinado mediante el coseno del ángulo de la

impedancia de la carga o el desfaseamiento entre las señales de voltaje y corriente (CHARLES K., Alexander 2006). El factor de potencia es un indicador de la eficiencia energética, cuantifica cuanta potencia que genera trabajo es entregada a una carga. Lo ideal es tener un factor de potencia próximo a la unidad, lo cual es propio de cargas de tipo resistivas. Los factores de potencia menores a la unidad indican la presencia de energía reactiva que no genera trabajo circulando por el circuito. Estos valores son propios de cargas inductivas como motores y transformadores. Para la compensación del factor de potencia se suele usar capacitores en paralelo a la carga a fin de que disminuyan el efecto de las cargas inductivas. Todo lo anterior se puede resumir a través del “Triángulo de Potencias”. Ver figura 1-1.

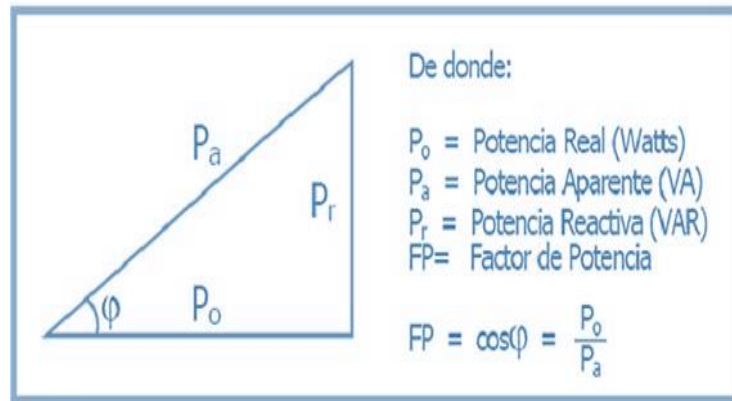


Figura 1-1: Triángulo de Potencias

Fuente: (CHARLES K., Alexander 2006)

1.2 Autoconsumo energético.

El autoconsumo energético, como su nombre lo indica, se refiere al consumo de energía en el interior de una instalación eléctrica, ya sea a nivel industrial, comercial o doméstica, mediante un sistema de generación eléctrica renovable, esta puede o no estar conectada a la red eléctrica de la empresa distribuidora.

De manera formal el autoconsumo energético se puede definir como la producción y consumo de electricidad a través de una fuente de generación eléctrica instalada en el interior de la red de un consumidor o a través de una línea directa de energía eléctrica asociadas a un consumidor (IDAE 2021). Este planteamiento permite a los consumidores producir de manera total o parcial la electricidad que usan en sus electrodomésticos.

Las fuentes de energía eléctrica autónoma son denominadas sistemas de autoconsumo, entre ellas encontramos las instalaciones de paneles solares fotovoltaicos y las instalaciones mini eólicas. En general, los sistemas de autoconsumo se clasifican por su conexión en: aislados o con conexión a la red, según estén o no sincronizados a la red de distribución eléctrica.

Entre las ventajas del autoconsumo energético se tienen las siguientes(AEC 2019):

- Reducción de la dependencia de las compañías eléctricas nacionales o internacionales.
- La energía fotovoltaicos es renovable, inagotable, y muy respetuosa con el medioambiente al utilizar la energía proveniente del sol.
- Se reduce la demanda de uso de la red de distribución nacional, por lo que se reduce la inversión en el mantenimiento de la red o en la construcción de nuevas redes minimizando el impacto de las instalaciones eléctricas en el entorno. Además, se reduce las pérdidas de energía debidas al transporte de la electricidad a través de la red.
- Se evitan problemas para abastecer de energía en los horarios de máxima demanda, o en los momentos que ocurran cortes de electricidad y caídas de tensión.

Un sistema de generación fotovoltaico a nivel doméstico que es donde se centrara este trabajo, es un conjunto de varios equipos que permiten que la energía solar se convierta en energía eléctrica que se pueda utilizar, de manera eficiente y con energía de calidad. Este sistema está integrado por:

- Paneles solares o fotovoltaicos.
- Batería y/o acumulador.
- Regulador de carga (convertidor DC/DC).
- Inversor (convertidor DC/AC).

1.2.1 Paneles solares o fotovoltaicos

Un panel fotovoltaico es un tipo de panel solar diseñado para el aprovechamiento de la energía fotovoltaica proveniente del sol. Su función es transformar la energía solar en electricidad. Como su nombre lo indica, el panel fotovoltaico es un conjunto de celdas conectadas en serie y/o paralelos, capaces de formar módulos de energía eléctrica continua(CARTA, J 2009). Además, cada celda puede ser de material policristalino, monocristalino y de silicio amorfo, tal como se indica en la figura 2-1.

Cada célula solar que forma un panel sólo es capaz de generar una tensión de unas décimas de voltio (entre -0.5 y 0.5 V) y una potencia máxima de 1 o 2 Watts,(CHARLES K., Alexander

2006). Por tanto, para mejorar las características del arreglo es necesario conectar en serie y en paralelo varias células (que se comportan como pequeñas fuentes de corriente continua) para conseguir tensiones aceptadas en muchas aplicaciones. Las placas fotovoltaicas suelen tener entre 20 y 40 células solares y entre todas generan energía eléctrica en forma de corriente DC o continua. Dependiendo del fabricante, los voltajes normalizados de los paneles solares pueden ser de 12, 24, 37, o 48 Voltios DC. La elección de cada nivel de voltaje generado se realiza a criterio del diseñador de la instalación fotovoltaica y debe ser mayor o igual al voltaje de carga de las baterías del sistema.

La placa fotovoltaica tiene un diseño robusto con una vida útil de 25 años y es adaptada para soportar condiciones climáticas fuertes que se dan al aire libre, así pueden formar parte del revestimiento externo de la estructura a la que se quiera implementar este sistema. Su construcción se realiza a base de resina, en donde se encapsulan las células, luego se colocan entre dos láminas, la superior de vidrio y la posterior de plástico o vidrio, que en conjunto forman el módulo fotovoltaico.

Los materiales típicos de las células solares son el silicio cristalino (c-Si) y el arseniuro de galio (GaAs). Siendo los cristales de arseniuro de galio los más usados para aplicaciones fotovoltaicas, y los cristales de silicio para la industria solar y la microelectrónica.

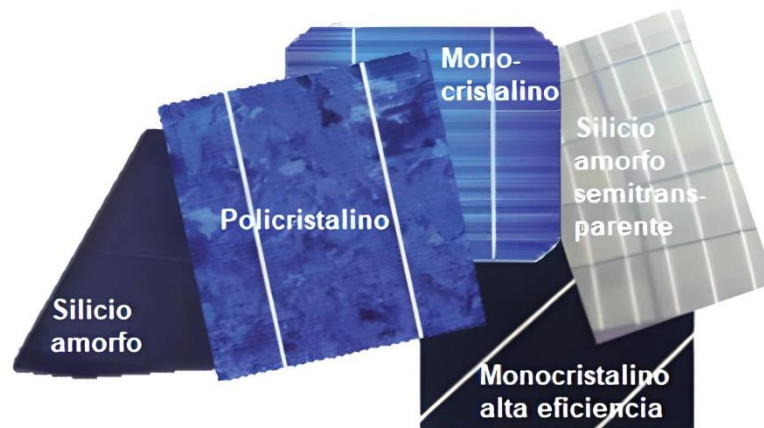


Figura 2-1: Paneles fotovoltaicos.

Fuente:(CHARLES K., Alexander 2006)

A modo orientativo, y para el caso de estudio, en donde involucra el diseño de un sistema fotovoltaico para una residencia doméstica promedio, se suele necesitar una instalación de paneles solares que generen una potencia de 3kW.

Eso quiere decir, que, si se usan placas solares de 330W, se necesitan unas 10 unidades en la instalación de energía solar para autoconsumo fotovoltaico. Quedará de parte del diseñador de dicho sistema realizar los cálculos correspondientes de carga para la vivienda y determinar así el número de celdas solares, tomando en cuenta un crecimiento a futuro de la carga que tendrá esta.

1.2.2 Baterías

La batería también denominada acumuladora tiene como función el almacenamiento de la energía eléctrica; en este caso proveniente de las celdas fotovoltaicas cuando han recibido la radiación solar. Existen dos tipos de acumuladores, estacionarios o fijos, es decir, que no cambian de posición cuyas corrientes son permanentes y de arranque como las baterías en los vehículos. Acorde al sistema de generación fotovoltaica, se dispone de varios tipos de baterías según su composición: plomo-ácido, plomo-antimonio, plomo-calcio, ciclo profundo gelatinosa, níquel-cadmio, níquel-hidruro metálico, herméticas y monoblock,(CHARLES K., Alexander 2006). Ver figura 3-1.



Figura 3-1: Baterías.

Fuente: (AUTOSOLAR ENERGÍA Y SERVICIOS 2021)

1.2.3 Convertidor DC/AC.

El convertidor DC/AC, comúnmente denominado inversor es un equipo capaz de convertir la corriente directa en alterna, este dispositivo es necesario para alimentar la mayoría de los elementos que operan con energía alterna en una instalación eléctrica, ya sea industrial y/o doméstica como va

a ser en nuestro caso de estudio. El circuito de control del inversor tiene como función mantener la frecuencia y tensión de salida de los márgenes establecidos, limitar la corriente de salida ante una sobrecarga y sincronización a la red eléctrica(TOBAJAS 2018).

1.2.4 Reguladores

En un sistema fotovoltaico, los convertidores DC/DC también denominado reguladores de carga, tiene como función controlar el flujo de energía DC proveniente de paneles fotovoltaicos o del acumulador de energía; manteniéndola constante ante diferentes requerimientos de corriente, tal como se indica en la Figura 4-1. Es decir, tiene la función de obtener una señal regulada DC partiendo de una entrada no regulada DC. Además, existen diversos conversores usados para cumplir con el propósito de regulación tales como: reductores, elevadores, reductor/elevador, Cuk, de puente completo, etc(MOHAN, Ned y ROBBINS, William 2009).

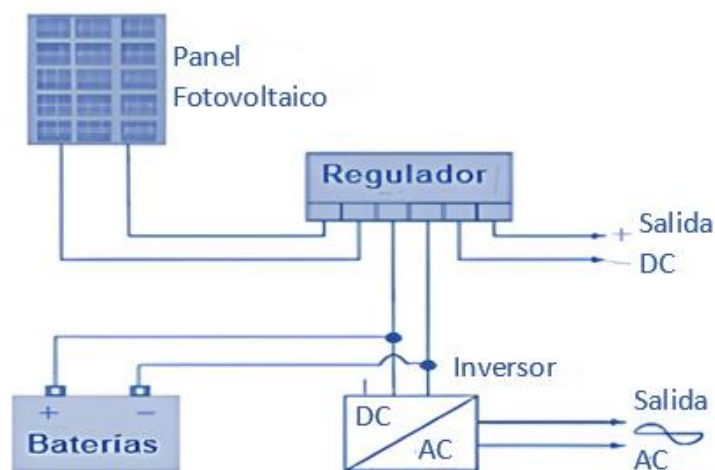


Figura 4-1: Regulador de carga

Fuente:(TOBAJAS 2018)

1.3 Gestión energética.

Se denomina gestión energética al desarrollo e implantación de sistemas que tiene como propósito, la optimización de la energía eléctrica sin reducir el nivel de prestaciones. Por consiguiente, se mejora la calidad y seguridad del sistema eléctrico(AEC 2019). Se aplica tanto para consumidores a nivel industrial, comercial y en los últimos años a nivel doméstico. Se entiende entonces que la Eficiencia

Energética mide la relación existente entre la producción de un producto, servicio o bien, y el gasto de energía necesario para producirlo.

La gestión energética incluye todas las acciones necesarias para mejorar esta relación. Intenta optimizar su uso de energía manteniendo los mismos beneficios y servicios, lo que se traduce en un consumo de energía más eficiente. El objetivo es obtener el mismo servicio o producto con menor consumo de energía y por lo tanto a un costo económico bajo.

Las empresas y viviendas domésticas que apuestan por la gestión energética maximizan el aprovechamiento de energía eléctrica manteniendo el alto nivel de prestaciones que requieren.

Los servicios de gestión energética (SGE), tienen la responsabilidad de diseñar la política energética dirigida a explotar el ahorro potencial que existe en todo tipo de consumo energético, obteniendo un rendimiento mayor, sin importar las necesidades energéticas o la topología de consumo. Los SGE se diseñan para rentabilizar el consumo industrial y el doméstico. Este trabajo de investigación estará enmarcado en el diseño de sistemas de autoconsumo energético a nivel doméstico, en especial el fotovoltaico, cuya gestión energética se realizará empleando algoritmos de predicción, todo esto simulándose a través de la herramienta de software Matlab.

1.4 Control predictivo basado en modelo o MPC.

El control predictivo basado en modelo (*Model Based Predictive Control* – MBPC o simplemente MPC) es una metodología de regulación que pertenece a la teoría de control basada en el uso del modelo del proceso para la obtención de señales de control adecuadas. La aplicación de esta estructura de control puede estar dirigida a sistemas de tipo SISO (Una entrada y una salida) y MIMO (Múltiples entradas y múltiples salidas), o la combinación entre ellas. Su funcionamiento se basa en predecir las salidas futuras de la planta y con base en ello optimizar las acciones de control futuras que minimicen el error de seguimiento y que hagan llegar la respuesta del proceso a su referencia en el menor tiempo posible. El control predictivo resulta de la integración de toda una familia de métodos de control tales como, el control óptimo, el control de procesos con retardos de tiempo, el control de procesos multivariables, etc., por lo cual no es una estrategia de control independiente. Esto se deriva en un desarrollo importante en cuanto a la teoría de los algoritmos MPC llevados a cabo por la comunidad

científica y académica. Su aplicación no solo abarca el sector industrial, últimamente se ha visto usado a nivel doméstico en lo referente al consumo energético.

El control MPC tiene la capacidad de integrar múltiples variables de control a fin de predecir el comportamiento a futuro de las variables que conforma el sistema (SENDOYA, Diego Fernando 2013). Además, utiliza modelos lineales, ruido y perturbaciones para predecir las salidas futuras y estimar el estado del controlador, tal como se indica en la Figura 5-1. El control predictivo necesita de un mecanismo interno encargado de la optimización de la acción de control, para elegir la óptima dentro de una ventana u horizonte de predicción, la misma que debe respetar las restricciones y pesos establecidas por el ingeniero de control.

El MPC realiza la predicción del comportamiento dinámico en tiempo real del proceso industrial de una planta en base a un modelo interno que se ajusta al comportamiento verdadero; es por eso que la obtención del modelo es crítica para lograr conseguir buenas predicciones del proceso. Gracias a que los controladores MPC permiten incluir en su acción de control las restricciones físicas y de seguridad del proceso, han tenido una buena acogida en industrias químicas y petroleras.

El MPC se desarrolla en el marco de controladores óptimos, es decir, sus acciones responden a un criterio de optimización. El criterio por optimizar, también denominada función de coste está relacionado con el comportamiento futuro del sistema, entre las diferentes acciones de control posibles se busca la que menor le “cueste” al sistema en alcanzar un punto de consigna. El intervalo de tiempo futuro que se considera para la predicción se denomina horizonte de predicción y el intervalo de tiempo futuro que se considera para la optimización de la señal de control se denomina horizonte de control.

Dado que el comportamiento futuro del sistema depende de las acciones de control que se aplican al sistema, las cuales se derivan de los criterios de optimización de los resultados predichos por el modelo a lo largo del horizonte de predicción, es necesario añadir cierta robustez en referencia a la precisión del modelo. Así, nace la necesidad de incluir controladores MPC adaptativos, de ganancia programada o no lineales, en los que el modelo del sistema se ajusta de acuerdo con los puntos de operación de la planta, o a su vez son de utilidad en sistemas con alta no linealidad, donde los modelos lineales dejan de funcionar.

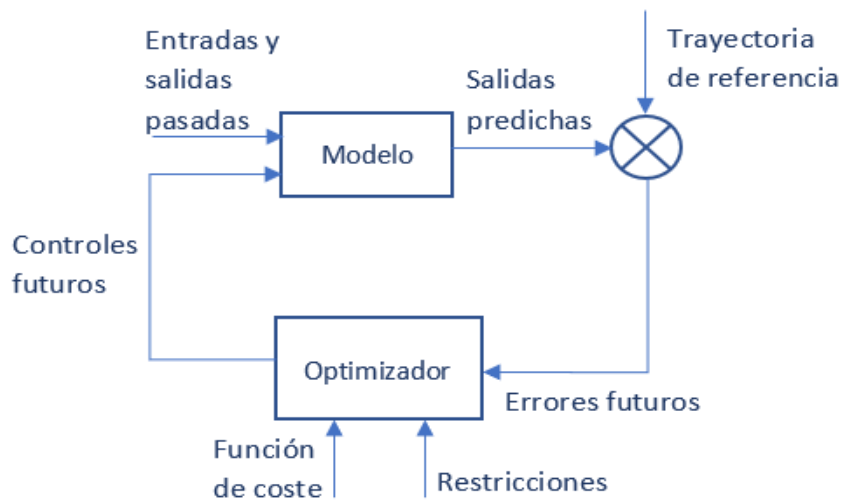


Figura 5-1: Estructura básica del bloque MPC

Fuente:(SENDOYA, Diego Fernando 2013)

Estas propiedades de los controladores MPC abren paso a un amplio escenario de investigación, correspondiente a la obtención de distintos tipos de modelos de predicción lineales o no lineales, mono variables o multi variables, y la consideración de restricciones sobre las señales del sistema que son incorporadas en el propio diseño del controlador. Las restricciones se relacionan a límites físicos o mecánicos de los actuadores del sistema, en cuanto a su rango de variación y velocidad admisible.

Aunque los algoritmos MPC han sido originariamente orientados al mundo de la industria, ha sido la comunidad investigadora la que ha adaptado y dado soporte teórico a otros campos de investigación como la robótica y la gestión energética. Ahora, el MPC ya no es de uso exclusivo en la industria, este se ha trasladado incluso hasta los hogares, a través de la domótica u hogares inteligentes, industria aeronáutica, automotriz, control de tráfico terrestre y aéreo etc.

Para entender el comportamiento de un algoritmo MPC, Mathworks realiza una analogía entre la estrategia de control predictivo y la estrategia que se utiliza un conductor al manejar un automóvil: el conductor conoce la trayectoria de referencia deseada en el futuro inmediato. Y en base a las características del automóvil (modelo mental del automóvil) decide qué acción de control tomar (aceleración, frenado, giro del volante, cambio de marchas), en tiempo real y constante para seguir la trayectoria deseada.

Así, sólo se aplica la primera acción de control calculada mentalmente por el conductor en cada instante de tiempo y el procedimiento se repite en los sucesivos instantes futuros. Si la acción fuese realizada tomando en cuenta un esquema de control clásico como PID, se utilizan sólo las señales pasadas para determinar la nueva acción de control. Lo cual sería como conducir el automóvil solo utilizando el espejo retrovisor, sin tomar en cuenta las acciones futuras, y es ahí, donde interviene el modelo en estudio, que predice acciones de control futuras, tal como se muestra en la figura 6-1.

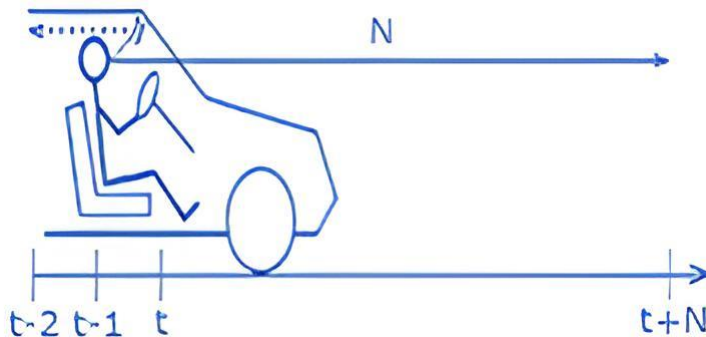


Figura 6-1: Analogía del modelo MPC con la conducción de un automóvil

Fuente:(SENDOYA, Diego Fernando 2013)

1.4.1 Antecedentes y evolución del MPC

En 1942 Wiener propone el concepto de la predicción basada en modelo, luego de varios años de investigación acerca del control óptimo para esquemas de regulación a lazo cerrado. Hasta entonces no existía un desarrollo matemático ni de implementación para dar solución a los conceptos de predicción y optimización, producto de un bajo desarrollo computacional. Es así como en 1950 se desarrolla el Principio Máximo de Pontryagin, que da solución a los problemas del control predictivo basado en modelo. Dicho principio encuentra la mejor secuencia de control que lleva un sistema dinámico de un estado a otro, dadas ciertas restricciones del sistema.

En la década de los 60 Propoi introduce el concepto de horizonte deslizante finito. El cuál es la base fundamental de la formulación del esquema de control predictivo. El concepto propone que el horizonte de predicción se mueva y se actualice cada instante de tiempo, de tal manera que para cada intervalo de tiempo las predicciones a realizar tomen en cuenta las acciones anteriores y el estado actual del sistema. Este concepto requiere un alto coste computacional, y es la razón principal que no fue implementado el año de su formulación. Ahora con un gran avance en la tecnología de computadores, estos criterios son fácilmente llevados a cabo.

La primera implementación de un algoritmo MPC fue realizada por Richalet et al. (1978), denominado como *Model Predictive Heuristic Control* (MPHC) o también llamado *Model Algorithmic Control* (MAC), su objetivo era regular una unidad de destilación de petróleo crudo con el software fue denominado IDCOM HIECON. Por otra parte, Sánchez en 1974-1976 introduce y patenta otra metodología básica de control predictivo en la que ya se considera la optimización de una señal de control, usando el horizonte de predicción y el horizonte de control para predecir la respuesta del modelo y la acción de control, con lo que unifica la idea de MPC con conceptos de control adaptativo. A principios de los años 70; ingenieros de la corporación Shell Oil Co. (Houston, Texas), desarrollaron una tecnología MPC inicial, y con el estudio de Cuttler y Ramaker se obtiene un algoritmo de control multivariable sin restricciones denominado *Dynamic Matrix Control* (DMC)", los resultados fueron publicados en la conferencia "American Institute of Chemical Engineering (AIChE)" de 1979 y en la "Joint Automatic Control Conference" de 1980. En este último año Prett y Gillette presentan al público un artículo sobre los algoritmos DMC aplicados a una Unidad de Craqueamiento Catalítico (FCCU) reactor/generador.

Diez años después en 1986 García y Morshedi realizan una reformulación del control DMC, con la que permiten la inclusión de restricciones en las entradas y las salidas, logrando simplificar el problema de optimización y reduciendo el esfuerzo computacional, formulación que denominan *Quadratic Dynamic Matrix Control* (QDMC) en relación con la reescritura de la función objetivo a la forma de programación cuadrática (con la que se resuelve problemas de optimización mediante el uso de funciones cuadráticas multi variables y restricciones lineales).

Posteriormente, se trató de unificar la técnica MPC con la teoría de control clásico, la primera tentativa hecha por García y Morari (1982), propuso el *Internal Model Control* (IMC), como estructura modelo de los esquemas MPC. Con la que se puede realizar el análisis de las características en cuanto a estabilidad, robustez y desempeño del controlador MPC.

La segunda tentativa desarrolla la idea de MPC en unión al control adaptativo para aplicaciones en sistemas SISO. Como resultado se obtiene los esquemas *Predictor Based Self Movement Control*, el *Extended Horizont Adaptive Control* (EHAC), el *Extended Prediction Self Adaptive Control* (EPSAC), y el Controlador Predictivo Generalizado (GPC).

En la tercera fase de desarrollo de métodos de control adaptativos se trataron temas referentes a la estabilidad y robustez de los esquemas MPC, así nace los controladores predictivos como *Multistep Multivariable Adaptive Control* (MUSMAR), *Multipredictor Receding Horizon Adaptive Control* (MURHAC), *Predictive Functional Control* (PFC), y *Unified Predictive Control* (UPC).

Finalmente, en 1994 la teoría de controladores MPC se extiende en el contexto de la teoría de espacio de estados. Logrando la generalización a casos más complejos que contienen perturbaciones estocásticas y ruido en las variables de estado medidas. Los conceptos de estabilidad, desempeño y robustez se evaluaron de acuerdo con los polos del regulador

1.4.2 Características y elementos que conforman un sistema de control MPC.

El modelo MPC, descrito anteriormente, ver figura 6-1, está conformado por una serie de bloques funcionales, (SENDOYA, Diego Fernando 2013) que se describen a continuación:

1.4.2.1 Modelo de predicción.

Es un modelo matemático de naturaleza lineal o no lineal que describe el comportamiento del sistema analizado. Los modelos pueden ser descritos en tiempo continuo o tiempo discreto. Aunque de preferencia se usa el modelo discreto puesto que la naturaleza de los computadores donde son implementados también tiene un comportamiento de tipo discreto, así, se facilita su aplicación. Además, cabe resaltar que para sistemas de tipo SISO el modelado mediante funciones de transferencia es más que suficiente, pero en el caso de trabajar con procesos de múltiples entradas y múltiples salidas; es más común la representación en el espacio de estados.

Adicionalmente, en el caso de sistemas lineales, no hay mucha complejidad en cuanto a las consideraciones de la zona de trabajo del proceso. Pero en aplicaciones no lineales necesariamente se debe tomar en cuenta el punto de equilibrio donde va a estar trabajando el proceso, los modelos se obtienen alrededor de dicho punto. Ahora, para sistemas no lineales se suele realizar modelados en tiempo real en cada punto de operación (adaptativo) para actualizar los parámetros del controlador en todos los puntos de operación en el que se encuentre la planta.

Con este punto en cuenta, el modelo de predicción considerado que depende de la dinámica y del valor de las entradas del sistema tiene la forma:

Ecuación 1-1: Ecuación del modelo no lineal en un punto cualquiera

$$x(k + 1) = f(x(k), u(k))$$

Siendo $x(k)$ el estado y $u(k)$ las actuaciones sobre el sistema en el instante k .

En el caso en que el sistema presente incertidumbres o perturbaciones medibles, pueden ser incluidas en el modelo de predicción. Obteniendo de esta manera, un modelo que abarque toda la dinámica interna y externa del proceso.

1.4.2.2 *Función de coste.*

Es la función utilizada por el optimizador del MPC que expresa un valor numérico positivo asociado al “coste” de llevar el proceso de un estado a otro dentro del horizonte de predicción. El resultado de la función de coste depende del estado actual del sistema $x(k)$ y de la secuencia de N señales de control que se aplican al sistema dentro del horizonte de predicción. Usualmente se considera constante la señal de control tras el horizonte de control debido a que solo las primeras señales son las que afectan el comportamiento del sistema, las siguientes secuencias de control no se relacionan con cambios significativos en la respuesta del proceso.

1.4.2.3 *Restricción.*

Son útiles para describir los límites físicos y de operación del sistema. Los límites físicos hacen referencia al rango en el que un actuador puede variar, por ejemplo, una válvula de regulación puede tomar valores de apertura de 0 a 100%, los valores fuera de este rango no tienen sentido físico por lo que las señales de control deben saturarse dentro de este rango. Las restricciones de operación refieren a los límites dónde la operación del sistema es seguro o donde la operación no conlleve gastos costosos al sistema. Estas restricciones se expresan como conjuntos X y U cerrados y acotados, relacionados a las salidas del sistema y las señales de control respectivamente, en los cuales se operan los estados del sistema y las actuaciones en cada instante de tiempo, de forma que se cumpla: $x(k) \in X \forall k, u(k) \in U \forall k$.

1.4.2.4 Optimización.

El optimizador debe escoger la señal de control de mínimo coste que lleve el sistema de un punto de operación a otro, el problema que debe resolver el controlador MPC en cada instante es:

Ecuación 2-1: Ecuación de coste para tiempos futuros

$$\begin{cases} u(k + j|k) \in U \text{ para } j = 0, 1, \dots, N_c - 1 \\ x(k + j|k) \in X \text{ para } j = 0, 1, \dots, N_p - 1 \\ x(k + j|k) = f(k + j|k, u(k + j|k)) \text{ para } j = 0, 1, \dots, N_p - 1 \\ u(k + j|k) = u(k + j - 1|k) \text{ para } j = N_c, N_c + 1, \dots, N_p - 1 \end{cases}$$

Para la solución del problema de optimización se toma en cuenta las señales de control que se aplicarán a lo largo del horizonte de control y los valores del estado del sistema a lo largo del horizonte de predicción. Una vez obtenida la solución, al proceso se aplica solo la actuación obtenida para el siguiente instante de tiempo, posteriormente se vuelve a resolver el problema en el siguiente periodo $u(k|k)$ de muestreo para obtener las siguientes señales de control.

El desarrollo matemático y la demostración de las ecuaciones anteriores escapan a los objetivos de este trabajo, dado lo extenso y complejo que son. Se deja al lector verificar dicho desarrollo en las referencias bibliográficas en lo referente a los espacios de estado.

1.4.3 Tipos de algoritmos inteligentes utilizados en el modelo MPC

Dentro de la categoría de controladores MPC existen variedad de esquemas, cada uno de diferente complejidad, potencia y coste computacional. Los avances de la teoría de controladores predictivos facilitan la sintonización del controlador, asegurando la estabilidad del sistema a lazo cerrado y mejorando la eficiencia de las acciones de control.

A continuación, se menciona las principales características de las variantes más populares de controladores MPC. Estos algoritmos son: el DMC, MAC, GPC y NMPC.

1.4.3.1 El controlador DMC (Dynamic Matrix Control).

Fue uno de los primeros controladores MPC desarrollados, se basa en la obtención del modelo lineal del sistema al hacer variaciones de la variable manipulada, se puede incluir el modelo de las

perturbaciones medibles. Toma en cuenta los N_p primeros términos del horizonte de predicción, asumiendo que el proceso es estable sin integradores. El horizonte de control debe cumplir $N_c \leq N_p$. Con esto el controlador puede encontrar la señal de control adecuada para llevar al sistema a su referencia. El desarrollo matemático y la demostración de los algoritmos escapan a los objetivos de este trabajo, dado lo extenso y complejo que son. Se deja al lector verificar dicho desarrollo en las referencias bibliográficas.

1.4.3.2 *El controlador MAC (Model Alghoritmik Control).*

Conocido también como MPHC (*Model Predictive Heuristic Control*), está basado en el esquema anterior, pero incluye principios heurísticos en su funcionamiento, se diferencia por lo siguiente:

- a) El modelado del proceso se realiza a través de la aplicación de un impulso en la variable manipulada, es válido sólo para procesos estables con período de muestreo y amplitudes de impulso iguales y constantes.
- b) Tiene tantas señales de control como salidas futuras al no tener en cuenta el horizonte de control.
- c) La función objetivo a minimizar se basa en la varianza del error entre la trayectoria deseada y la salida del sistema. Teniendo en cuenta que la trayectoria deseada tiene la forma de una función de transferencia de primer orden.
- d) En la sintonización no se toma en cuenta el horizonte de predicción N_p .
- e) Las variables de control son computadas de manera heurística, al igual que el procedimiento de identificación del sistema.

1.4.3.3 *El Controlador GPC (Generalizad Predictive Control).*

El GPC es el algoritmo MPC más usado en la teoría de control. Su aplicación se ha extendido a diferentes procesos lineales o no lineales de tipo SISO o MIMO. El GPC calcula básicamente una secuencia futura de señales de control tal que minimice la función objetivo definida para un determinado horizonte de predicción. El criterio de optimización mide el error presente entre la salida predicha del sistema y la secuencia de referencia predicha sobre el mismo horizonte, y mediante el uso de funciones de cuadráticas de cálculo de distancia mejora la esperanza matemática de la señal de control.

La diferencia de las anteriores versiones de algoritmos MPC es la inclusión de una solución analítica al problema de optimización y de poder puede manipular plantas inestables o de fase no-mínima.

La ley de control al igual que todo controlador es manipular las entradas del sistema para obtener las salidas futuras deseadas de la planta, en el menor tiempo posible, utilizando el concepto del horizonte de predicción desplazado para el futuro de cada instante. La ley de control sigue los siguientes pasos:

- Se calcula la secuencia de trayectoria de referencia futura.
- Se genera el conjunto de salidas predichas en base al modelo de predicción, además se calcula los correspondientes errores del proceso
- Se optimiza una función cuadrática apropiada que tome en cuenta el error futuro y el desvío de control, asumiendo que después del horizonte de control los futuros incrementos en el control son nulos ya que inciden mínimamente en el sistema.
- Se aplica el primer elemento de la secuencia de control y los cálculos son repetidos nuevamente para el siguiente intervalo de muestreo.

1.4.3.4 MPC no lineal NMPC

La mayoría de las aplicaciones de controladores MPC se desarrollan en base a modelos lineales de los sistemas. Principalmente debido a su diseño sencillo (LARA, José M Vargas 2020) . A pesar de que la mayoría de los procesos industriales son no lineales, pueden ser linealizados alrededor de un punto de operación, facilitando el procesamiento computacional. Sin embargo, hay sistemas con alta interacción de no linealidades que no pueden ser simplificadas, dificultando el diseño de controladores MPC. A esto se atribuye el desarrollo de la matemática de los esquemas de control predictivo basado en modelos no lineales con lo que se trata de resolver la siguiente problemática:

- Control regulatorio de procesos altamente no lineales cuya salida cambia a pesar de aplicar un mismo valor de señal de control. O en los casos en que cualquier variación de cierto tipo lleve al sistema completo a la inestabilidad.
- Aplicaciones de tipo servo control (control de posición, velocidad y ángulo de motores), donde el objetivo es seguir un punto de operación que cambia rápidamente en el tiempo.

1.4.4 Estrategias para el diseño de un bloque funcional MPC

La notación matemática que será utilizada a lo largo de la explicación para la implementación de un bloque MPC se describe a continuación:

- t representa el índice del tiempo discreto ($t = 1, 2, \dots$).
- $u(t)$ representa la entrada del proceso (Variable manipulada).
- $y(t)$ representa la salida del proceso (Variable controlada).
- $w(t)$ representa el punto de operación (Set – point).
- $u(t + k|t)$: representa los valores futuros de la entrada, calculados en el tiempo .
- $y(t + k|t)$: representa los valores futuros de la salida con base en:
- $t: \{y(t), y(t - 1), \dots, u(t - 1), u(t - 2), \dots\}$ Mediciones disponibles en el instante t
- $t: \{u(t), u(t + 1|t), u(t - 1), u(t - 2), \dots\}$ Valores futuros

En la figura 7-1 se muestra la interpretación gráfica de dicho proceso, y todas las variables ya descritas que intervienen en este con su respectiva explicación, de modo que el lector esté más familiarizado a la hora de diseñar un bloque MPC.

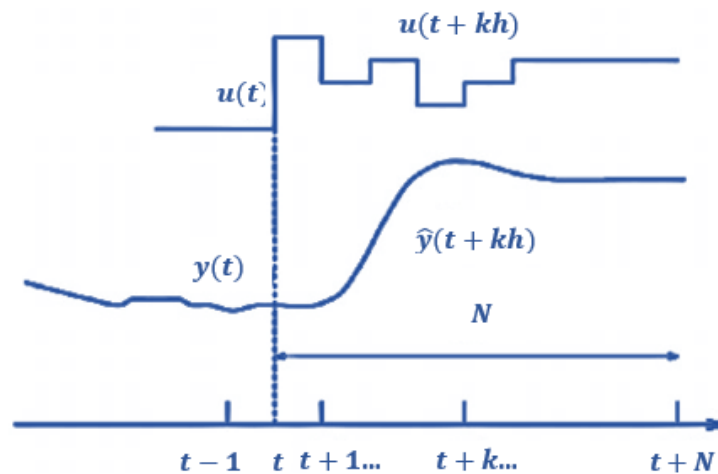


Figura 7-1: Interpretación gráfica para un diseño MPC

Fuente:(SENDOYA, Diego Fernando 2013)

En el siguiente apartado se enumera los pasos típicos a seguir para el diseño e implementación de un modelo MPC, de manera general para describir determinados procesos.

- A cada instante de tiempo “actual” t , se predice la salida del proceso $y(t+k)$ en base al modelo del sistema, sobre un horizonte de predicción $k=1, \dots, N$. $y(t+k)$ que indica los valores futuros que toma la planta. Esta predicción depende de las señales de control y respuestas pasadas,

así como también de las acciones de control que se aplicarán desde el instante actual en adelante $\{u(t+k|t) \ k=0, \dots, N-1\}$.

- b) Sobre el mismo horizonte de predicción $r(t|t) = y(t)$ se define una trayectoria de referencia $\{r(t+k|t), k=0, \dots, N-1\}$ que hace llegar al sistema a su nivel de referencia. Si el sistema presenta retardos de tiempo, este se toma en cuenta para definir la trayectoria de referencia.
- c) Se calcula el vector de señales de control $\{u(t+k|t) \ k=0, \dots, N-1\}$ en el horizonte de control, que minimice la función de costo, en base a los errores de control predichos $\{[r(t+k|t) - y(t+k|t)], k=0, \dots, N\}$.
- d) Solo el primer elemento $u(t|t)$ del vector de señales de control optimizado $\{u(t+k|t) \ k=0, \dots, N-1\}$ se aplica al proceso real en el instante de tiempo actual. Los demás elementos del vector de control son despreciados y olvidados. El siguiente instante de tiempo se vuelve a seguir los pasos anteriores con nuevas mediciones de la salida $y(t+1)$. Con lo que se calcula una nueva entrada de control $u(t+1|t+1)$, la cual no necesariamente es igual a la calculada previamente $u(t+1|t)$, este concepto de desplazamiento y actualización de valores en el tiempo se conoce como horizonte deslizante.

En la Fig. 5-1, se presenta la estructura MPC que contienen todos los elementos necesarios para implementar el control predictivo basado en modelo. Tales como el modelo del proceso, el optimizados, la realimentación de valores anteriores, consideración de restricciones y pesos, etc.

Es evidente, que el funcionamiento correcto del controlador depende de la precisión del modelo del proceso usado. Puesto que en base a él se realizan las predicciones futuras del comportamiento dinámico de la salida. Se recomienda que el modelo sea lo suficientemente completo, pero no demasiado complejo, para no incrementar la carga computacional relacionada al proceso de predicción y optimización. Además, el optimizador encargado de encontrar el vector de control más adecuado para el proceso; que lo haga llegar a su punto de referencia; debe ser computado dependiendo de la linealidad del proceso. Así, para sistemas lineales se suele usar funciones de coste cuadráticas, pero para procesos no lineales se usan métodos numéricos de optimización para el fin. Obviamente, mientras más complejo sea el optimizador, más coste computacional tendrá el controlador.

1.4.5 Ventajas e inconvenientes del MPC.

Los controladores MPC presentan ventajas y desventajas frente a otros controladores, estas se enlistan a continuación.

Ventajas:

- Formulación en el dominio del tiempo continuo o discreto con alta flexibilidad. Su uso es para todo tipo de sistemas con un diseño intuitivo.
- Trata con éxito sistemas lineales y no lineales, mono variables y multivariantes, de tipo SISO o MIMO, con la misma formulación del controlador.
- La ley de control responde a criterios óptimos.
- Incorpora criterios de restricciones y prioridades de regulación en la síntesis del controlador.

Desventajas:

- Requiere de un modelo que describa de manera precisa la dinámica del sistema.
- Requiere un algoritmo de optimización, el cual solo es implementable en un computador.
- El uso de restricciones en el controlador no aseguraba la estabilidad del sistema. La sintonización del control se hacía de manera heurística a criterios del ingeniero de control.
- Resulta compleja la consideración de incertidumbres.

1.4.6 Nuevas tendencias en el desarrollo de algoritmos inteligentes para MPC.

Los avances referentes a los algoritmos predictivos basados en modelo se realizan de acuerdo con las desventajas que estos plantean. Así, se han desarrollados softwares computacionales que incorporen y faciliten la implementación de estos algoritmos de control. En este camino MathWorks tiene desarrollado la herramienta *Model Predictive Control Toolbox*, que incluye todos los elementos que forman un MPC, tal y como el modelado de sistemas, criterios de optimización, configuración de tiempos de muestreo, horizonte de control y predicción inclusión de restricciones, etc.

Otros avances incluyen y no se limitan al análisis y solución a los criterios de estabilidad, robustez y eficiencia de los controladores.

1.5 Control basado en reglas o rule-based control.

El control basado en reglas también denominado difuso emplea reglas para evaluar un sistema. Además, dispone de tres secciones, ver figura 8-1, como la fuzzificación el cual transforma un valor real a difuso, estos datos son ingresados a un bloque de reglas de acciones; luego pasa por un proceso de desfuzificador, a fin de generar una salida real(VASSILEVA 2004).

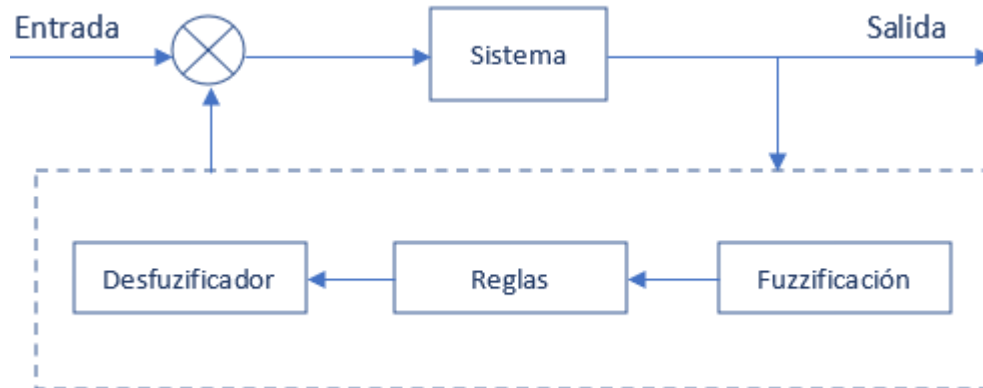


Figura 8-1: Control basado en reglas

Fuente:(VASSILEVA 2004)

El control de tipo *fuzzy* nace de la idea de incluir y aplicar los conocimientos de regulación de un operador de una planta en un controlador sintetizado. Un experto en un proceso puede determinar en base a los estados anteriores y actuales los posibles escenarios que ocurrirán al aplicar una determinada acción en el sistema. Por ejemplo, en un proceso de clasificación de personas en base a su altura y peso, es intuitivo determinar conjuntos de agrupación que dependen de los siguientes criterios. Una persona puede ser alta, mediana o pequeña si su altura se encuentra en rangos establecidos. Y a la vez una persona puede ser liviana, mediana y pesada de acuerdo con otros rangos de clasificación. En base a estas reglas y a funciones de inferencia el sistema puede determinar automáticamente en que grupo se encuentra una determinada persona.

Esta idea puede ser extendida a vario tipos de sistemas como el control de tráfico vehicular, regulación de procesos químicos y eléctricos, monitoreo de trámites bancarios, diagnóstico de enfermedades, en la robótica, etc.

La esencia de los controladores basados en reglas es la lógica clásica, las decisiones finales se toman en base a funciones de pertenencia, conectores lógicos Y, O, NO (and, or, not), y a funciones de inferencia que extrae conclusiones de acuerdo con la proposición lógica “Si premisa, entonces conclusión”

1.5.1 Ventajas y desventajas de los sistemas de control basado en reglas

Entre las ventajas de controladores *fuzzy*, se tiene:

- Encapsulan de manera lógica y natural el conocimiento explícito de los expertos en un proceso específico, el conocimiento determinado por el personal tiene la forma de "Si estamos en esta situación, entonces hacer esto"
- La generalización de reglas tiene una estructura uniforme e independiente una de otra ya que se determinan de conocimientos diferentes.
- La base del conocimiento es independiente de su procesamiento.
- Es capaz de trabajar con conocimiento incompleto e incertidumbres, aunque su estabilidad no está garantizada en estos casos.

Las desventajas principales son:

- La interacción entre las reglas es opaca, y es difícil conocer cuanto aporta cada regla en la estrategia de control total.
- Las etapas que sigue el controlador *fuzzy* hace que sea ineficiente en términos de tiempo. Puesto que se debe realizar la fuzzificación, aplicación de reglas y defuzzificación. Y en el caso de tener demasiadas reglas se atribuye un retardo en la estrategia de control debido al cómputo requerido para hacer estas acciones.
- Es un algoritmo basado en el conocimiento previo, por lo que no tiene la capacidad de aprender al no tener métodos para asimilar nuevos conocimientos que puedan ser aplicados posteriormente.

Hoy día los distintos algoritmos computacionales usados en los softwares para el modelado de controles del tipo predictivo MPC han incorporado a su bloque predictivo sistemas de control basados en reglas, algoritmos inteligentes con lógica difusa, IA entre otros.

1.6 Matlab en algoritmos de control MPC

MATLAB o Matrix Laboratory (laboratorio de matrices) es un software usado en ingeniería para el cómputo numérico en un entorno de desarrollo integrado (IDE). Cuenta con un lenguaje de programación propio denominado como lenguaje M. Está disponible para las plataformas Unix, Windows, macOS y GNU/Linux. Además, presenta la posibilidad de funcionar en línea en la página oficial de MathWorks; en el caso de que el usuario no cuente con la aplicación de escritorio(MathWorks 2021c).

Las prestaciones básicas que ofrece el software están: la manipulación de datos de manera matricial, representación automática de datos, creación de funciones definidas por el usuario, uso de funciones que vienen por defecto con el software destinadas a diferentes aplicaciones, permite la creación de interfaces de usuario GUI (actualmente se usa el desarrollo de interfaces por medio de appDesigner), la comunicación con otros softwares de ingeniería en otros lenguajes, permite trabajar con hardware externos. La herramienta más potente que ofrece MATLAB denominada Simulink (plataforma de simulación multidominio) permite la programación en bloques de sistemas y su simulación. Además, se pueden ampliar las capacidades funcionales de MATLAB con las cajas de herramientas (toolboxes); y las de Simulink con los paquetes de bloques (blocksets).

1.6.1 Herramientas para la simulación de algoritmos MPC.

La herramienta *Model Predictive Control Toolbox*TM proporciona a los usuarios una herramienta completa para el diseño, simulación e implementación de algoritmos MPC lineales, no lineales, adaptativos o de ganancia programada. Contempla funciones, una app de desarrollo y bloques de Simulink. La herramienta permite especificar modelos de plantas y perturbaciones mediante su herramienta de linealización o por medio del ingreso de funciones de transferencia, permite modificar los horizontes de control y predicción, restricciones y pesos. Tiene la capacidad de evaluar el rendimiento del controlador ejecutando simulaciones con realimentación o a bucle cerrado.

Esta herramienta proporciona solvers para la resolución de ecuaciones y algoritmos por diferentes métodos numéricos en tiempo continuo o discreto, además, tiene la capacidad de permitir al usuario definir su propio solver. Soporta la generación de código C y de texto estructurado IEC 61131-3 para su implementación en dispositivos o prototipos externos.

Matlab trae un entorno integrado de aplicaciones específicas para simular bloques MPC, tales como:

1.6.1.1 App MPCDesigner. (Aplicación para el diseño de bloques MPC).

Es una herramienta interactiva que permite diseñar controladores MPC tras la definición de un modelo de planta interno o mediante la linealización de un sistema externo, permite ajustar los horizontes, los pesos y las restricciones. Valida el rendimiento y eficiencia varios controladores mediante la inclusión de escenarios de simulación. Ver figura.9-1.

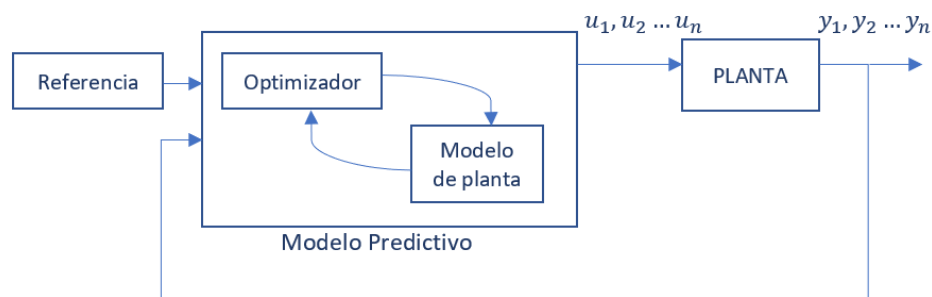


Figura 9-1: Bloque prediseñado MPC en simulink de Matlab.

Fuente: (MathWorks 2021b)

1.6.1.2 Bloques MPC usando simulink.

Adicionan a la paleta de bloques de Simulink los elementos necesarios para modelar y simular controladores MPC, el bloque *MPC Controller* y otros bloques prediseñados en este toolbox puede ser configurado según la necesidad del diseñador. Dicha herramienta permite recortar y linealizar un modelo de Simulink en un modelo interno de planta, el cual es lineal e invariable en el tiempo. Ver figura 9-1.

En resumen, los bloques MPC pueden realizar todo el trabajo que ofrece la aplicación MPCDesigner. Para concluir, las bondades que tiene el software Matlab son extensas, a la hora de diseñar bloques MPC de cualquier tipo y usando los algoritmos vistos.

Como ejemplos de aplicación de modelos predictivos, usando la herramienta SIMULINK de MATLAB, se muestra el diseño de bloques MPC, para un sistema de control de vuelo de un vehículo aéreo no tripulado o *drone*. Ver figura 10-1, así como la salida o respuesta del sistema a la entrada escalón, para observar cómo se comporta su estabilidad en vuelo. Ver gráfico.1-11.

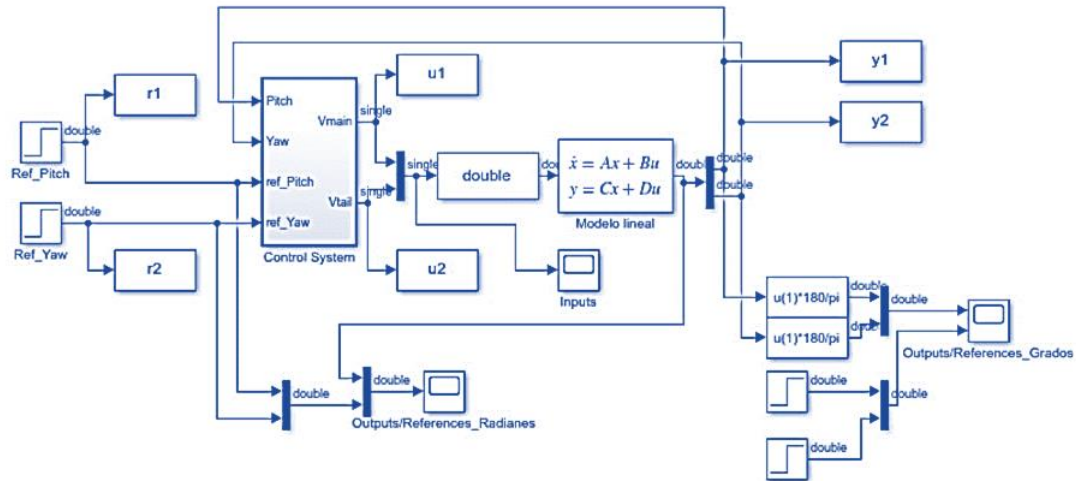


Figura 10-1: Implementación de algoritmos de control MPC en Simulink.

Fuente: (MathWorks 2021a)

1.6.2 Algoritmos MPC, para la gestión energética de usuarios prosumers.

Los usuarios *prosumers* que forman Microrredes (consiste en la conexión de generadores de energía eléctrica, dispositivos de almacenamiento de energía y cargas variables capaces de operar conectados a la red o en modo isla) deben estar en la capacidad de monitorear y controlar variables eléctricas críticas en el tiempo, tales como la frecuencia, el tipo de onda sinusoidal, la fase, el voltaje y sincronización en el caso de conexiones a la red pública. Además, deben asegurar la confiabilidad del sistema ante fallos, cambios de cargas, diferentes demandas, deben administrar bien sus fuentes de energía y no menos importante, maximizar la eficiencia del sistema y flexibilidad (entendiéndose como la habilidad de adaptar la generación eléctrica con los patrones de consumo, para mantener un balance entre las fuentes y las demandas, y así asegurar una operación estable y robusta). (TORRES, García et al. 2021)

Estas necesidades hacen que los algoritmos encargados de controlar el sistema eléctrico tengan características como: robustez, adaptabilidad, respuesta rápida, mantener un error mínimo, resiliencia. Lo cual es evidente si tenemos en cuenta que la aplicación no solo va dirigida para administrar un domicilio común, sino otras cargas críticas como hospitales o centros militares. Estos factores hacen que se investigue nuevos diseños inteligentes para sistemas de control, que hasta ahora se han basado en los tradicionales esquemas PID. Se introduce así, las reglas de control basadas en estrategias MPC para regular la producción energética y satisfacer la demanda.

Los algoritmos de control MPC han sido aplicados en sistemas de tipo Microrred que trabajan en modo isla o conectadas a la red donde sus objetivos principales son:

- Mantener la estabilidad del sistema y calidad de energía con varios dispositivos interconectados (paneles solares, baterías, generadores eólicos, etc.)
- Balancea los déficits de potencias activas y reactivas de los componentes de una Microrred en modo isla
- Equilibrar las potencias activas o reactivas no balanceadas que pueden afectar a la red principal en modo conectado.

La literatura propone controladores MPC en la regulación de voltaje y frecuencia. Nuevas investigaciones proponen nuevos esquemas de control que fusionan el predictor de Smith y la técnica MPC mejorando los tiempos de respuesta y reducen las oscilaciones.

Un ejemplo del uso del algoritmo de control MPC para usuarios *prosumers* muestra un sistema de distribución de energía eléctrica capaz de intercambiar la producción de energía entre diferentes usuarios *prosumers*, en donde, cada uno contiene una carga, una fuente de energía renovable y un sistema de almacenamiento de energía. (MPC for Optimized Energy Exchange between Two Renewable-Energy Prosumers, ,2019).

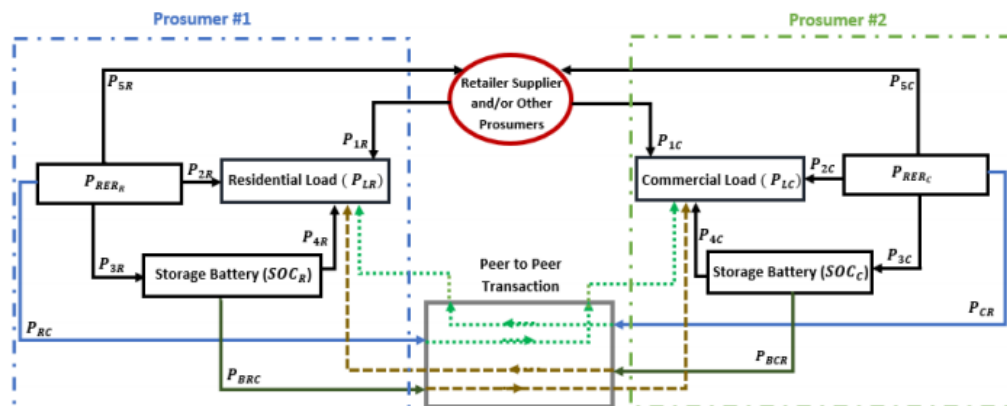


Figura 11-1: Conexión de una Microrred con usuarios prosumers.

Fuente: (ALDAOUAB, Ibrahim, DANIELS, Malcolm, ORDÓÑEZ, Raúl 2019)

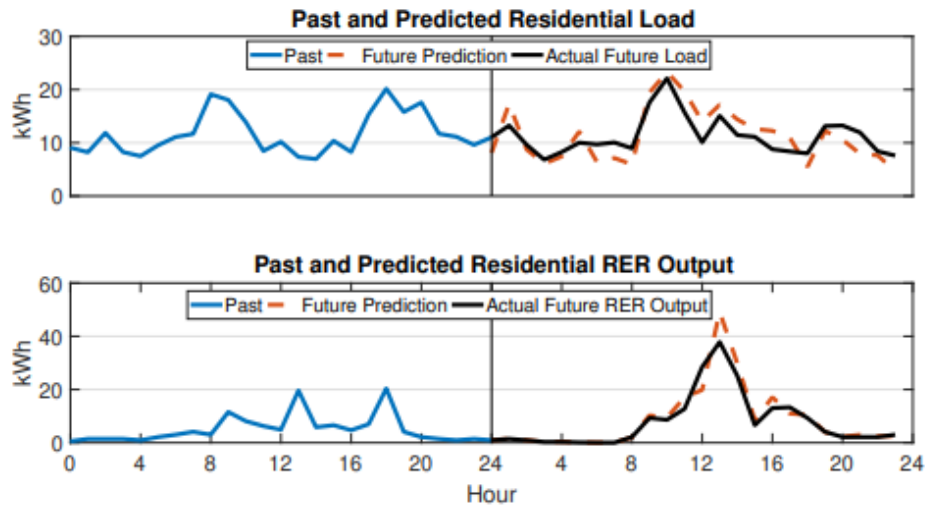


Figura 12-1: Perfiles residenciales de demanda y generación.

Fuente: (ALDAOUAB, Ibrahim, ORDÓÑEZ, Raúl, y DANIELS, Malcolm 2019)

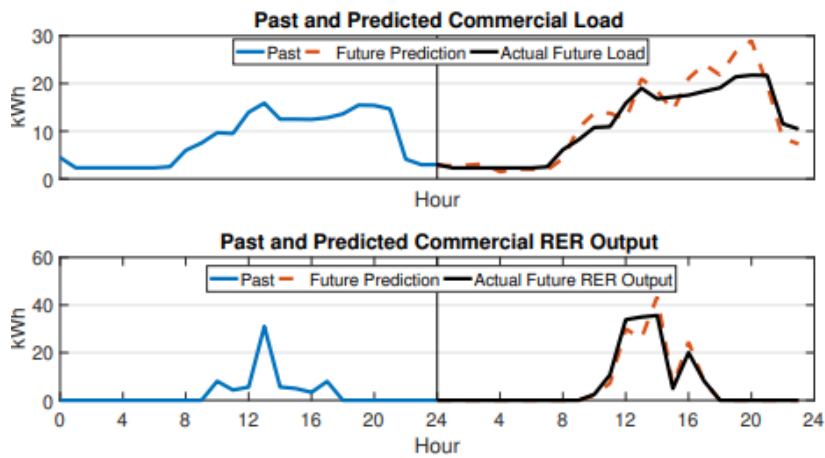


Figura 13-1: Perfiles comerciales de demanda y generación.

Fuente: (ALDAOUAB, Ibrahim, ORDÓÑEZ, Raúl, y DANIELS, Malcolm 2019)

Aldaouab, Daniels y Ordóñez, afirman que el sistema controlado a base del algoritmo MPC aprovecha en un porcentaje del 84% la energía producida para satisfacer la demanda, y en caso de sobreproducción, logra transferir hasta un 39% de energía de un usuario prosumer a otro.

CAPÍTULO II

2 MARCO METODOLÓGICO

En el presente capítulo se realiza el dimensionamiento de los componentes del sistema fotovoltaico como: número de paneles solares, número de baterías, tipo de convertor DC/DC, algoritmo de control MPPT (Máximo Power Point Tracking), tipo de inversor DC/AC y filtros DC y AC.

2.1 Requerimientos para el diseño y simulación del sistema

Un sistema fotovoltaico debe ser dimensionado en base a los requerimientos de carga, es por ello que se necesita conocer:

- Demanda energética de cada una de las cargas.
- Tiempo estimado de uso de cada carga.

En base a lo anterior, se establece:

- El panel fotovoltaico debe trabajar en el punto de máxima potencia para alcanzar una eficiencia de mínimo 90%,
- Evitar sobre picos de corriente y voltaje que puedan dañar al sistema.
- El convertor DC/DC debe adaptarse al medio, es decir trabajar en modo bidireccional carga y descarga.
- Generar una onda sinusoidal a la salida del inversor DC-AC y con un bajo factor de rizado para que el consumo de las cargas sea el adecuado.
- Mantener el sistema activo en horas de ausencia de luz tanto en el día o la noche mediante el sistema de banco de baterías.
- Posibilidad de agregar el excedente de energía a la red, priorizando abastecer la demanda propia de la vivienda
- Utilizar los mínimos recursos computacionales posibles sin dejar a un lado la eficiencia del sistema

2.2 Consolidación general del sistema

A continuación, en la figura 2-1 se presenta una idea general del diseño del sistema, el cual mediante un panel fotovoltaico capta la energía calorífica del sol y la transforma en energía eléctrica para pasar por un convertidor DC/DC para almacenar la energía eléctrica en un banco de baterías, del mismo modo llega hasta el inversor que es el encargado de gestionar todo el consumo energético de la vivienda a través del algoritmo de control MPC y convertir la energía en DC/AC. Es necesario mencionar que se debe tener previamente los datos de consumo de la vivienda, así como la potencia, tensión y horas de consumo.

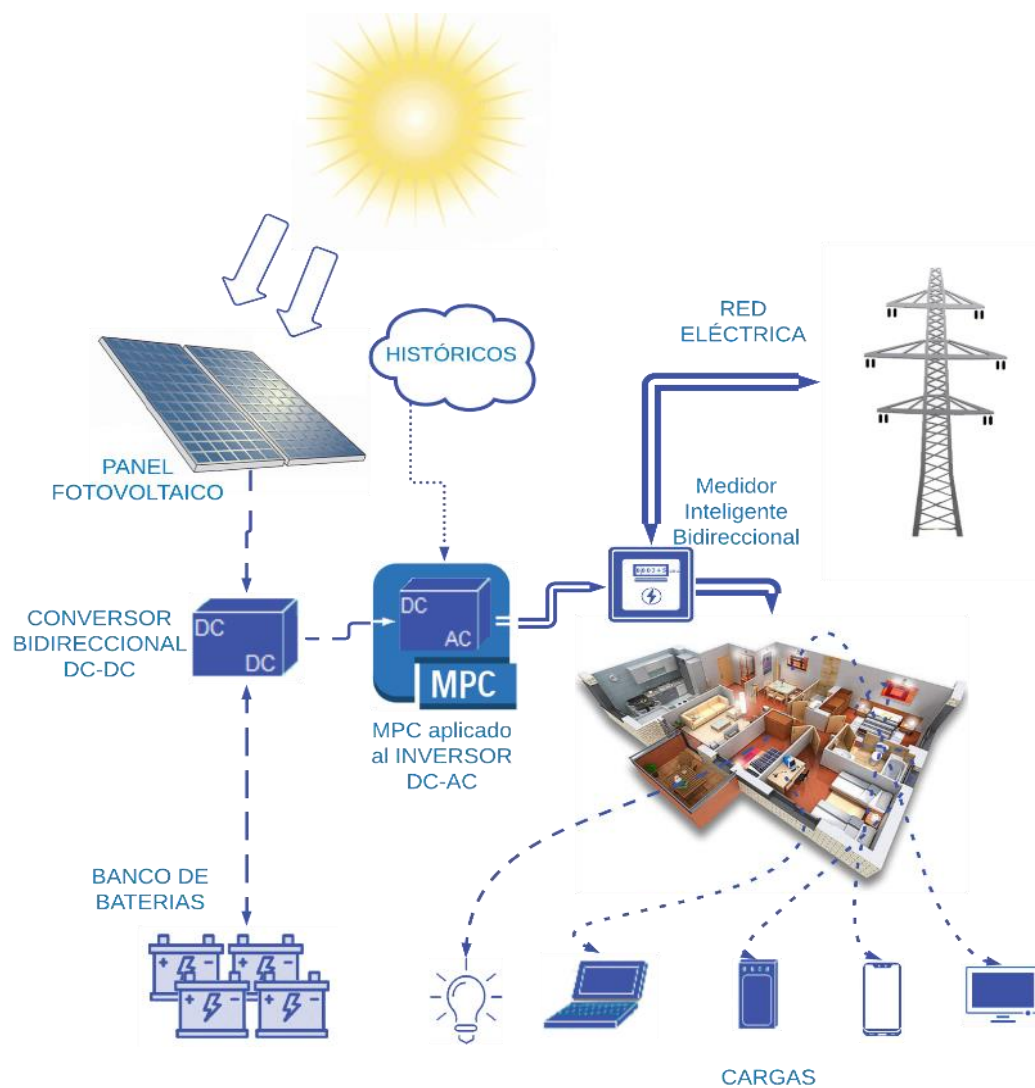


Figura 1-2: Consolidación general

Realizado por: Espinoza, Edwin, 2021

2.3 Diseño del sistema eléctrico

2.3.1 Dimensionamiento y diseño del panel fotovoltaico

Para el diseño de un sistema fotovoltaico hay que definir las condiciones meteorológicas de trabajo, puesto que esto afecta el rendimiento y la capacidad de producción de energía de los paneles solares y la cantidad de energía que se desea producir en base a la carga instalada.

Antes de continuar se presentan algunas definiciones usadas para referirnos a un sistema fotovoltaico:

- Radiación solar: es la energía emitida por el sol en todas direcciones en forma de radiación electromagnética.
- Irradiancia: es la potencia de la radiación solar por unidad de área o, en otras palabras; la cantidad de potencia incidente en una superficie. Su unidad de medida es W/m^2
- Irradiación: es la energía por unidad de área o, en otras palabras; la energía incidente por unidad de área. Su unidad de medida es Wh/m^2
- Hora solar pico (HSP): se define como la energía por unidad de superficie que se recibirá a una irradiancia constante de $1000 W/m^2$. Es decir, es una unidad que mide la irradiación solar y que es útil para aplicaciones fotovoltaicas. Su valor es $1 HSP = 1 kWh/m^2$.
- Insolación: cantidad de energía en forma de radiación que llega a un lugar de la Tierra en un día concreto.

Teniendo en cuenta que la región de interés para la instalación fotovoltaica es la ciudad de Riobamba Provincia de Chimborazo, se hace el análisis del nivel de insolación durante todos los meses del año para determinar el valor de irradiación más bajo que existe en la provincia. Se usa este valor porque el dimensionamiento de la instalación se realiza para las peores condiciones de funcionamiento. Como ejemplo se muestra el nivel de insolación global del mes Julio del 2021. Ver figura 2-2, para este caso la irradiación promedio en Riobamba es de $4724.1 Wh/m^2$.

Realizando el mismo procedimiento se tabula los datos de irradiación en la provincia de Chimborazo para todos los meses del año. Ver tabla 2-1. De los datos presentados, se escoge la irradiación del mes marzo $3747Wh/m^2$ redondeados a $4 kWh/m^2$ o 4 HSP; con el fin de tomar en cuenta los efectos de lluvia, sombra o suciedad en los paneles que hacen que la irradiación baje, en base a este valor se procede a realizar los cálculos posteriores.

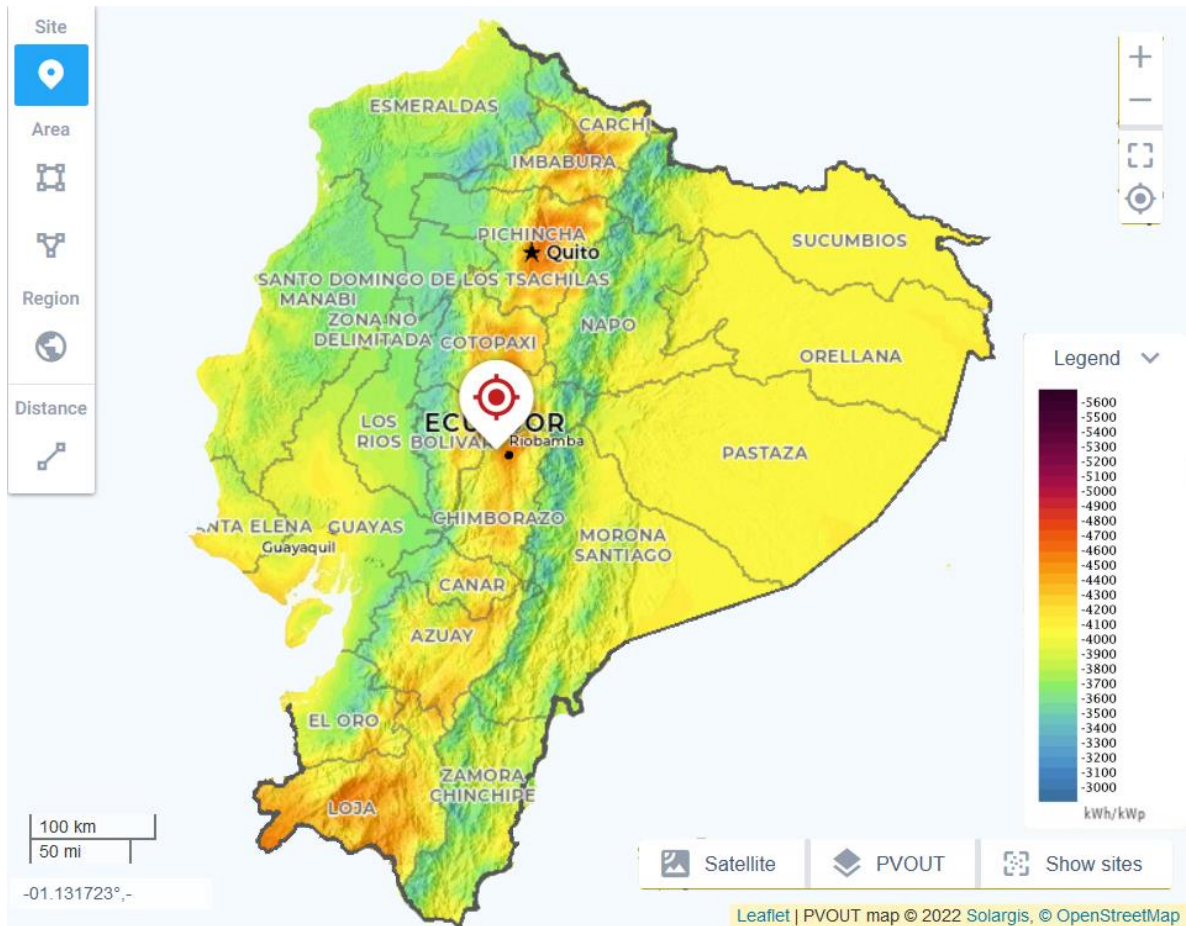


Figura 2-2: Irradiación Global de Julio

Fuente: (WORLD BANK GROUP 2019)

Tabla 2-1. Irradiación global mensual de la provincia de Chimborazo.

Mes	Irradiación (Wh/m^2)
Enero	4828
Febrero	3943
Marzo	3747
Abril	4013
Mayo	4530
Junio	4704
Julio	5185
Agosto	5050
Septiembre	4757

Octubre	4946
Noviembre	4994
Diciembre	4707

Fuente: (,2022)

Realizado por: Espinoza, Edwin, 2021

Como se mencionó anteriormente, la aplicación está destinada a usuarios *prosumers*. Por ese motivo se realiza el análisis de cargas que suelen estar presentes en una típica instalación domiciliaria y su consumo de energía o demanda promedio. Ver tabla 2-2.

Tabla 2-2. Tabla de consumo de los artefactos (carga) presentes en el hogar.

Artefacto	Cantidad	Potencia (W)	Uso (horas/día)	Energía (Wh/día)
Refrigerador	1	150	14	2100
Televisor	2	100	2	400
Microondas	1	800	0.05	40
Focos	6	9	4	216
Computador	2	100	2	400
Total		1159		3156

Realizado por: Espinoza, Edwin, 2021

Para el año 2021 se obtuvo un consumo de 136.28kWh mensual, lo que da un valor de 3,156KWh/día, cuyo valor está en el rango de los datos experimentales de una vivienda promedio real de 4KWh/día(MINISTERIO DE ENERGÍA Y RECURSOS NATURALES NO RENOVABLES 2020).

Para tomar en cuenta el incremento de consumo que se genere con el tiempo, debido a la instalación de nuevos artefactos o una ampliación de la red eléctrica, se considera un factor de seguridad del 20%. Es decir, la energía que se requiere es de 3,787KWh/día.

El dimensionamiento del sistema fotovoltaico se realiza a partir de los datos obtenidos de la demanda energética (3,787KWh/día) y de la irradiación más baja que llega a la provincia (4 HSP).

Dado que las cargas son de corriente alterna, y los paneles funcionan a corriente continua, es necesario transformar la demanda obtenida de AC a DC, esto se lo hace usando el valor de eficiencia inversor, que determina cuanta cantidad de la energía DC entrante es transformada en energía AC a la salida. Los inversores suelen tener eficiencias en el rango del 80-95 %, el resto de energía son pérdidas que se quedan en la electrónica de potencia, en los elementos resistivos y en componentes que almacenan energía como inductores y capacitores. Para este caso asumiremos una eficiencia de conversión de energía del 85%.

Ecuación 1-2: Ecuación de la eficiencia del conversor

$$Carga_{DC} = \frac{Carga_{AC}}{eficiencia_{inversor}} = \frac{3,787KWh/dia}{0.85} = 4,455KWh/dia$$

El conversor D,C/DC al igual que el inversor, tiene una eficiencia de conversión, asumiremos un valor del 85%.

Ecuación 2-2: Ecuación de la eficiencia del inversor

$$Carga_{DC_{corregida}} = \frac{Carga_{DC}}{eficiencia_{conversor}} = \frac{4,455KWh/dia}{0.85} = 5,241KWh/dia$$

En este punto es necesario escoger un panel fotovoltaico con el que se desea trabajar, puesto que se necesita conocer la corriente y el voltaje que entregan los paneles en el punto de máxima potencia.

Se elige trabajar con los módulos solares de la marca Suntech Power de la serie STP330-24 (SUNTECH-POWER 2018). Cuyas características son:

- Potencia máxima (P_{max}): 330 W_p
- Voltaje a potencia máxima (V_{mpp}): 37.5 V
- Corriente a potencia máxima (I_{mpp}): 8.81 A
- Voltaje de circuito abierto (V_{op}): 40.9 V
- Corriente de corto circuito (I_{sc}): 9.3 A

Este módulo fotovoltaico está presente en Simulink, de donde se obtiene las curvas I-V y P-V ante diferentes valores de irradiancia. Ver gráfico 3-2. El significado y la información que muestra la imagen es explicada en el apartado de diseño del convertor DC/DC.

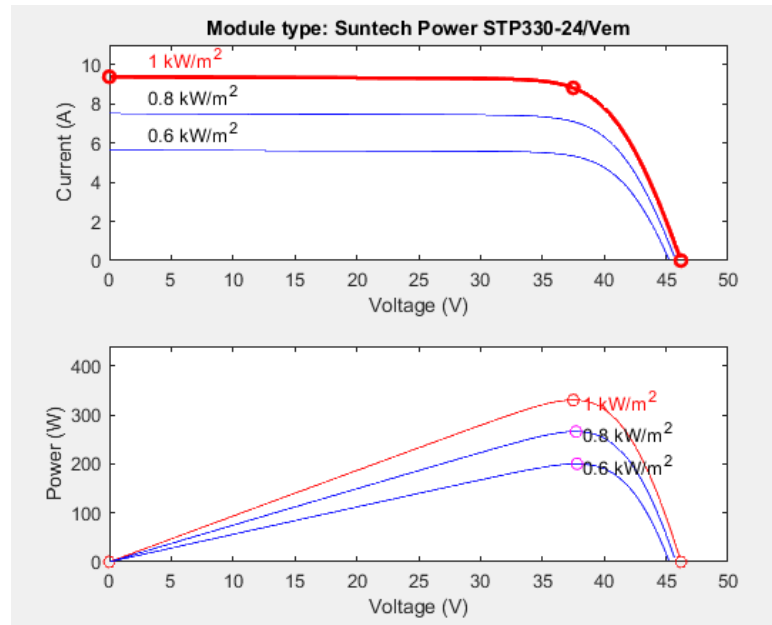


Figura 3-2: Curvas I-V y P-V panel Suntech-Power Stp330-24.

Fuente: (MathWorks 2021a)

Considerando que las baterías DC van a trabajar a un voltaje de 24 V se deduce que el número de paneles conectados en serie es

Ecuación 3-2: Ecuación para obtener el número de paneles fotovoltaicos en serie

$$Paneles_{serie} = \frac{V_{DC}}{V_{paneles}} = \frac{24V}{37.5V} = 0.64 \cong 1$$

Ecuación 4-2: Ecuación para obtener la carga diaria que suministra el arreglo de paneles fotovoltaicos

$$Carga_{corrienteDC_{corregida}} = \frac{Carga_{DC_{corregida}}}{V_{DC}} = \frac{5,241KWh/dia}{24V} = 218,38 Ah/dia$$

Teniendo en cuenta que 4 HSP nos indica que deben transcurrir 4 horas para obtener la energía demandada a una irradiancia constante de 1000 W/m^2 , entonces, el número de amperios que debe suplir los paneles por día es:

Ecuación 5-2: Ecuación para calcular los amperios día

$$Intensidad = \frac{Carga_{corrienteDC_{corregida}}}{horas_{HSP}} = \frac{218,38 \text{ Ah/dia}}{4h} = 54,6A/dia$$

Entonces el número de paneles conectados en paralelo son

$$Paneles_{paralelo} = \frac{Intensidad}{Corriente_{panel}} = \frac{54,64 \text{ A}}{8,81 \text{ A}} = 6,20 \cong 7$$

2.3.2 Dimensionamiento y selección del convertor DC/DC

Existen diferentes topologías de convertidores DC/DC, el más usado en aplicaciones fotovoltaicas es el convertor Flyback, ya que presenta un aislamiento galvánico entre la entrada y la salida. Lo cual es de mucha utilidad para poder aislar los paneles solares del sistema de corriente alterna y evitar posibles daños ante fallas de la electrónica de potencia.

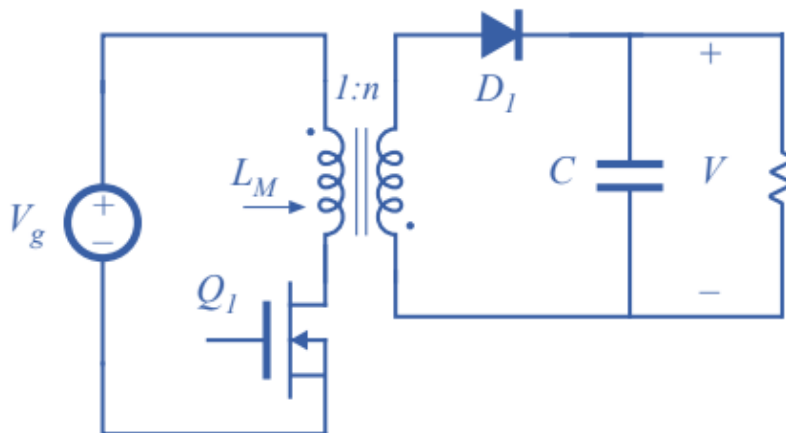


Figura 4-2: Convertor DC/DC Flyback con relación 1:n y salida positiva.

Fuente: (ZHANG, Vinvent y AMBREESH, Tripathi 2016)

El convertidor Flyback se analiza durante dos intervalos de tiempo asumiendo conducción continua, el primero donde el transistor Q1 está conduciendo y el segundo donde el transistor Q1 deja de

conducir corriente eléctrica. Además, se considera que el circuito equivalente del transformador consiste en un circuito conformado por una inductancia de magnetización en paralelo con un transformador ideal. En la figura 5-2 se muestra; (a) con circuito equivalente del transformador. (b) Durante el intervalo Q1 cerrado. (c) Durante el intervalo Q1 abierto.

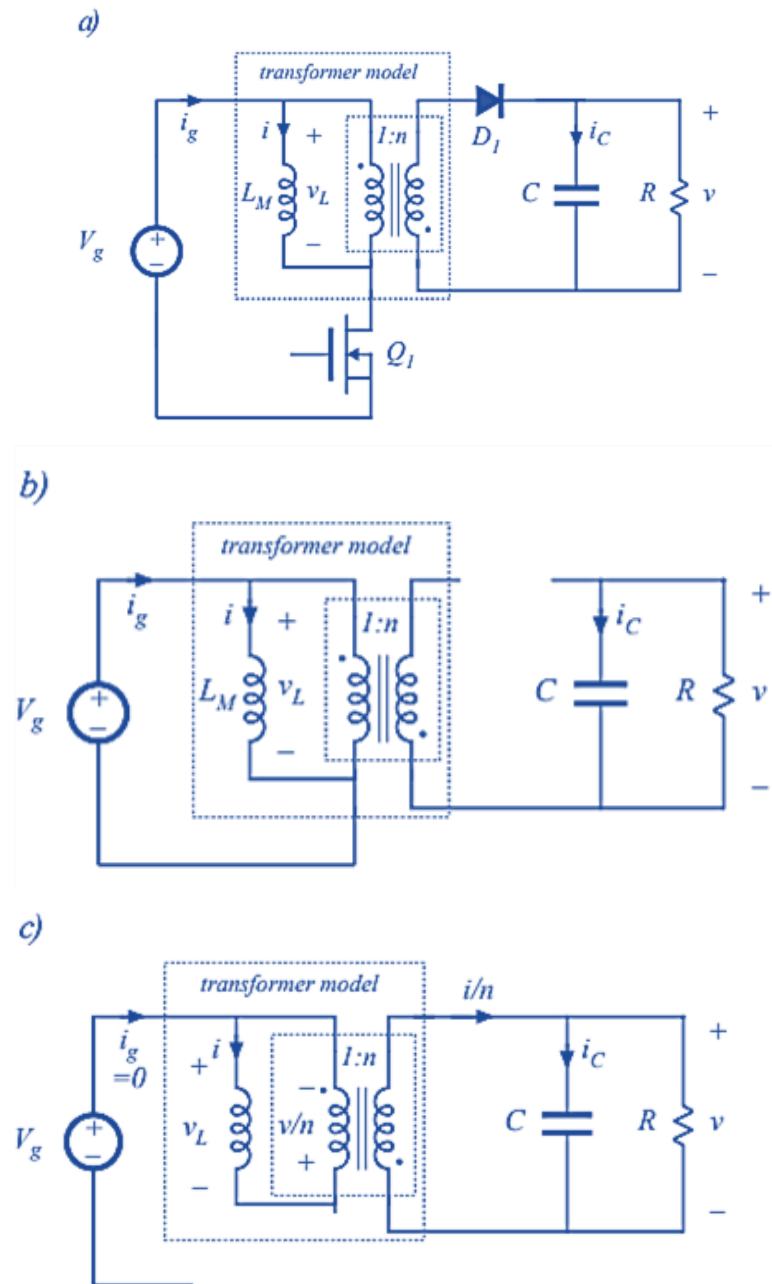


Figura 5-2: Circuito equivalente del convertor DC/DC Flyback.

Fuente: (ZHANG, Vinvent y AMBREESH, Tripathi 2016)

Cuando Q1 está cerrado, la energía de la fuente V_g se almacena en la inductancia de magnetización L_M , esta energía es transferida a la carga cuando el diodo D_1 conduce con valores de corriente y voltaje escalados del primario al secundario por la relación de vueltas del transformador 1:n.

El circuito equivalente del intervalo de tiempo cuando Q1 conduce (D) se muestra en la Figura 5-2 (b). Asumiendo que el rizado de corriente y voltaje son despreciables, el voltaje y la corriente en cada uno de los elementos son:

Ecuación 6-2: Ecuaciones del convertidor Flyback cuando Q1 está cerrado

$$V_L = V_g, i_c = -\frac{V}{R}, i_g = I$$

El circuito equivalente del intervalo de tiempo cuando Q1 no conduce (1-D) se muestra en la Figura 5-2 (c). El voltaje y la corriente en los elementos son:

Ecuación 7-2: Ecuaciones del convertidor Flyback cuando Q1 está abierto

$$V_L = -\frac{V}{n}, i_c = \frac{I}{n} - \frac{V}{R}, i_g = 0$$

Las formas de onda equivalentes de estos intervalos se observan en la Figura 6-2.

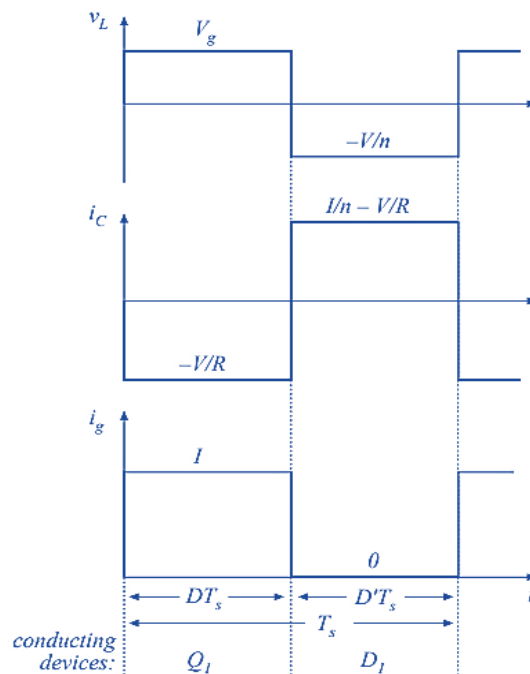


Figura 6-2: Salida de conversor DC/DC Flyback en conducción continua.

Fuente: (ZHANG, Vincent y AMBREESH, Tripathi 2016)

Aplicando el principio de balance de energía que dice que el voltaje promedio en un inductor es cero.

Ecuación 8-2: Ecuación del voltaje promedio del inductor

$$V_L = DV_g + (1 - D) \left(-\frac{V}{n} \right) = 0$$

$$V = n \frac{D}{1 - D} V_g$$

Por lo tanto, se observa que el conversor Flyback es de tipo reductor-elevador dependiendo del valor que tome la relación de trabajo D de la onda PWM aplicada al transistor Q1.

Para obtener los valores de los elementos del conversor, se considera lo siguiente:

- Voltaje pico del secundario $V = 250 V$
- Voltaje mínimo en el primario $V_{in_{min}} = 25 V$
- Voltaje de entrada en el punto de máxima potencia $V_{in} = 37.5V$
- Potencia activa de salida del conversor $P_o = 6000W$
- Fracción que relaciona la corriente de magnetización con la corriente de trabajo $K_L = 10\%$
- Rizado de voltaje del capacitor del secundario $\Delta V = 1 V$
- Frecuencia de conmutación $f = 50 kHz$
- Máxima relación de trabajo $D_{max} = 0.7$
- Eficiencia del conversor $\eta = 85\%$

A continuación, se presentan las ecuaciones de diseño del conversor según la compañía de fabricación de semiconductores Texas Instruments (ZHANG, Vincent y AMBREESH, Tripathi 2016).

Ecuación 9-2: Ecuación para calcular el número de vueltas del secundario del transformador:

$$n = \frac{V}{V_{in_{min}}} \frac{1 - D_{max}}{D_{max}} = \frac{250V * 0.3}{25V * 0.7} = 4.28 \cong 4$$

Ecuación 10-2: Ecuación de la inductancia de magnetización

$$L_M = \frac{V_{in}^2 \eta}{K_L P_o f} \frac{V^2}{n^2 \left(V_{in} + \frac{V}{n} \right)^2} = \frac{37.5^2 * 0.85}{0.1 * 240.6 * 50000} \frac{250^2}{3^2 \left(37.5 + \frac{250}{3} \right)^2} = 18,95 \mu H$$

Ecuación 11-2: Ecuación para calcular el valor de los capacitores de entrada y salida

$$C_{min} = \frac{P_o}{8V_{in}f\Delta V} = \frac{240.6}{8 * 37.5 * 50000 * 1} = 0.4 \text{ mF}$$

El objetivo del convertidor es mantener trabajando a los paneles solares con la máxima potencia que pueden suministrar ante diferentes valores de temperatura e irradiancia que reciben durante un día normal. El voltaje del secundario debe ser lo suficientemente grande para suplir el voltaje de entrada del inversor (Universidad de Colorado 2021). El control del convertidor Flyback debe garantizar el funcionamiento en el punto de máxima potencia del panel solar.

Para ello se usan algoritmos conocidos como MPPT que varían la tensión DC para variar la corriente eléctrica y, por lo tanto, la potencia que entrega el panel. Esto es representado mediante las curvas V-I (voltaje-corriente) o V-P (voltaje-potencia) de los paneles solares a una determinada temperatura. El punto de máxima potencia será aquel donde la potencia obtenida sea la máxima posible. En la figura 7-2 se ve las curvas V-P ante una temperatura constante e irradiancia variable.

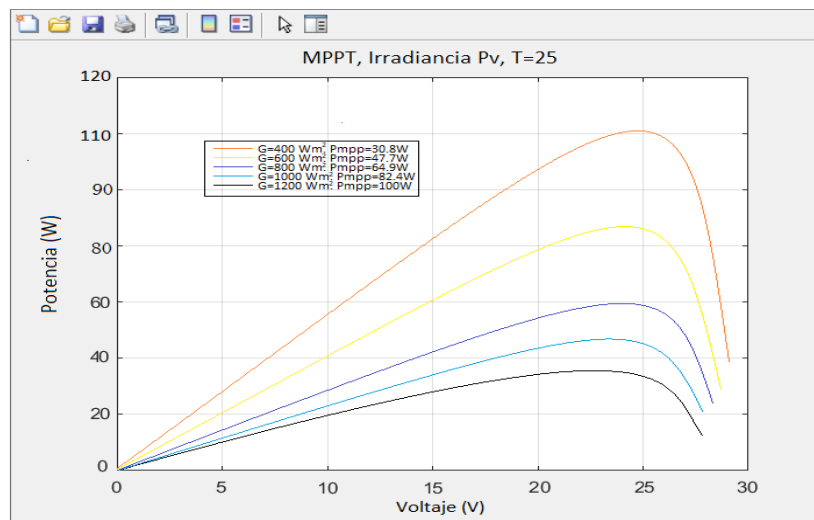


Figura 7-2: Curvas V-P del panel fotovoltaico

Fuente: (MathWorks 2021a)

Los diferentes algoritmos para seguimiento del punto de máxima potencia se muestran a continuación.

2.3.2.1 Algoritmo Perturbador & Observador

Este algoritmo perturba la tensión de funcionamiento para garantizar la potencia máxima. Aunque existen diversas variantes avanzadas y más optimizadas de este algoritmo, el diagrama de flujo de un algoritmo MPPT P&O básico se muestra a continuación. (MathWorks 2021a).

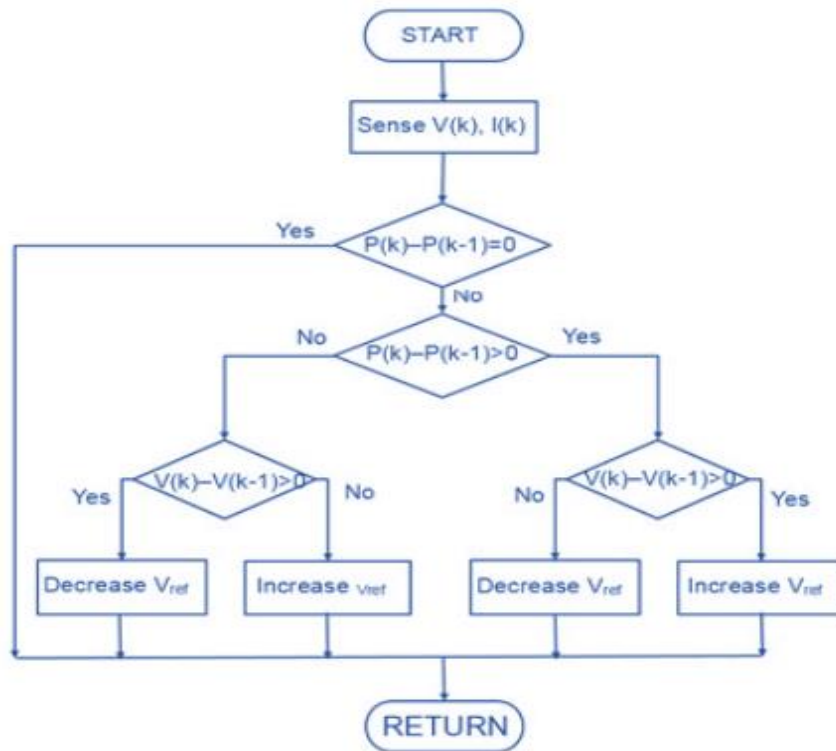


Figura 8-2: Diagrama de flujo del algoritmo MPPT P&O.

Fuente: (Matworks, ,2022)

2.3.2.2 Algoritmo de Conductancia Incremental

Este algoritmo, compara la conductancia incremental con la conductancia instantánea en un sistema FV. En función del resultado, aumenta o reduce la tensión hasta que se alcanza el punto de máxima potencia. Al contrario que con el algoritmo de P&O, la tensión permanece constante una vez alcanzado el MPP. (MathWorks 2021a).

Para el presente proyecto se selecciona este algoritmo para el seguimiento del punto de máxima potencia en los paneles solares.

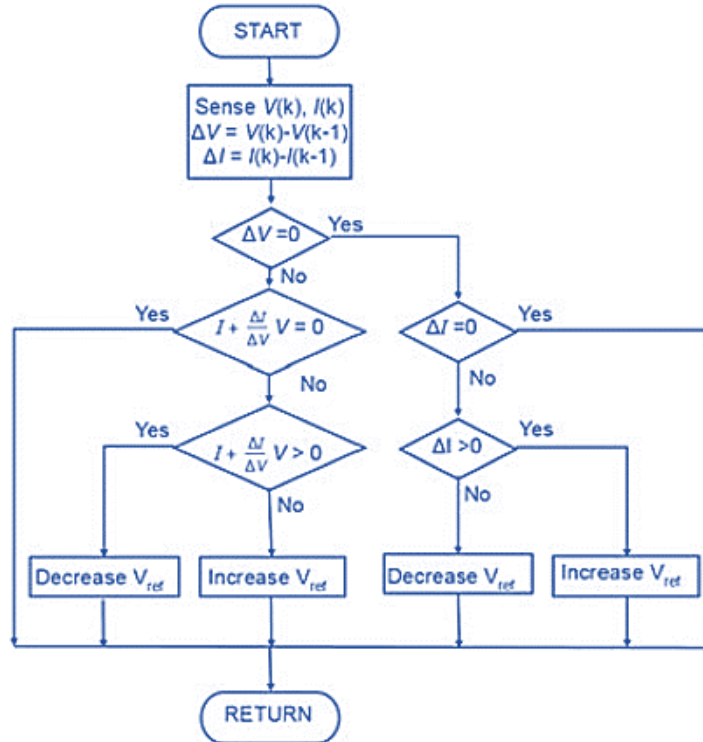


Figura 9-2: Algoritmo MPPT de conductancia incremental.

Fuente: (MathWorks 2021a)

2.3.2.3 Tensión a circuito abierto fraccional

Este algoritmo se basa en el principio de que la tensión del punto de máxima potencia es siempre una fracción constante de la tensión a circuito abierto de las celdas de la matriz fotovoltaica, se mide y utiliza como entrada para el controlador. (MathWorks 2021a).

Actualmente este algoritmo ya no es usado porque no toma en cuenta la variación de temperatura o de irradiancia para determinar la entrada al controlador. Es decir, no asegura trabajar en el punto de máxima potencia.

2.3.3 Dimensionamiento y selección del banco de baterías

Anteriormente se determinó que la carga diaria en corriente es de 283.04 Ah/día y considerando que se va a reservar la energía en el banco de baterías por máximo 2 días (para tener en cuenta los días que no hay sol o días de lluvia).

Ecuación 12-2: Ecuación para calcular la capacidad de la batería

$$Capacidad_{nom\text{baterías}} = Carga_{iDC\text{corregida}} * Dias_{reserva} = 283.04 \frac{Ah}{dia} * 2\text{dia} = 566,08 Ah$$

Para continuar con el dimensionamiento se elige trabajar con las baterías de marca SH y modelo BT-P12200F-6 con las siguientes características(Zhuhai Sunshine Energy Technology Co., Ltd. 2021):

- Tensión nominal: 12 V
- Capacidad nominal: 200 Ah
- Ciclo de vida: >2000 ciclos @1.0C 100% DOD (Deep of discharge)
- Corriente de carga: 40 A, max: 50 A
- Corriente continua: 40A, max: 50 A

La profundidad de descarga de una batería define que porcentaje de la capacidad total de la batería se usa durante un ciclo de carga o un ciclo de descarga. Se diferencia dos posibilidades: descarga superficial (< 20 %) y descargas profundas (60-80 %). Hay que tener en cuenta que entre mayor profundidad de descarga de una batería se reduce el ciclo de vida de esta(SUNFIELDS 2018). Ver Figura 10-2.

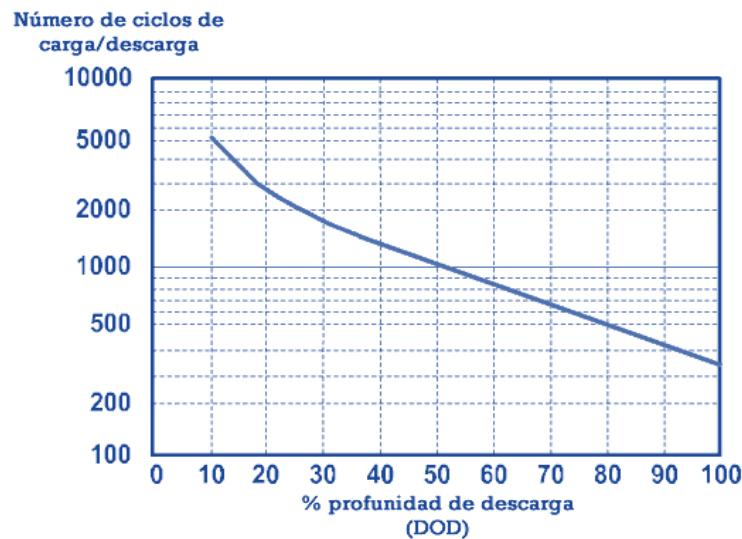


Figura 10-2: Profundidad de descarga de una batería.

Fuente: (SUNFIELDS 2018)

Para este caso se asume una profundidad de descarga del 80%.

Ecuación 13-2: Ecuación para calcular la capacidad corregida del banco de baterías

$$Capacidad_{corregida_{baterias}} = \frac{Capacidad_{nominal_{baterias}}}{DOD} = \frac{566,08 Ah}{0.8} = 707,6Ah$$

Ecuación 14-2: Ecuación del número de baterías en serie y paralelo

El número de baterías conectadas en paralelo es:

$$Baterías_{paralelo} = \frac{Capacidad_{corregida_{baterias}}}{Capacidad_{noinal_{catalogo}}} = \frac{707,6 Ah}{200 Ah} = 3,5 \cong 4$$

$$Baterías_{serie} = \frac{V_{DC}}{V_{batería_{catálogo}}} = \frac{24 V}{12 V} = 2$$

2.3.4 Dimensionamiento y selección del convertor DC/AC

El inversor adecuado para este proyecto es el denominado puente H. Debido a su simplicidad de diseño y control. Ver Figura 11-2.

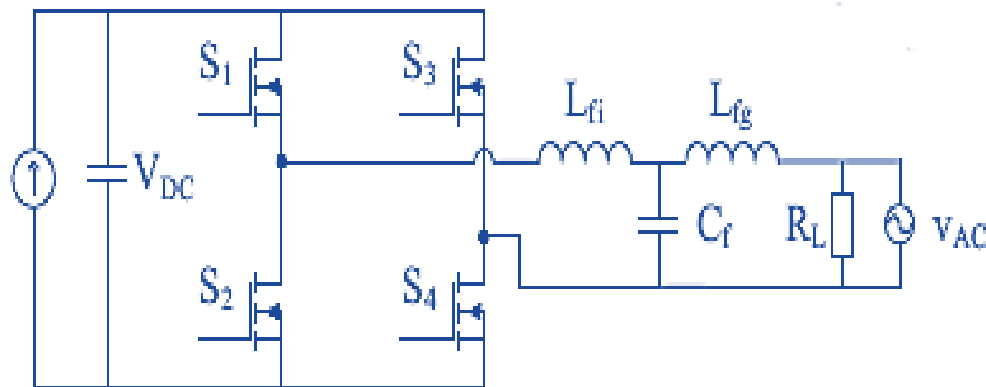


Figura 11-2: Esquema del inversor puente H con filtro LCL.

Fuente: (SEDO, Jozef y KASCAK, Slavomir 2017)

El filtro de salida sirve para obtener una onda lo más senoidal posible para reducir el contenido armónico de voltaje y corriente en el lado de la carga. Para el diseño del filtro se asume que las resistencias parásitas de los inductores y del capacitor son despreciables. (SEDO, Jozef y KASCAK, Slavomir 2017).

Las consideraciones para el diseño son:

- Voltaje RMS en el lado de la carga $V_n = 127 V_{RMS}$

- Frecuencia de conmutación del inversor $f_{sw} = 50 \text{ kHz}$
- Frecuencia de salida del inversor $f = 60 \text{ Hz}$
- Potencia de salida del inversor $P_n = 6 \text{ kW}$
- Porcentaje de rizado de corriente $\Delta = 5\%$

Ecuación 15-2: Ecuación de la corriente instantánea máxima

$$I_{max} = \frac{P_n \sqrt{2}}{V_n} = \frac{6000 \sqrt{2} \text{ W}}{127 \text{ V}} = 66,81 \text{ A}$$

Ecuación 16-2: Ecuación de la inductancia del lado del inversor

$$L_i = \frac{V_n}{8 f_{sw} \Delta I_{max}} = \frac{127 \text{ V}}{8 * 50000 \text{ Hz} * 5\% * 66,81 \text{ A}} = 0,095 \text{ mH}$$

$$L_g = r L_i = 0,5 * 0,095 \text{ mH} = 0,048 \text{ mH}$$

Ecuación 17-2: Ecuación para encontrar el valor del capacitor

$$C = \frac{L_i + L_g}{\frac{V_n^4}{P_n^2}} = \frac{0,095 \text{ mH} + 0,048 \text{ mH}}{\frac{127^2}{6000}} = 0,053 \text{ mF}$$

Ecuación 18-2: Ecuación de la frecuencia de resonancia

$$f_{res} = \sqrt{\frac{L_i + L_g}{L_i L_g C}} = \sqrt{\frac{0,095 \text{ mH} + 0,048 \text{ mH}}{0,095 \text{ mH} * 0,048 \text{ mH} * 0,053 \text{ mF}}} = 24279,83 \text{ rad/s}$$

La frecuencia de resonancia debe encontrarse dentro del rango definido por $10 * f \leq f_{res} \leq 0.5 f_{sw}$

Con ello se comprueba que el diseño del filtro es correcto obteniendo un valor de:

$$600 \text{ Hz} \leq 24,28 \text{ KHz} \leq 25 \text{ KHz}$$

2.4 Diseño del algoritmo MPC

El sistema por controlar contiene variables alternas en el tiempo, como es el caso del voltaje y corriente cuya forma es sinusoidal. Esto hace que el control de estas variables sea complejo, por ello se propone usar las transformadas Park y Clarke.

Estas transformadas nacen de la teoría de fasores espaciales aplicadas a las máquinas eléctricas trifásicas, pero pueden ser aplicadas a otros sistemas eléctricos equivalentes, por ejemplo, los inversores monofásicos o trifásicos. La finalidad es obtener valores constantes equivalentes a los valores alternos en otro sistema de referencia con los que se puede trabajar de manera más sencilla. Ver Fig. 12-2.

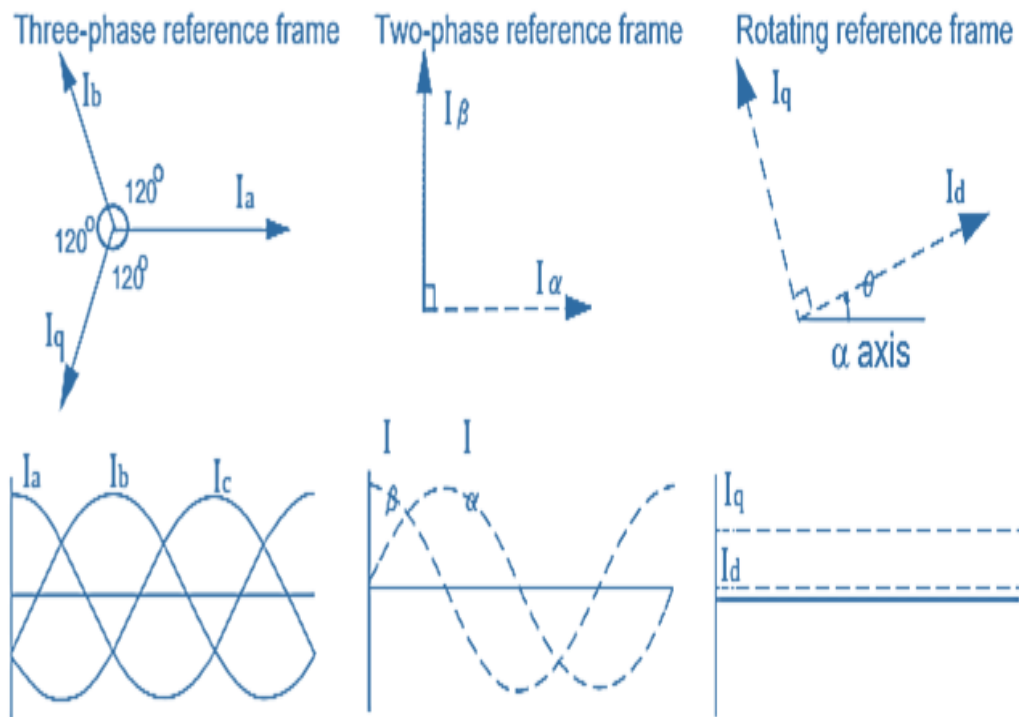


Figura 12-2: Sistemas de referencia de las transformadas Park y Clarke

Fuente: (MICROSEMI 2013)

2.4.1 Transformada Clarke y Clarke inversa

Con esta transformada, las cantidades trifásicas en el sistema de referencia (a, b, c) son convertidas en cantidades bifásicas en un sistema ortogonal estacionario (α, β) (MICROSEMI 2013).

Ecuación 19-2: Ecuaciones de la transformada Clarke

$$I_{\alpha} = \frac{2}{3}I_a - \frac{1}{3}(I_b - I_c)$$
$$I_{\beta} = \frac{2}{\sqrt{3}}(I_b - I_c)$$

Ecuación 20-2: Ecuaciones de la transformada Clarke inversa

$$I_a = I_{\alpha}$$
$$I_b = \frac{-I_{\alpha} + \sqrt{3}I_{\beta}}{2}$$
$$I_c = \frac{-I_{\alpha} - \sqrt{3}I_{\beta}}{2}$$

2.4.2 Transformada Park y Park inversa

Las cantidades expresadas en el sistema ortogonal estacionario (α, β) son transformadas a un sistema de referencia rotatorio (d, q) (MICROSEMI 2013).

Ecuación 21-2: Ecuaciones de la transformada Park

$$I_d = I_{\alpha} \cos(\theta) + I_{\beta} \sin(\theta)$$
$$I_q = I_{\beta} \cos(\theta) - I_{\alpha} \sin(\theta)$$

Donde θ es el ángulo de rotación o el ángulo comprendido entre el eje d y el eje α

Ecuación 22-2: Ecuaciones de la transformada Park inversa

$$I_{\alpha} = V_d \cos(\theta) - V_q \sin(\theta)$$
$$I_{\beta} = V_q \cos(\theta) + V_d \sin(\theta)$$

2.4.3 PLL (Phase-locked loop)

Uno de los desafíos de usar las transformadas Park y Clarke es la obtención del ángulo θ . En la teoría existen diferentes métodos para su obtención, para el caso de los inversores que son conectados a la red, se requiere obtener el ángulo actual de la señal de voltaje de la red, para mantener la

sincronización del voltaje y la corriente generados por el inversor. Un PLL o lazo de seguimiento de fase es un sistema realimentado donde un oscilador interno es controlado para mantenerse en fase con una señal externa realimentada, este algoritmo controla el ángulo de su señal de salida, así el error de fase entre la señal interna y externa se minimiza (SEDO, Jozef y KASCAK, Slavomir 2017).

Una ventaja de Matlab es que tiene un bloque PLL que realiza su trabajo de manera muy precisa, evitando el diseño del algoritmo, en adelante se usará esta herramienta.

2.4.4 Esquema de control

El esquema de control a utilizar está basado en la Fig. 2-12. Para el presente proyecto se omite usar el controlador de potencia Q , y se mantendrá la referencia de corriente $I_q^* = 0$ para hacer que la potencia reactiva sea mínima con el fin de aumentar el factor de potencia del inversor. Además, los controladores de tipo PI de las corrientes en d y q son reemplazados por controladores de tipo MPC.

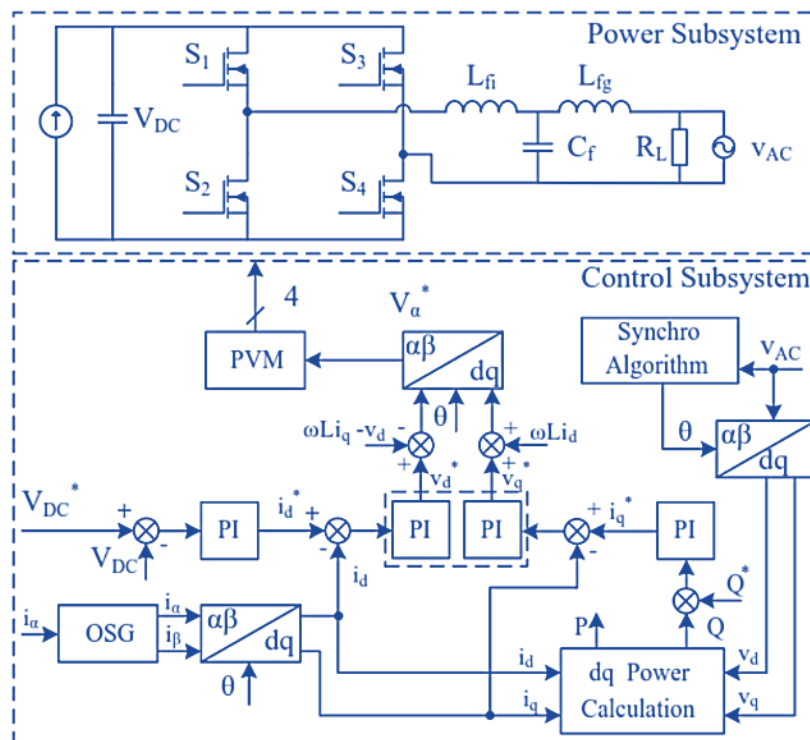


Figura 13-2: Esquema de control del inversor tipo puente.

Fuente: (SEDO, Jozef y KASCAK, Slavomir 2017)

De acuerdo con lo planteado, el arreglo de paneles solares está trabajando en el punto de máxima potencia gracias al algoritmo MPPT, en este punto el voltaje es constante, así, la finalidad es que el voltaje del secundario del transformador Vdc del convertor Flyback también se mantenga constante a 250V según el diseño. Así, la cantidad que varía es la corriente y por lo tanto, la potencia. Por esta razón todo lo que está a la izquierda del inversor se considera como una fuente de corriente.

Para que se cumpla lo dicho anteriormente se implementa un controlador de voltaje Vdc, cuya salida es una corriente Id de referencia que necesita generar el inversor para mantenerse estable. Por otro lado, al tratarse de un sistema monofásico, no se tiene las cantidades de voltaje y corriente en el eje de referencia (a, b, c). Por lo que se procede a trabajar directamente en el sistema de coordenadas (α, β) , en el que la cantidad en el eje α corresponde a la señal de voltaje y de corriente medida en la red y en el inversor respectivamente, y la componente en el eje β se obtiene al desplazar en 90° cada señal en α mediante el bloque *orthogonal system generator* (OSG). (SEDO, Jozef y KASCAK, Slavomir 2017)

Ecuación 23-2: Ecuaciones para calcular los nuevos valores de corriente y voltaje en los ejes d,q

$$d = v_{g_d} i_d + v_{g_q} i_q$$

$$q = v_{g_q} i_d - v_{g_d} i_q$$

Donde $i_d, i_q, v_{g_d}, v_{g_q}$ son los valores de corriente y voltaje en la red, ambos en el sistema de coordenadas (d, q).

Para el modelo matemático del filtro LCL no se toma en cuenta la dinámica del capacitor debido a que presenta una alta impedancia a la frecuencia de la fundamental, ni la resistencia interna de los inductores porque su valor es cercano a cero. Entonces, el circuito equivalente corresponde a una inductancia de valor $L = L_i + L_g$

Ecuación 24-2: Ecuaciones para los filtros en el eje (α, β)

$$L \frac{di_\alpha}{dt} = v_{i_\alpha} - v_{g_\alpha}$$

$$L \frac{di_\beta}{dt} = v_{i_\beta} - v_{g_\beta}$$

Aplicando la transformada Park se obtiene:

$$L \frac{di_d}{dt} - \omega L i_q = v_{id} - v_{gd}$$

$$L \frac{di_q}{dt} + \omega L i_d = v_{iq} - v_{gq}$$

Se verifica que existe la incidencia entre los valores del sistema (d, q) causados por el factor ωL . Para desacoplar ambos parámetros se propone usar el esquema de control de corriente de la Fig. 14-2.

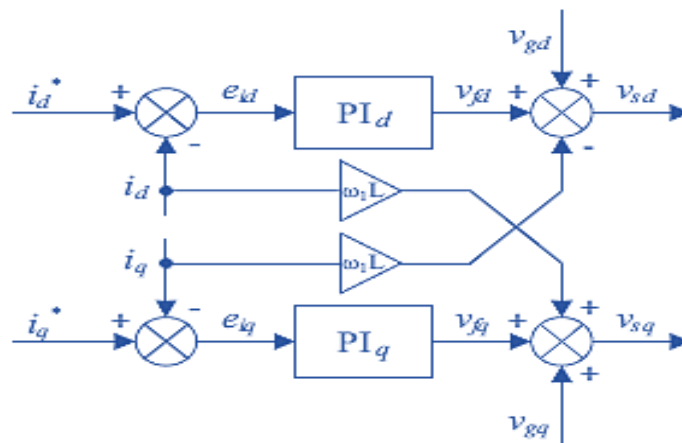


Figura 14-2: Esquema de control de corriente con desacopladores entre ejes d, q.

Fuente: (SEDO, Jozef y KASCAK, Slavomir 2017)

Ecuación 25-2: Ecuaciones para los filtros en el eje (α, β) aplicando esquemas de corriente

$$v_{sd} = v_{fd} + v_{gd} - \omega L i_{Lq}$$

$$v_{sq} = v_{fq} + v_{gq} + \omega L i_{Ld}$$

Donde v_{sd}, v_{sq} son los voltajes que debe suplir el inversor para mantener una corriente de referencia deseada. Estos valores pasan al sistema de coordenadas (α, β) a través de la transformada Park inversa, y así pueden ser usados para dar las señales de control a cada semiconductor del inversor a través de un modulador PWM. Además, v_{fd}, v_{fq} son los voltajes en el filtro.

2.4.5 Obtención de modelos

Para poder implementar el controlador MPC es necesario conocer el modelo de la planta, en este caso, el modelo que se necesita es el de la respuesta de la corriente del inversor en el eje d y q ante cambios en el voltaje del filtro en d y q. La manera de obtener el modelo es a través del método de curva de reacción con el que aproximaremos el sistema a un modelo de segundo orden mediante las siguientes ecuaciones: (Eduardo y Fabiola 2018)

Ecuación 26-2: Ecuaciones para obtener el modelo de la planta

$$G = \frac{k w_n^2}{s^2 + 2\varepsilon w_n s + w_n^2}$$

$$w_d = w_n \sqrt{1 - \varepsilon^2}$$

$$\sigma = \varepsilon w_n$$

$$MP = e^{-\frac{\pi \sigma}{w_d}}$$

$$t_p = \frac{\pi}{w_d}$$

$$k = \frac{\Delta}{\delta}$$

Los valores de MP , t_p , Δ y δ son obtenidos de la gráfica de la respuesta del sistema y su entrada.

Así, las funciones de transferencia de las corrientes del inversor en (d, q) son:

Ecuación 27-2: Ecuaciones para la corriente en el eje d

$$\Delta = 3.83 \text{ A}$$

$$\delta = 2 \text{ V}$$

$$k = \frac{\Delta}{\delta} = \frac{3.83}{2} = 1.915 \frac{\text{A}}{\text{V}}$$

$$t_p = 0.0645 = \frac{\pi}{w_d} \rightarrow w_d = 48.63$$

$$MP = 7.26\% = e^{-\frac{\sigma \pi}{w_d}} \rightarrow \sigma = 40.61$$

$$w_n = 63.36$$

$$\varepsilon = 0.6409$$

Ecuación 27-2: Ecuaciones del modelo de la planta

$$G_{i_d} = \frac{7687.74}{s^2 + 81.21s + 4014.48}$$

En la Fig. 15-2 valida el modelo de la función de transferencia calculado de con el modelo real de la corriente Id

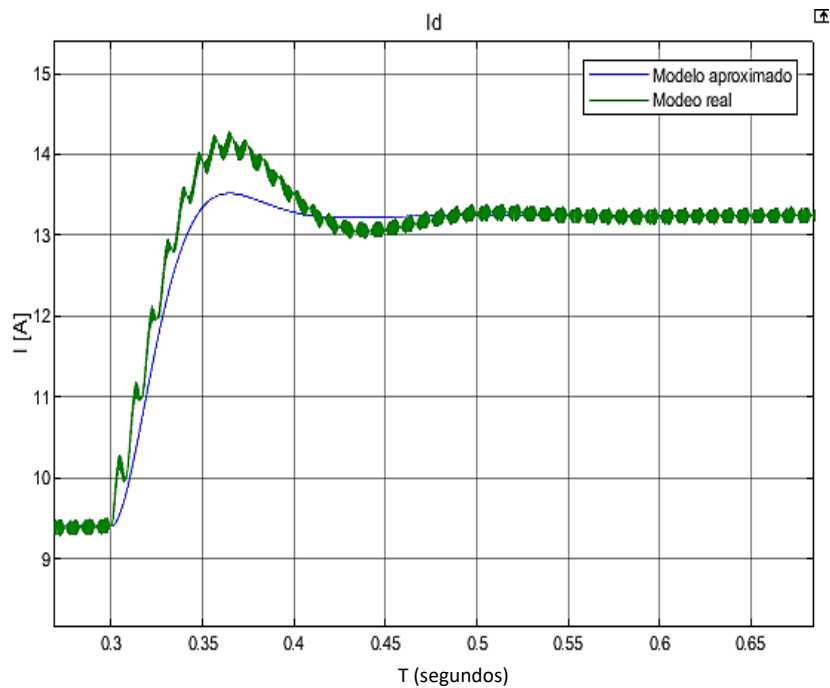


Figura 15-2: Validación del modelo de la corriente Id.

Fuente: Espinoza, Edwin, 2021

Ecuación 28-2: Ecuaciones para la corriente en el eje d

$$\Delta = -3.83 \text{ A}$$

$$\delta = 2 \text{ V}$$

$$k = \frac{\Delta}{\delta} = -\frac{3.83}{2} = -1.915 \frac{\text{A}}{\text{V}}$$

$$t_p = 0.0645 = \frac{\pi}{w_d} \rightarrow w_d = 48.63$$

$$MP = 7.26\% = e^{-\frac{\sigma\pi}{w_d}} \rightarrow \sigma = 40.61$$

$$w_n = 63.36$$

$$\varepsilon = 0.6409$$

$$G_{i_d} = \frac{-7687.74}{s^2 + 81.21s + 4014.48}$$

En la Fig. 16-2 se valida el modelo de la función de transferencia calculado con la corriente Iq

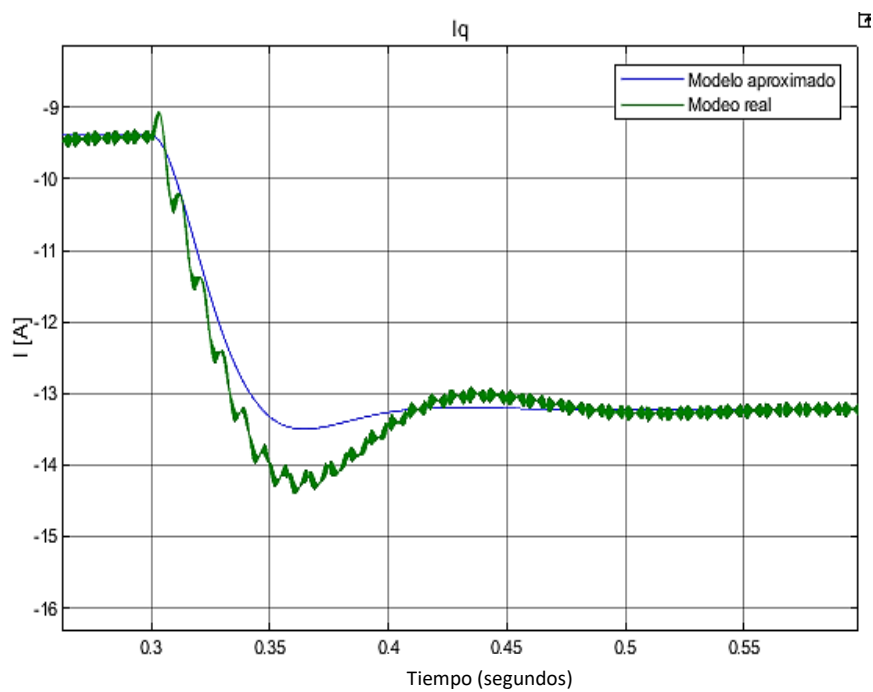


Figura 16-2: Validación del modelo de la corriente Iq.

Fuente: Espinoza, Edwin, 2021

2.4.6 Diseño del controlador MPC de corriente

Con los modelos obtenidos se procede a diseñar el controlador MPC para la corriente i_d e i_q . Los parámetros para determinar son el tiempo de muestreo, horizonte de predicción y horizonte de control (MathWorks 2021e). En la Fig. 2-16 se observa los parámetros mencionados del MPC.

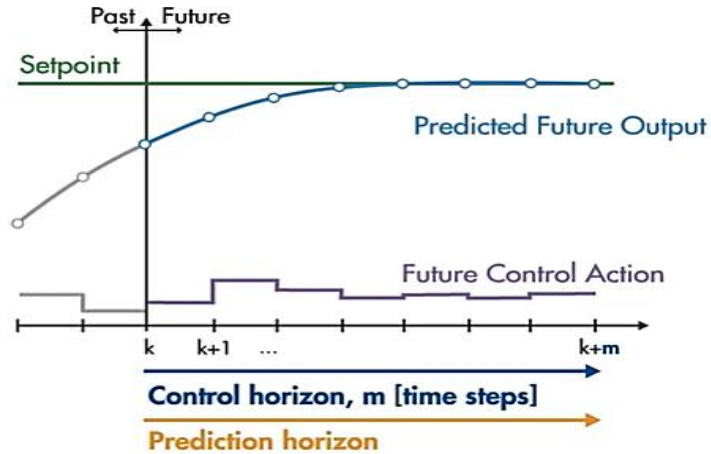


Figura 17-2: Parámetros de diseño del controlador MPC.

Fuente: (MathWorks, ,2021)

El tiempo de muestreo T_s (*sample time*) no debe ser demasiado grande para que el controlador pueda detectar cambios en la salida del sistema o perturbaciones, ni tampoco demasiado pequeño porque puede incrementar el costo computacional del algoritmo. La recomendación es que el tiempo de muestreo esté en el intervalo $\frac{T_r}{20} \leq T_s \leq \frac{T_r}{10}$

Donde T_r es el tiempo de subida del sistema.

Los modelos de corriente obtenidos tienen una característica transitoria similar, pero con ganancia de signo contrario.

Ecuación 29-2: Ecuaciones para calcular el tiempo de subida

$$T_r = \frac{\pi - \tan^{-1} \frac{W_d}{\sigma}}{W_d} = 0.0466 \text{ s}$$

Por lo que el tiempo de muestreo para ambos controladores es el mismo $T_s = 0.003 \text{ s}$

El horizonte de predicción p corresponde a los valores que serán predichos por el MPC, debe cubrir toda la respuesta transitoria del sistema con 20 o 30 muestras y cumple con $p T_s \geq T_{establecimiento}$

Para los sistemas obtenidos se tiene que $p \geq \frac{\pi}{\frac{\sigma}{W_d} T_s} \geq 15.47$, por lo que el horizonte de predicción elegido es $p = 20$.

El horizonte de control m pertenece al conjunto de acciones de control futuras con las que se realizará la predicción de la respuesta del sistema, estas acciones de control deben ser optimizadas para elegir la mejor señal de control(MathWorks 2021d). La recomendación es que el horizonte de predicción tenga mínimo 2 o 3 muestras y que se encuentre en el rango $0.1p \leq m \leq 0.2p$ con $m = 3$.

Los controladores MPC fueron implementados mediante la herramienta *mpcDesigner* de Matlab con los parámetros calculados anteriormente, los resultados ante una señal paso para el control de corriente basado en los modelos calculados son los siguientes:

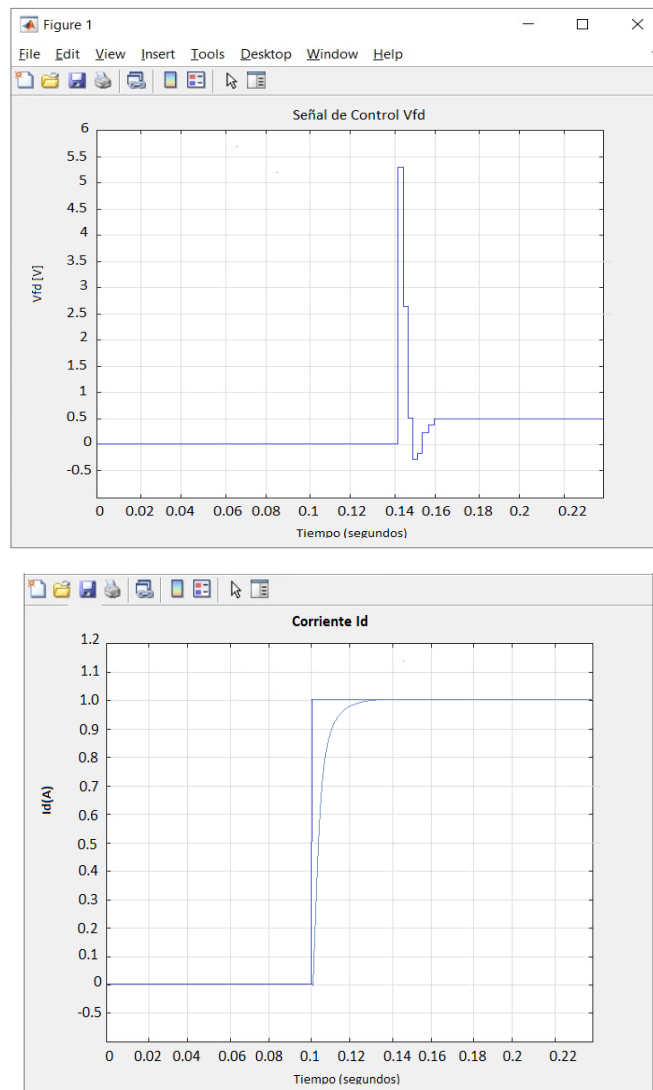


Figura 18-2: Salida del controlador Vfd y respuesta Id en el eje d.

Fuente: Espinoza, Edwin, 2021

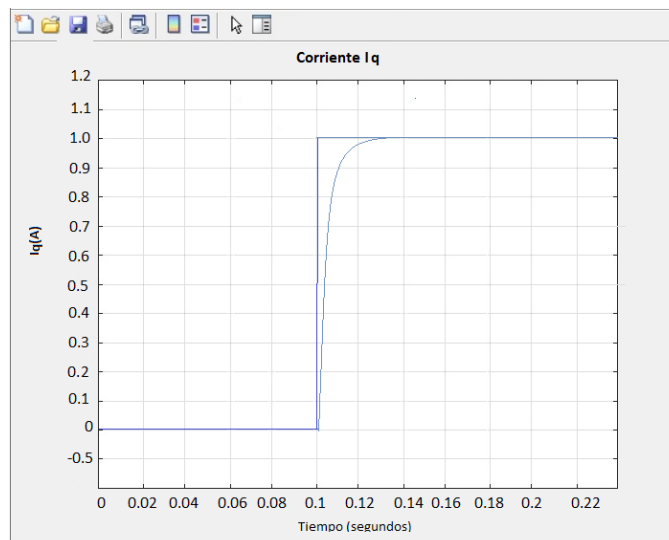
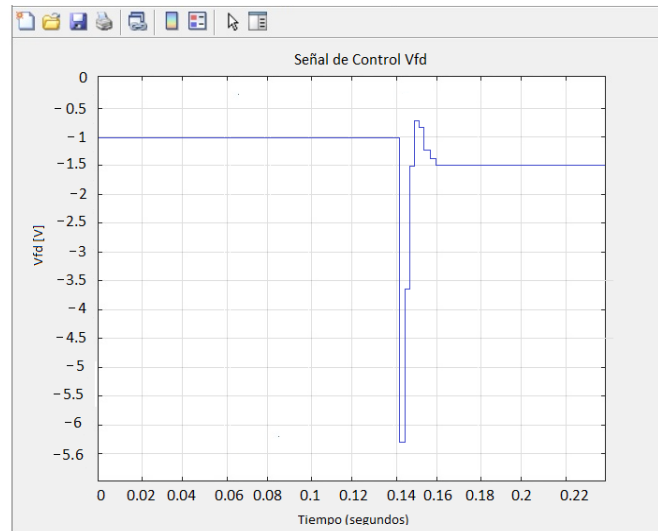


Figura 19-2: Salida del controlador V_{fq} y respuesta I_q en el eje q.

Fuente: Espinoza, Edwin, 2021

Se observa que las señales de control no son bruscas y que la respuesta del sistema tiene poco sobre impulso, por lo que los controladores diseñados son correctos.

2.4.7 Diseño del controlador PI de voltaje

La salida del convertidor DC/DC denominado bus DC alimenta al inversor, el controlador mantiene el voltaje de entrada del inversor constante, la salida del controlador es una corriente de referencia en el eje d que debe alimentar el inversor para mantener el voltaje del bus DC sin varianzas.

Ecuación 30-2: Ecuación del capacitor de filtro

$$i_c = C \frac{dV_c}{dt} \rightarrow v_c = \frac{1}{C} i_c \rightarrow \frac{V_c(s)}{I_c(s)} = \frac{1}{sC}$$

Dónde $i_c = -i_{inv}$

$$\frac{V_c(s)}{I_{inv}(s)} = -\frac{1}{sC}$$

Si consideramos un controlador PI de la forma

$$PI = k_p \left(1 + \frac{k_i}{s} \right)$$

Ecuación 30-2: Ecuación del sistema controlado en lazo cerrado

$$G = \frac{-k_p \left(1 + \frac{k_i}{s} \right) \frac{1}{sC}}{1 - k_p \left(1 + \frac{k_i}{s} \right) \frac{1}{sC}} = \frac{-\frac{k_p k_i}{C} \left(\frac{1}{k_i} s + 1 \right)}{s^2 - \frac{k_p}{C} s - \frac{k_p k_i}{C}}$$

Si lo comparamos con un sistema de segundo orden de la forma tenemos las siguientes igualdades:

$$2\varepsilon w_n = -\frac{k_p}{C}$$

$$w_n^2 = -\frac{k_p k_i}{C}$$

Además, se observa que se adiciona un cero en la función de transferencia equivalente, el valor de $\frac{1}{k_i}$ debe tener un valor menor a la unidad, por el contrario, el sobre impulso de la respuesta incrementará a valores no deseados.

Con esto en cuenta podemos asumir valores de ε y w_n que cumplan con los requerimientos deseados, así $\varepsilon = 0.6$, $w_n = 75 \frac{rad}{s}$

Despejando los valores del controlador tenemos $k_p = -4.5$, $k_i = 62.5$

2.5 Diseño del algoritmo Rule Base control

Los algoritmos de control *fuzzy* tienen la función de regular la corriente que entrega el inversor en el eje d y q respectivamente, es decir reemplazan los controladores MPC para comparar sus desempeños. Toman como entrada el error entre la corriente de referencia y la corriente real en cada eje, y su salida es un voltaje que debe proporcionar el filtro del inversor en el eje d y q. La etapa de fuzzificación clasifica el error de corriente de la siguiente manera:

- Error cero (ZR)
- Error positivo pequeño (PS)
- Error negativo pequeño (NS)
- Error positivo medio (PM)
- Error negativo medio (NM)
- Error positivo largo (PL)
- Error negativo largo (NL)

Para esta clasificación se hace uso de las funciones de pertenencia triangular y trapezoidal. Ver Fig. 2-19. El rango admisible del error va de -10 a 10 Amperios, esto ha sido determinado de manera experimental tras observar los resultados de la simulación del algoritmo MPC.

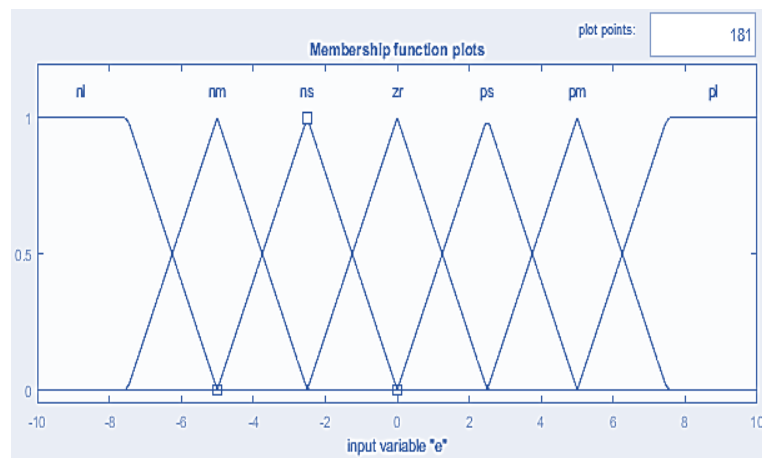


Figura 20-2: Funciones de membresía del error para la fuzzificación.

Fuente: Espinoza, Edwin, 2021

Para clasificar la señal de control deseada dependiendo del error actual se hace uso de las funciones de pertenencia triangular y trapezoidal. Ver Fig. 2-20. Al igual que el error, el rango de variación de

la salida se determinó por observación y va desde -20 a 20 Voltios y se clasifica de la siguiente manera.

- Señal de control cero (ZR)
- Señal de control positivo pequeño (PS)
- Señal de control negativo pequeño (NS)
- Señal de control positivo medio (PM)
- Señal de control negativo medio (NM)
- Señal de control positivo largo (PL)
- Señal de control negativo largo (NL)

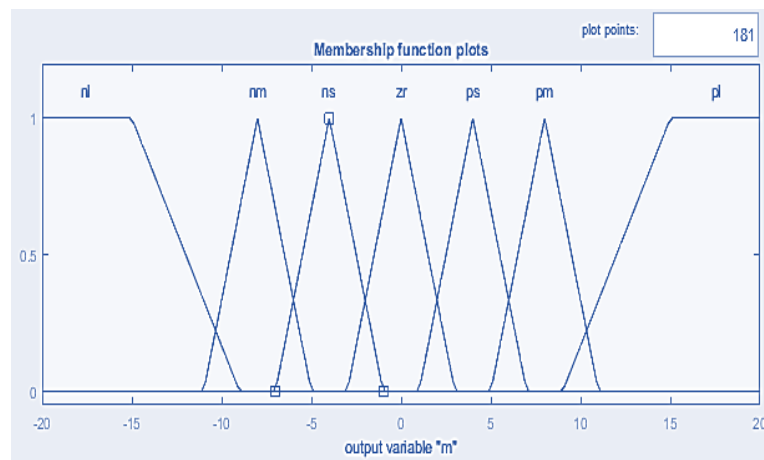


Figura 21-2: Funciones de membresía para la defuzzificación.

Fuente: Espinoza, Edwin, 2021

En la etapa de defuzzificación se obtiene la señal de control resultante del controlador. Para esto se usa el método denominado Centroide para obtener el valor de salida del controlador. Este método da como resultado mediante la siguiente ecuación.

Ecuación 31-2: Ecuación del centro de gravedad de la lógica difusa en el eje x

$$m_{centroid} = \frac{\sum_i u(x_i)m_i}{\sum_i m_i}$$

Donde $u(x_i)$ es el valor de la función de membresía en el punto x_i .

La etapa encargada de otorgar una lógica de funcionamiento para el control *fuzzy* hace uso de reglas que relacionan uno o varios conjuntos de la señal de entrada con uno o varios conjuntos de la señal de salida. Para este caso se realizaron dos reglas, una para cada regulador *fuzzy* (Ver Fig. 2-21.) que controlará las corrientes en los ejes d y q que como se pudo observar en la Fig. 2-14 y Fig. 2-15 tienen la misma dinámica, pero ganancia de signo contrario.

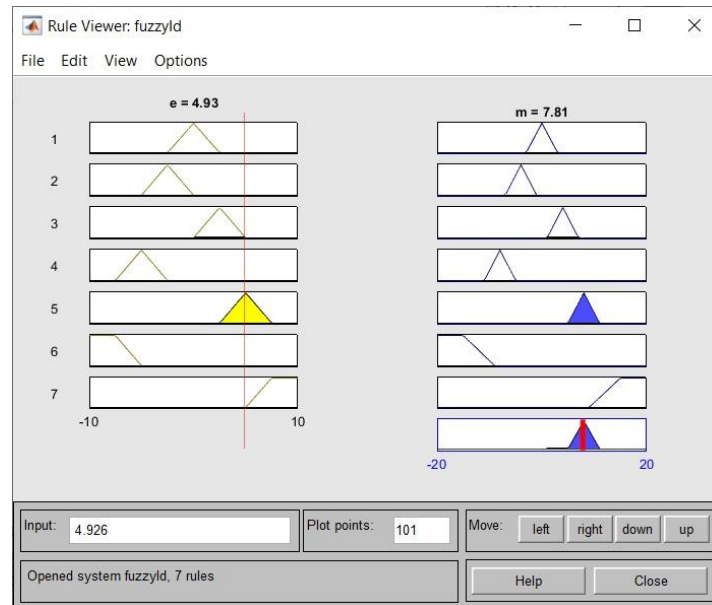


Figura 22-2: Reglas del control Fuzzy

Fuente: Espinoza, Edwin, 2021

La implementación del sistema completo en Simulink con todos los elementos mencionados en este proyecto se muestra en el Anexo A

2.6 Escenarios de autoconsumo

Los escenarios de autoconsumo corresponden a las diferentes etapas de producción y consumo eléctrico que pueden presentarse en una residencia en cualquier hora del día. Es decir, los valores de irradiancia son variables y las cargas conectadas al sistema pueden aumentar o disminuir.

Para simular estos factores se comprueba el funcionamiento del sistema ante los valores de irradiancia de 300, 400, 5000 y 600 W/m^2 a una temperatura constante de 25 °C.

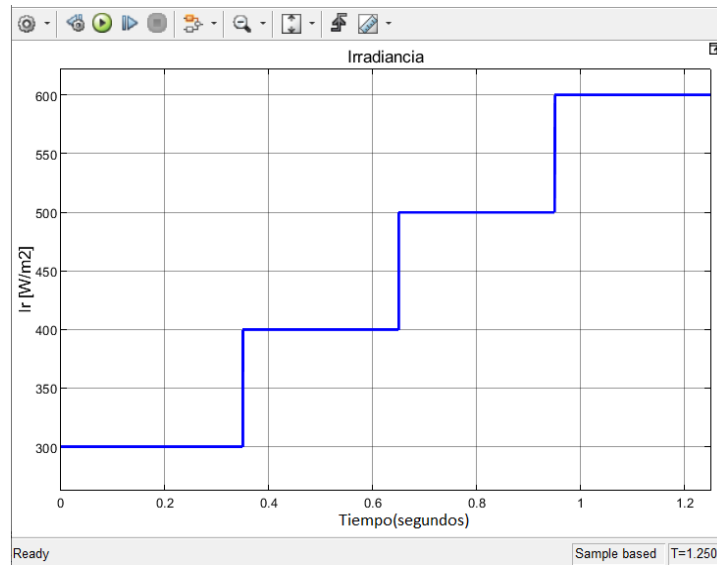


Figura 23-2: Irradiancia en los paneles a una temperatura constante.

Fuente: Espinoza, Edwin, 2021

A continuación, se muestra un modelo de la introducción y extracción de cargas al sistema para aumentar o disminuir el consumo del sistema, manteniendo una irradiancia constante de 300 W/m^2 . Con esto se trata de comprobar el flujo de energía del inversor y de la red cuando hay sobreproducción de energía o cuando hay baja producción de energía. Las cargas serán introducidas como se muestran en la Fig. 2-24.

CAPÍTULO III

3 ANÁLISIS Y RESULTADOS

3.1 Simulación del panel fotovoltaico

La respuesta del sistema fotovoltaico ante variaciones de irradiancia con una temperatura constante se observa en la Fig. 3-1. Se comprueba que el algoritmo MPPT realiza un correcto seguimiento del punto de máxima potencia por lo que el voltaje se mantiene constante y la magnitud variable es la corriente y por lo tanto la potencia generada.

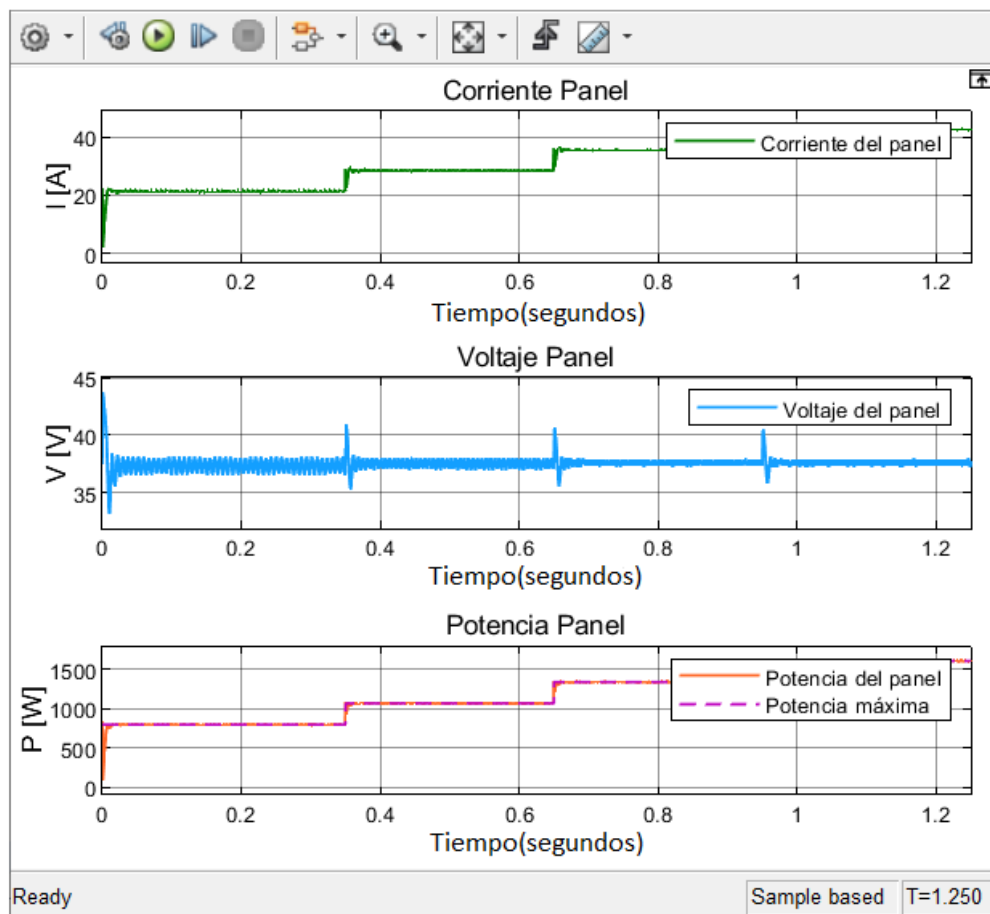


Figura 1-3: Respuesta del sistema fotovoltaico.

Fuente: Espinoza, Edwin, 2021

3.2 Simulación del algoritmo de control predictivo basado en modelo

3.2.1 Escenario 1

La primera simulación se realizó considerando una carga constante de 5kW, ante diferentes valores de irradiancia como se planteó en la fig. 23-2.

En la Fig. 2-3 se muestra una ampliación de las corrientes de carga, inversor y red y voltaje de red (escalado por 1/2.5) para cada instante de tiempo donde la irradiancia es a) $300 W/m^2$, b) $400 W/m^2$, c) $500 W/m^2$, d) $600 W/m^2$, además se aprecia que la corriente de la carga permanece constante y la corriente de la red como la del inversor se adaptan para suplir a la carga, además que las tres corrientes están en fase con el voltaje.

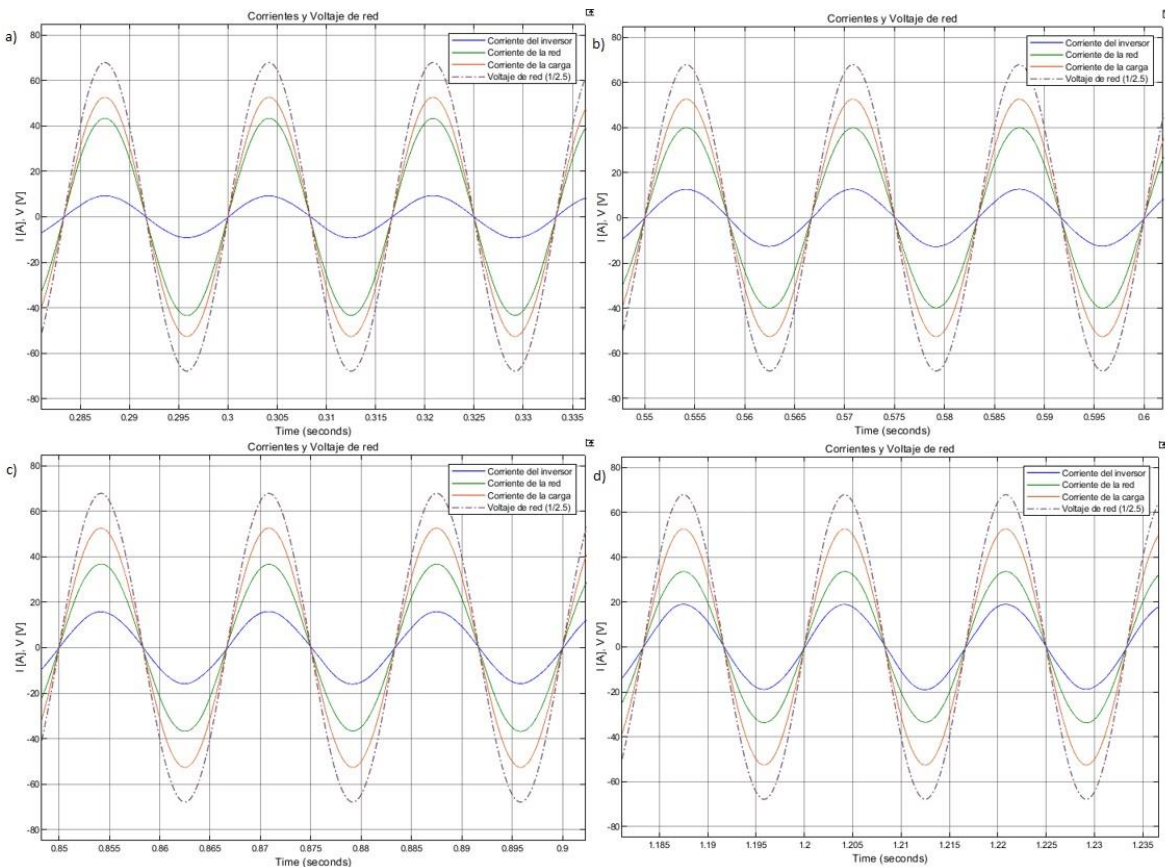


Figura 2-3: Para una carga de 5 kW ante cambios de irradiancia

Fuente: Espinoza, Edwin, 2021

Los valores de potencia activa, reactiva, factor de potencia, eficiencia se muestran en la Fig. 3-3.

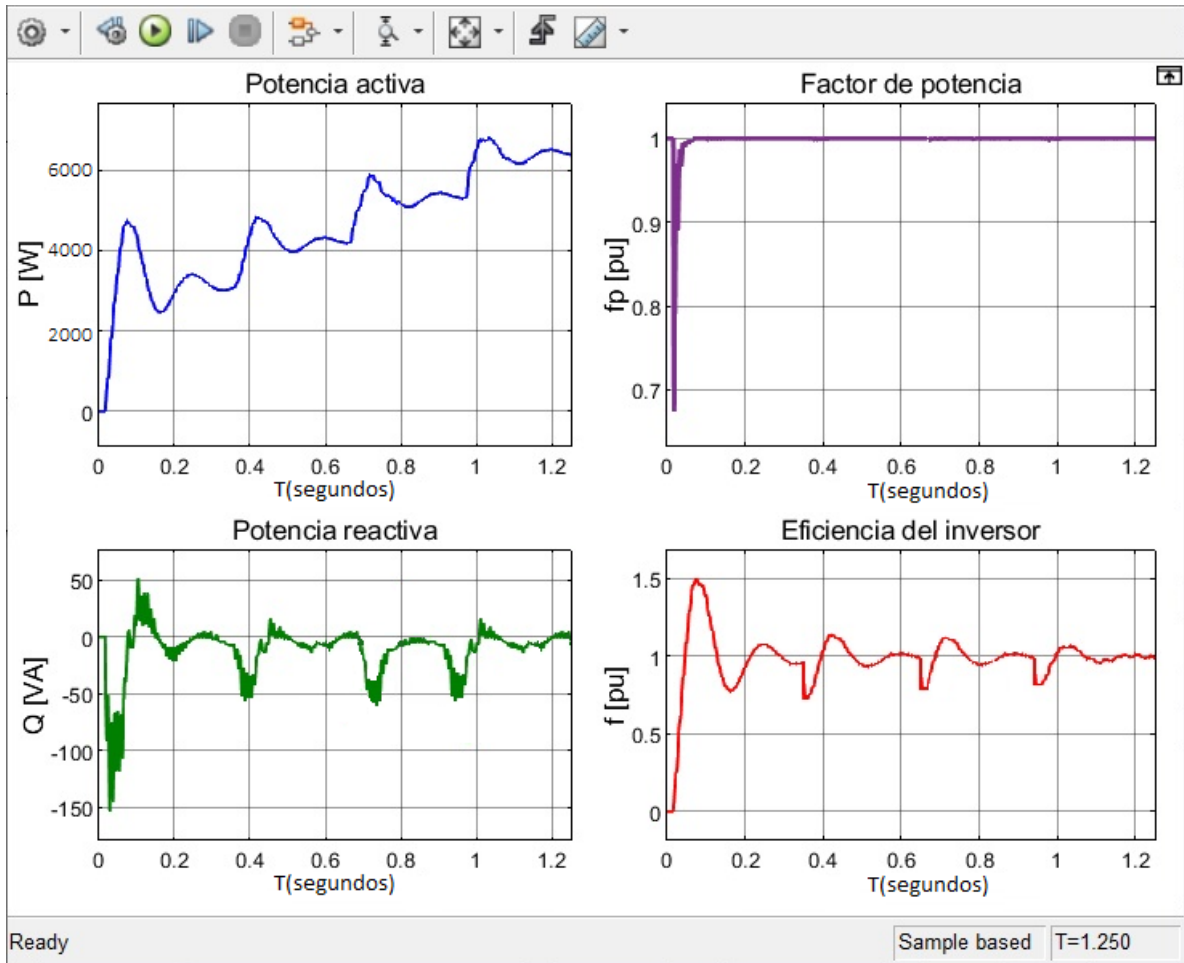


Figura 3-3: Para una carga de 5 kW ante cambios de irradiancia

Fuente: Espinoza, Edwin, 2021

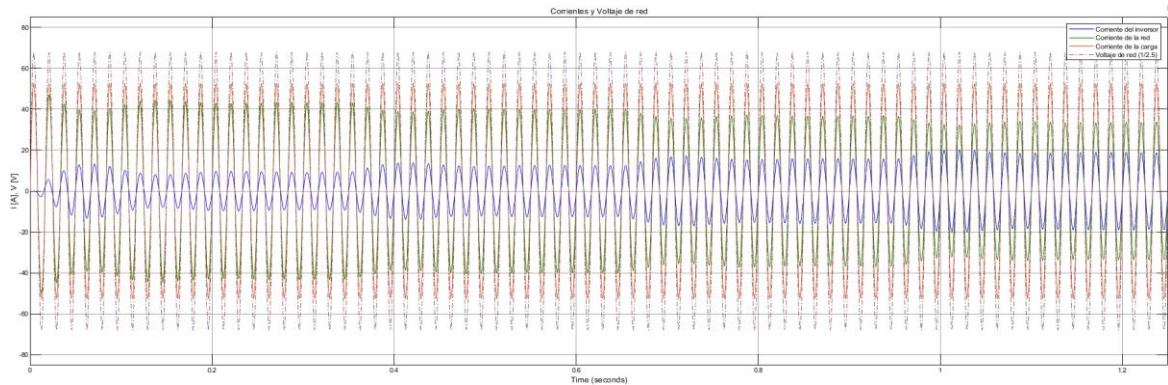


Figura 4-3: Simulación completa con carga de 5 kW ante cambios de irradiancia.

Fuente: Espinoza, Edwin, 2021

3.2.2 Escenario 2

La segunda simulación considera el mismo escenario que la primera, la carga a usar es de 1.3 kW, ante diferentes valores de irradiancia. En la Fig. 5-3 se muestra las corrientes de carga, inversor y red y voltaje de red para cada rango de tiempo donde la irradiancia es a) 300 W/m^2 , b) 400 W/m^2 , c) 500 W/m^2 , d) 600 W/m^2 , además se aprecia que la corriente generada por el inversor es menor que la corriente de la carga, el inversor como la red entregan energía a la carga. Cuando la corriente del inversor es mayor a la corriente de la carga, el remanente de energía se transfiere a la red, lo cual se comprueba al tener una forma de onda de corriente de la red inversa a la onda de la corriente del inversor.

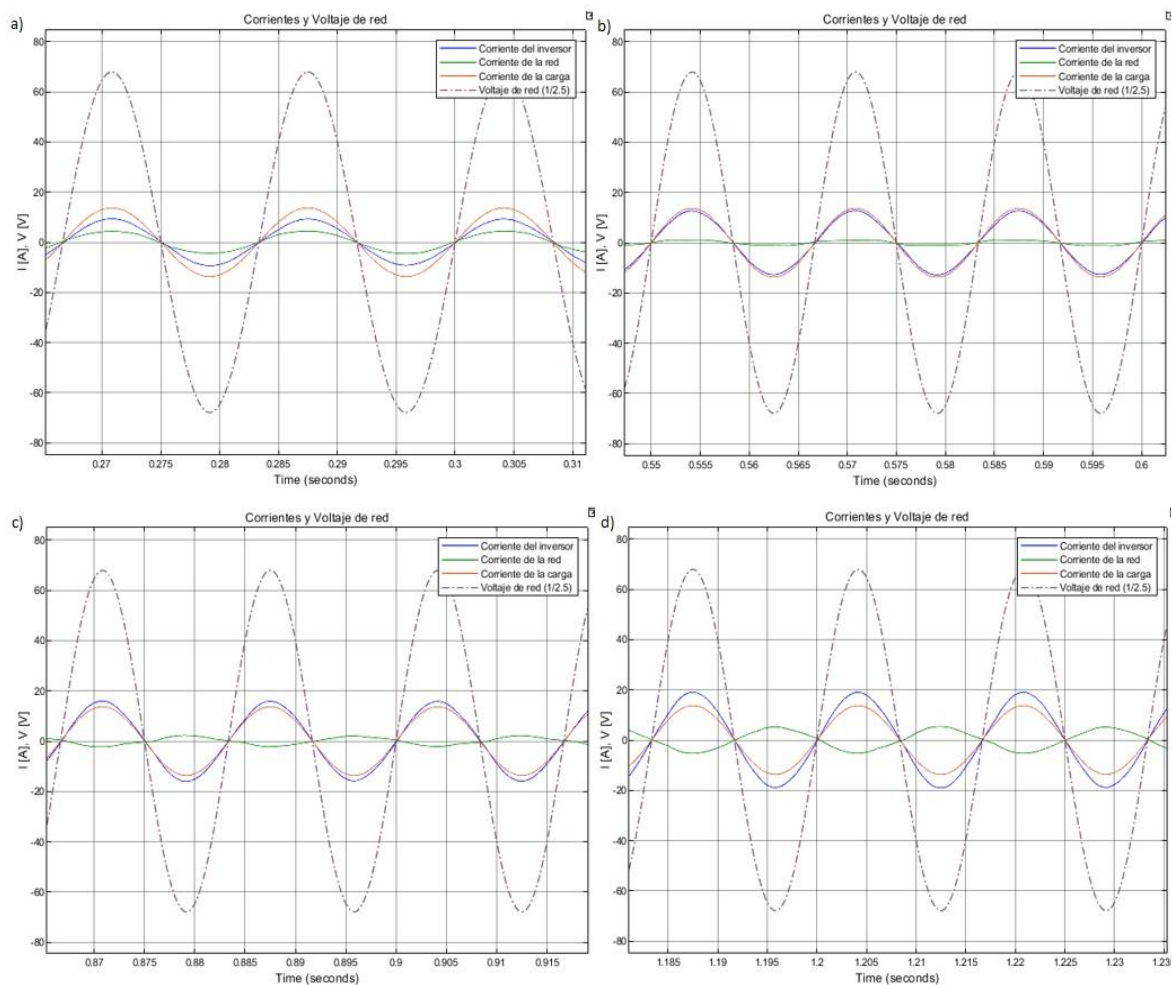


Figura 5-3: Para una carga de 1.3 kW ante cambios de irradiancia

Fuente: Espinoza, Edwin, 2021

Los valores de potencia activa, reactiva, factor de potencia, eficiencia y voltaje del bus DC se muestran en la Fig. 6-3.

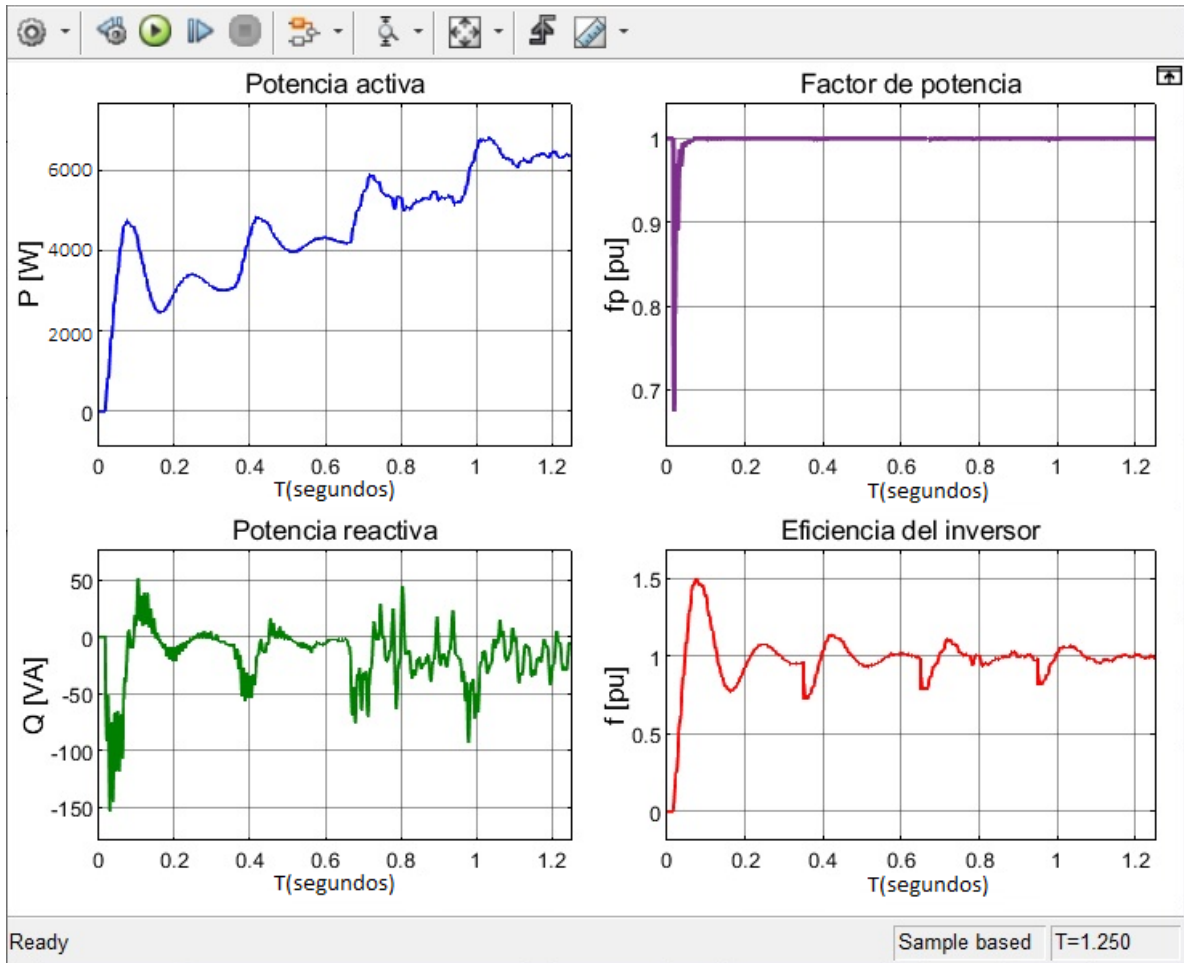


Figura 6-3: Para una carga de 1.3 kW ante cambios de irradiancia.

Fuente: Espinoza, Edwin, 2021

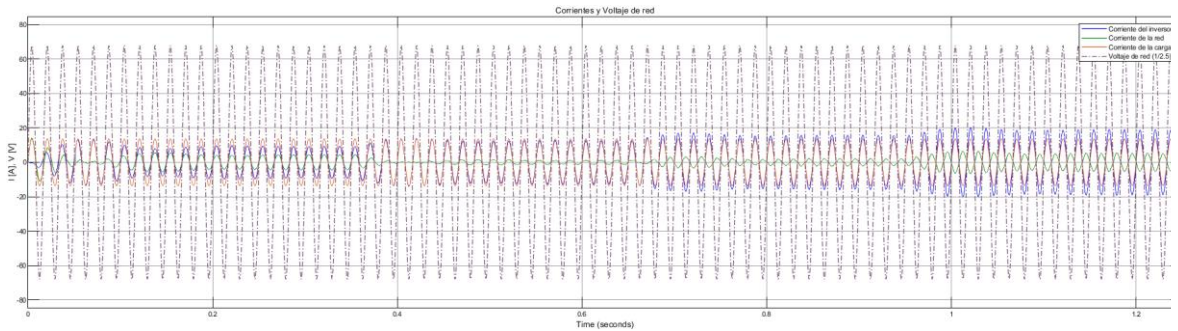


Figura 7-3: Simulación completa con carga de 1.3 kW ante cambios de irradiancia.

Fuente: Espinoza, Edwin, 2021

3.2.3 Escenario 3

Los resultados de simulación del tercer escenario para una carga constante ante irradiancia diferentes valores de irradiancia. En la Fig. 8-3 se muestra una ampliación de las corrientes de carga, inversor y red y voltaje de red para cada rango de tiempo donde la irradiancia es constante. Además, muestra que el sistema fotovoltaico mantiene una producción constante al no existir cambios de irradiancia. |suministrar el inversor será suministrada por la red. En el caso que el inversor genere más energía que la requerida por la carga, se transfiere el remanente a la red, por lo que se observa un flujo de corriente inverso.

Los valores de potencia activa, reactiva, factor de potencia, eficiencia se muestran en la Fig. 8-3.

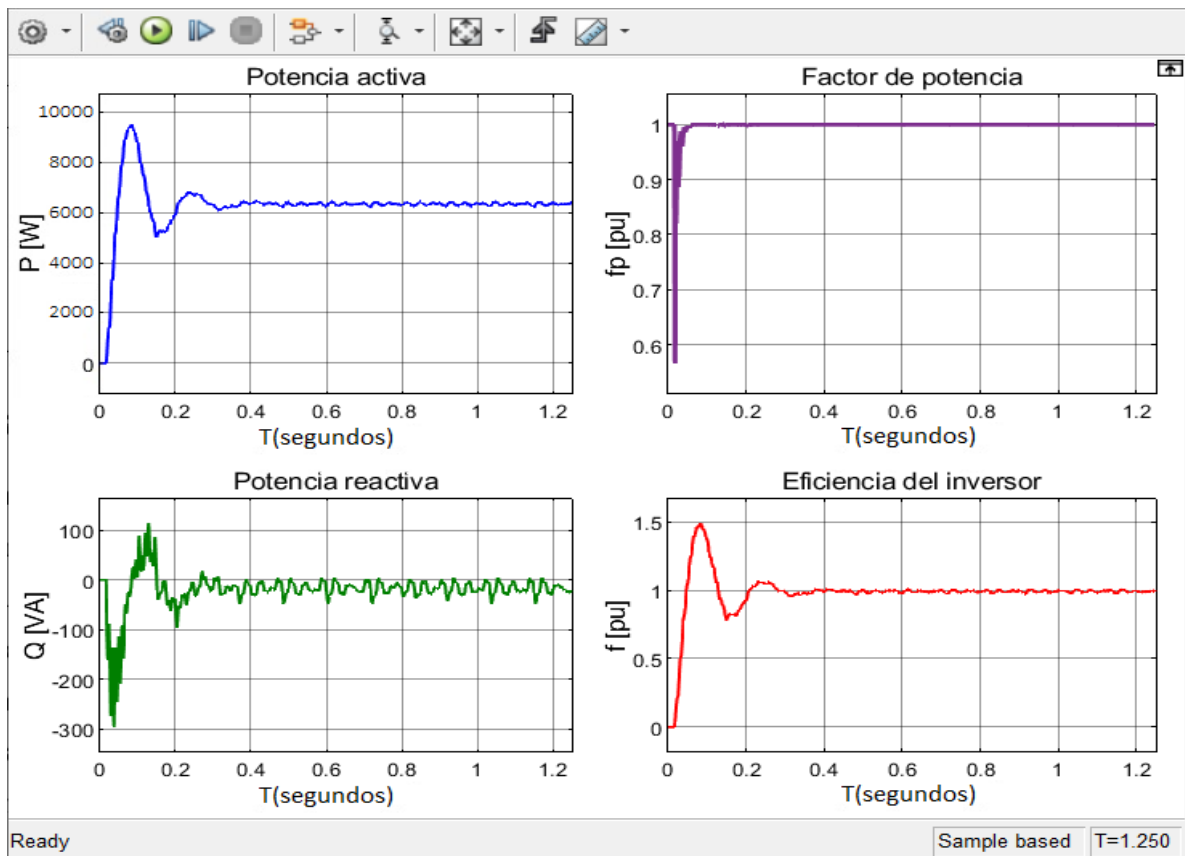


Figura 8-3: Para una carga constante ante irradiancia constante

Fuente: Espinoza, Edwin, 2021

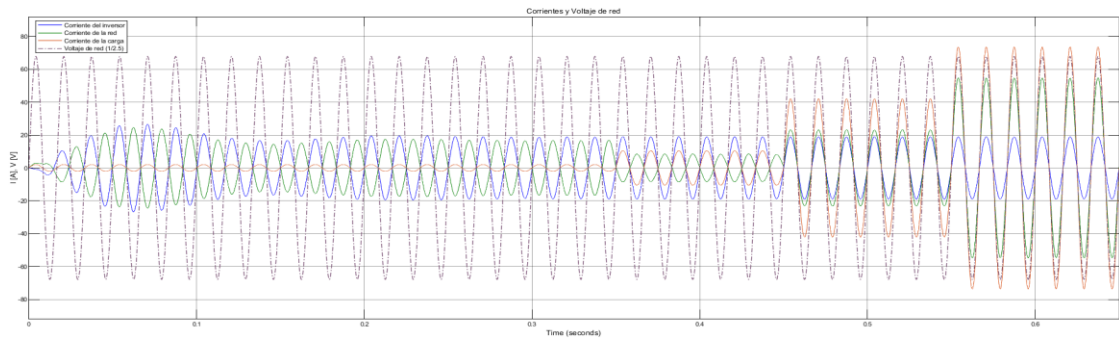


Figura 9-3: Simulación completa con carga constante ante irradiancia constante

Fuente: Espinoza, Edwin, 2021

3.3 Simulación del algoritmo de control clásico basado en reglas

3.3.1 Escenario 1

La simulación del escenario 1, al igual que los ensayos del controlador MPC se consideró una carga constante de 5kW, ante diferentes valores de irradiancia.

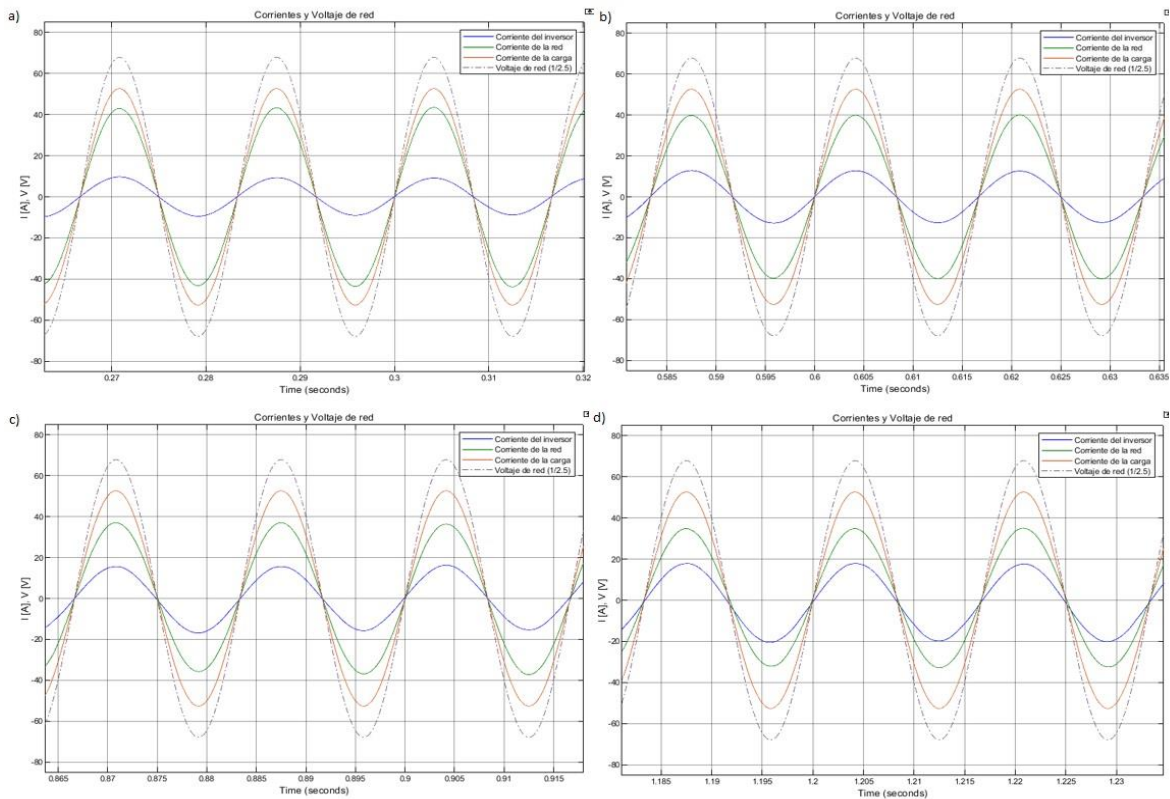


Figura 10-3: Para una carga de 5 kW ante cambios de irradiancia

Fuente: Espinoza, Edwin, 2021

Los valores de potencia activa, reactiva, factor de potencia y eficiencia del controlador *Fuzzy* se muestran en la Fig. 11-3.

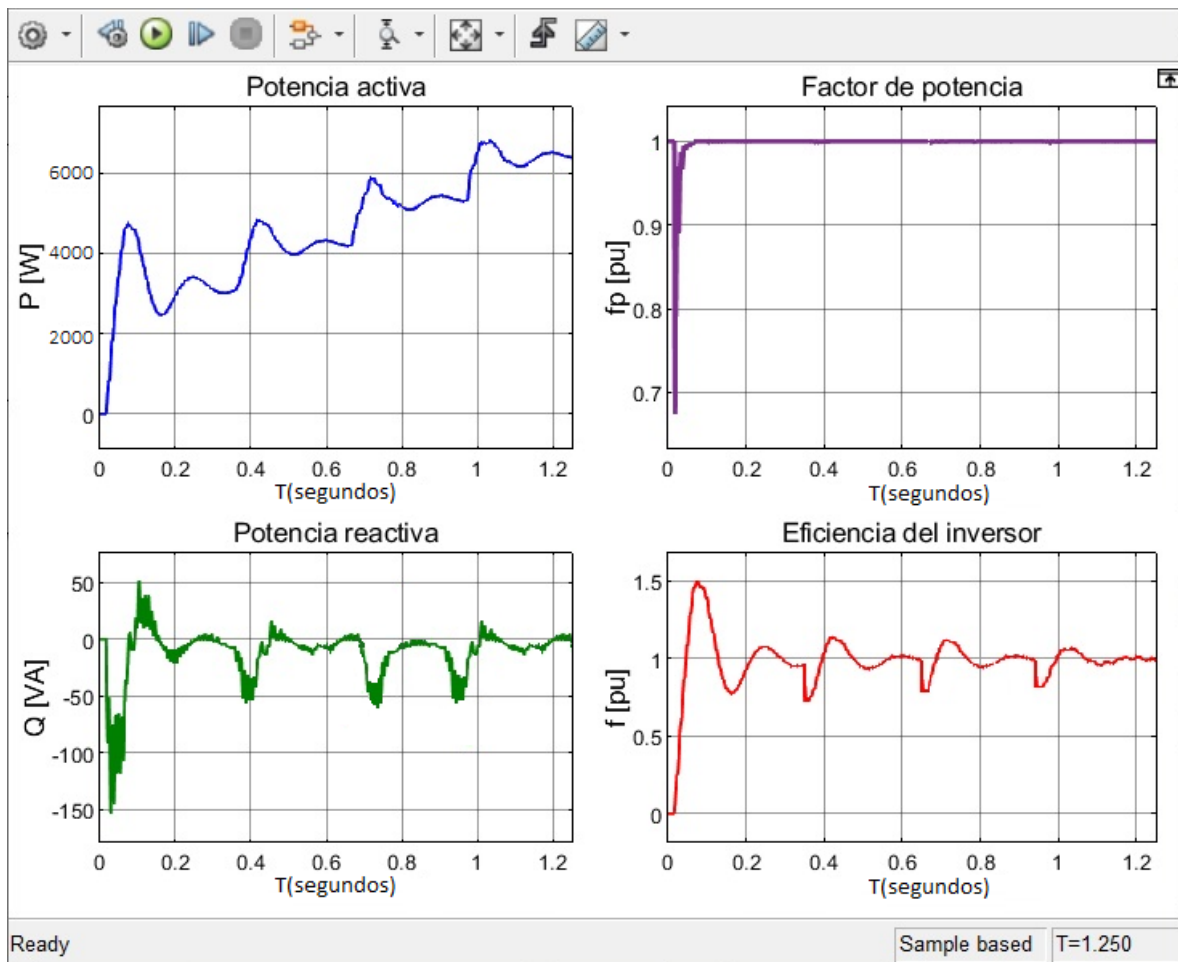


Figura 11-3: Para una carga 5kW ante irradiancia variable.

Fuente: Espinoza, Edwin, 2021

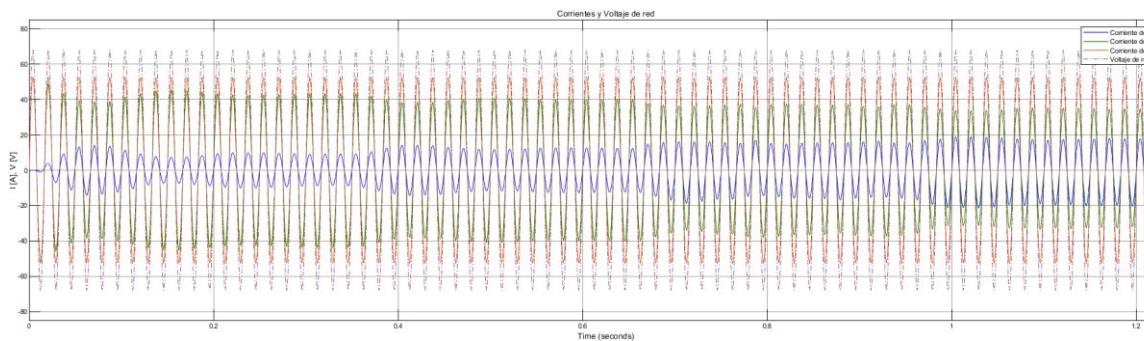


Figura 12-3: Simulación completa con carga de 5kW ante irradiancia variable

Fuente: Espinoza, Edwin, 2021

3.3.2 Escenario 2

La simulación del escenario 2, al igual que los ensayos del controlador MPC se consideró una carga constante de 1.3kW, ante diferentes valores de irradiancia.

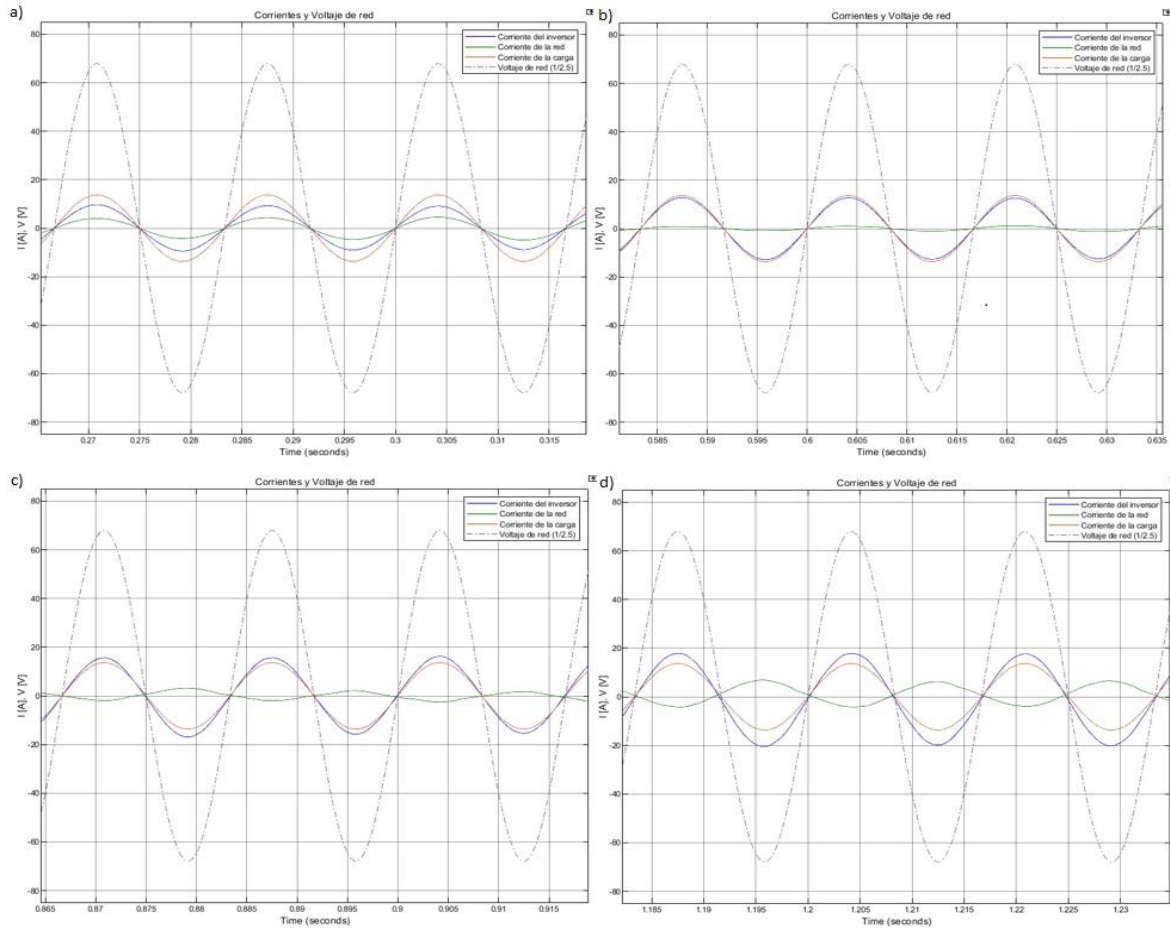


Figura 13-3: Para una carga de 1.3 kW ante cambios de irradiancia

Fuente: Espinoza, Edwin, 2021

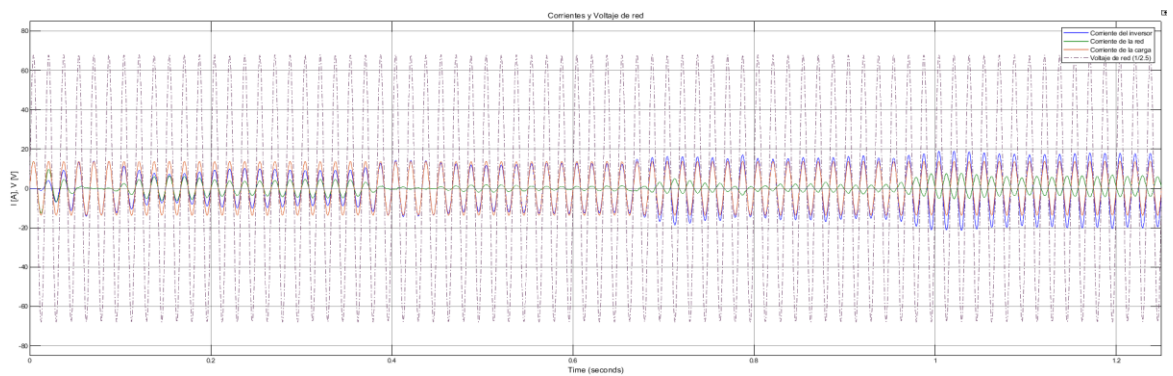


Figura 14-3: Simulación completa con carga de 1.3 kW ante cambios de irradiancia

Fuente: Espinoza, Edwin, 2021

La figura 15-3 muestra Potencia activa, potencia reactiva, factor de potencia y eficiencia del inversor del controlador *Fuzzy*

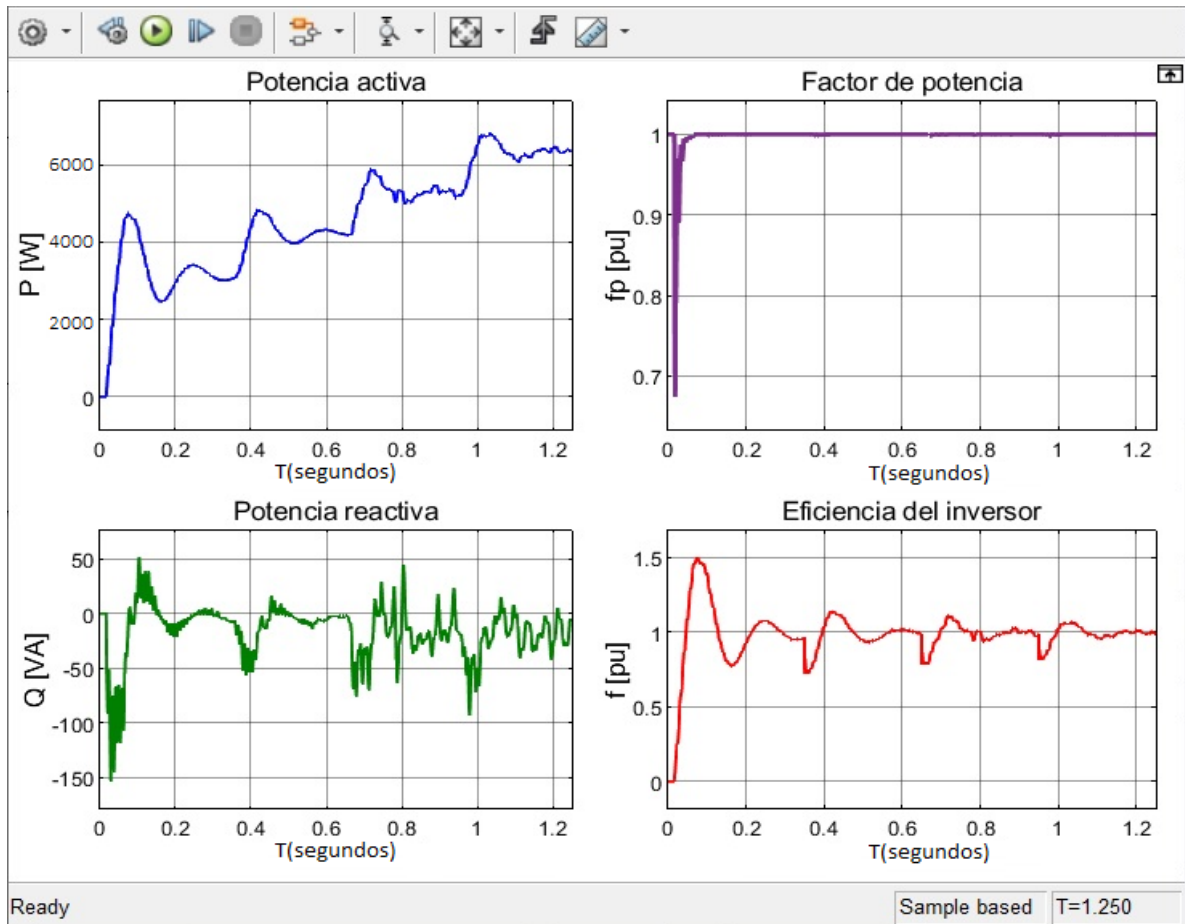


Figura 15-3: Para una carga de 1.3 kW ante cambios de irradiancia.

Fuente: Espinoza, Edwin, 2021

3.3.3 Escenario 3

La simulación del escenario 3, al igual que los ensayos del controlador MPC se consideró una carga constante entre 1.3KW y 5KW, ante un valor de irradiancia constante de 600 W/m^2

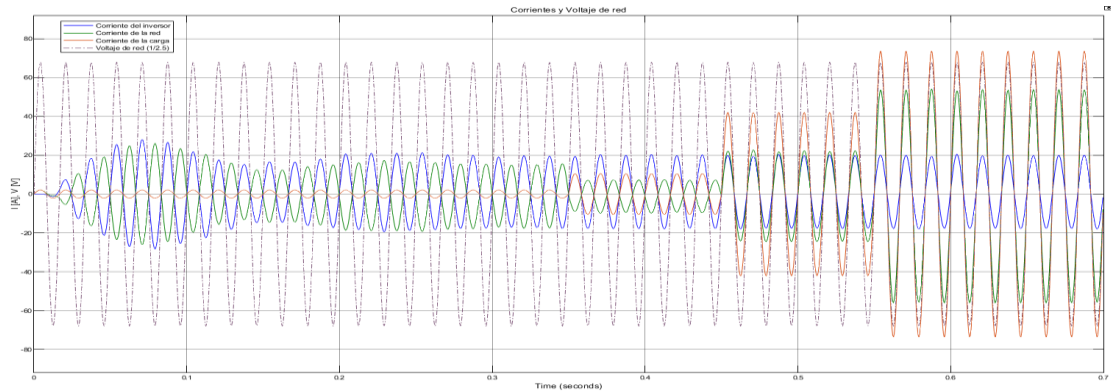


Figura 16-3: Simulación completa con carga constante ante irradiancia constante.

Fuente: Espinoza, Edwin, 2021

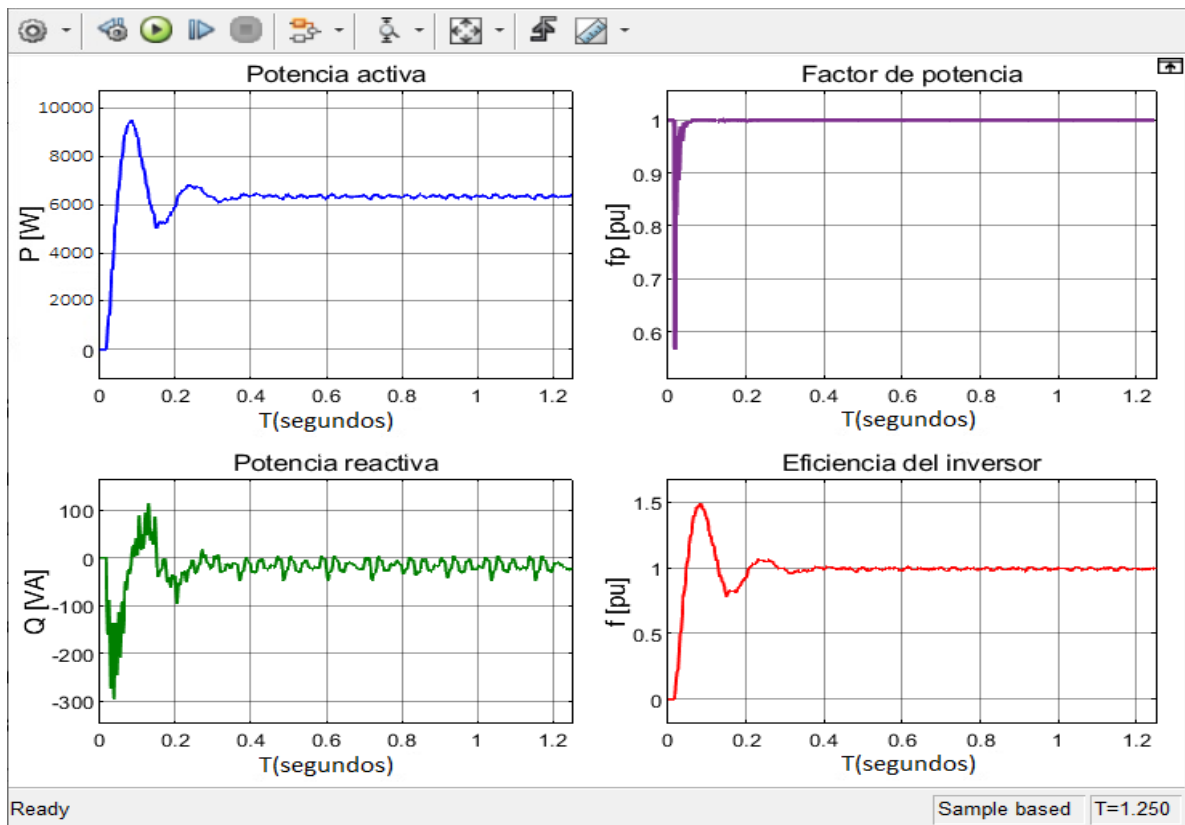


Figura 17-3 Para una carga constante ante irradiancia constante

Fuente: Espinoza, Edwin, 2021

3.4 Comparación de los algoritmos de control utilizados

Como se puede observar las gráficas de las simulaciones tanto del Controlador MPC como el Controlador *Fuzzy*, son muy idénticas, esto se debe a que se está trabajando con los mismos tres tipos

de cargas para los dos controladores. Es por ello que se necesita de otros métodos para poder realizar una comparación de los esquemas de control desarrollados, como calificar el rendimiento, eficiencia y funcionamiento de los controladores. Los índices usados para este fin son: ISE, T_{vu} , tiempo de establecimiento y máximo sobre impulso. Así, el mejor controlador será aquel que minimice cada índice. Cabe mencionar que los valores de factor de potencia y eficiencia del inversor están analizados en el momento antes del asentamiento ya que no tendría sentido analizar después del asentamiento porque todos los valores tienden a 1.

A continuación, las tablas del estudio realizado del Escenario 1

Tabla 1-3 Valores obtenidos de la figura 3.3 con irradiancia de $300W/m^2$

	MPC			FUZZY		
	Ts [s]	max	min	Ts [s]	max	min
POTENCIA ACTIVA	0,317	4,88k	2,521k	0,328	4,79k	2,348k
POTENCIA REACTIVA	0,274	50,00k	-18,34k	0,327	50,00k	-18,75k
FACTOR DE POTENCIA	0,081	1,00	0,994	0,082	1,00	0,992
EFICIENCIA DEL INVERSOR	0,300	1,48	0,775	0,300	1,48	0,742

Realizado por: Espinoza, Edwin, 2021

Tabla 2-3 Valores obtenidos de la figura 3.3 con irradiancia de $400W/m^2$

	MPC			FUZZY		
	Ts [s]	max	min	Ts [s]	max	min
POTENCIA ACTIVA	0,586	4,96k	4,02k	0,582	4,93k	4,01k
POTENCIA REACTIVA	0,541	20,51k	-48,34k	0,549	20,61k	-48,75k
FACTOR DE POTENCIA	0,330	1,000	0,994	0,330	1,000	0,992
EFICIENCIA DEL INVERSOR	0,589	1,151	0,887	0,578	1,149	0,859

Realizado por: Espinoza, Edwin, 2021

Tabla 3-3 Valores obtenidos de la figura 3.3 con irradiancia de $500W/m^2$

	MPC			FUZZY		
	Ts [s]	max	min	Ts [s]	max	min
POTENCIA ACTIVA	0,908	5,90k	5,13k	0,911	5,87k	5,12k
POTENCIA REACTIVA	-0,831	-10,1k	-70,21k	-0,837	-10,21k	-70,25k
FACTOR DE POTENCIA	0,630	1,000	0,994	0,630	1,000	0,992
EFICIENCIA DEL INVERSOR	0,819	1,08	0,937	0,828	1,04	0,745

Realizado por: Espinoza, Edwin, 2021

Tabla 4-3 Valores obtenidos de la figura 3.3 con irradiancia de $600W/m^2$

	MPC			FUZZY		
	Ts [s]	max	min	Ts [s]	max	min
POTENCIA ACTIVA	1,157	6,92k	6,43k	1,182	6,91	6,40k
POTENCIA REACTIVA	1,243	22,06k	-17,2k	1,250	22,24k	-18,75k
FACTOR DE POTENCIA	0,930	1,000	0,994	0,930	1,000	0,992
EFICIENCIA DEL INVERSOR	1,139	1,081	0,937	0,930	1,043	0,928

Realizado por: Espinoza, Edwin, 2021

Según los resultados obtenidos y comparándolos no se puede establecer una gran referencia entre un controlador y el otro. Debido a los rangos de variación este método no es muy adecuado para sacar una conclusión definitiva, a pesar de que el controlador MPC tiene una leve mejora frente al controlador *Fuzzy*.

Otra breve conclusión es que mientras aumenta la irradiancia, el sistema se aproxima a la eficiencia, Para tener una mejor percepción de los resultados se optó por analizar los ensayos con otros dos tipos de indicadores:

3.4.1 Integral del cuadrado del error (ISE)

Este índice penaliza los errores en estado estacionario, ya que incrementa los errores grandes y minimiza los menores. La ecuación de cálculo es la siguiente (QUIÑÓNEZ, Katherine Yesenia 2019).

$$ISE = \int_0^t e(t)^2 dt$$

3.4.2 Integral de la variación total de control (Tvu)

Este índice analiza las variaciones del esfuerzo de la señal de control y permite obtener señales de control lo suficientemente suaves que reduzcan el esfuerzo que realizan los actuadores. La ecuación de cálculo es (QUIÑÓNEZ, Katherine Yesenia 2019).

$$Tvu = \sum_{k=1}^{\infty} u(k+1) - u(k)$$

Nuevamente los índices fueron calculados para el primer y más importante escenario planteado en este proyecto, para los valores de ISE, en el eje d y q de la corriente y el índice Tvu se calcula para la señal de salida de cada controlador en cada eje que corresponden a los valores de voltajes en el filtro en el eje d y q. Los resultados son:

Tabla 5-3 Índices de rendimiento de los controladores diseñados.

	MPC		Fuzzy	
	Eje d	Eje q	Eje d	Eje q
ISE	1,585	0,768	26,35	1,194
Tvu	3,884	0,184	3,27	1,505

Realizado por: Espinoza, Edwin, 2021

Mediante la comparación de índices obtenidos se puede determinar fácilmente que los controladores MPC tienen un mejor rendimiento que los controladores *Fuzzy*. Esto debido a que el diseño del algoritmo MPC requiere de un modelo que refleje el comportamiento de la planta, por lo tanto, su control y estabilidad está garantizada. En cambio, para un algoritmo de tipo *Fuzzy* se basa en la experiencia del diseñador con el controlador y la familiaridad con la planta, así se vuelve compleja su sintonización y de no tener cuidado el sistema puede tornarse inestable.

CONCLUSIONES

Mediante el estudio bibliográfico se determinó que hace varios años ya se han utilizado controladores MPC en aplicaciones como control de motores, control de hornos, entre otros, sin embargo, sus prestaciones en el área energética están iniciando, como el control de turbinas para generación de energía eléctrica, pero muy pocos estudios se han realizado en cuanto a la gestión energética.

Con ayuda de los bloques de control MPC se diseñó un algoritmo de control inteligente para regular el autoconsumo a nivel residencial, el cual pasó por etapas de generación, almacenamiento, control y consumo, a través de los paneles fotovoltaicos, el banco de baterías, los convertidores y las cargas respectivamente, que en conjunto hacen que el sistema trabaje a su máxima eficiencia.

Para una mejor implementación del algoritmo MPC, se realizó un total de 12 pruebas y su contraparte con el algoritmo *Fuzzy*, divididas en tres posibles eventualidades que se pueden presentar en el autoconsumo energético, trabajando así con un Escenario 1 de 5KW, Escenario 2 de 1.3KW, Escenario 3 de carga variable, los mismos que se ensayaron a una irradiancia de 300, 400, 500 y $600W/m^2$

Gracias a las pruebas y comparaciones entre los 2 algoritmos se concluye que el controlador *Fuzzy*, a pesar de una rápida respuesta y bajo consumo computacional no posee un procedimiento exacto que guíe al diseñador más que su propia experiencia, mientras que el algoritmo MPC toma en cuenta la dinámica del proceso siendo capaz de predecir el comportamiento futuro del sistema, con lo que puede generar una acción de control que se anticipe a las perturbaciones del sistema o a los cambios de referencia.

Finalmente, el sistema cumple con los requerimientos planteados en este documento, lo cual es un indicativo que el diseño desarrollado fue correcto para cumplir con el objetivo principal, siendo capaz de dotar de una óptima gestión al sistema, tanto en el consumo como la generación.

RECOMENDACIONES

Se recomienda seguir las sugerencias de diseño de algoritmos MPC otorgado por MathWorks, para encontrar los valores de tiempo de muestreo, horizonte de control y horizonte de predicción. En caso de exagerar en los valores de estos parámetros el sistema puede tener respuestas no deseadas, siendo capaz de volverse inestable.

Se recomienda que, si se requiere diseñar un algoritmo basado en reglas, se tome en cuenta más parámetros que solo un error proporcional, como puede ser la integral o la derivada del error. Esto con el fin de incrementar la robustez y eficiencia del controlador.

Se sugiere que para futuras investigaciones se tome en cuenta cargas inductivas como motores; en lugar de solo resistivas; para comprobar el comportamiento de un controlador MPC y observar si es necesario de incluir un diseño adaptativo en el regulador.

BIBLIOGRAFÍA

AEC, *Gestión de la energía ISO 9000*. [en línea]. 2019. [Consulta: 8 julio 2021]. Disponible en: <https://www.aec.es/web/guest/centro-conocimiento/gestion-de-la-energia>.

ALDAOUAB, Ibrahim; et al. MPC for Optimized Energy Exchange between Two Renewable-Energy Prosumers. *Applied Sciences*, 2019.

AUTOSOLAR ENERGÍA Y SERVICIOS, *AUTOSOLAR/ La Tienda de la Energía Solar. Autosolar Energía y Servicios S.L.U* [en línea]. 2021. [Consulta: 8 julio 2021]. Disponible en: <https://autosolar.es/>.

CARTA, J, *Centrales de energías renovables..* Madrid, Prentice Hall. 2009

CHARLES K., Alexander, 2006. *Fundamentos de circuitos eléctricos*, [en línea]. S.I. Madrid: McGraw Hill. 2006. [Consulta: 8 julio 2021]. Disponible en: <https://steltda.files.wordpress.com/2014/03/fundamentos-de-circuitos-elc3a9ctricos-3edi-sadiku.pdf>.

EDUARDO, M; & FABIOLA, Y., *Comparación en la respuesta de los métodos de sintonización de la curva de reacción de Ziegler-Nichols y optimización computacional aplicados al control de un robot tipo SCARA*. [en línea]. 2018. pp. 9. [Consulta: 8 julio 2021]. Disponible en: https://www.ecorfan.org/taiwan/research_journals/Ingenieria_Biomedica_y_Biotecnologia/vol2num4/Revista_de_Ingenier%c3%ada_Biom%c3%a9dica_y_Biotecnolog%c3%ada_V2_N4_2.pdf

IDAE, *Energías renovables / Idae*. IDAE: INSTITUTO PARA LA DIVERSIFICACION Y RENOVACION DE ENERGIAS.GOBIERNO DE ESPAÑA [en línea]. 2021. [Consulta: 8 julio 2021]. Disponible en: <https://www.idae.es/index.php/tecnologias/energias-renovables>.

IECOR, *Calidad de Energía Eléctrica*. IECOR [en línea]. 2016. [Consulta: 8 julio 2021]. Disponible en: <https://www.iecor.com/calidad-de-energia-electrica/>.

LARA VARGAS, José M. Control predictivo multivariable: evolución histórica y conceptos. *TECSUP*, [en línea], 2020, pp. 10. [Consulta: 8 julio 2021]. Disponible en: <https://www.virtualpro.co/biblioteca/control-predictivo-multivariable-evolucion-historica-y-conceptos>

MATHWORKS, *Algoritmo MPPT*. [en línea]. 2021a. [Consulta: 8 julio 2021]. Disponible en: <https://la.mathworks.com/solutions/power-electronics-control/mppt-algorithm.html>.

MATHWORKS, *Get Started with Model Predictive Control Toolbox - MathWorks América Latina*. [en línea]. 2021b. [Consulta: 8 julio 2021]. Disponible en: https://la.mathworks.com/help/mpc/getting-started-with-model-predictive-control-toolbox.html?s_tid=CRUX_lftnav.

MATHWORKS, *Model Predictive Control Toolbox Documentation - MathWorks América Latina*. [en línea]. 2021c. [Consulta: 8 julio 2021]. Disponible en: <https://la.mathworks.com/help/mpc/>.

MATHWORKS, *MPC Design - MATLAB & Simulink - MathWorks América Latina*. [en línea]. 2021d. [Consulta: 8 julio 2021]. Disponible en: https://la.mathworks.com/help/mpc/controller-design.html?s_tid=CRUX_lftnav.

MATHWORKS, *Understanding Model Predictive Control, Part 3: MPC Design Parameters Video*. [en línea]. 2021e. [Consulta: 8 julio 2021]. Disponible en: <https://la.mathworks.com/videos/understanding-model-predictive-control-part-3-mpc-design-parameters-1530607670393.html>.

MICROSEMI, Park, Inverse Park and Clarke, Inverse Clarke Transformations MSS Software Implementations User Guide. *Microsemi*, [en línea], 2013. pp. 20. [Consulta: 8 julio 2021] Disponible en: https://www.microsemi.com/document-portal/doc_view/132799-park-inverse-park-and-clarke-inverse-clarke-transformations-mss-software-implementation-user-guide

MINISTERIO DE ENERGÍA Y RECURSOS NATURALES NO RENOVABLES, *Estudio de la Demanda Eléctrica*. [en línea]. 2021. S.l.: [Consulta: 8 julio 2021]. Disponible en: <https://www.rekursyenergia.gob.ec/wp-content/uploads/2020/01/CAPITULO-3-DEMANDA-ELE%CC%81CTRICA.pdf>.

MOHAN, NED; & ROBBINS, WILLIAM, *Electrónica de potencia. Convertidores, aplicaciones y diseño*. [en línea], 2009. no. 3, pp. 722. [Consulta: 8 julio 2021]. Disponible en: <https://lc.fie.umich.mx/~jorgeahb/Pagina/materias/PIES/electronica-de-potencia-mohan-3ra-edicion.pdf>.

MURILLO, Francisco José. Diseño de un algoritmo de optimización para la gestión de recursos energéticos distribuidos en una microrred [en línea] (Trabajo de titulación). (Maestría). Universitat

Politécnica de Valencia. España. 2017. [Consulta: 8 julio 2021]. Disponible en: <http://hdl.handle.net/10251/85638>.

NABALIA, ¿Cómo afecta la producción de energía al medio ambiente? *Nabalia Energia*. [en línea]. 2018. [Consulta: 8 julio 2021]. Disponible en: <https://nabaliaenergia.com/blog/energia-y-medio-ambiente/>.

QUIÑÓNEZ, Katherine Yesenia, Diseño y simulación de controladores PID no lineales aplicados a un biorreactor [en línea]. (Trabajo de titulación). (Maestría). S.l.: Quito, 2019. [Consulta: 8 julio 2021]. Disponible en: <http://bibdigital.epn.edu.ec/handle/15000/20448>.

SEDO, JOZEF; & KASCAK, SLAVOMIR, Design of output LCL filter and control of single-phase inverter for grid-connected system. *En: Company: SpringerDistributor: SpringerInstitution: SpringerLabel: Springernumber: 4publisher: Springer Berlin Heidelberg, Electrical Engineering* [en línea], 2017. vol. 99, no. 4, pp. 1217-1232. [Consulta: 8 julio 2021]. ISSN 1432-0487. DOI 10.1007/s00202-017-0617-0. Disponible en: <https://link.springer.com/article/10.1007/s00202-017-0617-0>.

SENDOYA, DIEGO FERNANDO, ¿Qué es el Control Predictivo y Hacia Dónde se Proyecta? *Publicaciones e Investigación* [en línea], 2013. vol. 7, pp. 53. [Consulta: 8 julio 2021]. ISSN 2539-4088, 1900-6608. DOI 10.22490/25394088.1106. Disponible en: <http://hemeroteca.unad.edu.co/index.php/publicaciones-e-investigacion/article/view/1106>.

SUNFIELDS, *Conceptos sobre baterías solares. SunFields Mayorista fotovoltaica: Placas solares, Inversores...* [en línea]. 2018. [Consulta: 8 julio 2021]. Disponible en: <https://www.sfe-solar.com/noticias/articulos/equipos-fotovoltaicos-baterias-solares-parte-iii/>.

SUNTECH-POWER, *Special benefits based on SMART DC Module. SMART DC Module* [en línea]. 2018. [Consulta: 8 julio 2021]. Disponible en: <https://cdn.enfsolar.com/Product/pdf/Crystalline/5b693d267fa77.pdf>.

TOBAJAS, M., *Energía solar fotovoltaica*. Barcelona-España: 2018. Cano Pina.

TORRES, García; et al. *Predictive Control for Microgrid Functionalities: Review and Future Challenges. Energies* [en línea], 2021. Disponible en: <https://doi.org/10.3390/en14051296>.

UNIVERSIDAD DE COLORADO, *The Flyback Converter. Electrical, Computer & Energy Engineering* [en línea]. 2021. [Consulta: 8 julio 2021] Disponible en: <https://www.colorado.edu/ecee/>.

VASSILEVA, S., Ruled-Based Control - Design and Performance. *Journal of Cybernetics and Informatics*, [en línea]. 2004. vol. 4, pp. 23-30. [Consulta: 8 julio 2021]. Disponible en: https://www.researchgate.net/publication/267705469_Controllable_Shock_and_Vibration_Dampers_Based_on_Magnetorheological_Fluids

WORLD BANK GROUP, *Global Solar Atlas. World Bank Group* [en línea]. 2019. [Consulta: 8 julio 2021]. Disponible en: <https://globalsolaratlas.info/map?c=-5.145657,-79.343262,6&s=-1.66045,-78.680956&m=site>.

ZHANG, VINCENT; & AMBREESH, TRIPATHI, How to Design Flyback Converter With LM3481 Boost Controller. [en línea]. 2016. pp. 19. [Consulta: 8 julio 2021]. Disponible en: https://www.ti.com/lit/an/snva761a/snva761a.pdf?ts=1658852917086&ref_url=https%253A%252F%252Fwww.google.com%252F

ZHUHAI SUNSHINE ENERGY TECHNOLOGY CO., LTD., *12V 200AH 2.4KW LiFePO4 de la batería para EV, la energía solar y UPS. Made-in-China.com* [en línea]. 2021. [Consulta: 8 julio 2021]. Disponible en: https://es.made-in-china.com/co_zhsunshineenergy/product_12V-200ah-2-4kw-LiFePO4-Battery-for-EV-Solar-and-UPS_ehgeiygsy.html.