



# **ESCUELA SUPERIOR POLITÉCNICA DE CHIMBORAZO**

## **IMPLEMENTACIÓN DE UN ALGORITMO PARA EL SEGUIMIENTO DEL PUNTO DE POTENCIA MÁXIMA EN UN PANEL SOLAR MEDIANTE UN CONTROL PREDICTIVO POR MODELO**

**FRANCISCO JAVIER REYES ALMEIDA**

**Trabajo de Titulación modalidad Proyectos de Investigación y Desarrollo,  
presentado ante el Instituto de Posgrado y Educación Continua de la ESPOCH,  
como requisito parcial para la obtención del grado de:**

**MAGÍSTER EN SISTEMAS DE CONTROL Y AUTOMATIZACIÓN  
INDUSTRIAL**

**RIOBAMBA - ECUADOR**

**DICIEMBRE 2021**

©2021, Francisco Javier Reyes Almeida

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.



## ESCUELA SUPERIOR POLITÉCNICA DE CHIMBORAZO

### CERTIFICACIÓN:

EL TRIBUNAL DE TRABAJO DE TITULACIÓN CERTIFICA QUE:

El **Trabajo de Titulación modalidad Proyectos de Investigación y Desarrollo**, titulado “Implementación de un algoritmo para el seguimiento del punto de potencia máxima en un panel solar mediante un control predictivo por modelo”, de responsabilidad del Sr. Francisco Javier Reyes Almeida ha sido prolijamente revisado y se autoriza su presentación.

Tribunal:

Ing. Luis Eduardo Hidalgo Almeida. PhD  
**PRESIDENTE**

Ing. Diego Gustavo Arcos Aviles. PhD  
**DIRECTOR**

Ing. Edwin Fernando Mejía Peñafiel. Mag  
**MIEMBRO**

Ing. Luis Alejandro Hernández Toala. Mag  
**MIEMBRO**



Riobamba, agosto 2021

## DERECHOS INTELECTUALES

Yo, Francisco Javier Reyes Almeida, declaro que soy responsable de las ideas, doctrinas y resultados expuestos en el **Trabajo de Titulación modalidad Proyectos de Investigación y Desarrollo**, y que el patrimonio intelectual generado por la misma pertenece exclusivamente a la Escuela Superior Politécnica de Chimborazo.

---

FRANCISCO JAVIER REYES ALMEIDA

No. Cédula: 1722913942

## **DECLARACIÓN DE AUTENTICIDAD**

Yo, Francisco Javier Reyes Almeida, declaro que el presente proyecto de investigación es de mi autoría y que los resultados del mismo son auténticos y originales. Los textos constantes 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 de Maestría.

---

FRANCISCO JAVIER REYES ALMEIDA

No. Cédula: 1722913942

## DEDICATORIA

La inmortalidad está en cada una de las acciones que realicemos para convertir a cada nuevo ser en la garantía de un mundo equitativo y justo.

Con toda el alma y mi corazón dedico el presente trabajo:

**A mi amada esposa:** quien ha sabido soportar de forma paciente y amorosa todo el proceso.

**A mi esperado hijo:** consolidación de mis más profundos sueños, quien ha sido y será por siempre el pilar fundamental en mi vida.

**A mis queridos padres:** por enseñarme que la clave en la vida es el amor.

**A mi adorado hermano:** para que al caminar por la vida sienta la compañía y solidez de quien tanto lo quiere.

**A DIOS:** ante todo y por, sobre todo.

Gracias por tanto y todo.

Francisco.

## **AGRADECIMIENTO**

Mi eterno agradecimiento a la Escuela Superior Politécnica de Chimborazo, quien me ha acogido como uno más de sus tantos hijos, a cada uno de los maestros que formaron parte del presente proyecto de maestría, cada gramo de conocimiento queda atesorado y con la consigna de ser replicado. A cada compañero con los que cada momento compartido los ha convertido en grandes amigos. Así mismo al estimado Dr. Diego Arcos, tutor del presente proyecto de titulación, quien se convirtió en parte esencial del desarrollo efectivo de este proceso investigativo. Un agradecimiento sincero a los ingenieros Fernando Mejia Peñafiel; Msc y Luis Hernandez Toala; Msc, por la apertura y cordialidad al aceptar ser miembros de tribunal y facilitadores del conocimiento y guías necesarias.

Gracias a cada uno de los que se tomó el tiempo para regalarme una palabra de aliento, energía necesaria para la culminación exitosa de esta ardua tarea.

Francisco.

## CONTENIDO

	Páginas
ÍNDICE DE TABLAS .....	xi
ÍNDICE DE FIGURAS .....	xii
RESUMEN .....	xv
ABSTRACT .....	xvi
CAPÍTULO I .....	1
1. INTRODUCCIÓN .....	1
1.1. Situación problemática .....	1
1.2. Formulación del problema.....	3
1.3. Preguntas directrices .....	3
1.4. Justificación de la investigación .....	3
1.5. Objetivos de la investigación.....	5
1.5.1.    Objetivo General .....	5
1.5.2.    Objetivos Específicos .....	5
1.6. Hipótesis .....	5
CAPÍTULO II.....	6
2. MARCO TEÓRICO.....	6
2.1. Antecedentes del problema.....	6
2.2. Bases Teóricas.....	9
2.2.1.    Control Predictivo: .....	9
2.2.2.    Dependencia de las acciones en las predicciones.....	9



2.2.3.	Las predicciones se basan en un modelo .....	10
2.2.4.	Selección de la entrada correcta.....	10
2.2.5.	Horizonte deslizante .....	11
2.2.6.	Rendimiento óptimo o seguro.....	11
2.2.7.	Tuning .....	12
2.2.8.	Restricciones .....	12
2.2.9.	Control DMC.....	12
2.2.10.	Horizonte de predicción.....	16
2.2.11.	Respuesta libre y respuesta forzada .....	16
2.2.12.	Representación matricial del DMC.....	17
2.2.13.	Función objetivo.....	18
2.2.14.	Representación matricial de la función de costo .....	18
2.2.15.	Control GPC.....	19
2.2.16.	Función de costo.....	20
2.2.17.	Modelo .....	20
2.2.18.	Desarrollando la expresión de predicción .....	22
2.2.19.	Programación cuadrática .....	23
2.2.20.	Señal de control.....	24
2.2.21.	Sistema GPC con perturbaciones y restricciones .....	24
2.2.22.	Restricción en el incremento de la acción de control.....	24
2.2.23.	Restricción en la señal de control .....	25
2.2.24.	Restricciones en la salida.....	25

2.2.25.	Restricción de sobre impulso.....	26
2.2.26.	Comportamiento monotónico .....	27
2.2.27.	Restricción terminal.....	27
2.2.28.	Software de implementación .....	28
2.2.29.	Comparativa existente entre diversos sistemas de control .....	30
CAPÍTULO III.....		35
3.	METODOLOGÍA DE LA INVESTIGACIÓN .....	35
3.1.	Identificación y caracterización del panel solar .....	35
3.1.1.	Determinando $I_L$ .....	36
3.1.2.	Determinando $I_o$ .....	37
3.1.3.	Determinando $R_s$ .....	37
3.1.4.	Determinando el valor “a” .....	38
3.1.5.	Convertor elevador boost .....	39
3.2.	Uso del control Perturb & Observe.....	42
3.2.1.	Diagrama de flujo del control P&O .....	43
3.2.2.	Implementación del control P&O en Simulink .....	43
3.3.	Programación del controlador MPC .....	47
3.3.1.	Algoritmo Control Predictivo por Modelo.....	47
3.3.2.	Modelo basado en DMC.....	48
3.3.3.	Modelo basado en GPC .....	50
3.3.4.	Modelo GPC con restricciones .....	56
3.3.5.	Modelo propuesto como solución.....	60

CAPÍTULO IV.....	64
4. RESULTADOS Y DISCUSIÓN .....	64
4.1. Análisis de los resultados del control P&O.....	64
4.2. Análisis de los resultados utilizando el control MPC.....	70
4.2.2. Algoritmo GPC.....	71
4.2.3. Algoritmo GPC con restricciones .....	74
4.3. Comprobación de la hipótesis .....	77
4.3.1. Análisis estadístico .....	80
4.3.1.1. Prueba de Hipótesis para POT MPC - POT P&O.....	82
4.3.1.2. Prueba t.....	83
4.3.1.3. Prueba de los signos .....	84
4.3.1.4. Intervalos de Confianza para POT MPC - POT P&O.....	84
CAPÍTULO V .....	86
5. PROPUESTA.....	86
CONCLUSIONES .....	88
RECOMENDACIONES .....	90
RESPUESTA A LA FORMULACIÓN DEL PROBLEMA .....	91
BIBLIOGRAFÍA .....	92

## ÍNDICE DE TABLAS

.....	Páginas
<b>Tabla 1-4:</b> Valores de irradiancia y la potencia generada por el panel .....	66
<b>Tabla 2-4:</b> Potencia obtenida IDEAL vs MPC .....	80
<b>Tabla 3-4:</b> Resumen estadístico para el SISTEMA IDEAL – POT MPC .....	80
<b>Tabla 4-4:</b> Potencia MPC vs P&O .....	82
<b>Tabla 5-4:</b> Resumen estadístico para POT MPC – POT P&O .....	83

## ÍNDICE DE FIGURAS

.....	Páginas
<b>Figura 1-1:</b> Consumo energético en el Ecuador por sectores .....	7
<b>Figura 2-1:</b> Estructura del consumo energético en el Ecuador .....	7
<b>Figura 3-2:</b> Principios del control DMC .....	13
<b>Figura 4-2:</b> Predicción $t+k$ pasos hacia el futuro.....	13
<b>Figura 5-2:</b> Modelo para establecer las perturbaciones .....	14
<b>Figura 6-2:</b> Inicio en M del estado estacionario del sistema.....	15
<b>Figura 7-2:</b> Horizonte de predicción .....	16
<b>Figura 8-2:</b> Respuesta libre .....	17
<b>Figura 9-2:</b> Respuesta libre y repuesta forzada .....	17
<b>Figura 10-2:</b> Acciones de control.....	20
<b>Figura 11-2:</b> Modelo en bloques CARIMA .....	22
<b>Figura 12-2:</b> Ecuaciones diofantinas .....	22
<b>Figura 13-2:</b> Respuesta de la temperatura ante variaciones de entrada .....	30
<b>Figura 15-2:</b> Comportamiento frente al cambio de SetPoint PID <b>Fuente:</b> (P. Diaz, 2010).....	31
<b>Figura 16-2:</b> Comportamiento frente a un cambio en perturbación DMC.....	32
<b>Figura 17-2:</b> Comportamiento frente a cambio de SetPoint DMC .....	32
<b>Figura 18-2:</b> Comportamiento frente a un cambio en perturbaciones FLC .....	33
<b>Figura 19-2:</b> Comportamiento frente a cambio de SetPoint FLC .....	33
<b>Figura 20-3:</b> Modelo de panel solar, a) Modelo General b) Modelo Simple .....	35

<b>Figura 21-3:</b> Circuito equivalente de un panel solar.....	39
<b>Figura 22-3:</b> Conversor Boost.....	39
<b>Figura 23-3:</b> Modelo en simulink de conversor boost .....	42
<b>Figura 24-3:</b> Diagrama de flujo del control P&O.....	43
<b>Figura 25-3:</b> Verificación de voltaje y potencia P&O .....	44
<b>Figura 26-3:</b> Etapa de decisión P&O.....	44
<b>Figura 27-3:</b> Etapa de generación de los pasos para alcanzar el MPP .....	45
<b>Figura 28-3:</b> Generación del disparo con P&O .....	46
<b>Figura 29-4:</b> Algoritmo DMC.....	47
<b>Figura 30-4:</b> Datos del panel solar simulink .....	65
<b>Figura 31-4:</b> Grafica corriente vs voltaje .....	65
<b>Figura 32-4:</b> Gráfica potencia vs voltaje .....	66
<b>Figura 33-4:</b> Resultado al utilizar el control P&O.....	67
<b>Figura 34-4:</b> Voltaje del panel vs Voltaje en el boost .....	68
<b>Figura 35-4:</b> Corriente del panel vs Corriente en el boost.....	68
<b>Figura 36-4:</b> Potencia del panel vs Potencia en el boost .....	69
<b>Figura 37-4:</b> Valores en el panel y en el boost con variación en la irradiancia.....	69
<b>Figura 38-4:</b> Condiciones de irradiancia para DMC.....	70
<b>Figura 39-4:</b> Respuesta del control DMC a las variaciones de irradiancia .....	70
<b>Figura 40-4:</b> Respuesta del DMC ante cambios de irradiancia.....	71
<b>Figura 41-4:</b> Función de transferencia caso 01 GPC .....	71
<b>Figura 42-4:</b> Respuesta GPC al caso 01 .....	72

<b>Figura 43-4:</b> Función de transferencia caso 02.....	72
<b>Figura 44-4:</b> Respuesta GPC al caso 02 .....	73
<b>Figura 45-4:</b> Función de transferencia caso 03.....	73
<b>Figura 46-4:</b> Respuesta GPC al caso 03 .....	74
<b>Figura 47-4:</b> Respuesta a la restricción del incremento de control .....	74
<b>Figura 48-4:</b> Respuesta a la restricción en la señal de control .....	75
<b>Figura 49-4:</b> Respuesta a la restricción en la salida.....	75
<b>Figura 50-4:</b> Respuesta a la restricción de sobre impulso .....	76
<b>Figura 51-4:</b> Respuesta a la restricción de monotónica .....	76
<b>Figura 52-4:</b> Irradiancia para comparativa entre controles .....	77
<b>Figura 53-4:</b> Resultado de control P&O.....	78
<b>Figura 54-4:</b> Resultado control MPC .....	79
<b>Figura 55-4:</b> Potencia registrada MPC vs P&O .....	82
<b>Figura 56-4:</b> Histograma comparativa MPC - P&O .....	85
<b>Figura 57-4:</b> Densidad comparativa MPC - P&O .....	85
<b>Figura 58-5:</b> Diagrama de propuesta de solución.....	86
<b>Figura 59-5:</b> Capacidad instalada desde el 2007 hasta el 2017 .....	87

## RESUMEN

El objetivo fue implementar un modelo de algoritmo seguidor del punto de máxima potencia para un panel fotovoltaico, buscando mejorar la eficiencia en generación eléctrica, mediante el uso de un control predictivo por modelo, que busca generar un marco referencial hacia el porqué de los sistemas de producción energéticos alternativos y la importancia de los sistemas de control como una alternativa a la libertad de recursos, tratando de explicar con datos los beneficios en función a la creciente necesidad energética. Se desarrolló un modelo de control que permita mejorar el seguimiento al punto de potencia máxima de un panel solar y establecer este punto como la línea de partida en la comprensión de las estrategias para la producción óptima y eficiente de energía eléctrica, para este proceso se usó Matlab como el motor de simulación; para validar la mejora se realizó una comparativa con un sistema de control muy utilizado a nivel comercial (*perturb and observe*) el cual por su bajo recurso computacional es muy popular entre los controladores de sistemas fotovoltaicos. El comportamiento variante de las nubes, las condiciones de trabajo en instantes de sombra y sombra parcial, vuelve necesario el poder contar con un sistema de control que pueda adelantarse a los eventos para poder tomar las acciones necesarias y ajustar la estrategia que garantice el mayor punto de potencia en toda condición, el control predictivo, que es la alternativa abordada en este documento; es presentado con ejemplos y comparaciones para que de esta manera se tenga la capacidad de poder elegir por sus funcionalidad y prestaciones el tipo de control más óptimo. Los resultados alcanzados permiten entender que en comparación con uno de los sistemas de control comerciales, el aplicar un control predictivo por modelo mejora la estabilidad de potencia generada por el panel fotovoltaico, sin embargo la pesada carga computacional deja claro que desde el punto comercial esta alternativa aún no es del todo factible, la eficiencia del modelo mejora al desarrollar de manera minuciosa el trabajo matemático, se recomienda en función al presente trabajo, utilizar un modelo funcional.

**Palabras clave:** MODELO DE CONTROL PREDICTIVO, PUNTO DE MÁXIMA POTENCIA, CONTROL POR MATRIZ DINÁMICA, CONTROL PREDICTIVO, SISTEMA PREDICTIVO, ENERGÍA SOLAR, EFICIENCIA ENERGÉTICA, SISTEMAS DE CONTROL, CONTROL AUTOMÁTICO, PANEL FOTOVOLTAICO.

LUIS  
ALBERTO  
CAMINOS  
VARGAS

Firmado digitalmente por LUIS  
ALBERTO CAMINOS VARGAS  
Razón de desincronización  
DN: cn=Luis Caminos  
Vargas, serialNumber=002766814,  
ou=LUIS ALBERTO CAMINOS  
VARGAS  
Fecha: 2021.06.30 10:01:31  
-05'00'



0094-DBRAI-UPT-IPEC-2021



## **ABSTRACT**

The objective was to implement a model of the maximum power point follower algorithm for a photovoltaic panel, seeking to improve the efficiency in electricity generation, through the use of a predictive control by model, it seeks to generate a referential framework towards the reason of the power generation systems to alternative the energy production and the importance of control systems as an alternative to the freedom of resources, trying to explain with data the benefits based on the growing energy need.

A control model has been developed that allows to improve the monitoring of the maximum power point of a solar panel and establish this point as the starting line in understanding the strategies for the optimal and efficient production of electrical energy, for this process, Matlab is used as the simulation engine; To validate the improvement, a comparison is made with a control system widely used commercially (perturb and observe), due to its low computational resource, is popular among photovoltaic system controllers.

The variant clouds behavior, the working condition in moments of shade and partial shade, makes it necessary to have a control system that can anticipate events in order to take the necessary actions and adjust the strategy that guarantees the highest point power in all conditions, predictive control, which is the alternative addressed in this document; It is presented with examples and comparisons, within this way you have the ability to choose the most optimal type of control based on its functionality and performance.

The results achieved allow us to understand in comparison with one of the commercial control systems, applying a predictive control by model improves the power stability generated by the photovoltaic panel, however the heavy computational load makes it clear that from the commercial point of view this alternative It is not yet entirely feasible, the efficiency of the model is improved by carefully developing mathematical work, based on the present work it is recommend, use a functional model.

**Keywords:** PREDICTIVE CONTROL MODEL, MAXIMUM POWER POINT, DYNAMIC MATRIX CONTROL, PREDICTIVE CONTROL, PREDICTIVE SYSTEM, SOLAR ENERGY, EFFICIENCY ENERGETIC, CONTROL SYSTEMS, AUTOMATIC CONTROL, PHOTOVOLTAIC PANEL, AND MATHEMATICAL MODELING. DISRUPT AND OBSERVE

# CAPÍTULO I

## 1. INTRODUCCIÓN

### 1.1. Situación problemática

El Ecuador es un país de muy variadas características topográficas, con condiciones climáticas únicas que le confieren un elevado potencial para la utilización de energías renovables y limpias. Estas características han permitido agregar a los paneles solares como sistemas de electrificación y energización rural dentro del inventario de los Recursos Energéticos para Producción Eléctrica del CONELEC. El Plan Nacional del Buen Vivir (PNBV), dentro de sus lineamientos establece “Cuantificar el potencial de recursos de energías renovables para generación eléctrica” (SENPLADES, 2013, P. 23) para reestructurar la matriz energética del país (Arcos-Aviles, Pascual, Marroyo, Sanchis, & Guinjoan, 2016, P.17). El diseño de políticas, estrategias y medidas para incentivar el mayor uso de estas energías limpias, que promuevan el desarrollo especialmente en zonas rurales, se fundamentan en su cuantificación, disponibilidad y distribución estacional en el territorio.

Se vuelve entonces una prioridad el asegurar una fuente de energía confiable, segura y asequible (Dousoky & Shoyama, 2012, P.156) a través de Sistemas de Energías Renovables. En este sentido, los sistemas fotovoltaicos y su desarrollo en el área de la generación eléctrica han permitido impulsar la construcción de fuentes de energía libre de contaminantes (Dousoky & Shoyama, 2012, P.156).

El aumento del consumo energético a nivel mundial ha provocado el crecimiento del uso de los combustibles fósiles que en el año 2013 llegó a ser del 82% del suministro de energía primaria total (Sotomayor & Proaño, 2015. P.35) (Arcos-Aviles et al., 2016, P.18), que ha causado la preocupación global debido al aumento de emisiones de gases de efecto invernadero que resultan de esta combustión. Es por esta razón que diversos países han optado por el uso de energías alternativas para cubrir parte de la demanda requerida y han incentivado el uso de energías renovables como la energía solar fotovoltaica (Arcos-Aviles et al., 2016, P.18).

Para utilizar una fuente de energía renovable se debe asegurar su eficiencia. Los paneles solares son una alternativa en generación de energía limpia, sin embargo, es necesario lograr su máximo potencial al momento de entrar en funcionamiento; lograr este propósito depende de tres factores:

el primero es la eficiencia propia constructiva del panel PV que ronda entre el 8% y el 15%, el segundo es la eficiencia del inversor que esta entre 95% y el 98% y la eficiencia del algoritmo de Seguimiento del Punto de Máxima Potencia comprende el 98% (Zakariae, Abdelhadi, Abdelmounaim, & Omar, 2017, P.86).

El Seguimiento del Punto de Máxima Potencia es un algoritmo de control para obtener la potencia máxima de un sistema de generación fotovoltaica al balancear los valores de voltaje y corriente (Hlaili, Mechergui, Gonçalves, Exposto, & Afonso, 2016, P.55).

Existen numerosas técnicas que buscan garantizar el Seguimiento del Punto de Máxima Potencia, entre las cuales se pueden citar: el método de perturbación y observación, el método de circuito abierto y cerrado, algoritmo de incremento de la conductividad (Z. Farooqui, 2017, P.15) hasta sistemas basados en lógica difusa (Zameer Farooqui, 2017, P.16). En el presente trabajo, se propone un modelo simulado del algoritmo basado en un Control Predictivo por Modelo; que permitirá utilizar información con un horizonte de predicción, para adelantar las posibles acciones a tomar y asegurar que el panel solar entregue, durante su operación, el mayor potencial.

El Seguimiento del Punto de Máxima Potencia juega un papel muy importante dentro de la eficiencia del sistema de generación fotovoltaica, al maximizar la salida para un conjunto de condiciones dadas (Zameer Farooqui, 2017, P.16). Un correcto algoritmo para garantizar el Seguimiento del Punto de Máxima Potencia puede reducir el costo total del sistema. En este sentido, el algoritmo del Seguimiento del Punto de Máxima Potencia busca mantener el mayor rendimiento del sistema de generación en todo momento (Hohm & Ropp, 2003, P.47). La mayoría de fabricantes optan por implementar un modelo de algoritmo basado en el método de: “perturbación y observación” (Hohm & Ropp, 2003, P.47), el mismo que en el presente desarrollo, será utilizado para realizar una comparativa frente al modelo propuesto.

Según datos del **CONELEC** para impulsar la producción de energía fotovoltaica el directorio reformo en el 2011 la regulación 04/11 donde se fijó una tarifa preferencial de USD 0.40 por kilovatio hora (kWh) en generación fotovoltaica (CONELEC, 2011, P.5), como un incentivo que intenta efectivizar lo propuesto en el Plan Nacional del Buen Vivir para asegurar la soberanía y eficiencia de los sectores estratégicos para la transformación industrial y tecnológica. Se suma a esto las ventajas geográficas que presenta el Ecuador respecto a la incidencia de la radiación solar (i.e., ángulo de incidencia constante), donde se estima, según el Atlas Solar del Ecuador, que la energía fotovoltaica posee un alto potencial de aprovechamiento (CONELEC, 2008, P.4), que favorece en gran manera la implantación de paneles solares para la producción de energía eléctrica.

Finalmente, en el presente trabajo de titulación se propone un modelo simulado para generar un control óptimo en el componente medular de los sistemas de generación fotovoltaicos; para alcanzar el Punto Máximo de Potencia, mediante el uso de técnicas de Control Predictivo por Modelo, con el uso de información generada por los sistemas meteorológicos del país y la toma de decisiones con un horizonte de predicción amplio, que permitan generar una posible alternativa mucho más eficiente respecto a la generación de energía en el Ecuador.

## **1.2. Formulación del problema**

La cantidad de vatios hora generados se incrementará de forma precisa, fiable y anticipada al utilizar un algoritmo para realizar un Control Predictivo por Modelo en sistemas de generación fotovoltaica.

## **1.3. Preguntas directrices**

¿Existe en la actualidad un sistema altamente comercial basado en algoritmos MPC que permita alcanzar el punto de máxima potencia (MPP) producido por la radiación solar?

¿Cuáles son los principales componentes teóricos que permitirán el desarrollo de un sistema para alcanzar el MPP en generación fotovoltaica, basados en MPC?

¿Cuál es el proceso para establecer un sistema de seguimiento del punto de máxima potencia con un control basado en MPC, que mejore la eficiencia en “Watts” hora de generación?

¿Cómo integrar el modelo y su funcionalidad para conseguir una reducción de las pérdidas generadas al convertir la energía solar fotovoltaica en energía eléctrica?

## **1.4. Justificación de la investigación**

El presente trabajo de titulación se centra en la necesidad global de energía que a diario se pretende suplir desde soluciones como la quema de combustible fósil, plantas de generación hidroeléctricas entre otras. La alternativa que aquí se apuntala y sobre la cual se desarrolla la presente investigación es sin duda la fuente energética más representativa por el volumen de

váticos que podrían ser generados a diario; la energía fotovoltaica está presente en todos los países y en cada región alrededor del mundo, es accesible desde cualquier ubicación a cielo abierto evitando sistemas complejos de transporte y distribución energética que son requeridos con sistemas de generación usuales.

Aun cuando la energía fotovoltaica es en volumen de presencia en la tierra, la más significativa, el poco desarrollo en su utilización hace que no sea aprovechada de manera eficiente y en su totalidad, lo estocástico del comportamiento del cielo y la sombra que esto provoca junto con el poco avance logrado sobre la construcción de celdas solares le dan un tono cada vez más oscuro a la utilización óptima de energía solar. Sin poder controlar el comportamiento de las nubes en el cielo y sin la posibilidad de presentar un modelo constructivo de panel que aproveche en totalidad la irradiancia generada por el sol; nos queda solamente optimizar los algoritmos para la obtención del punto de máxima potencia con las condiciones que se presenten.

En esta investigación se presenta una alternativa importante de control para la obtención del punto de máxima potencia basada en un Control Predictivo por Modelo, estrategia que ha empezado a tener auge gracias a los avances logrados sobre los sistemas para procesamiento de datos, este recurso está ligado a una carga significativa de información lo cual lo vuelve difícil de implementar sin la ayuda de potentes procesadores matemáticos como Matlab. El algoritmo aquí propuesto no tiene aplicaciones existentes en el campo de las energías renovables, lo cual vuelve a este proceso investigativo una útil fuente de consulta; misma que se validará haciendo una comparativa con técnicas muy utilizadas al momento de intentar dar seguimiento al punto de potencia máxima.

El mayor beneficio al utilizar de forma óptima energía fotovoltaica es el entorno, ya que con el presente trabajo de titulación se busca dar una alternativa sustentable para suplir la creciente necesidad de energía en el mundo.

Los contenidos entregados dentro del programa de la maestría en Sistemas de Control dotan a la presente investigación de las herramientas necesarias para el óptimo desarrollo.

## **1.5. Objetivos de la investigación**

### ***1.5.1. Objetivo General***

Implementar un modelo de algoritmo seguidor del punto de máxima potencia para un panel fotovoltaico, buscando mejorar la eficiencia en generación eléctrica, mediante el uso de un control predictivo por modelo.

### ***1.5.2. Objetivos Específicos***

- Realizar una investigación sobre los algoritmos para la consecución del Seguimiento del Punto de Máxima Potencia, basados en un Control Predictivo por Modelo.
- Determinar cuáles son los principales componentes teóricos que permitirán el desarrollo de un sistema para alcanzar la mayor potencia en generación fotovoltaica, basados en un Control Predictivo por Modelo.
- Proponer un algoritmo que permita alcanzar la mayor potencia producida por un sistema de generación fotovoltaica.
- Contrastar el modelo propuesto para alcanzar el Seguimiento del Punto de Máxima Potencia frente a sistemas con un distinto tipo de control.

## **1.6. Hipótesis**

El desarrollo de un modelo de control basado en un Control Predictivo por Modelo permitirá alcanzar una mayor eficiencia de potencia en generación fotovoltaica para sistemas de Generación Distribuida basados en energía renovables.

## **CAPÍTULO II**

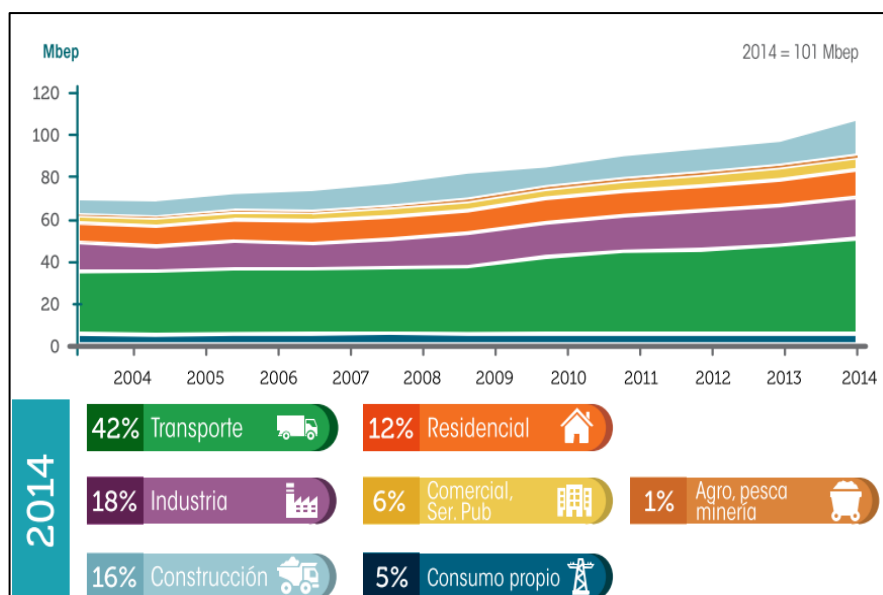
### **2. MARCO TEÓRICO**

#### **2.1. Antecedentes del problema**

El asegurar la soberanía y eficiencia de los sectores estratégicos para la transformación industrial y tecnológica (SENPLADES, 2013, P.9), contempla el objetivo 11 del Plan Nacional del Buen Vivir, y define a los sectores estratégicos como aquellos que, por su trascendencia y magnitud, tienen decisiva influencia económica, social, política o ambiental en el país, y que están orientados al pleno desarrollo de los derechos de los ciudadanos y al interés general (ANC, 2008, P.6), cita además la clasificación de los mismos en donde se consideran sectores estratégicos: la energía en todas sus formas, las telecomunicaciones, los recursos naturales no renovables, el transporte y la refinación de hidrocarburos, la biodiversidad y el patrimonio genético, el espectro radioeléctrico, el agua, y los demás que determine la ley (ANC, 2008, P.14).

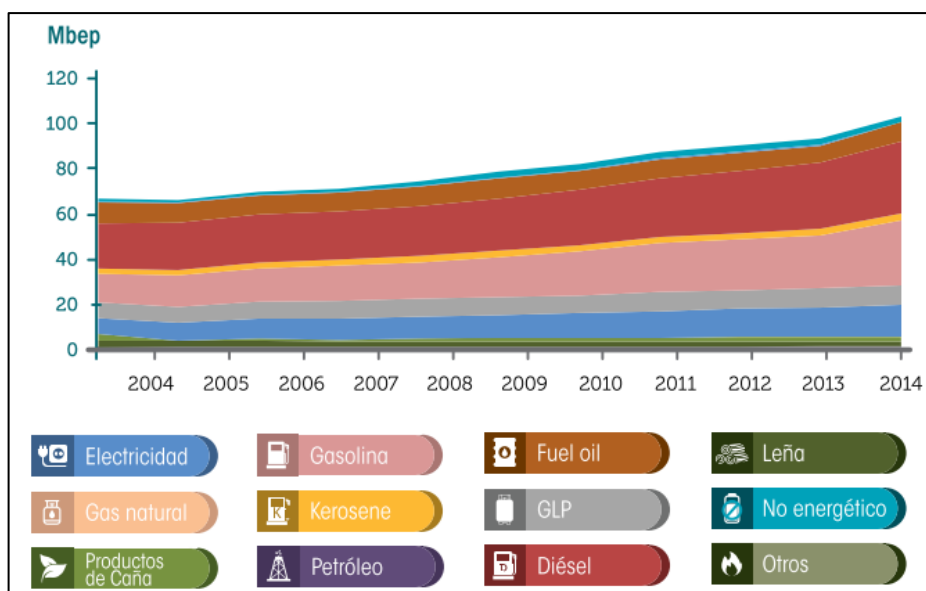
El Ministerio de Electricidad y Energía Renovable en su documento del Plan Nacional de Eficiencia Energética, considera a la producción de energía fotovoltaica como una alternativa al incremento del consumo eléctrico en el Ecuador. La ilustración 1 presenta un detalle del consumo energético del Ecuador por sectores, desde el año 2004 hasta el 2014. La ilustración 2 detalla la estructura del consumo energético (MEER, 2016, P.8).

Por un lado, en lo referente al recurso solar, se han instalado seis mil sistemas fotovoltaicos, principalmente en la Amazonía, que representan 0,1 MW generados. Adicionalmente, se encuentran suscritos títulos habilitantes para el desarrollo de proyectos fotovoltaicos por 282 MW (SENPLADES, 2013, P.4).



**Figura 1-1:** Consumo energético en el Ecuador por sectores  
Fuente: (Senplades, 2013).

Por otro lado, los principales energéticos consumidos en los diferentes sectores identificados fueron: diésel (31%), gasolinas y naftas (28%), electricidad (13,5%), gas licuado de petróleo (GLP) (8,5%) y fuel oil (8,1%) (MEER, 2016, P.8).



**Figura 2-1:** Estructura del consumo energético en el Ecuador  
Fuente: (Senplades, 2013).

Países pertenecientes al G8 (Rusia, Japón, Italia, Alemania, Francia, Reino Unido, Canadá y EEUU) de los cuales EEUU y Canadá representan los mayores emisores de CO<sub>2</sub> en América establecen como política publica el realizar la transición del consumo centralizado de energía



proveniente de fuentes fósiles hacia el uso de sistemas descentralizados de generación con energía renovable (Ebe, Idlbi, Morris, Heilscher, & Meier, 2017, P.13). Al saber que la energía fotovoltaica es una de las más abundantes, el uso de paneles solares se convierte en una opción muy válida para la reducción de la creciente necesidad de producción de electricidad.

El desarrollo de un sistema eficiente de aprovechamiento de la energía producida por la radiación solar depende de tres factores importantes (Zakariae et al., 2017, P.8):

1. La eficiencia propia constructiva del panel, que ronda entre el 8% y 15% del total de un sistema optimo
2. La eficiencia del inversor que esta entre el 95% y el 98%.
3. El desarrollo del algoritmo para el Seguimiento del Punto de Máxima Potencia que comprende el 98% del total de un sistema optimo

El desarrollo del algoritmo para el Seguimiento del Punto de Máxima Potencia que comprende el 98% del total de un sistema optimo, es deseable entonces, el consolidar un algoritmo que garantice fiabilidad para generar electricidad de forma eficiente con los mayores beneficios posibles. Es muy aceptado el algoritmo de Perturbación y Observación, por el bajo costo computacional que implica su implementación (Gaga, Errahimi, & Es-Sbai, 2014, P.80), sin embargo presenta algunas limitaciones, entre las que se pueden citar (Gaga et al., 2014, P.34):

La pérdida de seguimiento del punto de máxima potencia cuando las condiciones de radiación varían de forma repentina.

La oscilación de voltaje y corriente alrededor del punto de máxima potencia cuando llega a alcanzar el área de mayor eficiencia

El algoritmo que se implementará mediante simulación es un Control Predictivo por Modelo; como alternativa al tipo de control usual, según investigación de A. Gaga, F. Errahimi, and N. Es-Sbai, en el artículo “Design and implementation of MPPT solar system based on the enhanced P&O algorithm using Labview,” es el algoritmo de Perturbación y Observación uno de los mayormente aceptados; existen muy pocos antecedentes para la presente investigación debido a que es una propuesta novedosa que busca mejorar el rendimiento de la obtención de energía fotovoltaica.

## **2.2. Bases Teóricas**

### **2.2.1. Control Predictivo:**

El principio del control predictivo se establece a los finales de la década de los 60, Jacques Richalet desarrolla una técnica de control que predice el comportamiento de una planta, basado en el modelo matemático de la misma. Lleva este desarrollo a aplicaciones industriales, lo que vuelve al control de interés por parte de los sectores químicos y del petróleo.

Se busca en el control predictivo, el poder determinar con cierto grado de seguridad cual serán las acciones que se sucedan en un futuro determinado; para mediante esta aproximación, establecer las mejores decisiones de control, tratando de esta manera de reproducir el comportamiento humano, en donde seleccionamos una acción esperando el mejor resultado posible. La aceptación de esta metodología de control es creciente gracias a la posibilidad de poder involucrar restricciones que posea la planta, sean estas de tipo físico o de seguridad en el proceso. El control predictivo optimiza su funcionamiento de forma interna utilizando una función de costo, la misma que se ajusta de forma dinámica.

Se puede citar como componentes de un modelo predictivo los siguientes:

1. La ley de control depende del comportamiento predicho.
2. Las predicciones de salida son calculadas usando un modelo de proceso.
3. La entrada actual se determina optimizando algunas mediciones del comportamiento previsto.
4. El horizonte deslizante: la entrada de control se actualiza en cada instante de muestreo

El Control Predictivo posee varias abreviaturas, las cuales abarcan características propias, pero con un resultado similar; entre las que podemos citar en este trabajo de titulación están: Control de Matriz Dinámica por sus siglas en el inglés (DMC – Dinamic Matrix Control), Control Predictivo General (GPC – Generalised Predictive Control).

### **2.2.2. Dependencia de las acciones en las predicciones**

La mayoría de las leyes de control, por ejemplo, PID no consideran las consecuencias futuras de las acciones de control actuales. Hasta cierto punto, esto solo se explica por la dinámica esperada del funcionamiento en lazo cerrado. El control MPC, por otro lado, calcula explícitamente el comportamiento previsto para un horizonte. Por lo tanto, se puede establecer una restricción en la elección de las trayectorias de entrada hacia aquellas que no representen futuras dificultades.

### **2.2.3. Las predicciones se basan en un modelo**

Para predecir el comportamiento futuro de un proceso, debemos tener un modelo de cómo se comporta el proceso. En particular, este modelo debe mostrar la dependencia de la salida en la variable medida y las entradas actuales / futuras. Este modelo no tiene que ser lineal (por ejemplo, función de transferencia, estado-espacio) y, de hecho, puede ser casi cualquiera.

En la toma de decisiones de los seres humanos, a menudo utilizamos modelos difusos con los que conseguimos un control preciso; por ejemplo, si estoy en una carretera sin pendiente a 60km por hora y me encuentro en tercera marcha, entonces soltar el acelerador debería no modificar la aceleración existente. El punto clave a tener en cuenta aquí es que no siempre se requiere un modelo preciso para obtener un control estricto; debido a que las decisiones se actualizan regularmente, se tratará con cierta incertidumbre el modelo en una escala de tiempo bastante rápida. En el ejemplo de conducción anterior, la falla en lograr una buena aceleración se notaría muy rápidamente por comparación del comportamiento real con el comportamiento del modelo predicho; por ejemplo, ¿estoy en la marcha correcta, estoy haciendo 60 y no 20, etc.?

La decisión sobre el mejor control se actualiza continuamente usando la información de esta comparación. En la práctica, la mayoría de los algoritmos de MPC utilizan modelos lineales porque la dependencia de las predicciones sobre las opciones de control futuras es lineal y esto facilita la optimización, así como el análisis fuera de línea del comportamiento esperado de lazo cerrado. Sin embargo, los modelos no lineales pueden usarse donde la carga computacional implícita no es un problema y las aproximaciones lineales no son lo suficientemente precisas.

En el control predictivo, el modelo se utiliza únicamente para calcular las predicciones de salida del sistema, por lo que el modelo se ajusta al propósito, proporcionando así predicciones con un rango de precisión alto. El esfuerzo y los detalles puestos en la fase de modelado deberían reflejar esto. Es posible que no sea necesario modelar toda la física, la química y el comportamiento interno del proceso para obtener un modelo que proporcione una predicción confiable, y, de hecho, uno no debe modelar todos estos detalles si no se requiere.

Siempre se recomendará utilizar el modelo más simple con el que se logre realizar el cometido.

### **2.2.4. Selección de la entrada correcta**

Antes de que se pueda elegir la acción de control actual, se necesitan criterios para juzgar qué acción es la mejor opción. Debido a que el MPC es implementado por computadora, se requiere

una definición numérica para poder hacer un cálculo preciso de que la trayectoria predicha a la entrada va a proporcionar el costo más bajo.

Se toma la línea base que propone que, en la medida en que se sigan algunas pautas básicas, la elección real del costo a menudo tiene poco efecto en el rendimiento del lazo cerrado. El requisito principal es que la función de costo dependa de los controles futuros y que una función de costo con valores bajos implique un buen rendimiento del lazo cerrado. La elección de la función costo afecta la complejidad de la optimización implícita y esto también es una consideración.

La función de costo debería ser lo más sencilla que se pueda determinar mientras cumpla el propósito deseado.

#### **2.2.5. *Horizonte deslizante***

Si tomamos como punto de partida para esta definición el ejemplo de la conducción, al recorrer un camino anticipamos cualquier percance estableciendo un horizonte de manejo amplio hacia adelante. Esto en esencia es el horizonte deslizante, lo cual significa que continuamente estamos recogiendo nueva información desde el horizonte lejano y esta información se utiliza para actualizar nuestras acciones de control (decisiones).

El control predictivo funciona así: se considera el comportamiento previsto, sobre un horizonte hacia el futuro y, en cada instante de muestreo sucesivo se genera una predicción futura. A medida que se dispone de nueva información, las trayectorias de entrada se ven modificadas automáticamente. Si se busca establecer una dimensión apropiada para este horizonte, se tiene que considerar que al menos alcance al tiempo de establecimiento del sistema; de lo contrario, uno ignora el comportamiento con una dinámica significativa. Retomando el ejemplo de la conducción, si conducimos a 70km por hora llevando un control de unos 20m hacia adelante, las acciones de control que se tomen nunca serán suficientes y el vehículo se saldría de la carretera en la primera curva cerrada.

#### **2.2.6. *Rendimiento óptimo o seguro***

El objetivo está en conseguir determinar los movimientos futuros que se darán, planteando una analogía, al practicar un deporte de destreza manual, al principio, solo se intenta mantener el juego, con movimientos que no connotan un control óptimo. El modelo sobre el que se base la predicción será quien determine el rendimiento, un buen modelo asegura un rendimiento óptimo, permitiendo de esta manera poder seleccionar movimientos de control de manera confiable en un horizonte futuro.

### **2.2.7. *Tuning***

Si obtiene la función de costo correcta, la estabilidad y el ajuste se verán por sí mismos, ya que por definición está optimizando un costo que solo puede ser pequeño para un buen rendimiento. Cuando se usan pautas sensatas, MPC siempre dará control estable (al menos para el nominal) por lo que se vuelve importante lograr un equilibrio entre el rendimiento en diferentes bucles, buena sensibilidad y también un equilibrio entre la actividad de entrada y la velocidad de respuesta.

Clásicamente, estos equilibrios se logran mediante matrices de ponderación, es decir, poniendo diferente énfasis en el rendimiento en diferentes ciclos de acuerdo con su importancia. Sin embargo, es dudoso que uno pueda construir dichos pesos sistemáticamente desde un punto de vista financiero / operativo y, en general, se requiere un ajuste en línea hasta que el equilibrio parezca correcto. Una pauta típica para dar un valor inicial razonable para los pesos sería normalizar todas las señales (entrada y salida) de modo que el rango de 0 a 1 sea igualmente importante para cada señal; luego usar pesos unitarios en todos los bucles. Es difícil generalizar más allá de esto porque cada proceso tiene diferentes prioridades que pueden ser demasiado sutil como para incluirlo en las pautas generales.

### **2.2.8. *Restricciones***

Uno de los fuertes de MPC es su capacidad de hacer un manejo de restricciones en línea de una manera sistemática, con la esperanza de retener hasta cierto punto los márgenes de estabilidad y el rendimiento de la ley sin restricciones. El algoritmo lo hace optimizando el rendimiento previsto sujeto a la satisfacción de la restricción.

Por ejemplo, un piloto de carreras optimiza la velocidad, sujeto a la restricción de que el auto permanezca en la pista. Si optimiza la velocidad sin tener en cuenta explícitamente la restricción, sus tiempos de vuelta serían mucho más lentos. Los detalles de cómo se incorporan las restricciones dependen en gran medida del algoritmo desplegado. MPC toma en cuenta de forma sistemática las restricciones y, por lo tanto, permite un mejor rendimiento.

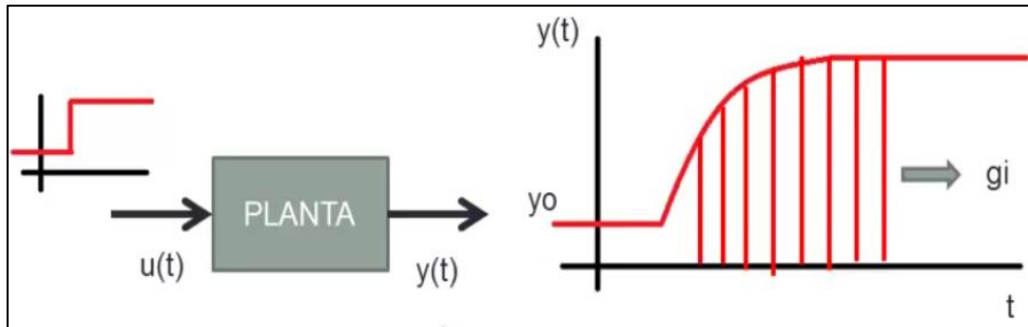
### **2.2.9. *Control DMC***

Se basa en la respuesta de un modelo matemático ante una entrada escalón.

$$y(t) = y_0 + \sum_{i=1}^{\infty} g_i \Delta u(t - i) \quad (2.1)$$

Donde:

- $y_0$ : salida inicial
- $g_i$ : respuesta al escalón
- $\Delta u$ : variaciones del control



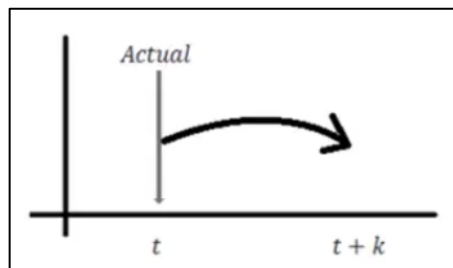
**Figura 3-2:** Principios del control DMC

Fuente: Realizado por: Francisco Reyes.

Para poder calcular las predicciones, el sistema debe moverse hacia el futuro  $k$  pasos.

$$y(t) \rightarrow k \text{ pasos al futuro} = \hat{y}\left(\frac{t+k}{t}\right)$$

- $\hat{y}$ : predicción
- $(t+k)$ : tiempo futuro
- $t$ : tiempo actual



**Figura 4-2:** Predicción  $t+k$  pasos hacia el futuro

Fuente: Realizado por: Francisco Reyes

El modelo de predicción queda establecido como:

$$\hat{y}\left(\frac{t+k}{t}\right) = \sum_{i=1}^{\infty} g_i \Delta u(t+k-i) \quad (2.2)$$

De esta ecuación los datos de  $gi$  son obtenidos del modelo matemático de la planta, y podemos agrupar a las acciones de control como acciones del pasado y del futuro:

$$\Delta u(t + k - i)$$

$$si \ k - i \geq 0 \text{ FUTURO}$$

$$si \ k - i < 0 \text{ PASADO}$$

Lo que permite que podamos expresar la función en términos del futuro del pasado:

$$\hat{y}\left(\frac{t+k}{t}\right) = \sum_{i=1}^k gi \Delta u(t+k-i) + \sum_{i=k+1}^{\infty} gi \Delta u(t+k-i) \quad (2.3)$$

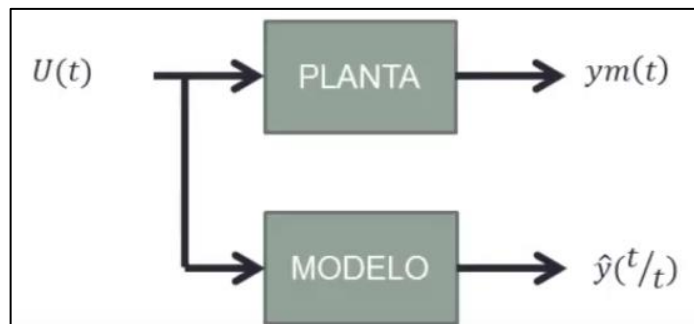
Las perturbaciones presentes en el sistema se definen como la diferencia algebraica entre la salida real del sistema y la salida de predicción:

Error de predicción actual:

$$n(t) = ym(t) - \hat{y}\left(\frac{t}{t}\right) \quad (2.4)$$

Error de predicción futura: se puede asumir que la perturbación permanecerá igual a las anteriores que son de las que se tiene el dato.

$$n(t) = \hat{n}\left(\frac{t+k}{t}\right) \quad (2.5)$$



**Figura 5-2:** Modelo para establecer las perturbaciones  
Realizado por: Francisco Reyes, 2021

Agregando las perturbaciones a (2.3):

$$\hat{y}\left(\frac{t+k}{t}\right) = \sum_{i=1}^k g_i \Delta u(t+k-i) + \sum_{i=k+1}^{\infty} g_i \Delta u(t+k-i) + n(t) \quad (2.6)$$

Reemplazando el valor de (2.5), nos quedamos con el modelo de predicción que incluye las perturbaciones:

$$\hat{y}\left(\frac{t+k}{t}\right) = \sum_{i=1}^k g_i \Delta u(t+k-i) + \sum_{i=k+1}^{\infty} g_i \Delta u(t+k-i) + y_m(t) - y\left(\frac{t}{t}\right) \quad (2.7)$$

Estableciendo cuales son los términos del futuro y del pasado, en la ecuación (2.6), se genera el modelo completo de predicción:

$$\hat{y}\left(\frac{t+k}{t}\right) = \sum_{i=1}^k g_i \Delta u(t+k-i) + y_m(t) + \sum_{j=1}^M (g_{j+k} - g_j) \Delta u(t-j) \quad (2.8)$$

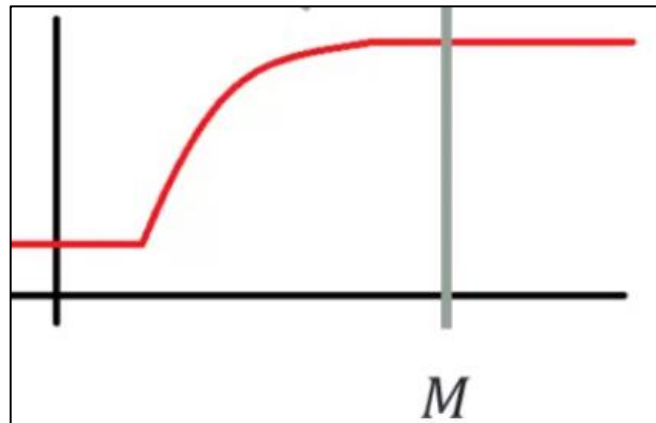
Términos del futuro:

$$\sum_{i=1}^k g_i \Delta u(t+k-i)$$

Términos del pasado:

$$y_m(t) + \sum_{j=1}^M (g_{j+k} - g_j) \Delta u(t-j)$$

En donde M, será el punto donde empieza el estado estacionario para el análisis de los datos pasados.

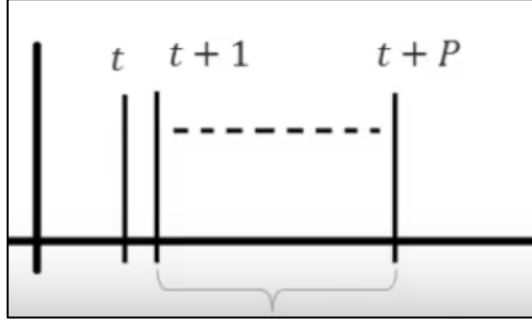


**Figura 6-2:** Inicio en M del estado estacionario del sistema  
Realizado por: Francisco Reyes, 2021



### 2.2.10. Horizonte de predicción

Es la ventana de trabajo del control DMC, se establece las condiciones para poder predecir un comportamiento futuro del sistema.



**Figura 7-2:** Horizonte de predicción  
Realizado por: Francisco Reyes, 2021

### 2.2.11. Respuesta libre y respuesta forzada

La respuesta forzada obedece a la ecuación de los términos del futuro:

$$\sum_{i=1}^k g_i \Delta u(t+k-i)$$

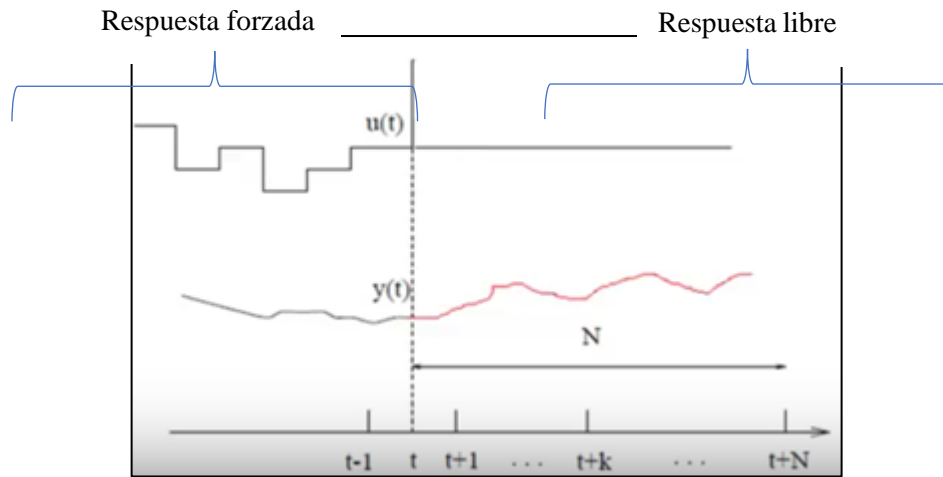
Ya que se busca mediante las acciones del control  $\Delta u$  llevar el comportamiento del sistema hacia un objetivo deseado.

La respuesta libre, obedece a la ecuación de los términos del pasado:

$$y_m(t) + \sum_{j=1}^M (g_{j+k} - g_j) \Delta u(t-j)$$

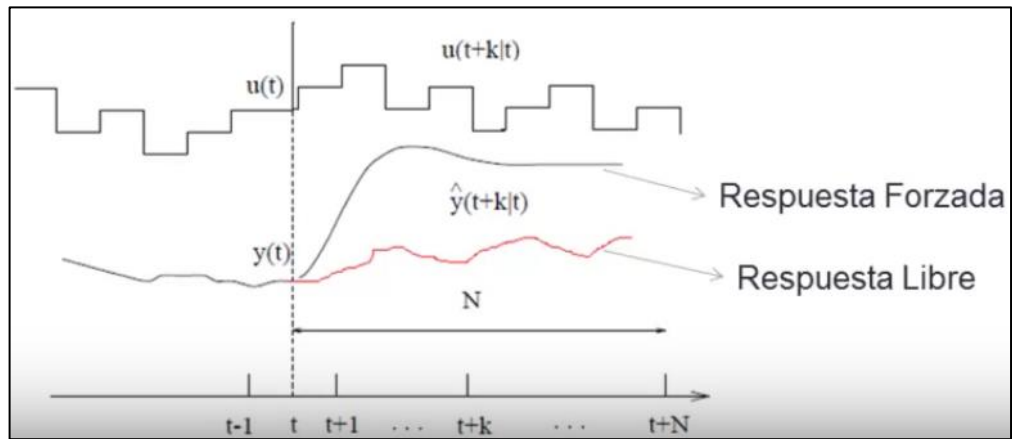
En donde las acciones de control  $\Delta u$  se mantienen en un estado invariante, lo que en esencia permitiría observar un sistema sin ningún tipo de restricción en el control.

El gráfico a continuación representa los tiempos futuros y pasados y detalla el comportamiento de una respuesta libre cuando el control se mantiene invariante. Las acciones de control  $u(t)$  antes del tiempo actual  $t$ , genera una salida forzada; cuando pasamos a los tiempos  $(t+k)$  las acciones de control se mantienen en un valor constante, distinto de cero; lo que ocurra en  $y(t)$  será entonces la respuesta libre del sistema.



**Figura 8-2:** Respuesta libre  
Realizado por: Francisco Reyes, 2021

En el caso de que la señal de control sea inyectada en el proceso, la salida será forzada a un estado diferente, tal como se puede apreciar para el ejemplo en la figura 9.



**Figura 9-2:** Respuesta libre y repuesta forzada  
Realizado por: Francisco Reyes, 2021

### 2.2.12. Representación matricial del DMC

Tomando la ecuación (2.8) y agrupando los términos de respuesta libre y respuesta forzada tenemos:

$$\hat{y} = Gu + f \quad (2.9)$$

$$\begin{bmatrix} \hat{y}_{\frac{t+1}{t}} \\ \hat{y}_{\frac{t+2}{t}} \\ \vdots \\ \hat{y}_{\frac{t+P}{t}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} g_1 & 0 & \dots & 0 \\ g_2 & g_1 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ g_p & g_{p-1} & \dots & g_1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta u(t) \\ \Delta u(t+1) \\ \vdots \\ \Delta u(t+P-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} f(t+1) \\ f(t+2) \\ \vdots \\ f(t+P) \end{bmatrix}$$

- Donde P es el horizonte de predicción.

### 2.2.13. Función objetivo

Busca seguir la referencia futura y ponderar los esfuerzos de control, la ecuación que la caracteriza se presenta a continuación:

$$J = \sum_{j=1}^P \delta(j) \left[ \hat{y}\left(\frac{t+j}{t}\right) - w(t+j) \right]^2 + \sum_{j=1}^N \lambda(j) [\Delta u(t+j-1)]^2 \quad (2.10)$$

Donde:

- $w(t+j)$ : son las referencias futuras del sistema
- $P$ : horizonte de predicción
- $N$ : horizonte de control
- $\delta$ : pondera el seguimiento de la referencia (ponderación del error)
- $\lambda$ : pondera las acciones de control

### 2.2.14. Representación matricial de la función de costo

Para un análisis matemático mucho más sencillo, se reescribe la ecuación presente en una representación matricial, quedando la expresión de la ecuación (2.8):

$$J = [\hat{y} - w \quad \widehat{y_1} - w_1 \quad \dots \quad \dots] \begin{bmatrix} \delta_1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \delta_1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \ddots & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \delta_1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{y} - w \\ \widehat{y_1} - w_1 \\ \vdots \\ \vdots \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \lambda_1 \\ \lambda_2 \\ \vdots \\ \vdots \end{bmatrix} [\Delta u(t) \quad \Delta u(t+1) \quad \dots \quad \dots] \begin{bmatrix} \Delta u(t) \\ \Delta u(t+1) \\ \vdots \\ \vdots \end{bmatrix}$$

Teniendo la siguiente expresión para implementación:

$$J = (\hat{y} - w)^T \delta (\hat{y} - w) + \lambda u^T u \quad (2.11)$$

Utilizando la ecuación (2.8) en la función costo:

$$J = (Gu + f - w)^T \delta (Gu + f - w) + \lambda u^T u \quad (2.12)$$

Para minimizar la función de costo utilizamos derivadas parciales en la representación matricial (2.12), de lo cual se obtiene:

$$\Delta u = (G^T \delta G + \lambda I)^{-1} G^T \delta^T (w - f) \quad (2.13)$$

En donde la expresión que represente a K, se calculará una única vez:

$$K = (G^T \delta G + \lambda I)^{-1} G^T \delta^T$$

Así, la función, se volverá a calcular para hallar  $(w - f)$ , de esta matriz resultado solo tomaremos la primera fila, que es la que nos ayudará en el desarrollo del sistema predictivo.

Esta función es entonces la ley de control para el DMC.

$$\Delta u = K(w - f) \quad (2.14)$$

### 2.2.15. Control GPC

El control GPC, al igual que en el control DMC va a requerir de un modelo matemático para la predicción del comportamiento de la planta, la variación está que el GPC no ocupa la respuesta al escalón para generar la matriz de coeficiente  $gi$ , si no que este control utiliza una función de transferencia discreta, con lo que se calculará la predicción. D. W. Clarke, C. Mohtadi y P. S. Tuffs proponen esta variante al control DMC en dos artículos: Generalized Predictive Control Algorithm Part 1. The Basic y Generalized Predictive Control Part II. Extension and Interpretation.

El GPC busca una secuencia de control óptimo, para poder llevar la variable al punto que se considere como deseado variando de forma mínima la acción de control lo que conlleva a obtener un ahorro de energía.

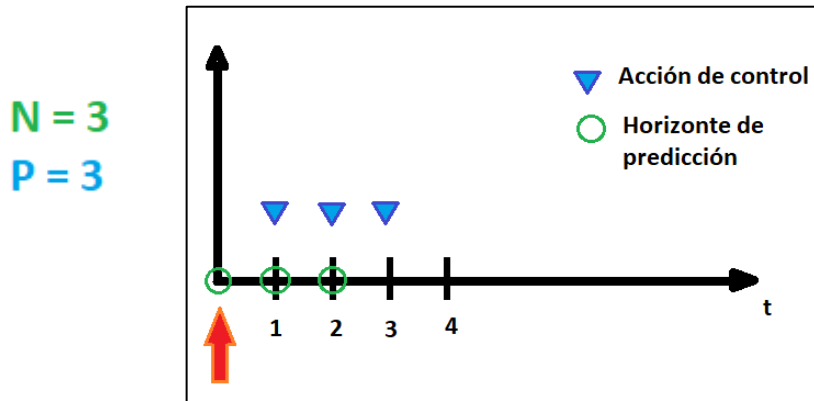
### 2.2.16. Función de costo

La función de costo mostrada en el control DMC es aplicable para el control GPC

$$J = \sum_{j=N1}^{N2} \delta(j) \left[ \hat{y} \left( \frac{t+j}{t} \right) - w(t+j) \right]^2 + \sum_{j=1}^{Nu} \lambda(j) [\Delta u(t+j-1)]^2 \quad (2.15)$$

Con N1 para empezar una muestra después del retardo si es el sistema presenta atrasos, ya que la acción de control siempre es una muestra menos. El control calculado en un instante t será utilizado en el instante siguiente en la función salida.

Este comportamiento se detalla a continuación: la ventana de predicción N se establece en 3 y el horizonte de control P en 3, la primera acción en el instante  $t = 0$ , genera una respuesta de control gracias a la función de costo, sin embargo, esta acción de control será utilizada para interacción  $t = 1$ , es decir al siguiente ciclo.



**Figura 10-2:** Acciones de control  
Realizado por: Francisco Reyes, 2021

### 2.2.17. Modelo

Para el modelado de un control GPC se utiliza una estructura CARIMA (Controlled autoregressive moving average) de donde se obtendrá una función de transferencia junto con un termino adicional que representará un modelo con una dinámica estocástica, por ejemplo una perturbación.

$$A(z^{-1})y(k) = B(z^{-1})u(k-1) + C(z^{-1})\frac{\varepsilon(k)}{\Delta} \quad (2.16)$$

Donde:

- A: denominador de la función de transferencia

$$A(z^{-1}) = 1 - a_1(z^{-1}) + a_2(z^{-2}) + \dots + a_n(z^{-n})$$

- B: Numerador de la función de transferencia

$$B(z^{-1}) = b_0 - b_1(z^{-1}) + b_2(z^{-2}) + \dots + b_n(z^{-n})$$

- C: dinámica no modelada de la perturbación

$$C(z^{-1}) = c_0 - c_1(z^{-1}) + c_2(z^{-2}) + \dots + c_n(z^{-n})$$

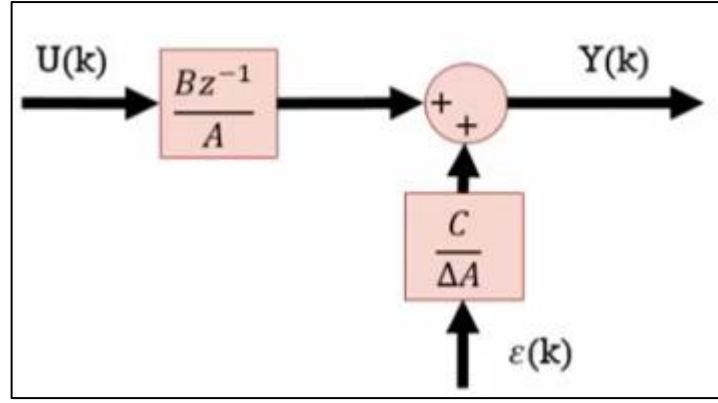
- $y(k)$ : salida de la planta
- $u(k)$ : entrada de la planta
- $\varepsilon(k)$ : ruido blanco de media nula
- $\Delta$ : es un integrador incremental  $\Delta = 1 - z^{-1}$

Se reescribe la ecuación (2.16) en términos del incremento de  $y$  y de  $u$ :

$$\Delta A(z^{-1})y(k) = B(z^{-1})\Delta u(k-1) + C(z^{-1})\varepsilon(k) \quad (2.17)$$

$$\text{Donde } \Delta A = \tilde{A}$$

La función de transferencia de CARIMA se detalla a continuación:



**Figura 11-2:** Modelo en bloques CARIMA  
Fuente: (Rossiter, 2005)

### 2.2.18. Desarrollando la expresión de predicción

Utilizando la ecuación (2.17) se detalla la ecuación siguiente:

$$y(k+1) = -\tilde{a}_1 y(k) + \dots + \tilde{a}_{na+1} y(k-na) + b_0 u(k) + \dots + b_{nb} u(k-nb) + c_0 \varepsilon(k+1) + \dots + c_{nc} \varepsilon(k+nc) \quad (2.18)$$

Los términos en el futuro para la perturbación  $\varepsilon(k+nc)$  son desconocidos, por lo tanto, utilizaremos la “esperanza matemática” y se asume que las perturbaciones se vuelven cero (0).

Este desarrollo lo ampliamos para  $y(k+2)$ ,  $y(k+3)$ ,  $y(k+4)$ , etc. Este proceso se vuelve muy trabajoso y de una alta carga de requisitos en procesamiento. Como alternativa a tomar es aplicar las ecuaciones diofantinas, la estructura está comprendida por:

$$\boxed{\frac{1}{F_j z^{-j}} \left\lfloor \frac{\tilde{A}}{E_j} \right\rfloor \rightarrow 1 = \tilde{A} E_j + F_j z^{-j}}$$

**Figura 12-2:** Ecuaciones diofantinas  
Fuente: (Rossiter, 2005)

Las predicciones en función de las ecuaciones diofantinas se detalla a continuación:

$$\hat{y}\left(\frac{k+j}{k}\right) = E_j B \Delta u(k+j-1) + F_j y(k) \quad (2.19)$$

El polinomio  $EjB$  se conoce como  $G_j(z^{-1})$  y es un polinomio cuyos primeros términos son los j coeficientes de la respuesta al escalón de la planta. Esta función es similar a la que presenta el DMC ( $\hat{y} = Gu + f$ ), varia únicamente la manera en como determino la respuesta libre del sistema.

### 2.2.19. Programación cuadrática

Utilizando la función de costo, buscamos un  $\Delta u$  que minimice J, este problema cae dentro del campo de la programación cuadrática y se da cuando exista la presencia de restricciones en el sistema, para lo que utilizaremos una forma estándar o patrón como método de solución.

$$\min_x \frac{1}{2} x^T H x + f_0^T x + l \quad (2.20)$$

Donde:

$$Ax \leq b$$

$$A_{eq}X = b_{eq}$$

Esta forma patrón me permite utilizar el comando “quadprog” en Matlab;

$$x = \text{quadprog}(H, f_0, A, b, A_{eq}, B_{eq})$$

Tomamos la función de costo generada en la ecuación (2.15) y la llevamos a su forma matricial:

$$J = (G\Delta u + f - w)^T Q_\delta (G\Delta u + f - w) + \Delta u^T Q_\lambda \Delta u \quad (2.21)$$

Reescribiendo la ecuación de (2.21) en su forma patrón, tenemos:

$$J = \frac{1}{2} \underbrace{\Delta u^T}_{x^T} \underbrace{(G^T Q_\delta G + Q_\lambda)}_H \underbrace{\Delta u}_x + \underbrace{(f - w)^T Q_\delta G}_{f_0^T} \underbrace{\Delta u}_x \quad (2.22)$$



### **2.2.20. Señal de control**

La señal de control es el resultado de las variaciones del control que se obtiene al minimizar la función costo mas la suma de la acción de control pasada, este valor en la primera interacción será únicamente la variación de control, ya que como se había detallado las acciones de control empiezan a hacerse presentes en un tiempo  $t+1$ .

$$u(t) = \Delta u + u(t - 1) \quad (2.23)$$

### **2.2.21. Sistema GPC con perturbaciones y restricciones**

Un sistema real presenta un comportamiento en el que se involucran restricciones, estas se incluyen dentro del tratamiento del GPC mediante el tratamiento de programación cuadrática con la aplicación de la forma patrón.

La restricción en la señal de control se puede dar por las limitaciones mecánicas existentes en los actuadores sobre quien se realizará el control, esta consideración se detalla para calcular la ley de control dentro del MPC.

La restricción de sobre impulso, debe ser evitada para precautelar los procesos que se están llevando a cabo y poder eliminar la inercia original de una herramienta al realizar un trabajo.

Entre los tipos de restricciones que podemos utilizar tenemos:

### **2.2.22. Restricción en el incremento de la acción de control**

La consideración matemática es la siguiente:

$$u_{min} \leq \Delta u \leq u_{max}$$

La forma patrón para el tratamiento de los problemas de resolución cuadrática, se encajan en dos tipos de restricciones, tomando la ecuación (2.20) detallamos una restricción de desigualdad, marcado entre un límite inferior y superior.

$$u_{min} \leq \Delta u \leq u_{max}$$

De la forma patrón toma la primera restricción

$$Ax \leq b$$

Y determino los incrementos máximos y mínimos:

$$\text{Incremento máximo: } I_{(N_u \times N_u)} \Delta u \leq u_{max} * 1$$

(2.24)

$$\text{Incremento mínimo: } -I_{(N_u \times N_u)} \Delta u \leq -u_{max} * 1$$

(2.25)

Expresándolo como matriz se tiene:

$$\begin{bmatrix} I \\ \dots \\ -I \end{bmatrix} \Delta u \leq \begin{bmatrix} 1 * u_{max} \\ \dots \\ -1 * u_{min} \end{bmatrix}$$

### 2.2.23. Restricción en la señal de control

La ley de control se establece con la ecuación (2.23) como la sumatoria de las variaciones del control mas el control en un instante anterior.

$$u_{min} \leq \Delta k \leq u_{max}$$

De la forma patrón toma la primera restricción

$$Ax \leq b$$

Y determino los incrementos máximos y mínimos:

$$u(k) = u(k - 1) + \Delta u(k)$$

Expresando la restricción en forma matricial, se tiene:

$$\begin{bmatrix} T \\ \dots \\ -T \end{bmatrix} \Delta u \leq \begin{bmatrix} 1u_{max} - 1u(k - 1) \\ \dots \\ -1u_{min} + 1u(k - 1) \end{bmatrix}$$

### 2.2.24. Restricciones en la salida

Las restricciones son hechas en base al modelo, se debe asegurar el tener un modelo bueno para garantizar que las restricciones a la salida sean cumplidas.

$$y_{min} \leq y(k) \leq y_{max}$$

De la forma patrón toma la primera restricción

$$Ax \leq b$$

La restricción de la salida debe representarse en función de  $\Delta u$

$$y = G\Delta u + f$$

$$1y_{min} - f \leq G\Delta u \leq 1y_{max} - f \quad (2.26)$$

Expresando la restricción en forma matricial, se tiene:

$$\begin{bmatrix} G \\ \dots \\ -G \end{bmatrix} \Delta u \leq \begin{bmatrix} 1y_{max} - f \\ \dots \\ -1y_{min} + f \end{bmatrix}$$

#### 2.2.25. *Restricción de sobre impulso*

Se tiene para dos casos, cuando la señal tiene un sobre impulso positivo o negativo

$$y(k) \leq w(k)$$

$$y(k) \geq w(k)$$

De la forma patrón toma la primera restricción

$$Ax \leq b$$

La restricción de la salida debe representarse en función de  $w(k)$

$$y(k) \leq w(k)$$

$$y(k) = G\Delta u + f \leq 1w(k)$$

$$G\Delta u \leq 1w(k) - f \quad (2.27)$$

Expresando la restricción en forma matricial, se tiene:

$$\begin{bmatrix} G \\ \dots \\ -G \end{bmatrix} \Delta u \leq \begin{bmatrix} 1w(k) - f \\ \dots \\ -1w(k) + f \end{bmatrix}$$

### 2.2.26. Comportamiento monotónico

Se tiene dos casos marcados, cuando la variable está en ascenso y cuando desciende

Si  $y(k) < w(k)$  entonces  $y(k+j) \leq y(k+j+1)$ . ASCENDENTE

Si  $y(k) \geq w(k)$  entonces  $y(k+j) \leq y(k+j-1)$ . DESCENDENTE

De la forma patrón toma la primera restricción

$$Ax \leq b$$

El comportamiento monotónico replica la matriz  $G$  en  $G'$  con la particularidad de quitarle la ultima fila y agregando ceros en la primera.

$$G' \Delta u + f' \leq G \Delta u + f \quad (2.28)$$

$$(G' - G) \Delta u \leq f - f'$$

Expresando la restricción en forma matricial, se tiene:

$$-\begin{bmatrix} G_0 & 0 & \dots & 0 \\ G_1 - G_2 & G_0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ G_{N-1} - G_{N-2} & G_{N-2} - G_{N-3} & \dots & G_0 \end{bmatrix} \Delta u \leq -\begin{bmatrix} y(k) - f_1 \\ f_1 + f_2 \\ \vdots \\ f_{N-1} + f_N \end{bmatrix}$$

### 2.2.27. Restricción terminal

Se establece que al final del horizonte la salida tomará un comportamiento específico, garantizando de esta manera que la variable en cuestión va a seguir la referencia a toda costa; sin embargo, si físicamente no se puede alcanzar el set point la restricción no es factible; en el caso de que el horizonte sea muy pequeño, las acciones de control podrían resultar bruscas.

$$y = w$$

De la forma patrón toma la primera restricción

$$A_{eq}\Delta u = b_{eq}$$

Se toma la ecuación (2.9)

$$y = G\Delta u + f$$

$$A_{eq} = \tilde{G} \tag{2.29}$$

$$b = \tilde{1}w - \tilde{f}$$

#### 2.2.28. *Software de implementación*

Matlab:

Matlab es un entorno que permitirá realizar cálculos con altas prestaciones, posibilidad de graficar, capacidad de simular, por ejemplo, entre muchas más; integra análisis numérico, cálculo matricial, procesamiento de señales, usando para expresar estos problemas o ejercicios un entorno de programación que no está dentro del usual modelo de programación.

En el documento de Bravo y Quevedo, se menciona que: Matlab proviene del acrónimo “MATrix LABoratory”, en un primer momento se escribió Matlab para permitir un sencillo acceso a software matricial, con proyectos como LINPACK y EISPACK. Se constituye entonces Matlab como una herramienta en un entorno interactivo cuyo elemento principal de datos lo conforman una matriz que no requiere dimensionamiento. Esto permite la resolución de problemas numéricos en fracciones de tiempo menores a las que se podría tomar en lenguajes como C, Fortran o Basic. (Bravo Ballen & Quevedo Sanchez, 2008, P.55)

Matlab a lo largo de los años ha sufrido actualizaciones por aportes en colaboración con usuarios, al ser un sistema sujeto a derechos de autor, ha sido desde las universidades desde donde se ha propuesto el mejoramiento y la actualización de funciones, esta herramienta es muy utilizada para el proceso de enseñanza estándar, sirviendo no únicamente dentro de ingenierías sino más bien desde cualquier escenario en el que el análisis y comportamiento de datos es una tarea crucial

para la toma de decisiones, en esto se han incluido los sectores económicos, medioambientales, etc.

A pesar de ser un sistema sujeto a derechos de autor, Matlab le permite a sus usuarios crear sus propias aplicaciones, lo que en potencia se ha convertido en la manera directa de que el programa vaya mejorando y añadiendo funcionalidades en cada año de actualización. Si se tratara de resumir aquellas bondades, fácilmente se pueden citar: programación usando un lenguaje matemático, implementación de matrices como elemento básico del lenguaje, esto reduce la implementación del código al obviar al usuario implementar el proceso de cálculo matricial, implementación de aritmética compleja, gran contenido de acciones específicas agrupadas como TOOLBOXES, la posibilidad de ampliación de las funcionalidades con la escritura de scripts y archivos de extensión .m.

El padre de Matlab, Cleve Moler, lo escribe originalmente usando lenguaje FORTRAN aproximadamente por 1960, como parte de su programa de PhD, durante varios años. Los algoritmos para la solución de matrices fueron proporcionados por integrantes de proyectos como: LINPACK y EISPACK. Tal como lo conocemos al Matlab del presente, fue consolidado por The Mathworks en 1984, siendo escrito en lenguaje C, por Steve Bangert, implemento el intérprete parser; Steve Kleiman, implementó los gráficos; Jhon Little y Cleve Moler con el aporte de las rutinas de análisis, la guía de usuario, y la mayoría de los ficheros .m. Aún así, Matlab sigue día a día creciendo por el aporte de toda una comunidad científica que encuentra en este sistema la solución al análisis convencional de datos.

Simulink:

Simulink es un TOOLBOX especial que trae el software de ingeniería Matlab que permitirá simular el comportamiento de sistemas dinámicos, estando en la capacidad de recrear el comportamiento de los sistemas dinámicos lineales y no lineales, se puede modelar sistemas en tiempo continuo, en tiempo discreto o permite el desarrollo de un híbrido sistemas continuos y discretos, usando para el efecto un entorno gráfico donde el modelo a simular se construirá arrastrando desde la librería bloques y funciones preestablecidas.

Los modelos de simulink se guardarán con las extensiones .mdl; con la funcionalidad propia de crecimiento que posee Matlab, simulink también ha ido mejorando y se han agregado nuevas funcionalidades y librerías, estas se conocen como blocksets o toolbox dentro del entorno de desarrollo. En la actualidad se destacan paquetes como: StateFlow, para la simulación de máquinas de estado, paquetes de comunicación, paquetes para aplicaciones aeroespaciales,

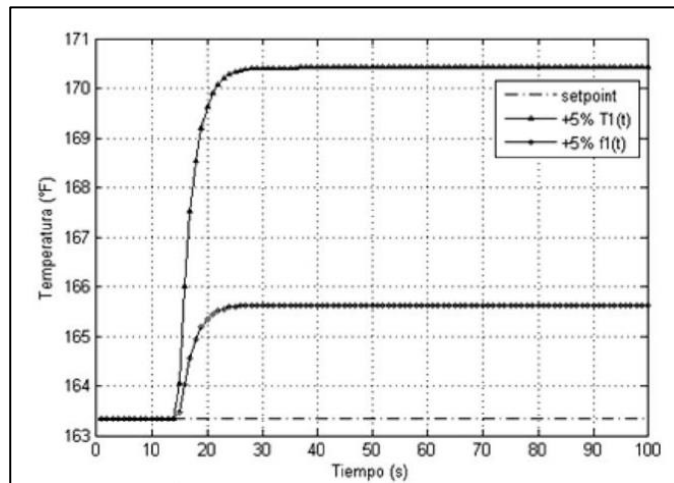
paquetes para el procesamiento de señales, procesamiento de video, un paquete destinado al control predictivo, otro para control difuso y el de redes neuronales, así mismo se posee paquetes para la identificación de sistemas para poder parametrizar modelos, entre otras funcionalidades más.

### **2.2.29. Comparativa existente entre diversos sistemas de control**

Ante la inexistencia de un estudio comparativo con las similitudes que se presenta en este trabajo de titulación, se ha realizado una búsqueda bibliográfica de escenarios en los que se ha podido comparar sistemas de control usuales dentro del campo de la automatización industrial.

En la revista Prospectiva, el autor Palencia Diaz Argemiro, presenta un estudio de diferentes estrategias de control para un tanque de mezclado, se detalla al sistema de control PID, DMC y FLC, en esta breve reseña bibliográfica se presentará los puntos más relevantes para este proceso de titulación.

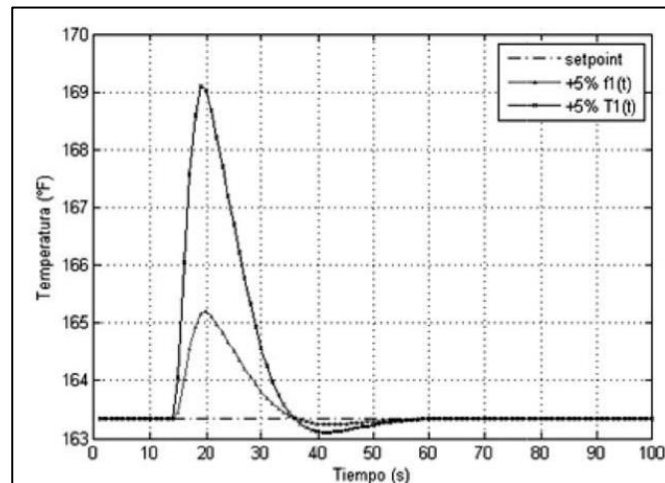
La figura 13, se presenta la respuesta de temperatura del modelo físico de un tanque de mezclado ante las variaciones a la entrada. Sobre la cual se implantarán las diferentes estrategias de control y en base a lo que se desarrollará el estudio comparativo presentado por P. Diaz



**Figura 13-2:** Respuesta de la temperatura ante variaciones de entrada  
**Fuente:** (P. Diaz, 2010)

Control por retroalimentación PID:

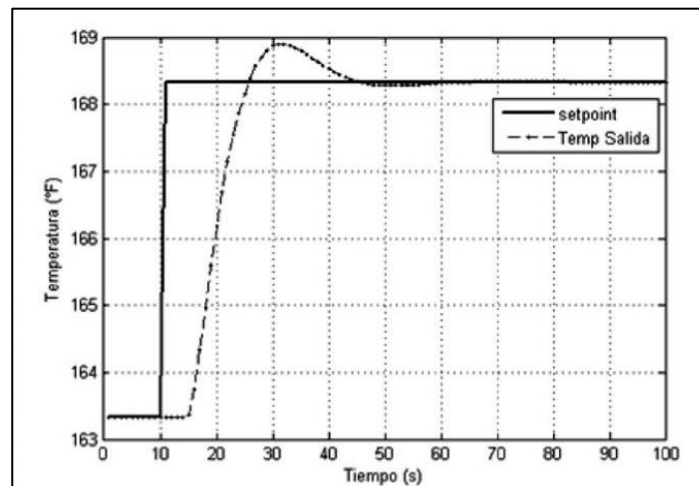
La figura 14 hace referencia al comportamiento frente a un cambio de +5% en perturbación



**Figura 14-2:** Comportamiento frente a perturbación PID

Fuente: (P. Diaz, 2010)

La figura 15, hace referencia al comportamiento ante el cambio de set point



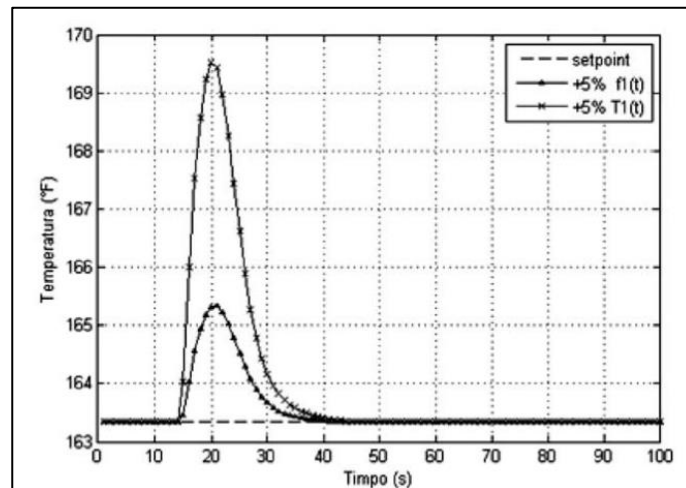
**Figura 14-2:** Comportamiento frente al cambio de SetPoint PID

Fuente: (P. Diaz, 2010)



Control mediante DMC:

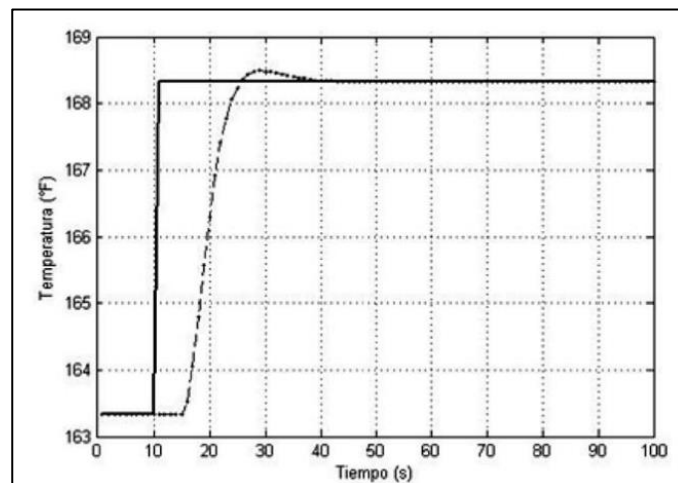
La figura 16 hace referencia al comportamiento frente a un cambio de +5% en perturbación



**Figura 15-2:** Comportamiento frente a un cambio en perturbación DMC

Fuente: (P. Diaz, 2010)

La figura 17, hace referencia al comportamiento ante el cambio de set point

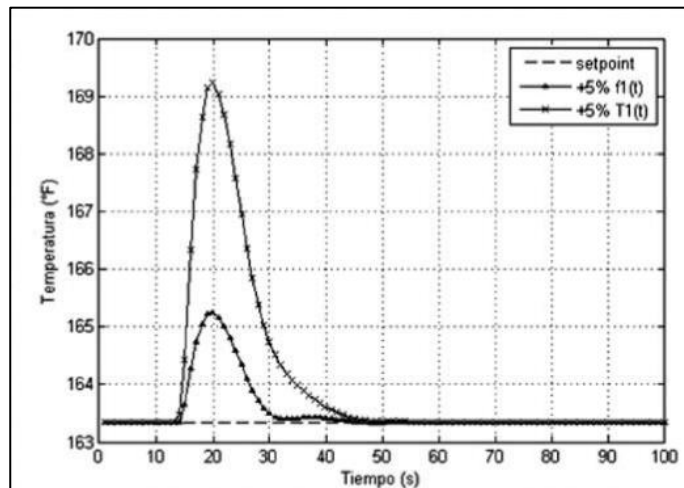


**Figura 16-2:** Comportamiento frente a cambio de SetPoint DMC

Fuente: (P. Diaz, 2010)

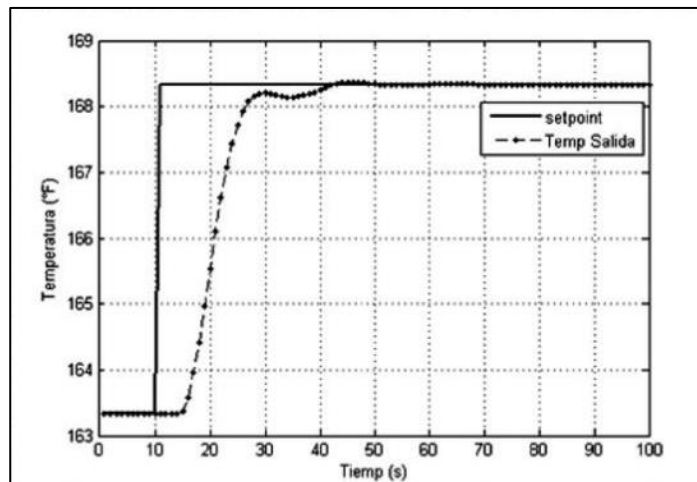
Control mediante lógica difusa FLC:

La figura 18 hace referencia al comportamiento frente a un cambio de +5% en perturbación



**Figura 17-2:** Comportamiento frente a un cambio en perturbaciones FLC  
Fuente: (P. Diaz, 2010)

La figura 19, hace referencia al comportamiento ante el cambio de set point



**Figura 18-2:** Comportamiento frente a cambio de SetPoint FLC  
Fuente: (P. Diaz, 2010)

El autor concluye en su presentación, diciendo que en función a lo presentado las estrategias DMC y FLC son una alternativa atractiva frente al control de sistemas, añade además que para muchos

casos se deberá crear indicadores específicos de comparación como un medio para establecer diferencias, ventajas y desventajas.(Diaz, 2010)

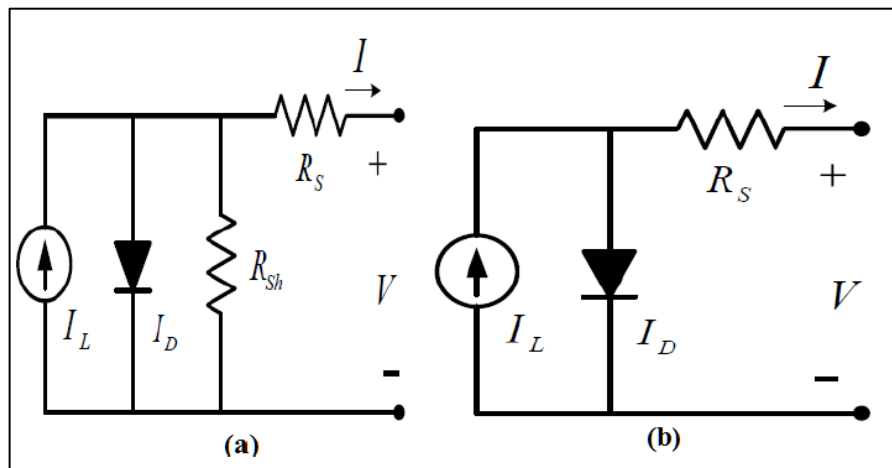
## CAPÍTULO III

### 3. METODOLOGÍA DE LA INVESTIGACIÓN

En el presente capítulo se describe cada uno de los pasos a seguir para la realización de la investigación, en el cual se desarrolla el modelo matemático para la modelación del sistema a controlar, el diseño del regulador MPC y su correspondiente diagrama de flujo en vista de cumplir con los objetivos planteados al inicio de este trabajo de titulación para más adelante demostrar la hipótesis planteada.

#### 3.1. Identificación y caracterización del panel solar

El desarrollo de la caracterización de un panel fotovoltaico está reservado a la simulación del comportamiento de un circuito resistivo. El modelo más simple consiste en una fuente de corriente en paralelo con un diodo. Para incrementar la precisión del modelo se utilizar una resistencia en paralelo  $R_{sh}$  y una resistencia en serie  $R_s$ . El modelo completo se muestra a continuación:



**Figura 19-3:** Modelo de panel solar, a) Modelo General b) Modelo Simple  
Fuente: (A. Gonzalez, X. Cárdenas, 2016)

Se detalla el trabajo matemático:

$$I = I_L - I_d \quad (3.1)$$

Donde:

- $I_L$ : corriente generada por la fotocelda
- $I_d$ : corriente del diodo, proporcional a la Isaturación, su valor esta dado por:

$$I_d = I_o \left[ e^{\left( \frac{V+IR_s}{a} \right)} - 1 \right] \quad (3.2)$$

Donde:

- $I_o$ : corriente de fuga del diodo
- $V$ : voltaje de salida
- $I$ : corriente de carga
- $R_s$ : resistencia en serie
- $a$ : voltaje térmico

Usando (3.2) en (3.1), se tiene:

$$I = I_L - I_o \left[ e^{\left( \frac{V+IR_s}{a} \right)} - 1 \right] \quad (3.3)$$

De donde se establecen los parámetros a determinar:

### **3.1.1. Determinando $I_L$**

Esta corriente es proporcional dependiente de la radiación solar existente, la temperatura y el coeficiente de temperatura.

$$I_L = \frac{G}{G_{ref}} (I_{scref} + u_{sc}\Delta T) \quad (3.4)$$

Donde:

- $I_{scref}$ : es la corriente de cortocircuito para condiciones de prueba típicos (STD), con datos de  $G = 1000 \frac{W}{m^2}$  y  $T = 25^\circ C$
- $G$ : irradiancia
- $G_{ref}$ : irradiancia en condición de prueba típica (STD)  $G = 1000 \frac{W}{m^2}$
- $u_{sc}$ : coeficiente de temperatura para la corriente de corto – circuito
- $\Delta T = T_c - T_{cref}$  variación de la temperatura
- $T_c$ : temperatura en la celda

### 3.1.2. Determinando $I_o$

$I_o$  representa a la corriente de fuga en el diodo, se lo expresa mediante la siguiente ecuación:

$$I_o = I_{oref} \left( \frac{T_c}{T_{cref}} \right)^3 e^{\left[ \left( \frac{q\varepsilon_G}{KA} \right) \left( \frac{1}{T_{cref}} - \frac{1}{T_c} \right) \right]} \quad (3.5)$$

Donde:

- $\varepsilon_G$ : valor del material, Si = 1.12eV
- $I_{oref}$ : corriente inversa de saturación

$$I_{oref} = I_{scref} e^{\left( \frac{-V_{ocref}}{a} \right)} \quad (3.6)$$

Donde:

- $I_{scref}$ : corriente de cortocircuito
- $V_{ocref}$ : voltaje de circuito abierto

### 3.1.3. Determinando $R_s$

El valor del  $R_s$  esta definida de manera implícita en la ecuación (3.3), de donde se obtiene:

$$R_s = \frac{a \ln \left( 1 + \frac{I_l - I}{I_o} \right) - V}{I} \quad (3.7)$$

Si se tiene condiciones típicas de prueba y con valores de I y V para obtener la potencia máxima, la ecuación se establece de la siguiente manera:

$$R_s = \frac{a \ln \left( 1 + \frac{I_{lref} - I_{mpp}}{I_{oref}} \right) - V_{mpp}}{I_{mpp}} \quad (3.8)$$

#### 3.1.4. *Determinando el valor “a”*

Este valor representa el voltaje térmico del diodo, su ecuación está definida por los siguientes operandos:

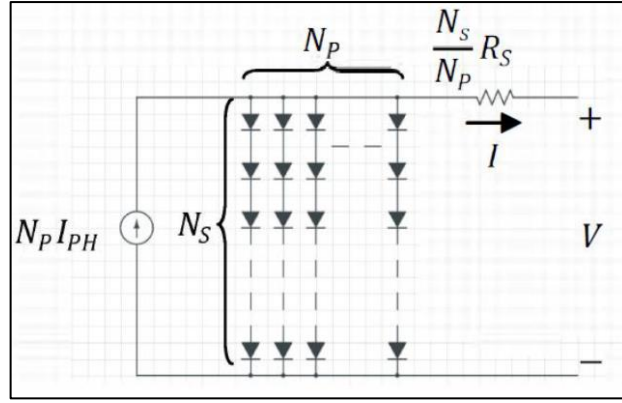
$$a = \frac{AkT_c}{q} \quad (3.9)$$

En donde:

- A: factor ideal del diodo de silicio
- k: constante de Boltzmann ( $1.381 \times 10^{-23}$ )
- Tc: temperatura de la celda en grados kelvin
- q: carga del electron ( $1.602 \times 10^{-19} C$ )

En condiciones de trabajo bajo condiciones estándar o típicas, el valor de a se sitúa en: 0.0308.

Debido a la baja potencia que se genera por celda, un panel es el conjunto de celdas solares interconectadas entre sí que forman una colmena para la cosecha de radiación. La figura muestra en detalle las conexiones y las consideraciones de diseño en función de la cantidad de celdas presentes.



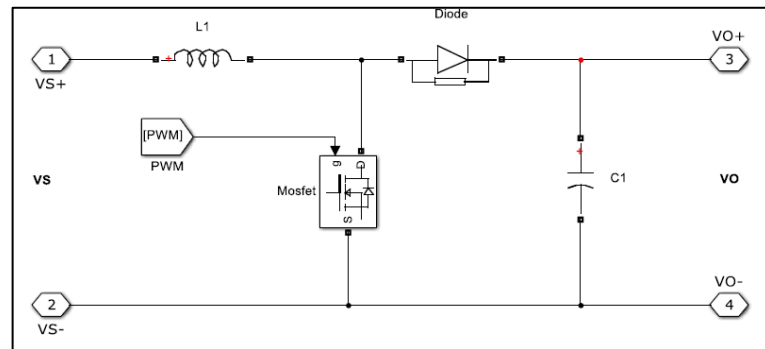
**Figura 20-3:** Circuito equivalente de un panel solar  
**Fuente:** (A. Gonzalez, X. Cárdenas, 2016)

En donde la ecuación que domina el comportamiento de la corriente a la salida está dada por:

$$I = N_P I_L - N_P I_O \left[ e^{\left( \frac{V_{pv} + R_S \frac{I_{pv}}{N_P}}{a N_S} \right)} - 1 \right] \quad (3.10)$$

### 3.1.5. Conversor elevador boost

El sistema en la etapa de manejo de potencia ocupa un conversor elevador (boost) para proporcionar un voltaje a la salida mayor al entregado por el panel solar, en la siguiente gráfica se detallan los componentes en la figura a continuación:



**Figura 21-3:** Conversor Boost  
**Fuente:** (A. Gonzalez, X. Cárdenas, 2016)



*Análisis con el interruptor cerrado:*

Con interruptor cerrado el diodo desconecta el sistema al estar polarizado de manera inversa, evitando que un flujo de corriente se genere desde el capacitor hacia el inductor.

El valor del voltaje en el inductor es:

$$V_L = V_S = L \frac{\Delta I_L}{\Delta t} \quad (3.11)$$

$$\Delta I_L = \frac{V_S \Delta t}{L} \quad (3.12)$$

$$\Delta I_{L\text{cerrado}} = \frac{V_S D T}{L} \quad (3.13)$$

*Análisis con interruptor abierto:*

La corriente almacenada en la bobina fluye hacia el capacitor y hacia la carga. El voltaje viene dado por la siguiente expresión:

$$V_L = V_S - V_o \quad (3.14)$$

$$V_S - V_o = L \frac{\Delta I_L}{\Delta t} \quad (3.15)$$

$$\Delta I_{L\text{abierto}} = \frac{(V_S - V_o)(1 - D)T}{L} \quad (3.16)$$

Se debe realizar el análisis en régimen permanente, donde la variación de la corriente es constante; por lo tanto:

$$\Delta I_{Labierto} = \Delta I_{Lcerrado} \quad (3.17)$$

$$\frac{V_S DT}{L} = \frac{(V_S - V_o)(1 - D)T}{L} \quad (3.18)$$

$$V_o = \frac{V_S}{(1 - D)} \quad (3.19)$$

La corriente y la potencia media son calculadas utilizando las siguientes expresiones:

$$P = \frac{V_o}{R} = (V_S I_L) \quad (3.20)$$

$$I_L = \frac{1}{RV_S} \left( \frac{V_S}{1 - D} \right)^2 \quad (3.21)$$

$$I_L = \frac{V_S}{R(1 - D)^2} \quad (3.22)$$

El condicionante de trabajo en modo de conducción es que la corriente mínima sea mayor a cero

$$\frac{V_S}{R(1 - D)^2} - \frac{V_S DT}{2L} \geq 0 \quad (3.20)$$

$$L \geq \frac{RD(1 - D)^2}{2f} \quad (3.21)$$

$$I_L = \frac{V_S}{R(1 - D)^2} \quad (3.22)$$

El voltaje a la salida posee un rizado por la capacidad del capacitor, la corriente que fluye por el capacitor se establece como:

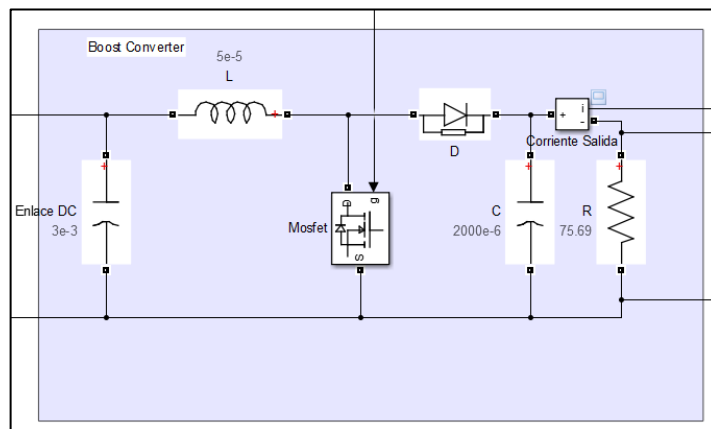
$$i = C \frac{\Delta V}{\Delta t} \quad (3.23)$$

$$\frac{V_o}{R} = C \frac{\Delta V}{\Delta t} \quad (3.24)$$

$$\Delta V = \frac{V_o D}{C R F} \quad (3.25)$$

$$C > \frac{D}{R f \left( \frac{\Delta V_o}{V_o} \right)} \quad (3.26)$$

El modelo presentado se implementa en Simulink, la imagen a continuación detalla los componentes utilizados en el entorno de simulación:

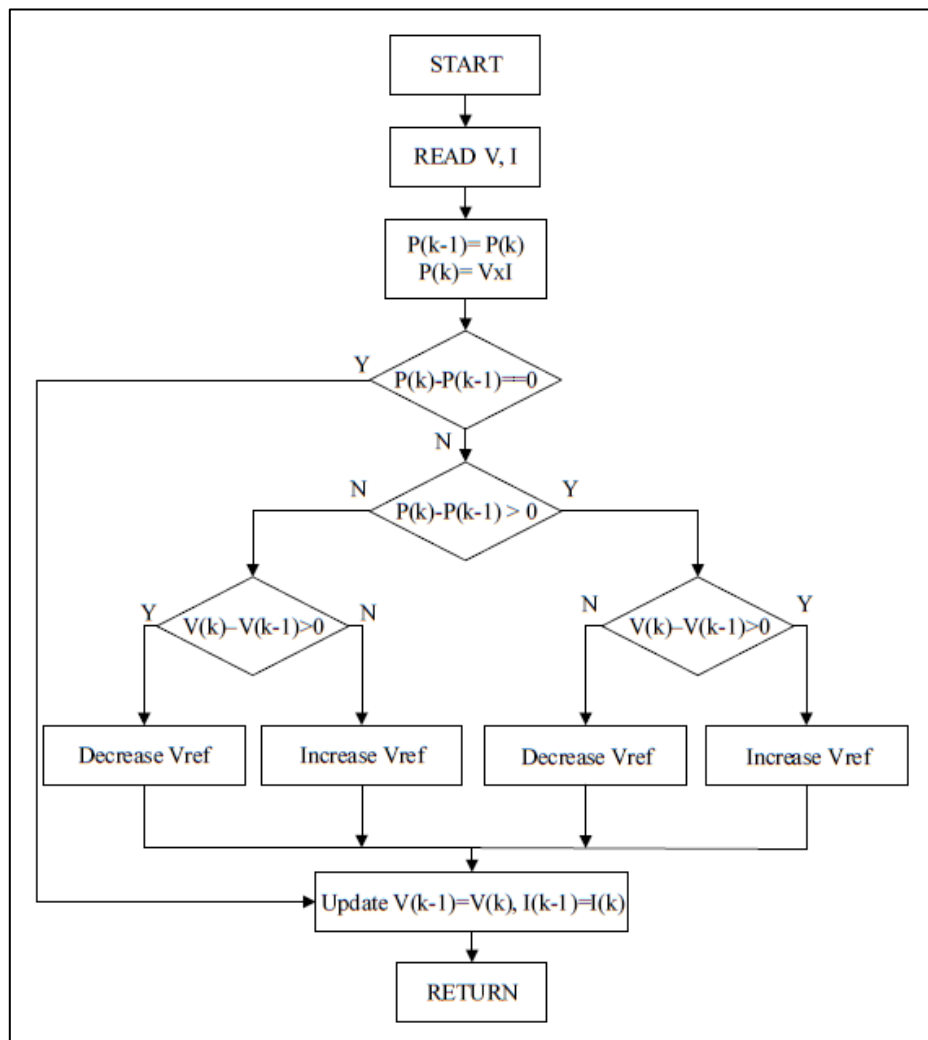


**Figura 22-3:** Modelo en simulink de conversor boost  
Realizado por: Francisco Reyes, 2021

### 3.2. *Uso del control Perturb & Observe*

Con el fin de contrastar las ventajas de utilizar un control DMC se presenta en este trabajo el desarrollo con un control conocido para la obtención del MPP, el control P&O, realiza una serie de aproximaciones hacia un valor deseado en función de lazo de control.

### 3.2.1. Diagrama de flujo del control P&O



**Figura 23-3:** Diagrama de flujo del control P&O

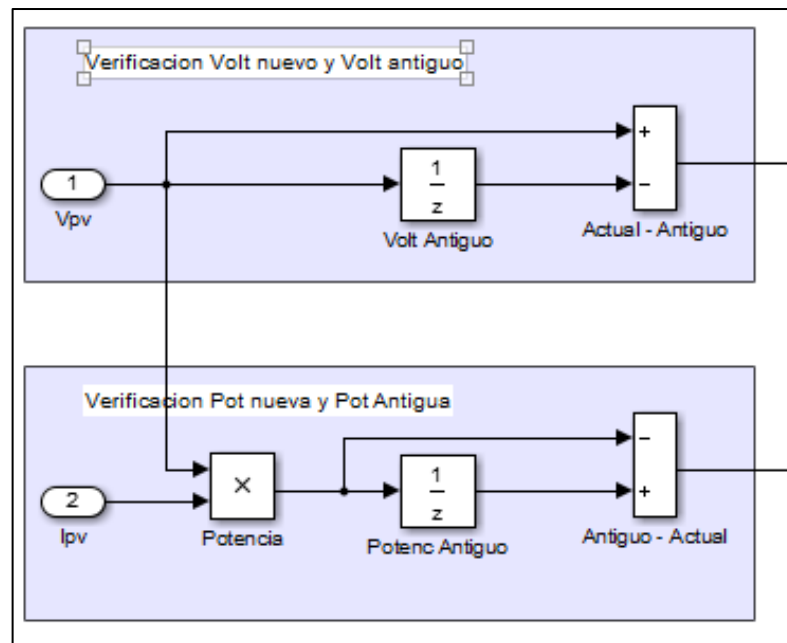
Fuente: (A. Gonzalez, X. Cárdenas, 2016)

### 3.2.2. Implementación del control P&O en Simulink

Al detallar la construcción del bloque, podemos citar las siguientes etapas:

- Etapa de comparación de los valores de voltajes y potencia:
- Etapa de decisión y sumatorias de incrementos o decrementos
- Etapa de generación de los pasos para conseguir el MPP en el boost
- Etapa de generación del disparo con PWM para el BJT

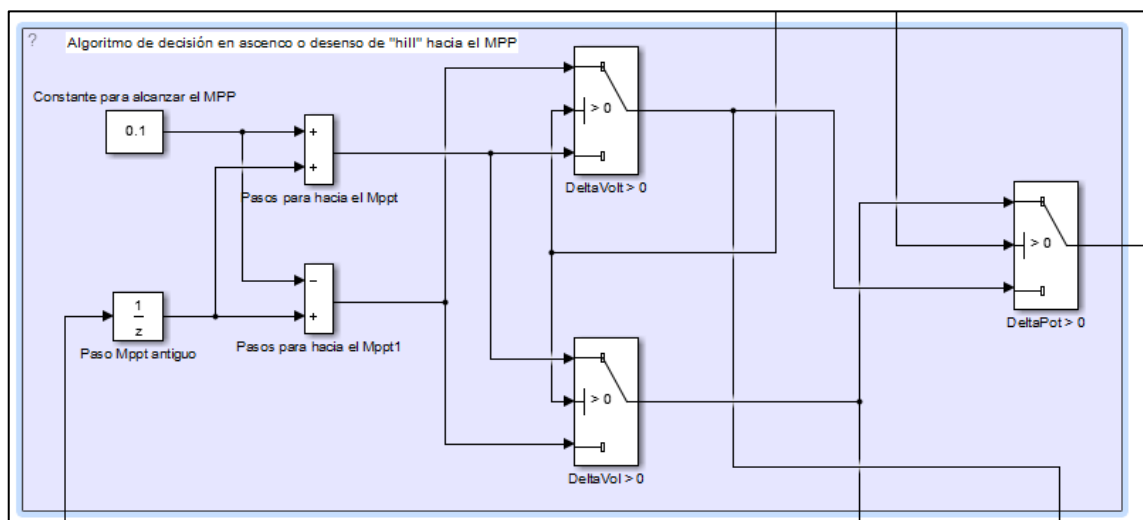
*Etapas de comparación de los valores de voltajes y potencia:*



**Figura 24-3:** Verificación de voltaje y potencia P&O  
Realizado por: Francisco Reyes, 2021

Se leen los valores antiguos para realizar la comparación en los bloques de decisión. Los valores que se comparan son voltaje y potencia.

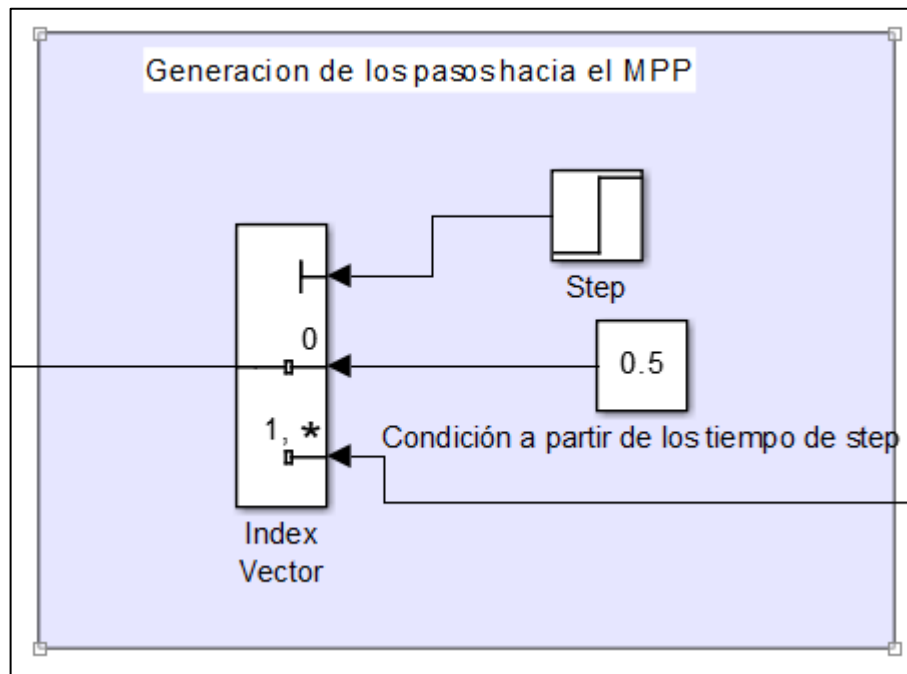
*Etapas de decisión y sumatorias de incrementos o decrementos*



**Figura 25-3:** Etapa de decisión P&O  
Realizado por: Francisco Reyes, 2021

Los bloques de decisión se encargan del incremento de los pasos en el control P&O o del decremento de estos hasta alcanzar el estado mas cercano a la estabilidad. El valor de 0.1 es el valor constante que se usa para aumentar o disminuir el ciclo de trabajo, este valor simplemente se agrega o se resta del valor anterior del ciclo de trabajo (en 1/z) para incrementarlo o disminuirlo.

*Etapas de generación de los pasos para conseguir el MPP en el boost*

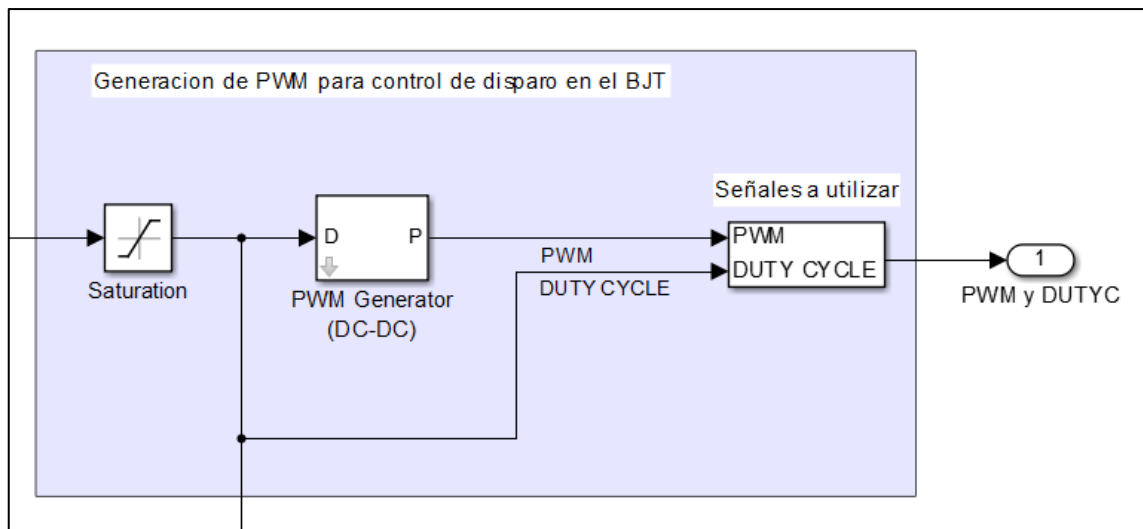


**Figura 26-3:** Etapa de generación de los pasos para alcanzar el MPP  
Realizado por: Francisco Reyes, 2021

0.5 es el ciclo de trabajo inicial, ya que al principio no hay ninguna salida disponible, es utilizado solamente como condición inicial. A partir del tiempo establecido en el step, ingresa como dato de control el ciclo real (Duty Cycle) que se genera producto de los bloques de comparación

*Etapas de generación del disparo con PWM para el BJT.*

La señal del incremento o decremento de los pasos para el hill climbing, llegan hasta esta etapa y se traducen aquí en datos válidos para el disparo del BJT presente en el modelo del convertidor elevador.

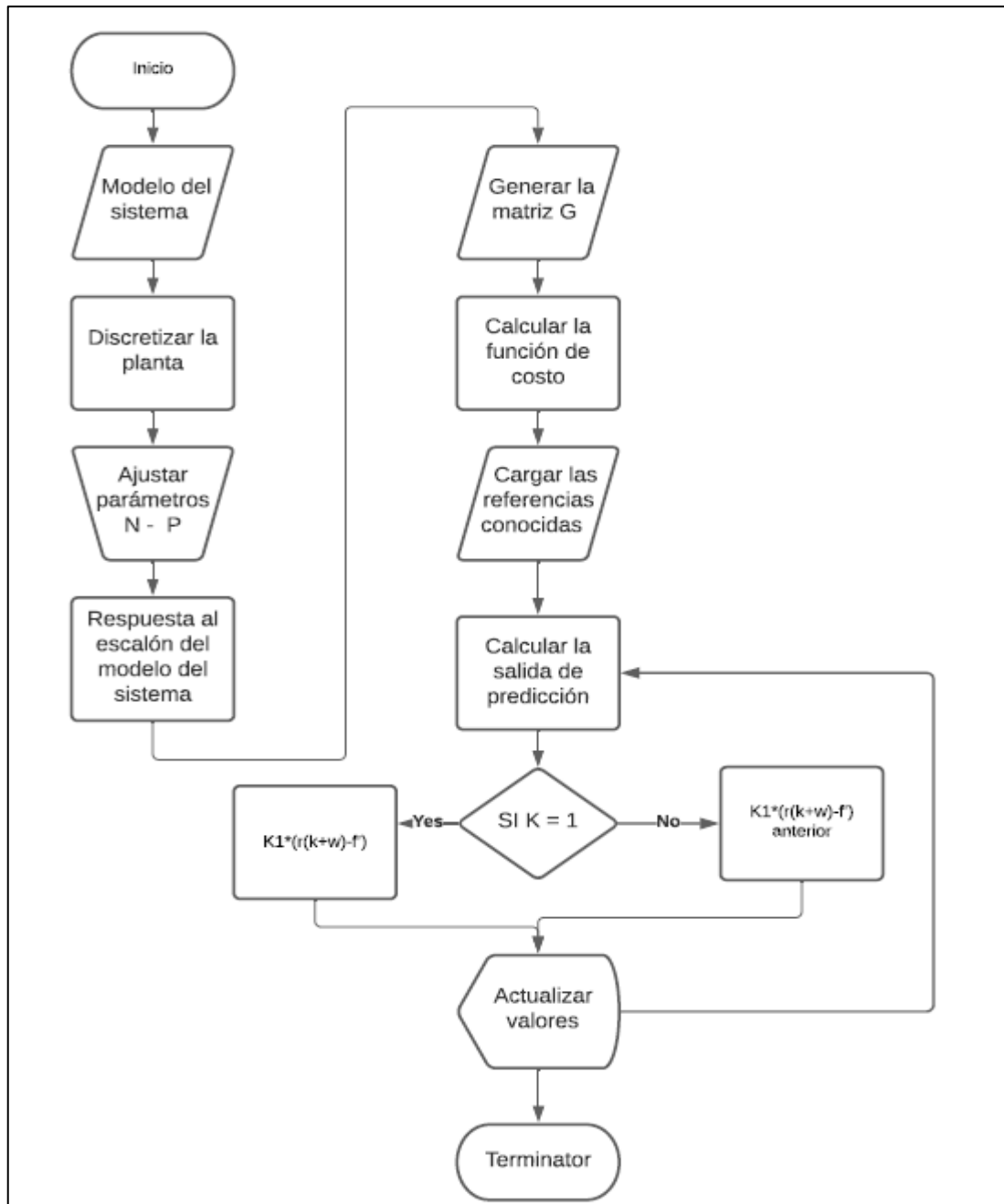


**Figura 27-3:** Generación del disparo con P&O  
 Realizado por: Francisco Reyes, 2021

### 3.3. Programación del controlador MPC

#### 3.3.1. Algoritmo Control Predictivo por Modelo

Para el desarrollo del sistema de control por modelo, es importante tener en cuenta las consideraciones que se plantean en el algoritmo a continuación:



**Figura 28-4:** Algoritmo DMC

Realizado por: Francisco Reyes, 2021



### 3.3.2. Modelo basado en DMC

El desarrollo del algoritmo para un modelo por DMC, se detalla a continuación con los comentarios respectivos para una revisión bibliográfica posterior.

```
% PRIMER INTENTO DE CONTROL DMC
% FRANCISCO REYES
% CON AYUDA DE SERGIO CASTAÑO - GUIA TUTORIAL
% ABRIL 2018

clc
clear all
close all

%% MODELO DEL SISTEMA
T = 0.5;           %Tiempo de muestreo
num = [1];         %Numerador continuo
den = [0.1 1.1 1]; %Denominador continuo
ret = 0.41;        %Retraso del sistema
gp = tf(num,den);  %Función de transferencia
gp.outputdelay = ret;
ftz = c2d(gp,T);   %Planta discreta
[B A]=tfdata(ftz,'v'); %Se coloca el numerador en B y denominador en
A
d = 1;             %Atraso de tiempo discreto

%% Define los ajustes de Control Predictivo

N=4;               %Horizonte de control
lamda = 1;         %Ajustes para el control
delta = 1*eye(N);

gpi = stepinfo(gp); %Información de la planta
P = 4;             %Horizonte de predicción

%% Se obtiene el Gi

gi = step(ftz);    %Son los coeficientes al aplicar una función paso
a la función Z
Nm = length(gi)-1; %Ventana de muestras, matlab pone este tope al
terminar la simulación

%% Calcular la matriz G

G = zeros(P,N);    %Matriz de Ceros
G(:,1) = gi(1+d:P+d); %lleno la primera columna de G con gi

for i=2:N
    for j=2:P
        G(j,i)=G(j-1,i-1);
    end
end

%% Calcular la función de costo k del Delta u
```

```

Mn = inv(G'*G*delta + lamda*eye(N))*delta*G';

%Me interesa la primera línea de Mn para k1
K1 = Mn(1,:);

%% Loop de control

%Inicialización de parámetros
nit = 230;           %Numero de interacciones
nitws = [0 nit]
inc_u = 0;           %Incrementos de control
u_ant(1:10) = 0;      %Control anterior
u(1:10) = 0; ym(1:10) = 0; r(1:10) = 0;    %Controles y Salidas y
Referencia en cero y vectorizado

%Referencias
r(9:80)=2;
r(81:140)=3;
r(141:180)=2;
r(181:nit)=2;

%Perturbación a la salida
do(1:179)=0;
do(180:nit)=0.1;

%Accion de control Delta u Libre controles pasados
duf = zeros(1,Nm);

w = 0;               %Para colocar referencias futuras

for k=9:nit-w
    %Calcula la salida del proceso
    ym(k)=B(1)*u(k-1)+B(2)*u(k-2)+B(3)*u(k-3)-A(2)*ym(k-1)-A(3)*ym(k-
2)+do(k);

    %Calcular la repuesta libre F
    f=zeros(1,P);      %Vector de respuesta libre

    for kk=1:P
        %Armar un vector con las gkk+i - gkk
        for i=1:Nm-P
            vect_g(i)=gi(kk+i)-gi(i);
        end
        for i = Nm-P+1:Nm
            vect_g(i)=gi(Nm)-gi(i);
        end
        f(1:P)=ym(k)+vect_g*duf';          %Calculo de la respuesta libre
        %f vector repuesta libre con tamaño P
        %duf delta u libre, es la u correspondiente a la respuesta
libre
        %ese vector siempre esta en el pasado
        %es cero en el futuro valido unicamente en el pasado
        %diferente a dut <<<ojo>>>
        %ym es la salida de la planta
    end

    %Calculo del Control
    %No se tiene referencias futuras, no las conozco

```

```

inc_u=K1*(r(k+w)-f');

if k==1
    u(k)=inc_u;
else
    u(k)=inc_u + u(k-1);          %LEY DE CONTROL APLICADA A LA PLANTA
end

%Actualizar valores
aux_2=duf(1:Nm-1);
duf = [inc_u aux_2];             %Incrementos de control pasados
end

nm=nit;
t = 0:T:(nm - 1)*T;
figure
subplot(2,1,1),plot(t(1:nit-w),r(1:nit-w),'--k',t(1:nit-w),ym,'-
r','Linewidth',3)
xlabel('Tiempo (s)');
ylabel('Salida (ym)');
legend('y_r','y','Location','SouthEast')
grid on;
hold
subplot(2,1,2),plot(t(1:nit-w),u,'b','Linewidth',3)
xlabel('TIempo (s)');
ylabel('Control');
legend('u')
grid on;

```

### 3.3.3. Modelo basado en GPC

```

%% Control GPC
%


---



clc
clear all
close all

w=menu('Seleccione el ejemplo','Ejemplo 1','Ejemplo 2','Ejemplo 3');
if w==1
    %Ejemplo 1
    T=1;
    B=[0 0.5];
    A=[1 -0.5];
    %Retardo de la planta
    d=0; %Ejemplo 1

    %% Parametros de sintonia del GPC
    %Ventana de prediccion
    N=3; %Ejemplo
    N1=d+1; %Horizonte Inicial
    N2=d+N; %Horizonte final de salida
    Nu=N; %Horizonte de entrada
    lambda=1; %Parametro de ponderacion
    delta=1;

```

```

end

if w==2
    %Ejemplo 2
    T=2;
    B=[0.07056 0.0621];
    A=[1 -0.7788];
    %Retardo de la planta
    d=1; %Ejemplo 2
    %% Parametros de sintonia del GPC
    %Ventana de prediccion
    N=3; %Ejemplo
    N1=1; %Horizonte Inicial
    N2=N; %Horizonte final de salida
    Nu=N; %Horizonte de entrada
    lambda=1; %Parametro de ponderacion
    delta=1;
end

if w==3
    %Ejemplo 3
    T=0.5;
    B=[0 0.4 0.2];
    A=[1 -0.6 0.4];
    %Retardo de la planta
    d=2; %Ejemplo 3
    %% Parametros de sintonia del GPC
    %Ventana de prediccion
    N=5; %Ejemplo
    N1=d+1; %Horizonte Inicial
    N2=d+N; %Horizonte final de salida
    Nu=N; %Horizonte de entrada
    lambda=0.5; %Parametro de ponderacion
    delta=1;
end

ftz=filt(B,A,T);
ftz.iodelay=d

Ql=eye(Nu)*lambda;
Qd=eye(N)*delta;

%% Calculo de la ecuacion Diofantina

[En,F] = diophantine(A,N2,0); %Calculo de la funcion Diofantina
E=En(end,:); %Polinomio E seria la ultima fila arrojada por la funcion
F=F(N1:N1+N-1,1:end);

%% Determina los coeficientes de control pasados

%Elimino el cero de la primera posicion de B

if B(1)==0
    B=B(2:end);
end

```

```

uG=zeros(N1,N)'; %Vector de controles pasados (Pertenece a la
respuesta libre)
j=2;
for i=N1:N2
    aux=conv(En(i,1:end),B);
    if length(aux) < N1+j-1 %Si la longitud del auxiliar es menor que j
        aux=[aux zeros(1,(N1+j-1)-length(aux))]; %Completar con ceros
    end
    uG(j-1,1:N1)=aux(j:N1+j-1);
    j=j+1;
end

g=conv(E,B); %Calcula polinomio g

G=zeros(N,Nu); % Inicializa la matriz G

for k=1:Nu
    G(k:end,k)=g(1:N-k+1); % Forma la matriz G
end

Mn=inv(G'*Qd*G+Ql)*G'*Qd; %Calculo de la Funcion de Costo sin
Restriccion

%Calculo de controlador K1 (Primera fila de Mn)
K1=Mn(1,:);

%% Loop de Control

%% inicializa los parametros de Simulacion
nit=231; %Numero de interacciones
inc_u=0;
u_ant(1:10) = 0;
u(1:20+d) = 0; ym(1:20+d) = 0; r(1:20+d) = 0;

% Referencia
r(d+5:40) = 1; r(41:80) = 3; r(81:120) = 2; r(120:nit) = 2;

%Perturbacion
do(1:119)= 0;do(120:nit) = 0.1;

lduf=size(F); %Averiguo la longitud del polinomio F
lduf=lduf(1,2);

luG=size(uG); %Longitud de uG
luG=luG(1,2);
duf=zeros(1,luG); %Vector incrementos de control pasados libre

for k=9+d:nit
    % Salida del proceso
    if w==1
        ym(k)=B(1)*u(k-1-d)-A(2)*ym(k-1)+do(k); %Ejemplo 1
    end
    if w==2
        ym(k)=B(1)*u(k-d)+B(2)*u(k-1-d)-A(2)*ym(k-1)+do(k); %Ejemplo 2
    end
    if w==3

```

```

        ym(k)=B(1)*u(k-1-d)+B(2)*u(k-2-d)-A(2)*ym(k-1)-A(3)*ym(k-
2)+do(k); %Ejemplo 3
    end

    %Calculo de la respuesta libre
    free=0;
    for i=1:lduf
        free=free+ym(k-i+1)*F(:,i);
    end

    if luG==1 %Si uG es un vector columna
        free=free+duf*uG; %Invierto el producto, para que sea
realizable
    else %Si uG es una matriz
        free=free+uG*duf';
    end
    %free=ym(k)*F(:,1) + ym(k-1)*F(:,2) + ym(k-2)*F(:,3) +uG*duf';

    %Calculo de Control
    %Proyeccion donde no se tenga referencias futuras
    inc_u=K1*(r(k)-free);

    if k==1
        u(k)=inc_u;
    else
        u(k)=u(k-1)+ inc_u;
    end

    % actualiza vector de control
    aux_u=u_ant(1:length(B)-1);
    u_ant=[u(k) aux_u];

    %actualiza duf
    % duf= [du(k-1) du(k-2) ..... du(k-N)]

    aux_2=duf(1:end-1);
    duf=[inc_u aux_2];

end

nm=nit;
t = 0:T:(nm-1)*T;
figure
subplot(2,1,1),plot(t,r,'--k',t,ym,'-r','Linewidth',2)
xlabel('Tiempo (s)');
ylabel('Salida');
legend('y_r','y','Location','SouthEast')
grid on;
hold
subplot(2,1,2),plot(t,u,'b','Linewidth',2)
xlabel('Tiempo (s)');
ylabel('Control');
legend('u')
grid on;

```

Este sistema requiere de la función para encontrar las ecuaciones diofantinas:

```
% Example extracted from the book:
% Control of Dead-time Processes, Springer-Verlag, 2007
% by Julio Normey-Rico & Eduardo F. Camacho
%
%----- %
%
% Solution of the Diophantine equation %
%----- %
%[E,F] = diophantine(A,N,d)
% A = Denominator
% N = Prediction Horizon
% d = Transport delay

function[E,F] = diophantine(A,N,d)

%clear all

% Computes polynomials  $E(z^{-1})$  e  $F(z^{-1})$ 

%  $\delta = 1 - z^{-1}$ 

delta = [1 -1];

%  $A = 1 + a_1 z^{-1} + \dots + a_n z^{-n}$ 

%A = [1 -0.8]

%A = [1 -0.905]

%A = [1 -1.8 0.81]

%  $\tilde{A} = A\delta$ 

AD = conv(A,delta);

% note that  $n_{AD} = n_a + 1$ 

nAD = size(AD);
nAD = nAD(2);

% compute horizons

N1 = d + 1;
N2 = d + N;

% Compute  $F(z^{-1})$ 
```

```

% inilialization vector f

f(1,:)= [1 zeros(1,nAD-2)];

% i = 0 ... nã-1

for j = 1: N2;

% Note that for i = 1 corresponds to f(j,0)

for i = 1:nAD-2
    f(j+1,i) = f(j,i+1)-f(j,1)*AD(i+1);
end
    f(j+1,nAD-1) = -f(j,1)*AD(nAD);
end
    F = f(1+N1:1+N2,:);
% Computes E(z^-1)

E = zeros(N2);
e(1) = 1; % for the special case 1/~A

E(1,1) = e(1);
for i = 2: N2
    e(i) = f(i,1);
    E(i,1:i)=e;
end

E = E(N1:N2,:);

% ----- %
% ----- %

```



### 3.3.4. Modelo GPC con restricciones

Se requiere de la utilización de las ecuaciones diofantinas para el correcto uso de este algoritmo.

```
%% Control GPC
%SISTEMA CON RESTRICCIONES

%


---



clc
%clear all
close all
rest=menu('Parametros de Simulacion','Restriccion de aumento de
control',...
'Restriccion en señal de control','Restriccion en la Salida',...
'Restriccion de Sobre Impulso','Restriccion Monotonica','Sin
Restricciones');
gps=tf(50,[1 0 25]);
T=0.1;
d=0;
ftz=c2d(gps,T);
[B,A]=tfdata(ftz,'v');
ftz=filt(B,A,T)

%ftz.iodelay=d

%% Parametros de sintonia del GPC

%Ventana de prediccion

N=11; %Ejemplo
N1=d+1; %Horizonte Inicial
N2=d+N; %Horizonte final de salida
Nu=N; %Horizonte de entrada
lambda=50; %Parametro de ponderacion
delta=1;

Ql=eye(Nu)*lambda;
Qd=eye(N)*delta;

%% Calculo de la ecuacion Diofantina

[En,F] = diophantine(A,N2,0); %Calculo de la funcion Diofantina
E=En(end,:); %Polinomio E seria la ultima fila arrojada por la funcion
F=F(N1:N1+N-1,1:end);

%% Determina los coeficientes de control pasados

%Elimino el cero de la primera posicion de B

if B(1)==0
    B=B(2:end);
```

```

end

uG=zeros(N1,N)'; %Vector de controles pasados (Pertenece a la
respuesta libre)
j=2;
for i=N1:N2
    aux=conv(En(i,1:end),B);
    if length(aux) < N1+j-1 %Si la longitud del auxiliar es menor que j
        aux=[aux zeros(1,(N1+j-1)-length(aux))]; %Completar con ceros
    end
    uG(j-1,1:N1)=aux(j:N1+j-1);
    j=j+1;
end

g=conv(E,B); %Calcula polinomio g

G=zeros(N,Nu); % Inicializa la matriz G
G0=zeros(N,Nu);
for k=1:Nu
    G(k:end,k)=g(1:N-k+1); % Forma a matriz G
end
Mn=inv(G'*Qd*G+Ql)*G'*Qd; %Calculo de la Funcion de Costo sin
Restriccion

%Calculo de controlador K1 (Primera fila de Mn)
K1=Mn(1,:);

%% Loop de Control

%% inicializa parametros de Simulacion
nit=231; %Numero de interacciones
inc_u=0;
u_ant(1:10) = 0;
u(1:20+d) = 0; ym(1:20+d) = 0; r(1:20+d) = 0;

% Referencia
r=refer;

%r(d+15:80) = 1; r(81:140) = 4; r(141:200) = 2; r(201:nit) = 3;
%do(1:nit)=0;
%Perturbacion
%do(1:259)= 0;do(260:nit) = 0.1;

lduf=size(F); %Averiguo la longitud del polinomio F
lduf=lduf(1,2);

luG=size(uG); %Longitud de uG
luG=luG(1,2);
duf=zeros(1,luG); %Vector incrementos de control pasados libre
r1=1;
for k=9+d:nit
    % Salida del proceso
    ym(k)=B(1)*u(k-1-d)+B(2)*u(k-2-d)...
        -A(2)*ym(k-1)-A(3)*ym(k-2);

```

```

%Calculo de la respuesta libre
free=0;
for i=1:lduf
    free=free+ym(k-i+1)*F(:,i);
end

if luG==1 %Si uG es un vector columna
    free=free+duf*uG; %Invierto el producto, para que sea
realizable
else %Si uG es una matriz
    free=free+uG*duf';
end
%free=ym(k)*F(:,1) + ym(k-1)*F(:,2) + ym(k-2)*F(:,3) +uG*duf';

switch rest
case 1
    %----- Restriccion del incremento de Control -----
    %-----%
    I=eye(Nu); %Matriz identidad
    InUmax=0.05*ones(Nu,1); %Incremento maximo
    InUmin=-0.05*ones(Nu,1); %Incremento minimo

    a=[I; -I];
    b=[InUmax; -InUmin];
    H=(G'*Qd*G+Ql);
    Fo=(free-r(k))*Qd*G;
    %Calculo de Control
    options = optimset('LargeScale','off');
    [x,fval,exitflag] = quadprog(H,Fo,a,b,[],[],[],[],[]);
    inc_u=x(1);

case 2
    %----- Restriccion en la Señal de Control -----
    %-----%
    Triang=tril(ones(Nu));
    T=ones(Nu,1);
    ub=1.5; %Maxima señal de control
    u_max=ub*ones(Nu,1);
    u_min=-0*ones(Nu,1);
    a=[Triang; -Triang];
    b=[u_max-T*u(k-1); T*u(k-1)-u_min];

    H=(G'*Qd*G+Ql);
    Fo=(free-r(k))*Qd*G;
    %Calculo de Control
    options = optimset('LargeScale','off');
    [x,fval,exitflag] =
quadprog(H,Fo,a,b,[],[],[],[],[],options);
    inc_u=x(1);

case 3
    %----- Restriccion en la Salida -----%
    yb=3.2; %Maxima señal de salida
    y_max=yb*ones(N,1);
    y_min=-0*ones(N,1);
    a=[G; -G];
    b=[y_max-free; free-y_min];

    H=(G'*Qd*G+Ql);
    Fo=(free-r(k))*Qd*G;

```

```

        %Calculo de Control
        options = optimset('LargeScale','off');
        [x,fval,exitflag] =
quadprog(H,Fo,a,b,[],[],[],[],[],options);
        inc_u=x(1);
    case 4
        %----- Restriccion Sobre Impulso -----%
        if r(k)>r(k-1)
            r1=1;
        end
        if r(k)<r(k-1)
            r1=-1;
        end
        if r(k)==r(k-1)
            r1=r1;
        end
        refP=(r(k))*ones(N,1); %Referencia
        %refN=-(r(k))*ones(Nu,1); %Referencia Negativa

        a=r1*[G];% -G];
        b=[r1*refP-r1*free];%; free-refN];

        H=(G'*Qd*G+Ql);
        Fo=(free-r(k))*Qd*G;
        %Calculo de Control
        options = optimset('LargeScale','off');
        [x,fval,exitflag] =
quadprog(H,Fo,a,b,[],[],[],[],[],options);
        inc_u=x(1);

    case 5
        %----- Restriccion Monotonica -----%
        for i=N:-1:2
            G0(i,1:end)=G(i-1,1:end);
        end
        if r(k)>r(k-1)
            r1=-1;
        end
        if r(k)<r(k-1)
            r1=1;
        end
        if r(k)==r(k-1)
            r1=r1;
        end

        a=r1*(G-G0);
        b=r1*[ym(k)-free(1);free(1:end-1)-free(2:end)];

        H=(G'*Qd*G+Ql);
        Fo=(free-r(k))*Qd*G;
        %Calculo de Control
        options = optimset('LargeScale','off');
        [x,fval,exitflag] =
quadprog(H,Fo,a,b,[],[],[],[],[],options);
        inc_u=x(1);
    case 6
        inc_u=K1*(r(k)-free);
end

```

```

    % Actualiza el incremento de control.
    if k==1
        u(k)=inc_u;
    else
        u(k)=u(k-1)+ inc_u;
    end

    % actualiza vector de control
    aux_u=u_ant(1:length(B)-1);
    u_ant=[u(k) aux_u];

    %actualiza duf
    % duf= [du(k-1) du(k-2) ..... du(k-N)]

    aux_2=duf(1:end-1);
    duf=[inc_u aux_2];

end

nm=nit;
t = 0:T:(nm-1)*T;
figure
subplot(2,1,1)
stairs(t,r,'--k','Linewidth',2),hold on
stairs(t,ym,'-r','Linewidth',2)
xlabel('Tiempo (s)');
ylabel('Salida');
legend('y_r','y','Location','SouthEast')
grid on;
hold
subplot(2,1,2)
stairs(t,u,'b','Linewidth',2)
xlabel('Tiempo (s)');
ylabel('Control');
legend('u')
grid on;

```

### 3.3.5. Modelo propuesto como solución

El presente modelo recoge lo expuesto dentro de un algoritmo utilizado para la posterior comparativa con el control usual P&O, aquí se detalla con comentarios para referencia futura

```

SEGUNDO INTENTO DE CONTROL DMC
% FRANCISCO REYES
% JUNIO 2019

```

```

% GENERADOR DE SEÑAL DE CONTROL PARA LA CONSECUCIÓN DEL MPPT
% TRABAJA EN FUNCION DE LA SEÑAL DE IRRADIANCIA QUE SE REGISTRA
% EN EL MODELO USUAL (PERTURBAR Y OBSERVAR P&O)
% PARA LUEGO INGRESAR DICHA IRRADIANCIA Y UTILIZAR EL CONTROL
% PROPUESTO (MPC) .

```

```

% SE DEBE ELIMINAR LAS VARIABLES GUARDADAS PARA VOLVER A SIMULAR
% UN PROCESO DISTINTO, NO SE LIMPIA EL WORKSPACE CADA VEZ
% YA QUE EXISTE EL DATO DE LA IRRADIANCIA QUE DEBE SER EL MISMO
% EN LA COMPARATIVA DE LOS MODELOS DE CONTROL

clc
%clear all
%close all

%% MODELO DEL SISTEMA
T = 0.5; %Tiempo de muestreo
%num = [1]; %Numerador continuo
%den = [0.1 1.1 1]; %Denominador continuo
ret = 0.90; %Retraso del sistema

num = [3.281 438.7];
den = [1 6.606 438.7];
gp = tf(num,den) %Función de transferencia
gp.outputdelay = ret;
ftz = c2d(gp,T); %Planta discreta
[B A]=tfdata(ftz,'v'); %Se coloca el numerador en B y denominador en
A
d = 1; %Atraso de tiempo discreto

%% Define los ajustes de Control Predictivo

N=4; %Horizonte de control
lamda = 1; %Ajustes para el control
delta = 1*eye(N);

gpi = stepinfo(gp); %Información de la planta
P = 4; %Horizonte de predicción

%% Se obtiene el Gi

gi = step(ftz); %Son los coeficientes al aplicar una función paso
a la función Z
Nm = length(gi)-1; %Ventana de muestras, matlab pone este tope al
terminar la simulación

%% Calcular la matriz G

G = zeros(P,N); %Matriz de Ceros
G(:,1) = gi(1+d:P+d); %lleno la primera columna de G con gi

for i=2:N
    for j=2:P
        G(j,i)=G(j-1,i-1);
    end
end

%% Calcular la función de costo k del Delta u

Mn = inv(G'*G*delta + lamda*eye(N))*delta*G';

%Me interesa la primera línea de Mn para k1
K1 = Mn(1,:);

```

```

%% Loop de control

%Obteniendo la referencia de simulink
refer=Referencia(:,2);

%Inicialización de parámetros
nit = length(refer);           %Numero de interacciones
nitws = [0 nit]
inc_u = 0;                     %Incrementos de control
u_ant(1:10) = 0;               %Control anterior
u(1:10) = 0; ym(1:10) = 0;     %Controles y Salidas y Referencia en cero
y vectorizado

%Referencias
r=refer;

%r(1:10) = 0;
%r(9:80)=2;
%r(81:140)=3;
%r(141:180)=2;
%r(181:nit)=2;

%Perturbación a la salida
%do(1:179)=0;
%do(180:nit)=0.1;

%Accion de control Delta u Libre controles pasados
duf = zeros(1,Nm);

w = 0;                         %Para colocar referencias futuras

for k=9:nit-w
    %Calcula la salida del proceso
    ym(k)=B(1)*u(k-1)+B(2)*u(k-2)+B(3)*u(k-3)-A(2)*ym(k-1)-A(3)*ym(k-
2);%+do(k);

    %Calcular la repuesta libre F
    f=zeros(1,P);              %Vector de respuesta libre

    for kk=1:P
        %Armar un vector con las gkk+i - gkk
        for i=1:Nm-P
            vect_g(i)=gi(kk+i)-gi(i);
        end
        for i = Nm-P+1:Nm
            vect_g(i)=gi(Nm)-gi(i);
        end
        f(1:P)=ym(k)+vect_g*duf';           %Calculo de la respuesta libre
        %f vector repuesta libre con tamaño P
        %duf delta u libre, es la u correspondiente a la respuesta
libre
        %ese vector siempre esta en el pasado
        %es cero en el futuro valido unicamente en el pasado
        %diferente a dut <<<oyo>>>
        %ym es la salida de la planta

    end
end

```

```

%Calculo del Control
%No se tiene referencias futuras, no las conozco

inc_u=K1*(r(k+w)-f');

if k==1
    u(k)=inc_u;
else
    u(k)=inc_u + u(k-1);      %LEY DE CONTROL APLICADA A LA PLANTA
end

%Actualizar valores
aux_2=duf(1:Nm-1);
duf = [inc_u aux_2];          %Incrementos de control pasados
end

nm=nit;
t = 0:T:(nm - 1)*T;
figure
subplot(2,1,1),plot(t(1:nit-w),r(1:nit-w),'--k',t(1:nit-w),ym,'-
r','Linewidth',3)
xlabel('Tiempo (s)');
ylabel('Salida (ym)');
legend('y_r','y','Location','SouthEast')
grid on;
hold
subplot(2,1,2),plot(t(1:nit-w),u,'b','Linewidth',3)
xlabel('Tiempo (s)');
ylabel('Control');
legend('u')
grid on;

t = transpose(t);
u = transpose(u);
sig1 = [t u];

```



## CAPÍTULO IV

### 4. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Una vez concluidos los desarrollos de los algoritmos para el control clásico con P&O y el propuesto DMC, se continua en el presente capítulo con el análisis y la puntualización de los contenidos desarrollados para llegar a la verificación de la hipótesis, y poder definir qué control genera una salida óptima.

El proceso de la selección de datos parte desde la premisa del funcionamiento del sistema programado en el entorno que se ha mencionado, siguiendo la siguiente secuencia detallada:

1. Se genera en simulink una señal que va a representar la irradiancia durante un tiempo determinado, por consideraciones de simulación estos tiempos serán en segundos, sin embargo, representará el funcionamiento durante las horas de sol.
2. Se evalúa el modelo P&O presentado en el entorno de simulink, el cual generará las gráficas de resultado a la operación usando el control comercial, está será la línea base para el análisis en cuanto a la funcionalidad y mejora del sistema MPC.
3. Una vez concluida la simulación del sistema P&O en el entorno de simulink, no se deberá borrar los registros de memoria en el workspace de Matlab, de manera puntual el archivo que tiene por nombre: Referencia, este será esencial para replicar la misma irradiancia con el sistema de control propuesto.
4. Se ejecutará la línea de código presentada en el formulario de Matlab, esperando que el tiempo de ejecución se complete y se generen las gráficas para la comparativa final
5. Los puntos de interés para este trabajo fueron tomados en función de la gráfica de irradiancia que se presenta como base para el funcionamiento de los sistemas de control presentados. Son tomados como puntos de interés porque presentan un cambio en el comportamiento de la señal de irradiancia.

#### *4.1. Análisis de los resultados del control P&O*

Realizado el control P&O sobre el modelo del panel solar implementado en simulink, se detallan los registros obtenidos para valoración con el control propuesto.

A valores de irradiancia variables, el elemento de panel solar genera una gráfica característica: (con un valor de temperatura de 25 °C)

Block Parameters: PV Array

PV array (mask) (link)

Implements a PV array built of strings of PV modules connected in parallel. Each string consists of modules connected in series. Allows modeling of a variety of preset PV modules available from NREL System Advisor Model (Jan. 2014) as well as user-defined PV module.

Input 1 = Sun irradiance, in W/m<sup>2</sup>, and input 2 = Cell temperature, in deg.C.

Parameters Advanced

Array data

Parallel strings

1

Series-connected modules per string

1

Module data

Module: Trina Solar TSM-250PA05

☐ Plot I-V and P-V characteristics when a module is selected

Maximum Power (W) 249.86

Cells per module (Ncell) 60

Open circuit voltage Voc (V)

Short-circuit current Isc (A)

Display I-V and P-V characteristics of ...

one module @ 25 deg.C & specified irradiances

Irradiances (W/m<sup>2</sup>) [ 1000 600 500 100 ]

Plot

Model parameters

Light-generated current IL (A) 8.5795

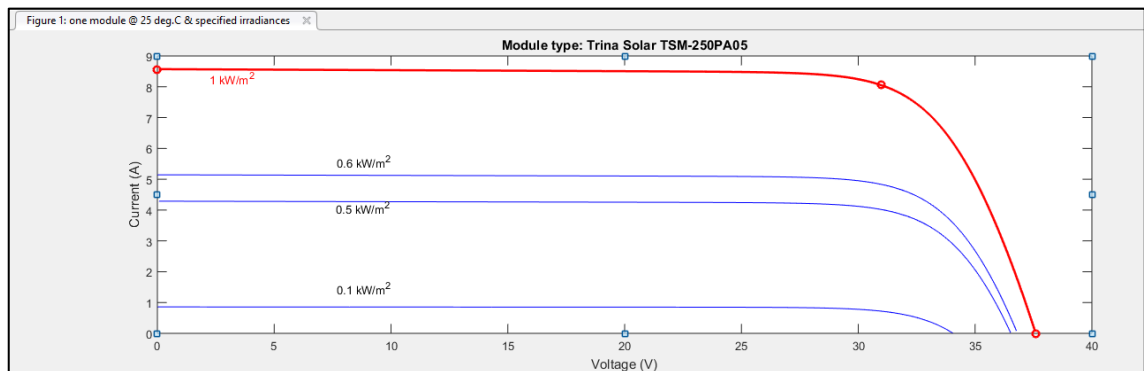
Diode saturation current IO (A) 2.0381e-10

Diode ideality factor

**Figura 29-4:** Datos del panel solar simulink

Fuente: (Simulink, 2016)

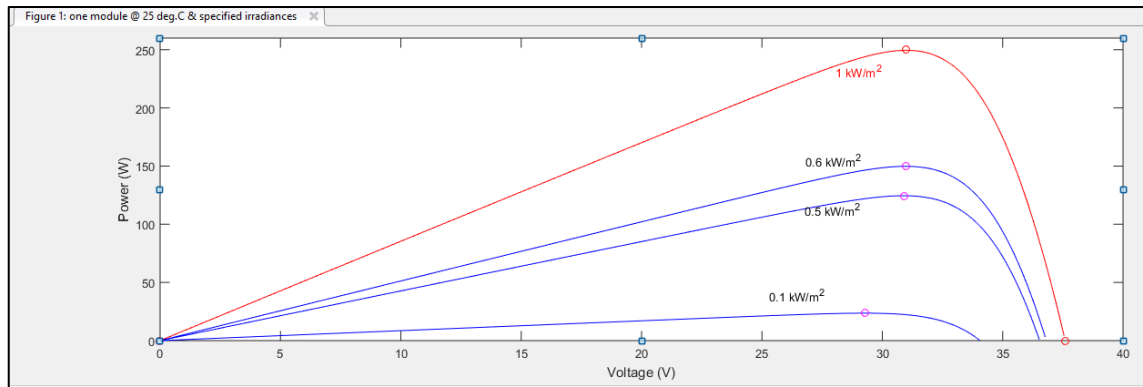
Los valores característicos (I-V) del panel se detallan a continuación:



**Figura 30-4:** Grafica corriente vs voltaje

Fuente: (Simulink, 2016)

Los valores característicos (P-V) del panel, a continuación:



**Figura 31-4:** Gráfica potencia vs voltaje

**Fuente:** (Simulink, 2018)

De donde se obtienen como valores de MPP los siguientes, los cuales considero serian mi set point.

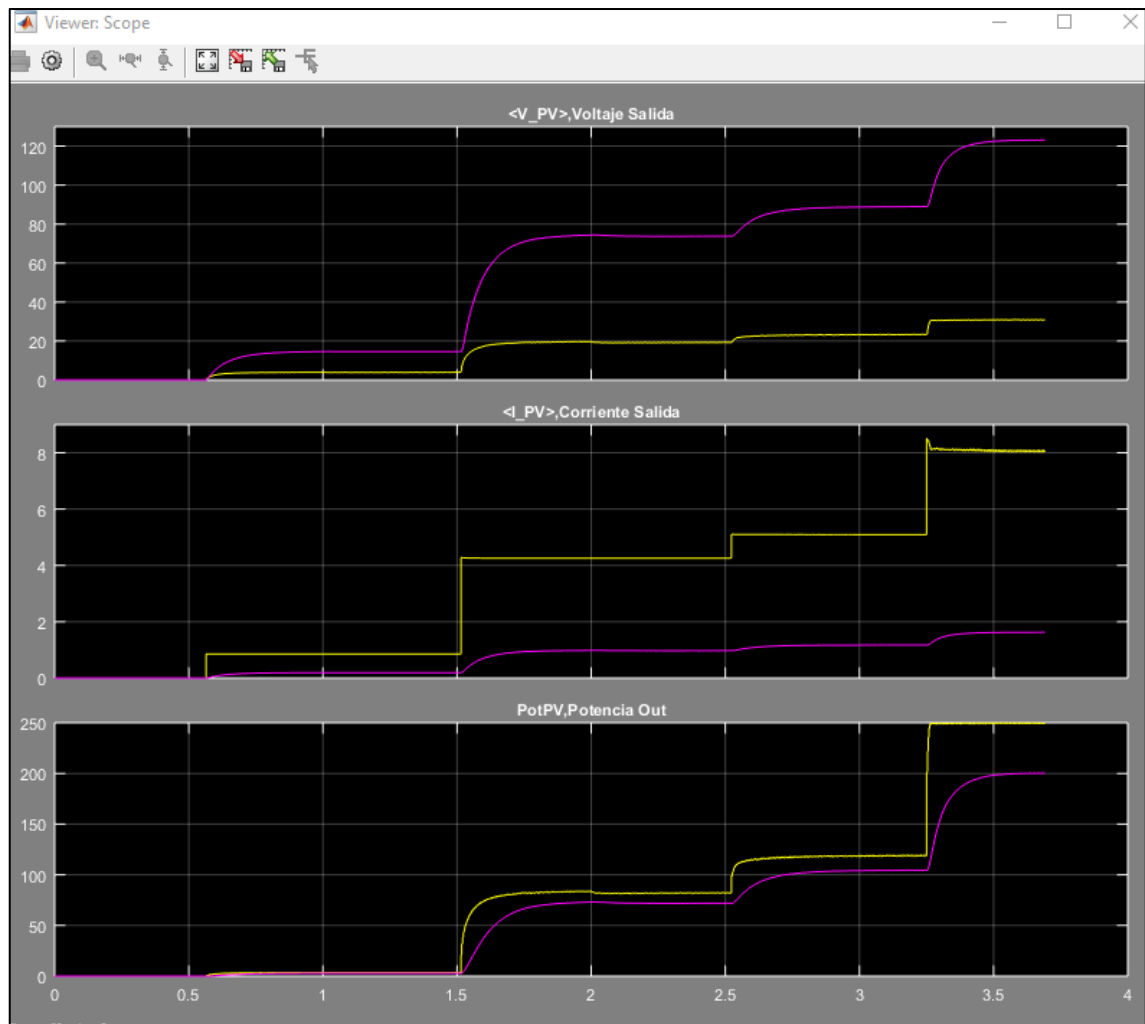
**Tabla 1-4:** Valores de irradiancia y la potencia generada por el panel

IRRADIANCIA (w/m2)	POTENCIA (w)
1000	249.89
600	149.81
500	124.52
100	23.57

**Fuente:** Autor, 2021

**Realizado por:** Francisco Reyes, 2021

En simulación se obtienen las siguientes gráficas:



**Figura 32-4:** Resultado al utilizar el control P&O

Realizado por: Francisco Reyes, 2021

Al sistema se le somete a variaciones de irradiancia: [0 100 500 600 1000], las mismas generadas para el modelo del panel.

De 0 a 0.5 = 0.00 w/m<sup>2</sup>

De 0.5 a 1.5 = 100 w/m<sup>2</sup>

De 1.5 a 2.5 = 500 w/m<sup>2</sup>

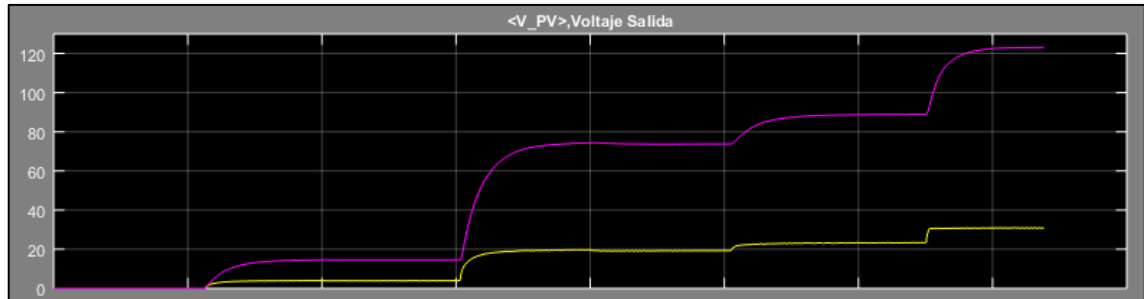
De 2.5 a 3.25 = 600 w/m<sup>2</sup>

De 3.25 en adelante = 1000 w/m<sup>2</sup>

### Gráfica 01:

Voltaje generado por el panel solar --- Línea Amarilla

Voltaje a la salida del conversor --- Línea Morada



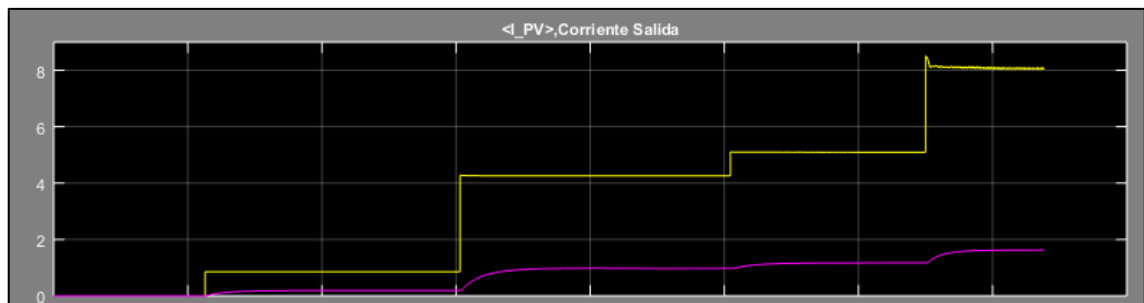
**Figura 33-4:** Voltaje del panel vs Voltaje en el boost

Realizado por: Francisco Reyes, 2021

### Gráfica 02:

Corriente generada por el panel solar --- Línea amarilla

Corriente a la salida del conversor --- Línea Morada



**Figura 34-4:** Corriente del panel vs Corriente en el boost

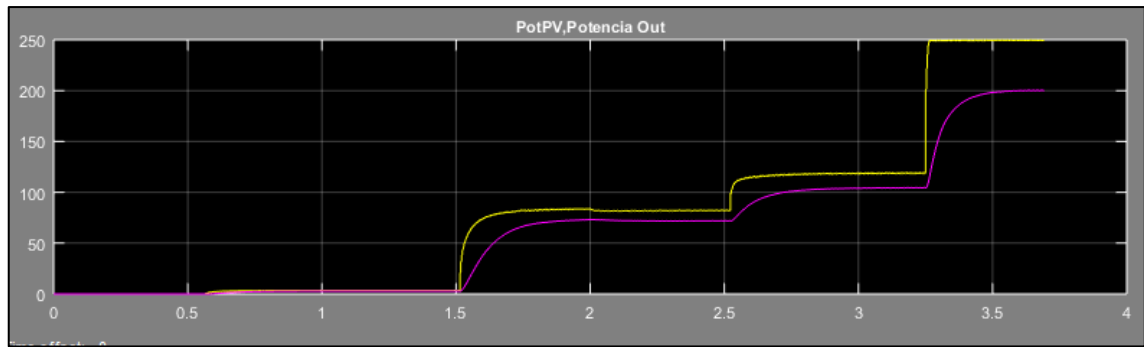
Realizado por: Francisco Reyes, 2021

### Grafica 03:

Potencia generada por el panel --- Línea Amarilla

Potencia a la salida del conversor --- Línea Morada

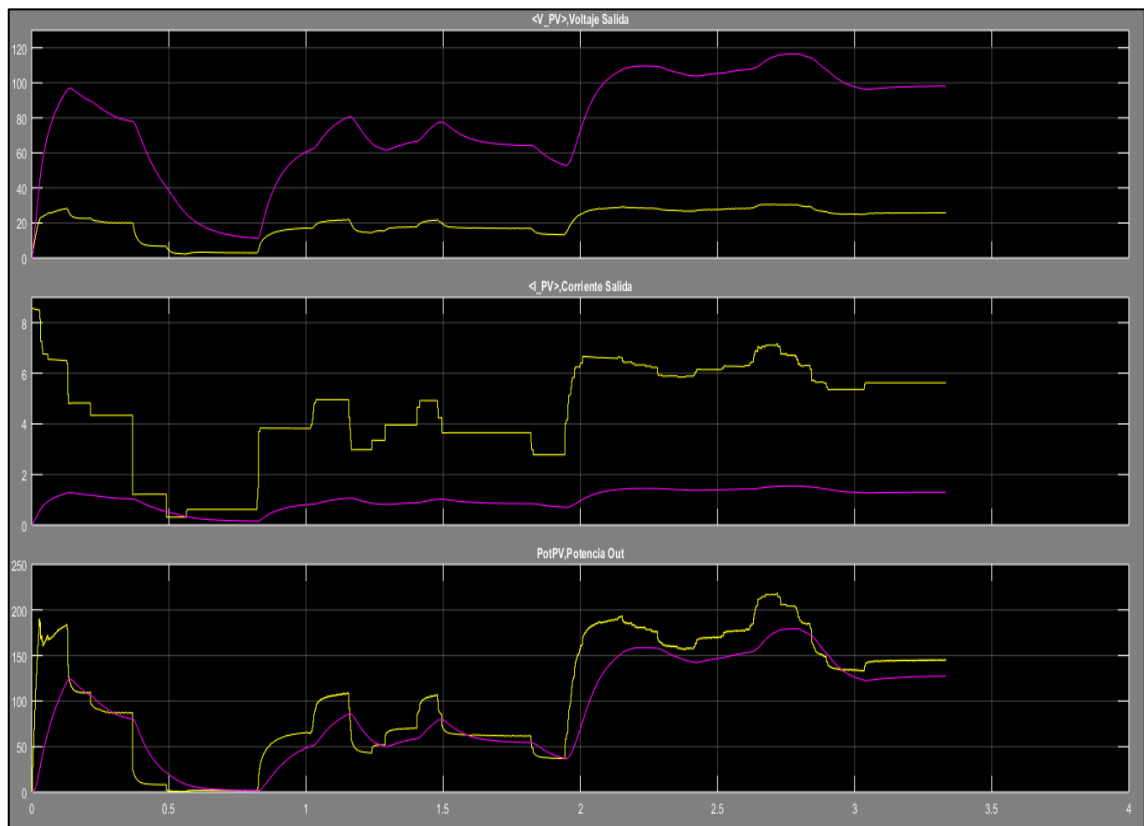
**Nunca alcanza la salida del conversor al que se genera a la salida del panel.**



**Figura 35-4:** Potencia del panel vs Potencia en el boost

Realizado por: Francisco Reyes, 2021

Con lo expuesto, presento valores de irradiancia cambiados al azar a 25°C . Se puede observar la respuesta del control. La distribución de las gráficas es la misma Graf 1 Voltaje, Graf 2 Corriente y Graf 3 Potencia:



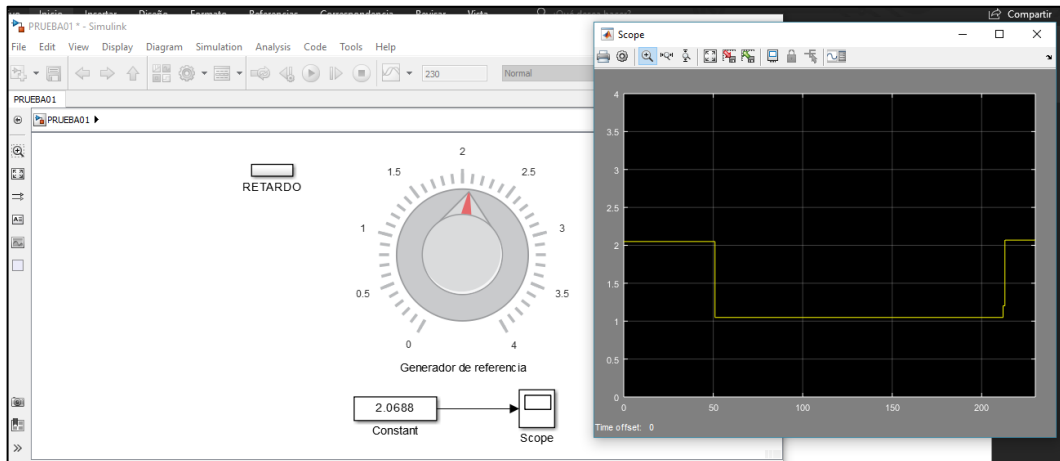
**Figura 36-4:** Valores en el panel y en el boost con variación en la irradiancia

Realizado por: Francisco Reyes, 2021

## 4.2. Análisis de los resultados utilizando el control MPC

### 4.2.1. Con el algoritmo DMC

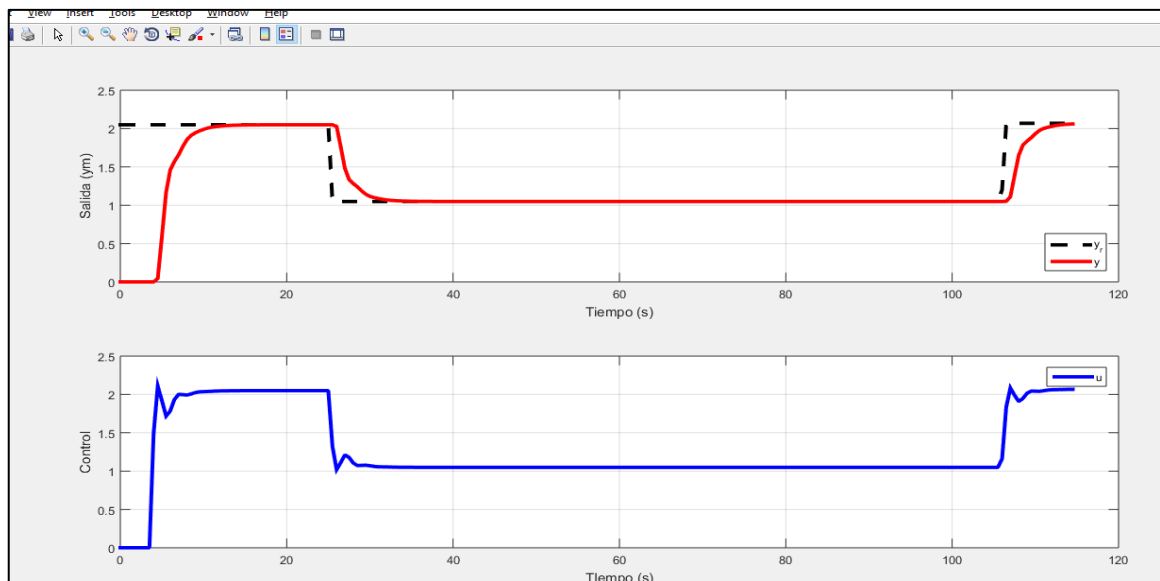
Al sistema se les somete a variaciones de irradiancia: [0 100 500 600 1000], las mismas generadas para el modelo del panel. Al utilizar el algoritmo de matriz dinámica, es necesario poder establecer condiciones de set point, para lo cual se genera un recorrido de la irradiancia desde simulink.



**Figura 37-4:** Condiciones de irradiancia para DMC

Realizado por: Francisco Reyes, 2021

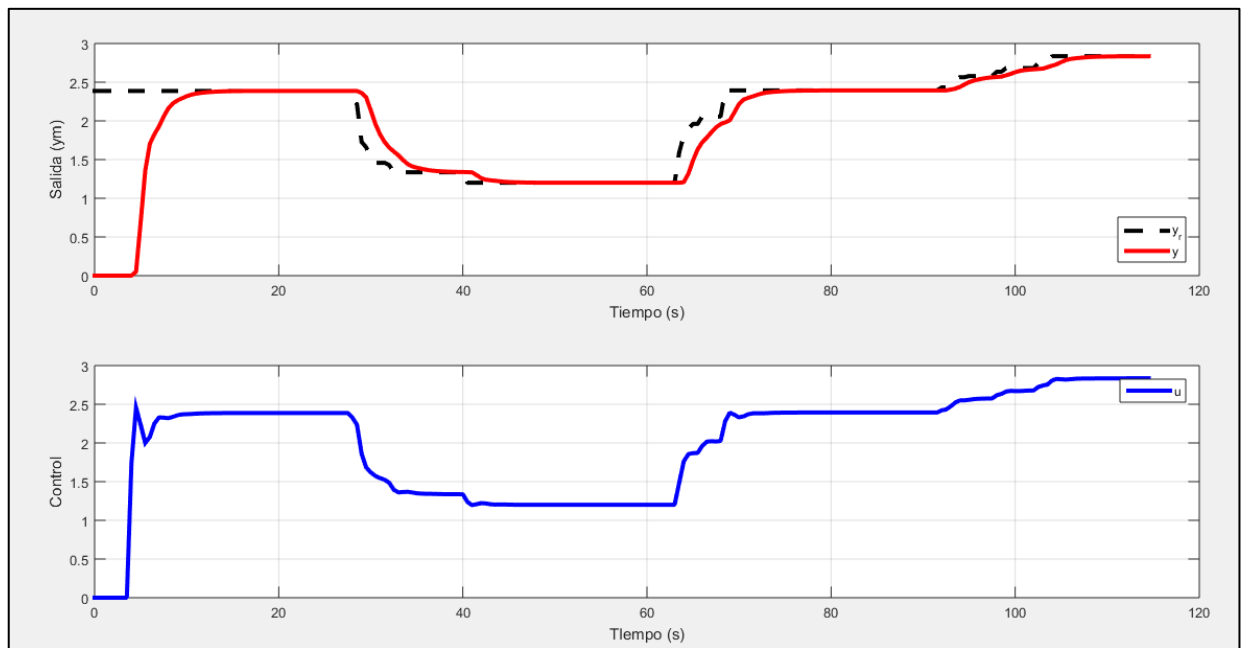
Llevando a Matlab los datos del scope:



**Figura 38-4:** Respuesta del control DMC a las variaciones de irradiancia

Realizado por: Francisco Reyes, 2021

El sistema DMC genera un seguimiento a la señal de referencia fiable en todo su recorrido, las acciones de control de la gráfica en azul denotan que los actuadores sufren un ligero sobre impulso antes de su estado estable, este comportamiento podría afectar al correcto funcionamiento de componentes mecánicos.



**Figura 39-4:** Respuesta del DMC ante cambios de irradiancia

Realizado por: Francisco Reyes, 2021

#### 4.2.2. Algoritmo GPC

Caso 01: utilizamos el algoritmo del GPC, con la siguiente función de transferencia:

```
ftz =

      0.5 z^-1
  -----|
    1 - 0.5 z^-1

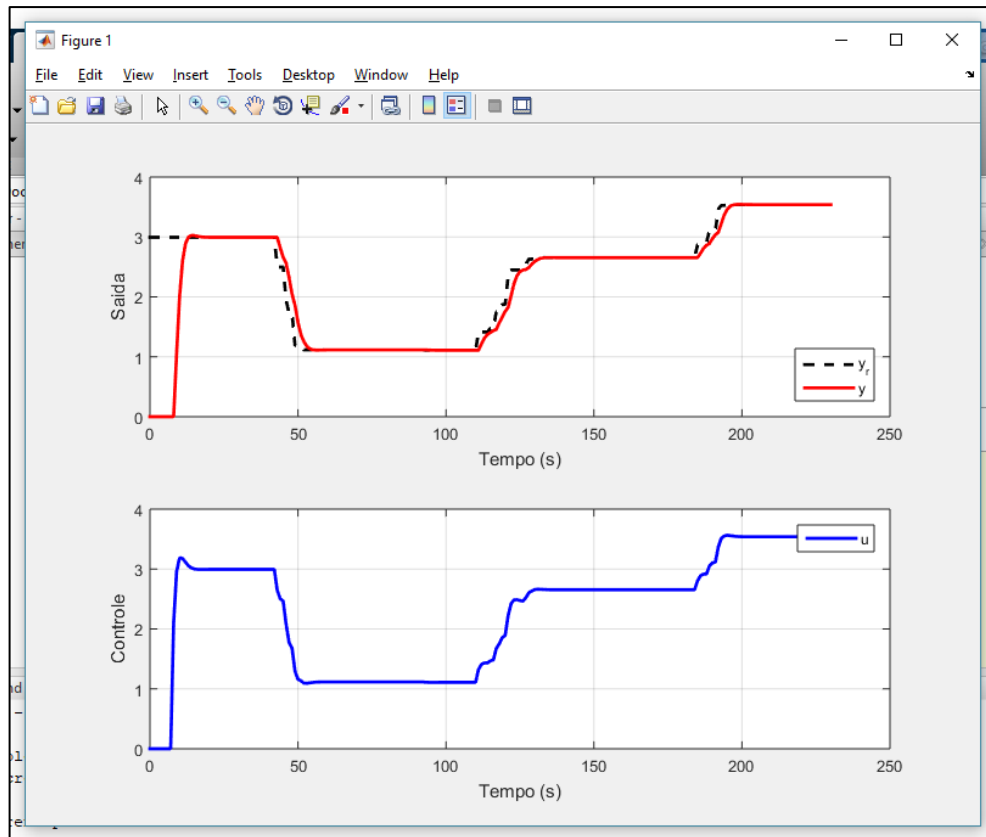
Sample time: 1 seconds
Discrete-time transfer function.

Current plot held
>> |
```

**Figura 40-4:** Función de transferencia caso 01 GPC

Realizado por: Francisco Reyes, 2021





**Figura 41-4:** Respuesta GPC al caso 01  
Realizado por: Francisco Reyes, 2021

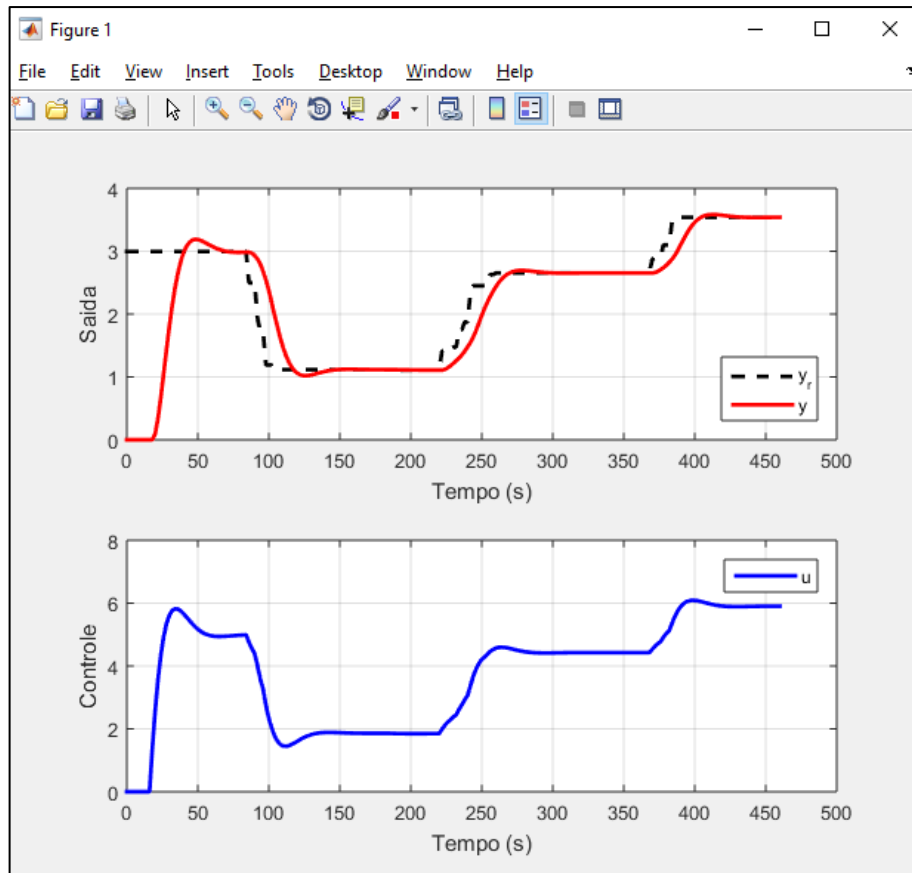
Caso 02: respuesta del GPC con la siguiente función de transferencia

```
ftz =
      0.07056 + 0.0621 z^-1
z^(-1) * -----
      1 - 0.7788 z^-1

Sample time: 2 seconds
Discrete-time transfer function.

Current plot held
>> |
```

**Figura 42-4:** Función de transferencia caso 02  
Realizado por: Francisco Reyes, 2021



**Figura 43-4:** Respuesta GPC al caso 02

Realizado por: Francisco Reyes, 2021

Caso 03: el sistema se somete a la siguiente función de transferencia y a un control GPC

```
ftz =

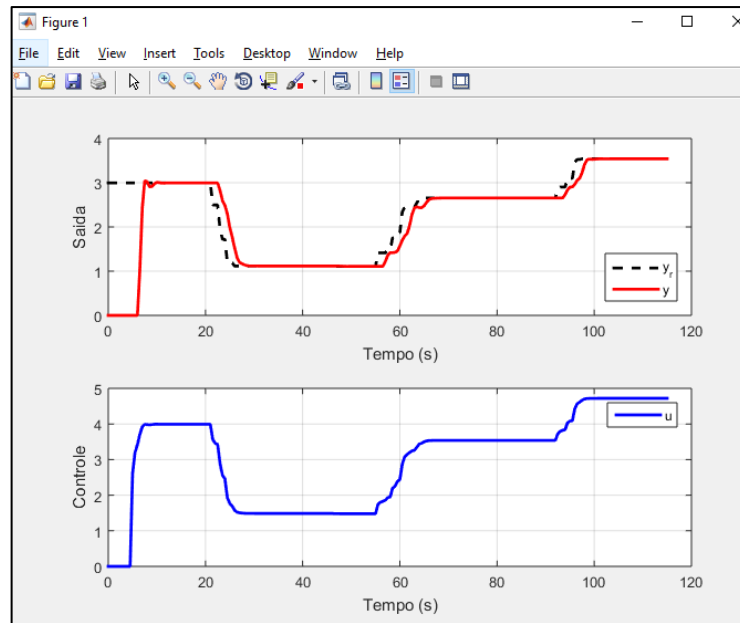
      0.4 z^-1 + 0.2 z^-2
z^(-2) * -----
      1 - 0.6 z^-1 + 0.4 z^-2

Sample time: 0.5 seconds
Discrete-time transfer function.

Current plot held
>>
```

**Figura 44-4:** Función de transferencia caso 03

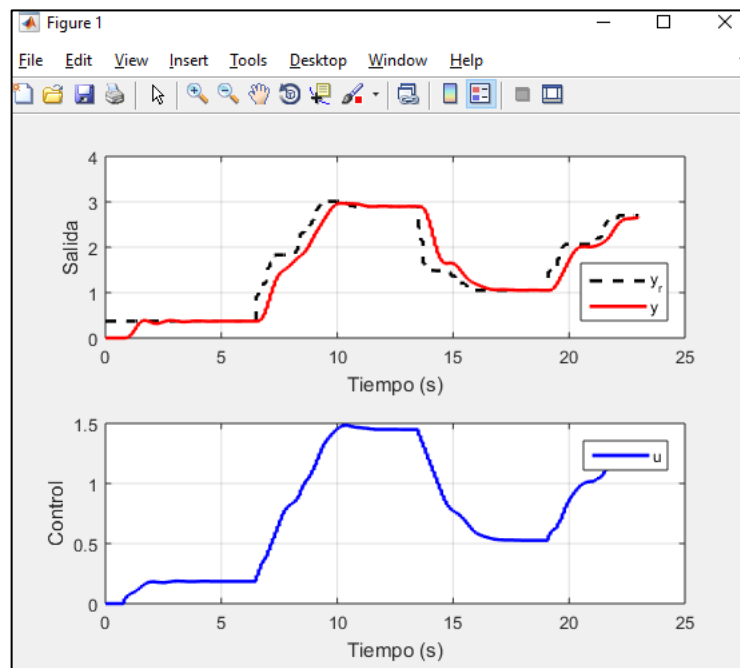
Realizado por: Francisco Reyes, 2021



**Figura 45-4:** Respuesta GPC al caso 03  
Realizado por: Francisco Reyes, 2021

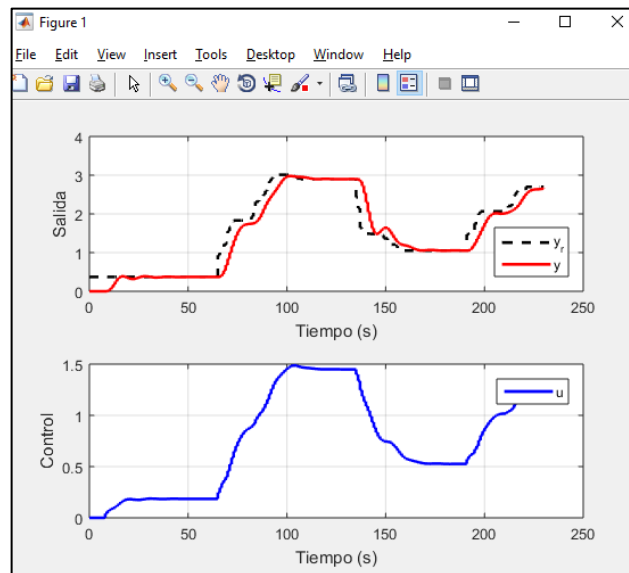
#### 4.2.3. Algoritmo GPC con restricciones

Restricción de aumento de control: calculo un incremento máximo y mínimo de 0.05, los resultados se detallan en el siguiente gráfico.



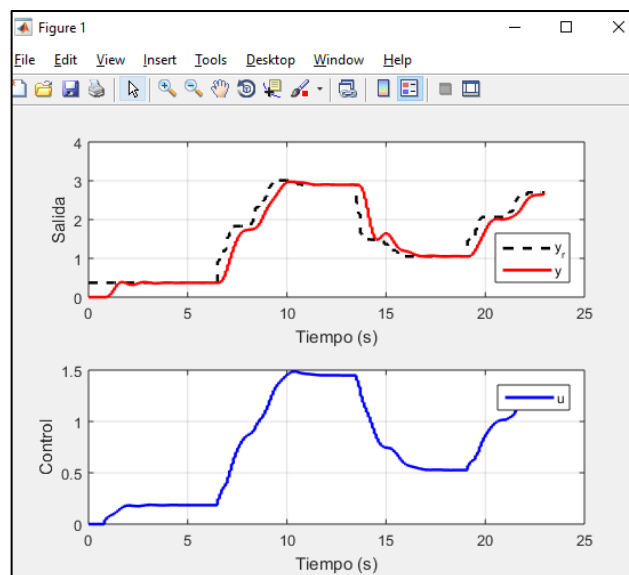
**Figura 46-4:** Respuesta a la restricción del incremento de control  
Realizado por: Francisco Reyes, 2021

Restricción de señal de control: la máxima señal de control que se está enviando es de 1.5; los resultados se grafican a continuación.



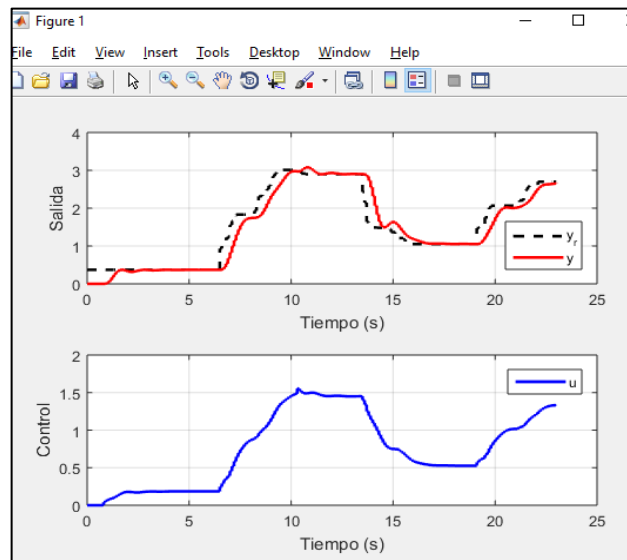
**Figura 47-4:** Respuesta a la restricción en la señal de control  
Realizado por: Francisco Reyes, 2021

Restricción en la salida: para este caso se ha permitido una máxima señal de salida igual a 3.2, los resultados se detallan a continuación.



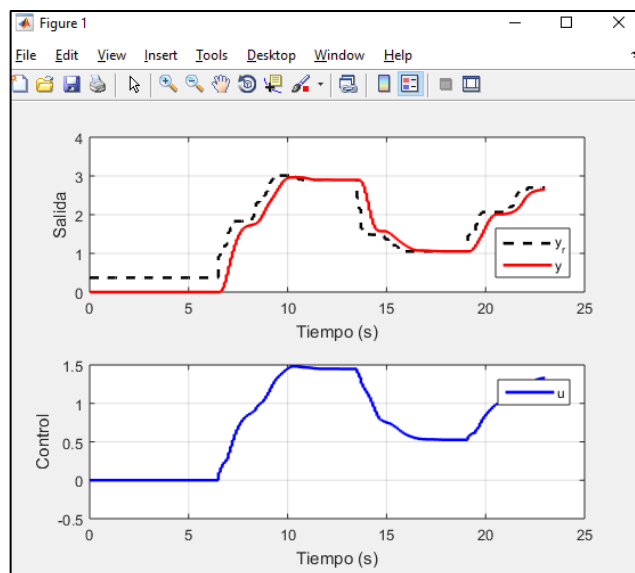
**Figura 48-4:** Respuesta a la restricción en la salida  
Realizado por: Francisco Reyes, 2021

Restricción de sobre impulso: se aplica la restricción al modelo, los resultados se presentan a continuación:



**Figura 49-4:** Respuesta a la restricción de sobre impulso  
Realizado por: Francisco Reyes, 2021

Restricción monotónica: esta restricción se aplica al modelo esperando resultados mucho más favorables que los casos anteriores, las gráficas a continuación detallan lo ocurrido.



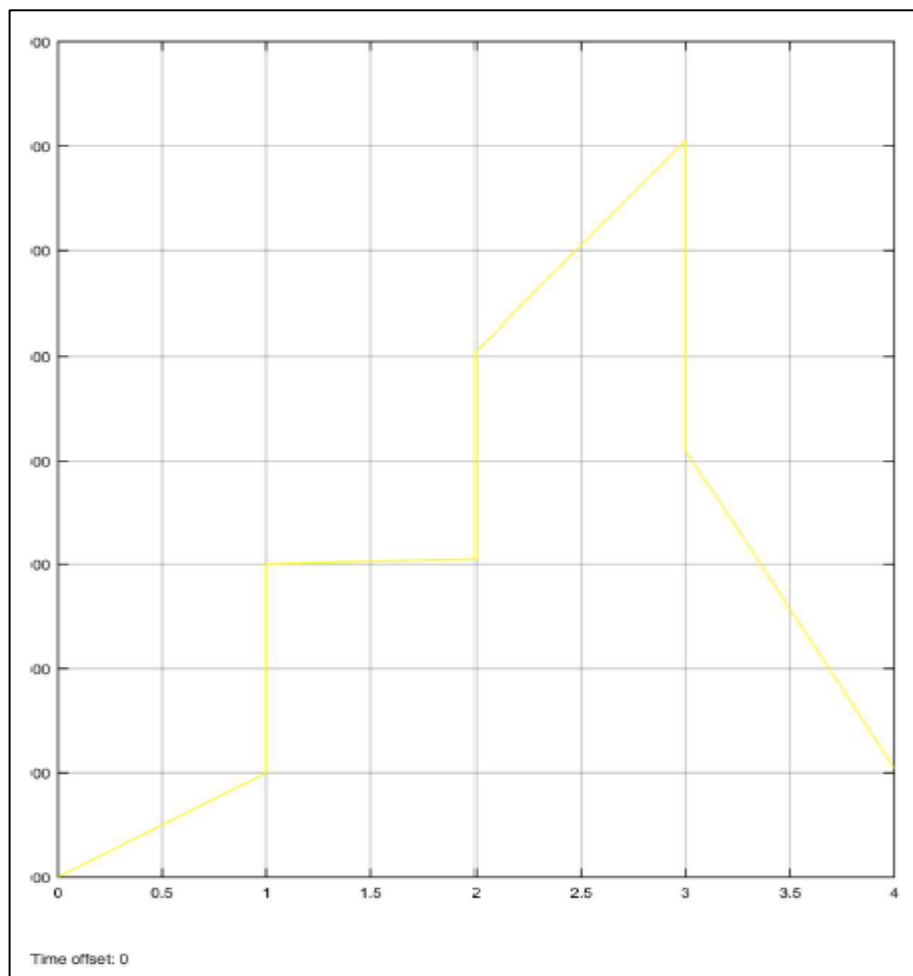
**Figura 50-4:** Respuesta a la restricción de monotónica  
Realizado por: Francisco Reyes, 2021

Se puede observar que la técnica de control predictivo realiza un mejor seguimiento de la señal generada al variar la irradiancia en el sistema, el control presentado como alternativa P&O, trabaja siempre por debajo de la señal de set point. Al aplicar las técnicas con restricciones se debe considerar que algunas de estas restricciones tienen limitantes físicas, para el caso presentado las restricciones todas alcanzan a realizar un seguimiento de la señal deseada generando un control suave.

#### 4.3. *Comprobación de la hipótesis*

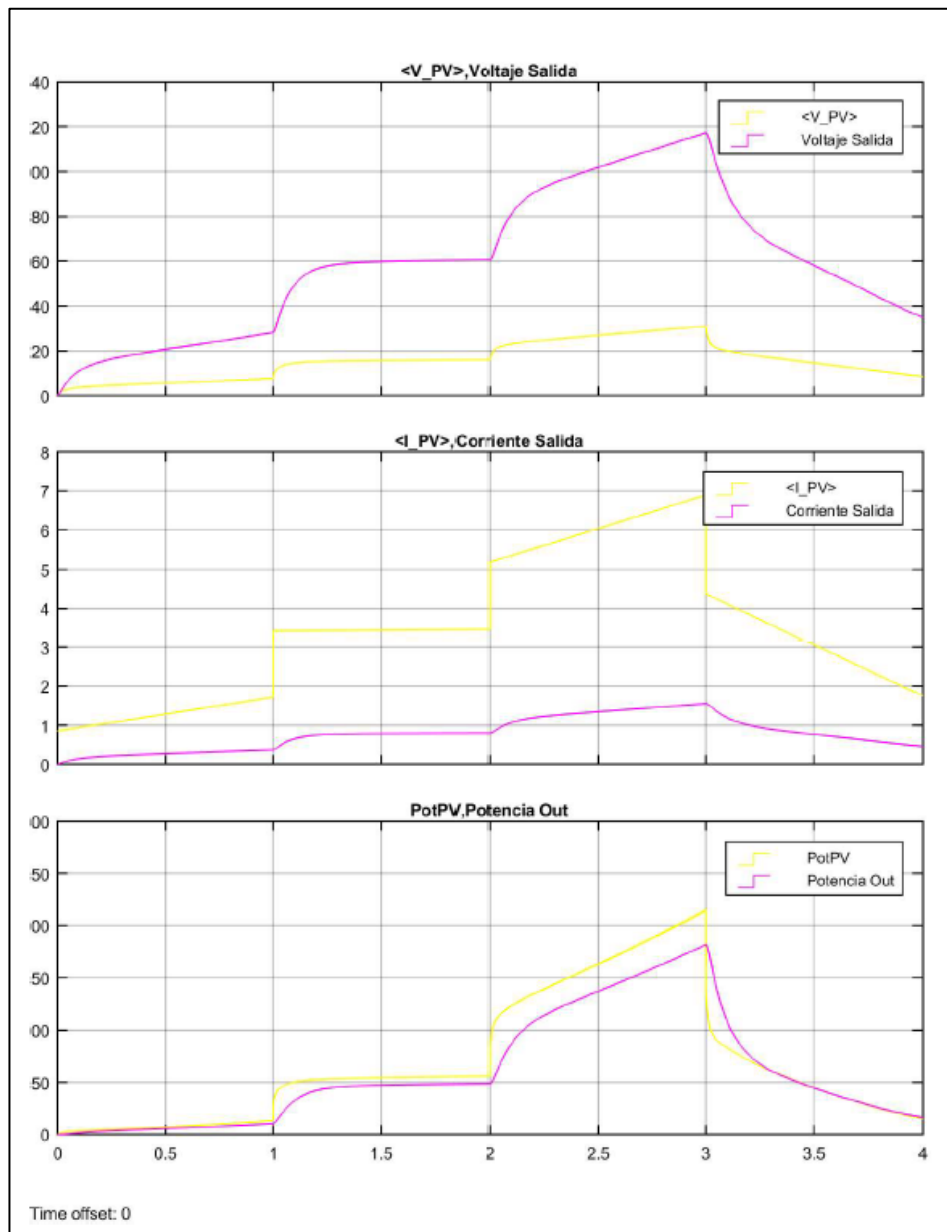
Se presenta el análisis de un comportamiento de irradiancia determinado utilizando el control propuesto para comparativa y el control que en este desarrollo de titulación se ha venido esbozando

- a. Se presenta la gráfica de irradiancia con la que se compara el trabajo de los dos modelos presentes



**Figura 51-4:** Irradiancia para comparativa entre controles  
Realizado por: Francisco Reyes, 2021

- b. El grafico a continuación presenta el comportamiento del sistema de control Perturb & Observe con los datos de irradiancia presentados en la figura 44

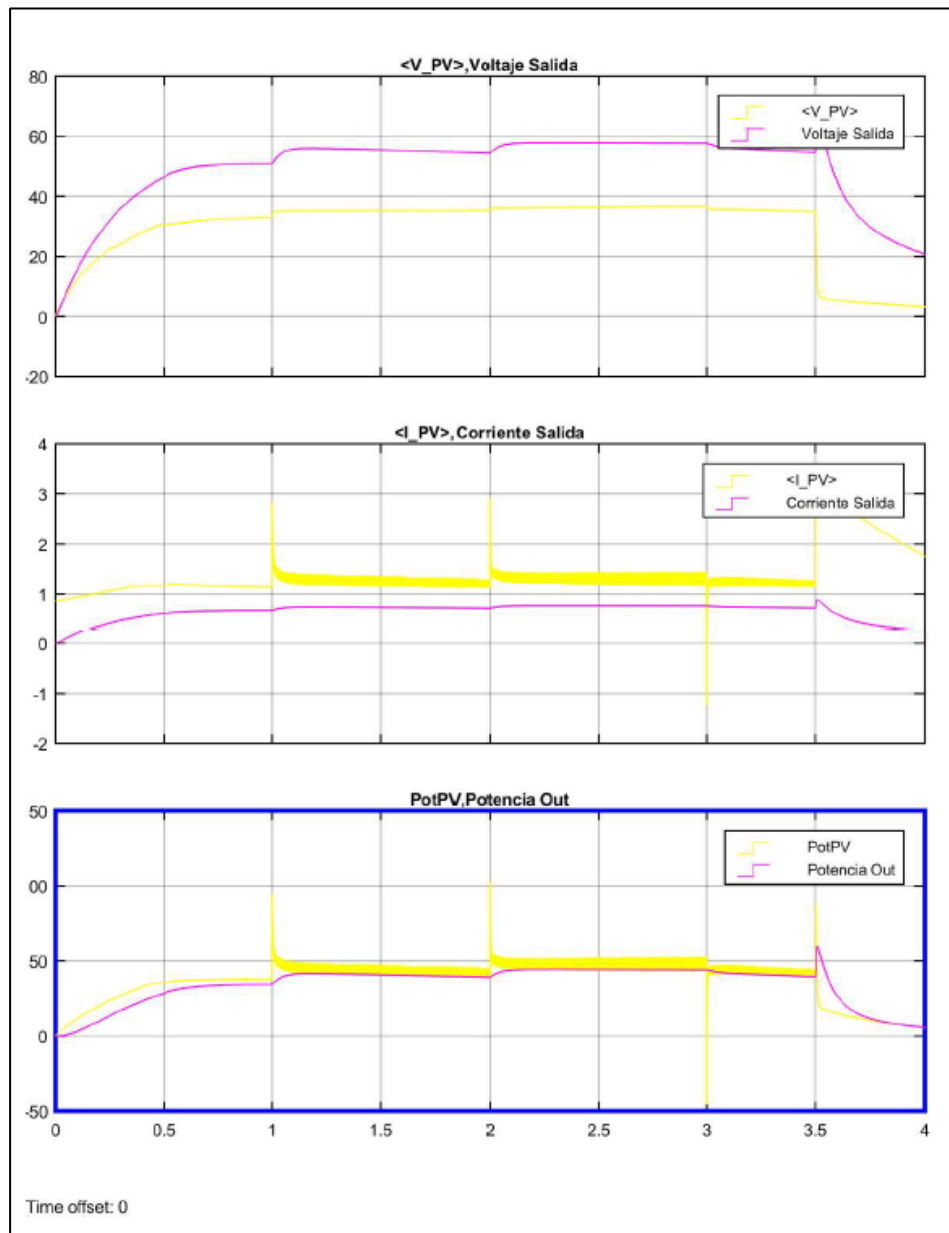


**Figura 52-4:** Resultado de control P&O

Realizado por: Francisco Reyes, 2021

En detalle se tiene que la salida del conversor boost (línea morada) en cuanto a potencia no es significativamente más eficiente. Se mantiene en el rendimiento de voltaje por parte del conversor elevador.

- c. El siguiente grafico presenta el comportamiento del panel solar y el conversor elevador con las mismas condiciones de irradiancia, utilizando esta vez la técnica de control propuesta para el desarrollo de este proceso de titulación



**Figura 53-4:** Resultado control MPC  
 Realizado por: Francisco Reyes, 2021

La generación de potencia utilizando la estrategia de control propuesta, muestra un estado de trabajo permanente, aun cuando los cambios en irradiancia fueron los mismos a los que se sometió al control P&O. El valor es estable en el transcurso de tiempo lo que permite en el campo practico



mantener un sistema de entrega de potencia para carga del banco de baterías o para uso final constante. Permitiendo así tener un mayor tiempo de vida útil de los componentes que hagan uso de la energía suministrada por el sistema fotovoltaico.

#### 4.3.1. Análisis estadístico

La prueba de hipótesis para medias usando Distribución T de Student se usa cuando se cumplen las siguientes dos condiciones:

- Es posible calcular la media y la desviación estándar a partir de la muestra.
- El tamaño de la muestra es menor a 30.

Los datos que se obtuvieron a partir de varias señales generadas.

Se detallan los datos entre el modelo IDEAL y el modelo MPC del panel sometido a las mismas condiciones de irradiancia.

La Hipótesis Nula ( $H_0$ ) para este caso de estudio es: El sistema de control predictivo optimiza el funcionamiento de un panel solar frente al modelo IDEAL.

Ahora se define la Hipótesis Alternativa ( $H_a$ ) en este caso: El sistema de control predictivo no optimiza el funcionamiento de un panel solar frente al modelo IDEAL.

**Tabla 2-4:** Potencia obtenida IDEAL vs MPC

ID	POTEN IDEAL (w)	POTEN MPC (w)
1	0,00	0,00
2	36,00	28,50
3	48,53	33,00
4	99,16	40,50
5	99,16	39,00
6	175,00	44,00
7	124,50	43,95
8	86,48	39,40
9	48,53	5,50

Fuente: Autor, 2021

Realizado por: Francisco Reyes, 2021

**Tabla 3-4:** Resumen estadístico para el SISTEMA IDEAL – POT MPC

<b>Recuento</b>	9
<b>Promedio</b>	49,2789
<b>Desviación Estándar</b>	40,65

<b>Coeficiente de Variación</b>	82,4897%
<b>Mínimo</b>	0
<b>Máximo</b>	131,0
<b>Rango</b>	131,0
<b>Sesgo Estandarizado</b>	1,01732
<b>Curtosis Estandarizada</b>	0,553893

Fuente: Autor, 2021

Realizado por: Francisco Reyes, 2021

La tabla 3 muestra los estadísticos de resumen para SISTEMA IDEAL-POT MPC. Incluye medidas de tendencia central, medidas de variabilidad y medidas de forma. De particular interés aquí son el sesgo y la curtosis estandarizada, las cuales pueden utilizarse para determinar si la muestra proviene de una distribución normal. Valores de estos estadísticos fuera del rango de -2 a +2 indican desviaciones significativas de la normalidad, lo que tendería a invalidar cualquier prueba estadística con referencia a la desviación estándar. En este caso, el valor del sesgo estandarizado se encuentra dentro del rango esperado para datos provenientes una distribución normal. El valor de curtosis estandarizada se encuentra dentro del rango esperado para datos provenientes de una distribución normal.

#### Prueba de Hipótesis para SISTEMA IDEAL - POT MPC

Media Muestral = 49,2789

Mediana Muestral = 47,08

Desviación Estándar de la Muestra = 40,65

#### Prueba t

Hipótesis Nula: media = 0

Alternativa: no igual

Estadístico t = 3,63682

Valor-P = 0,00661937

Se rechaza la hipótesis nula para alfa = 0,05.

Esta ventana muestra los resultados de las pruebas relativas a la población de la cual procede la muestra de SISTEMA IDEAL-POT MPC. La prueba-t evalúa la hipótesis de que la media de SISTEMA IDEAL-POT MPC es igual a 0,0 versus la hipótesis alterna de que la media de SISTEMA IDEAL-POT MPC es no igual a 0,0. Debido a que el valor-P para esta prueba es menor que 0,05, se puede rechazar la hipótesis nula con Un 95,0% de confianza.

#### 4.3.1.1. Prueba de Hipótesis para POT MPC - POT P&O

Frente a esto, se presenta la variación de potencia del modelo planteado para este proyecto frente al usual P&O, donde se propone:

La Hipótesis Nula ( $H_0$ ) para este caso de estudio es: El sistema de control predictivo optimiza el funcionamiento de un panel solar frente al modelo P&O.

Ahora se define la Hipótesis Alternativa ( $H_a$ ) en este caso: El sistema de control predictivo no optimiza el funcionamiento de un panel solar frente al modelo P&O.

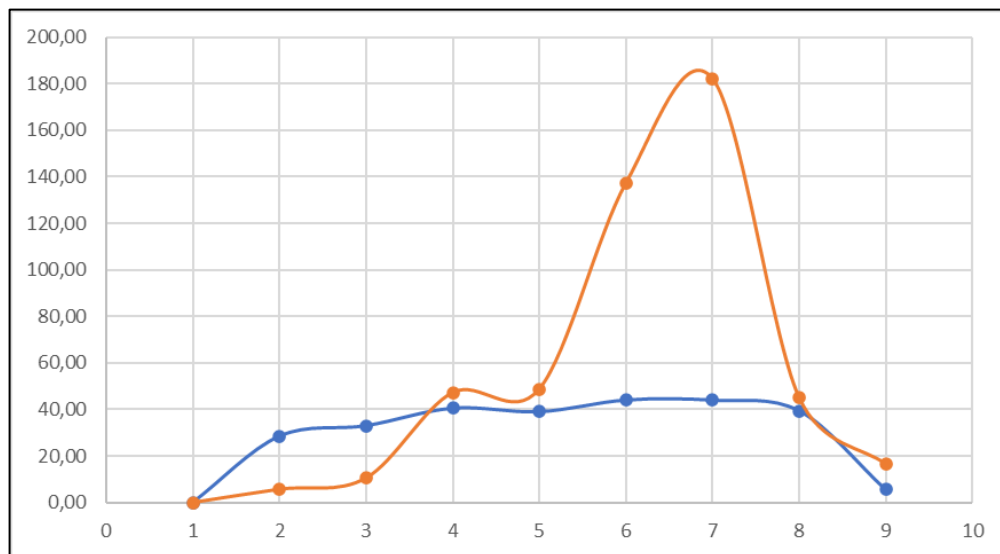
**Tabla 4-4:** Potencia MPC vs P&O

ID	POTEN MPC (w)	POTEN P&O (w)
1	0,00	0,00
2	28,50	5,70
3	33,00	10,50
4	40,50	47,20
5	39,00	48,70
6	44,00	137,10
7	43,95	182,00
8	39,40	45,10
9	5,50	16,50

**Fuente:** Autor, 2021

**Realizado por:** Francisco Reyes, 2021

Se grafican los datos obtenidos entre las dos técnicas de control:



**Figura 54-4:** Potencia registrada MPC vs P&O

**Realizado por:** Francisco Reyes, 2021

La figura 55 detalla en azul el comportamiento de energía entregada utilizando el sistema de control MPC y en naranja la cantidad de energía entregada al utilizar el sistema de control P&O. Esto ante los valores de irradiancia presentados para la simulación de este proceso.

Se puede apreciar una operación de carga estable frente a los cambios de irradiancia por parte del controlador MPC, en el caso de P&O, detalla una operación ante sombra parcial bastante menor a lo que se consigue con el controlador MPC. En condiciones de máxima irradiancia el control P&O eleva su producción de potencia

Teniendo como valor de significancia el 5%, y aplicando el análisis T de Student se puede detallar lo siguiente:

**Tabla 5-4:** Resumen estadístico para POT MPC – POT P&O

<b>Recuento</b>	9
<b>Promedio</b>	-24,3278
<b>Desviación Estándar</b>	54,4488
<b>Coeficiente de Variación</b>	-223,813%
<b>Mínimo</b>	-138,05
<b>Máximo</b>	22,8
<b>Rango</b>	160,85
<b>Sesgo Estandarizado</b>	-1,89832
<b>Curtosis Estandarizada</b>	0,933247

Fuente: Autor, 2021

Realizado por: Francisco Reyes

La Tabla 5-4 muestra los estadísticos de resumen para POT MPC-POT P&O. Incluye medidas de tendencia central, medidas de variabilidad y medidas de forma. De particular interés aquí son el sesgo estandarizado y la curtosis estandarizada, las cuales pueden utilizarse para determinar si la muestra proviene de una distribución normal. Valores de estos estadísticos fuera del rango de -2 a +2 indican desviaciones significativas de la normalidad, lo que tendería a invalidar cualquier prueba estadística con referencia a la desviación estándar. En este caso, el valor del sesgo estandarizado se encuentra dentro del rango esperado para datos provenientes una distribución normal. El valor de curtosis estandarizada se encuentra dentro del rango esperado para datos provenientes de una distribución normal.

Prueba de Hipótesis para POT MPC – POT P&O

Media Muestral = -24,3278

Mediana Muestral = -6,7

Desviación Estándar de la Muestra = 54,4488

#### **4.3.1.2. Prueba t**

Hipótesis Nula: media = 0

Alternativa: no igual

Estadístico  $t = -1,3404$

Valor-P = 0,216932

No se rechaza la hipótesis nula para  $\alpha = 0,05$ .

Se muestra los resultados de las pruebas relativas a la población de la cual procede la muestra de POT MPC-POT P&O. La prueba-t evalúa la hipótesis de que la media de POT MPC-POT P&O es igual a 0,0 versus la hipótesis alterna de que la media de POT MPC-POT P&O es no igual a 0,0. Debido a que el valor-P para esta prueba es mayor o igual a 0,05, no se puede rechazar la hipótesis nula, con un nivel de confianza del 95,0% de confianza.

#### **4.3.1.3. Prueba de los signos**

Hipótesis Nula: mediana = 0

Alternativa: no igual

Número de valores menores a la mediana hipotética: 6

Número de valores mayores a la mediana hipotética: 2

Estadístico para Grandes Muestras = 1,06066 (aplicada la corrección por continuidad)

Valor-P = 0,288843

No se rechaza la hipótesis nula para  $\alpha = 0,05$ .

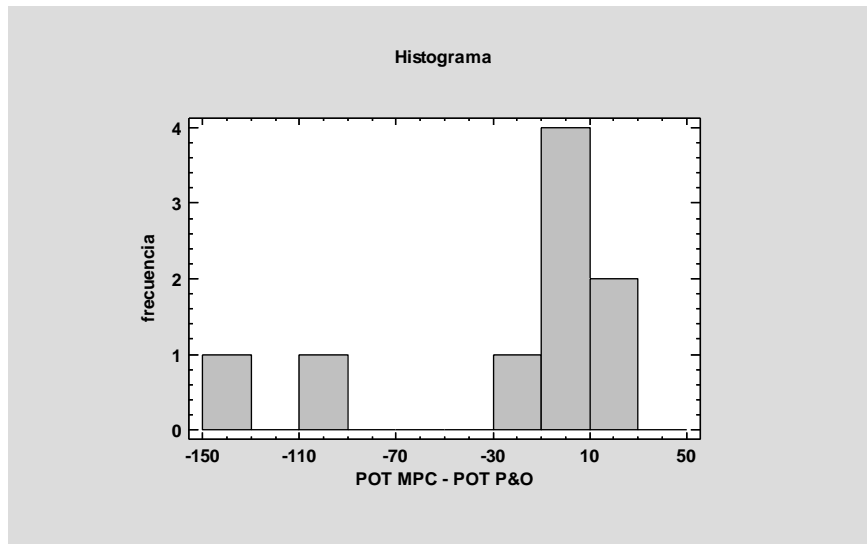
La prueba de los signos evalúa la hipótesis de que la mediana de POT MPC-POT P&O es igual a 0,0 versus la hipótesis alterna de que la mediana POT PC-POT P&O es no igual a 0,0. Se basa en contar el número de valores arriba y abajo de la mediana hipotética. Debido a que el valor-P para esta prueba es mayor o igual a 0,05, no se puede rechazar la hipótesis nula, con un nivel de confianza del 95,0% de confianza.

#### **4.3.1.4. Intervalos de Confianza para POT MPC - POT P&O**

Intervalos de confianza del 95,0% para la media:  $-24,3278 \pm 41,8532$  [-66,181; 17,5254]

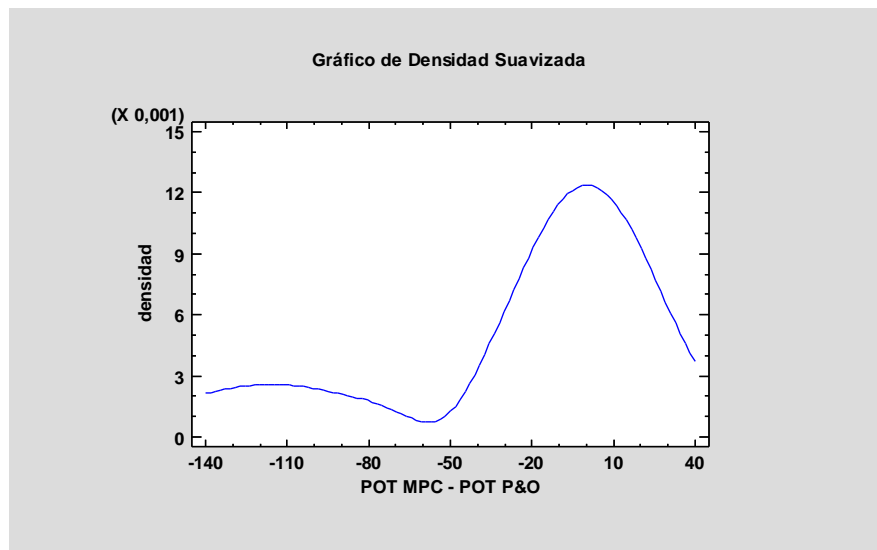
Intervalos de confianza del 95,0% para la desviación estándar: [36,7778; 104,311]

Se muestra los intervalos de confianza del 95,0% para la media y la desviación estándar de POT MPC-POT P&O. La interpretación clásica de estos intervalos es que, en muestreos repetidos, estos intervalos contendrán la media verdadera o la desviación estándar verdadera de la población de la que fueron extraídas las muestras, el 95,0% de las veces. En términos prácticos, puede establecerse con 95,0% de confianza, que la media verdadera de POT MPC-POT P&O se encuentra en algún lugar entre -66,181 y 17,5254, en tanto que la desviación estándar verdadera está en algún lugar entre 36,7778 y 104,311.



**Figura 55-4:** Histograma comparativa MPC - P&O  
Realizado por: Francisco Reyes, 2021

Se presenta el histograma de frecuencias en la figura 57 para los datos comparativos entre la potencia obtenida con el control MPC y el control P&O



**Figura 56-4:** Densidad comparativa MPC - P&O  
Realizado por: Francisco Reyes, 2021

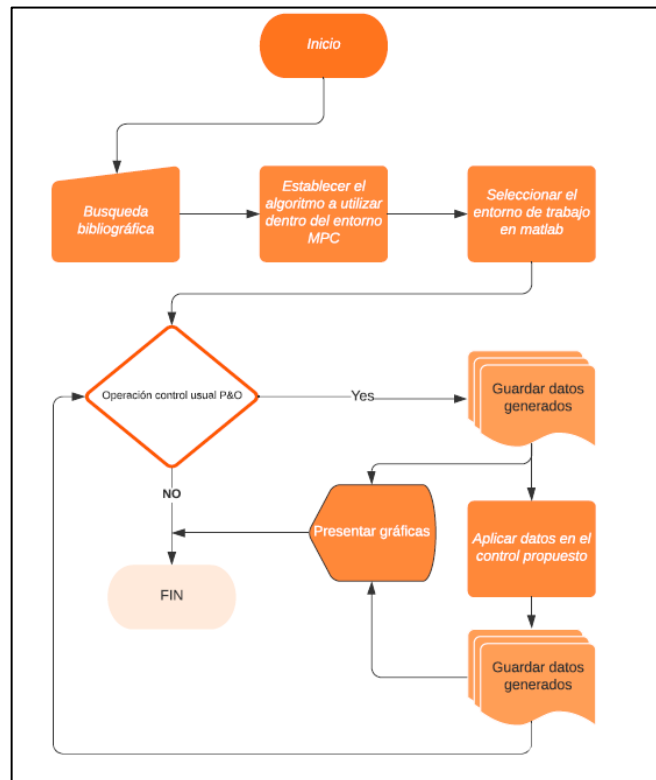
Se presenta el grafico de la densidad suavizada en la figura 58 para los datos comparativos entre la potencia obtenida con el control MPC y el control P&O

## CAPÍTULO V

### 5. PROPUESTA

- Desarrollar un modelo simulado a la implementación física del modelo propuesta para la optimización de la producción de energía en un panel fotovoltaico
- Validar el desarrollo frente a un sistema de control usual dentro de los algoritmos de seguimiento al punto de potencia máxima Perturb & Observe

Se presenta el siguiente algoritmo de desarrollo como directriz del trabajo, y la manera de cómo se aborda la propuesta que permita generar un aporte en el campo de la mejora en eficiencia de los sistemas de control para el seguimiento del punto de máxima potencia.



**Figura 57-5:** Diagrama de propuesta de solución  
Realizado por: Francisco Reyes, 2021

Se busca con esto ampliar el campo del conocimiento en referencia al uso cada día más aceptado de sistemas alternos de energía. Cumpliendo así con la consecución de los planes de gobierno a nivel nacional, tal como citan los objetivos 3 y 5 del plan nacional del buen vivir 2017 – 2021, en donde de manera textual se cita que lo que se busca es: “Garantizar los derechos de la naturaleza para las actuales y futuras generaciones” al impulsar la economía urbana y rural, basada en el uso

sostenible y agregador de valor de recursos renovables y la bio-economía, propiciando la corresponsabilidad social e “Impulsar la productividad y competitividad para el crecimiento económico sustentable de manera redistributiva y solidaria” al incrementar de 60% al 90% la generación eléctrica a través de fuentes de energías renovables.

Esto en sintonía con el crecimiento registrado de los sistemas de energía renovable, que, según datos registrados en la investigación en colaboración entre la Universidad Londinense y el departamento de Ingeniería Mecánica de la Politécnica Nacional, marcan que el incremento desde el 2007 al 2017 en Ecuador se registra un crecimiento de cerca del 180% en MW instalados. (Carvajal et al., 2019)



**Figura 58-5** Capacidad instalada desde el 2007 hasta el 2017  
Fuente: (Plan V, 2020)



## CONCLUSIONES

Con la conclusión de este trabajo se puede detallar la importancia de un control óptimo para el seguimiento del MPP, y deja claro que un buen sistema de control permitirá dar un seguimiento minucioso a los cambios estocásticos presentes en la irradiancia que recibe un panel fotovoltaico.

Se presenta la revisión de una comparativa entre varios algoritmos de control, sin embargo, en el campo para la consecución del máximo punto de potencia MPPT, no se tienen referencias que apunten de manera particular a este proceso. En el presente trabajo se ha detallado el resultado entre la técnica propuesta utilizando MPC y el sistema de control regular para este fin P&O.

Los principios de un sistema eficiente para la mejor producción de energía usando sistemas de control predictivos se encuentran alineados con el desarrollo de un modelo del sistema que permita recrear de la mejor manera el comportamiento, y el manejo de sistemas de programación cuadrática para la resolución de las predicciones del error entre la salida predicha y la trayectoria de referencias futuras, incluyéndose también el esfuerzo de control dentro de la función costo u objetivo. La solución explícita se puede obtener cuando el criterio es cuadrático y el modelo lineal; en caso contrario se ha de utilizar un método numérico para hallar la solución.

Con el presente trabajo se tiene el desarrollo de un MPPT con paso variable y sistema predictivo de control permite obtener un beneficio en la estabilidad del sistema de generación fotovoltaica, dando así un mejor rendimiento que el sistema de control P&O. Además, el método propuesto puede implementarse en otros convertidores DC / DC, ya que el Control Predictivo solo necesita el modelo de la planta. El uso de un incremento variable es importante porque, en comparación con el Control P&O, presenta una mejor entrega de potencia a la salida, lo que repercute en el rendimiento total del sistema.

Se presenta la propuesta de un modelo de controlador predictivo que puede trabajar basado en restricciones utilizando la estrategia CARIMA y el modelo matemático del sistema fotovoltaico. Tal solución mejora la energía extraída de un campo fotovoltaico en contraste con las soluciones clásicas. Los resultados de la simulación muestran la mejora en la producción de energía para casos de perturbación pequeños y grandes. Finalmente, el modelo de controlador predictivo se puede mejorar considerando un modelo no lineal del sistema fotovoltaico en lugar del modelo linealizado adoptado.

Se presenta una técnica de seguimiento de MPP mejorada que utiliza MPC para sistemas fotovoltaicos prediciendo el error en el siguiente tiempo de muestreo antes de aplicar la señal de control. La técnica de seguimiento del punto de potencia máxima predictiva de propuesta se

compara con el método P&O comúnmente usado para mostrar una mejora en el rendimiento dinámico y la eficiencia del MPPT. La técnica presenta una convergencia rápida, que es ideal para condiciones ambientales rápidamente variables como el cambio de temperatura o la irradiancia o cambios en la estructura constructiva del panel fotovoltaico. Como resultado, se captará más energía del sistema fotovoltaico, especialmente durante el cielo parcialmente nublado sin necesidad de equipos y redes de detección costosos para medir directamente la variación de irradiancia.

## **RECOMENDACIONES**

- Utilizar un modelo matemático que permita recrear de mejor manera el comportamiento del panel solar y el convertidor elevador, para conseguir acciones de control futuras mucho más precisas y respuestas de control más suaves para los dispositivos finales.
- Considerar las particularidades de cada sistema predictivo con restricción, si no funciona del modo deseado, sería parte del proceso el intentar modificar las condiciones que ponen la limitante.
- Al utilizar la restricción monotónica, se deberá entregar un pulso inicial lo más pronto en la simulación del sistema, ya que, aunque es muy suave en las acciones de control, el sistema monotónico se puede quedar en un estado estable al no percibir una subida o bajada pronunciada del set point.

## **RESPUESTA A LA FORMULACIÓN DEL PROBLEMA**

La cantidad de watts generados se podrá mantener en un nivel de entrega fiable y anticipada al utilizar un algoritmo para realizar un Control Predictivo por Modelo en sistemas de generación fotovoltaica.

Al poseer un sistema que permita garantizar el MPP con un seguimiento rápido y estable el panel fotovoltaico entregará por más tiempo una cantidad estable de energía, las condiciones de sombra y en general el comportamiento estocástico de un sistema fotovoltaico se ve compensado con este controlador predictivo que puede adelantarse a las acciones de control y validar de entre todas las posibles alternativas aquellas que permitan obtener el mayor rédito en la producción de energía. Enfrentado a modelos existentes el control predictivo requiere únicamente un modelo matemático sólido sobre el cual trabajar ofreciendo mayores beneficios.

## BIBLIOGRAFÍA

- ANC, (Asamblea Nacional Constituyente). (2008). Constitución de la República del Ecuador, 140. Título. Recuperado de: [www.asambleanacional.gov.ec/documentos/constitucion](http://www.asambleanacional.gov.ec/documentos/constitucion)
- Arcos-Aviles, D., Pascual, J., Marroyo, L., Sanchis, P., & Guinjoan, F. (2016). Fuzzy Logic-Based Energy Management System Design for Residential Grid-Connected Microgrids. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 3053(c), 1–8. <https://doi.org/10.1109/TSG.2016.2555245>
- Bravo Ballen, O., & Quevedo Sanchez, F. (2008). *Matlab*. Universidad Nacional de Colombia, Bogota.
- Carvajal, P. E., Li, F. G. N., Soria, R., Cronin, J., Anandarajah, G., & Mulugetta, Y. (2019). Large hydropower, decarbonisation and climate change uncertainty: Modelling power sector pathways for Ecuador. *Energy Strategy Reviews*, 23(November 2017), 86–99. <https://doi.org/10.1016/j.esr.2018.12.008>
- CONELEC. (2008). Atlas solar del ecuador. *Conelec*, 1–51. Título. Recuperado de: [http://www.conelec.gob.ec/archivos\\_articulo/Atlas.pdf](http://www.conelec.gob.ec/archivos_articulo/Atlas.pdf)
- CONELEC. Regulación No. CONELEC - 004/11 (2011). ECUADOR.
- Diaz, P. (2010). Estudio de Diferentes Estrategias de Control para un Tanque de Mezclado: PID, Control de Matriz Dinámica (DMC) y Lógica Difusa (FLC). *Prospectiva*, 8(1), 43–51.
- Dousoky, G. M., & Shoyama, M. (2012). Increasing Energy-Efficiency in Solar Radiation Trackers for Photovoltaic Arrays, 4113–4120.
- Ebe, F., Idlbi, B., Morris, J., Heilscher, G., & Meier, F. (2017). Evaluation of PV Hosting Capacity of Distribuion Grids Considering a Solar Roof Potential Analysis - Comparison of different Algorithms -. *PowerTech 2017*.
- Farooqui, Z. (2017). Study of Maximum Power Point Tracking ( MPPT ) Techniques in a Solar Photovoltaic Array, 2, 9.
- Farooqui, Zameer. (2017). Study of Maximum Power Point Tracking ( MPPT ) Techniques in a Solar Photovoltaic Array, 2(5), 178–189.
- Gaga, A., Errahimi, F., & Es-Sbai, N. (2014). Design and implementation of MPPT solar system based on the enhanced P&O algorithm using Labview. *Proceedings of 2014 International*

- Renewable and Sustainable Energy Conference, IRSEC 2014*, (1), 203–208.  
<https://doi.org/10.1109/IRSEC.2014.7059786>
- Hlaili, M., Mechergui, H., Gonçalves, H., Exposto, B., & Afonso, J. L. (2016). Single Phase NPC Inverter Controller with Integrated MPPT for PV Grid Connection.
- Hohm, D. P., & Ropp, M. E. (2003). Comparative Study of Maximum Power Point Tracking Algorithms, 62(November 2002), 47–62. <https://doi.org/10.1002/pip.459>
- MEER. (2016). *Plan Nacional de Eficiencia Energética 2016-2035*.
- SENPLADES. (2013). Plan Nacional Buen Vivir.pdf. Título. Recuperado de:  
[www.planificacion.gob.ec%5Cnsemlades@semlades.gob.ec%5Cnwww.buenvivir.gob.ec%5Cnwww.buenvivir.gob.ec](http://www.planificacion.gob.ec%5Cnsemlades@semlades.gob.ec%5Cnwww.buenvivir.gob.ec%5Cnwww.buenvivir.gob.ec)
- Sotomayor, D., & Proaño, J. L. (n.d.). Fuzzy energy management strategy based on Microgrid Energy Rate-of-Change applied to an electro-thermal residential microgrid.
- Zakariae, J. A. I. A., Abdelhadi, R., Abdelmounaim, E., & Omar, B. (2017). Toward an approach to Improve MPPT Efficiency for PV System ., (1).



**ESCUELA SUPERIOR POLITÉCNICA DE CHIMBORAZO**

**DIRECCIÓN DE BIBLIOTECAS Y RECURSOS DEL APRENDIZAJE**  
**UNIDAD DE PROCESOS TÉCNICOS Y ANÁLISIS BIBLIOGRÁFICO Y DOCUMENTAL**

**REVISIÓN DE NORMAS TÉCNICAS, RESUMEN Y BIBLIOGRAFÍA**

**Fecha de entrega:** 11 / 10 / 2021

<b>INFORMACIÓN DEL AUTOR/A (S)</b>
<b>Nombres – Apellidos:</b> <i>Francisco Javier Reyes Almeida</i>
<b>INFORMACIÓN INSTITUCIONAL</b>
<i>Instituto de Posgrado y Educación Continua</i>
<b>Título a optar:</b> <i>Magíster en Sistemas de Control y Automatización Industrial</i>
<b>f. Analista de Biblioteca responsable:</b> <i>Lic. Luis Caminos Vargas Mgs.</i>

**LUIS  
ALBERTO  
CAMINOS  
VARGAS**

Firmado digitalmente por  
LUIS ALBERTO CAMINOS  
VARGAS  
Nombre de  
receptor: (DN):  
o=ESCUELA POLITÉCNICA  
DE CHIMBORAZO,  
ou=UNIVERSIDAD  
POLITÉCNICA DE CHIMBORAZO,  
cn=LUIS ALBERTO  
CAMINOS VARGAS  
Fecha: 2021.10.11  
11:53:53 -0500'



0094-DBRAI-UPT-IPEC-2021