

Control Predictivo Asistido por LiDAR de una Turbina Eólica Flotante

JORGE CARLOS REYES ARDILA

Trabajo de Grado para Optar al Título de Ingeniero Mecánico

Director

Ing. JOSE JORGE CARREÑO ZAGARRA, PhD.

Doctor en Ingeniería

Codirector

Ing. DIANA KATHERYN POVEDA RODRÍGUEZ, MSc.

Magister en Ingeniería Electrónica

Universidad Industrial de Santander

Facultad de Ingenierías Físico-Mecánicas

Escuela de Ingeniería Mecánica

Bucaramanga

2022

## **Dedicatoria**

A mis padres Leonor Cecilia Ardila Prada y Oswaldo Reyes Hernández por ser mis pilares y mi apoyo incondicional en cada proyecto que he llevado a cabo en las distintas etapas de mi vida.

A mis grandes amigos y futuros colegas por también ser parte de mi formación académica y personal.

## **Agradecimientos**

A mis padres Leonor Cecilia Ardila Prada y Oswaldo Reyes Hernández. Su acompañamiento y amor han sido mi más grande motivación para concluir esta etapa académica y nunca desistir frente a cualquier adversidad.

A mi director de proyecto Ing. Jose Jorge Carreño Zarraga, PhD. Su asistencia y dedicación ha sido fundamental para concluir este proyecto.

A mis más grandes amigos y compañeros en la academia, Silvia, Johan, Daniel, Juan Pablo, Laura García, Laura Ariza, Mayra y María. Su apoyo y asistencia incondicional me han fortalecido ante cualquier tropiezo.

## Tabla de Contenido

Introducción .....	11
1. Objetivos .....	13
2. Justificación .....	13
3. Marco Teórico.....	14
3.1. Antecedentes .....	14
3.1.1. Antecedentes a nivel internacional .....	14
3.1.2. Antecedentes a nivel nacional .....	16
3.2. Referentes Teóricos .....	18
3.2.1. Energía Eólica.....	18
3.2.2. Tipos de Aerogeneradores .....	18
3.2.3. Turbinas Eólicas Flotantes.....	19
3.2.4. Modelo Matemático de un Aerogenerador .....	20
3.2.4.1. Aerodinámica de la Turbina.....	21
3.2.4.2. Modelo del Sistema Mecánico.....	23
3.2.5. Tecnología de detección LiDAR .....	25
3.2.6. Linealización de modelos matemáticos no lineales.....	27
3.2.7. Baseline Controller .....	30
3.2.8. Control Predictivo Basado en Modelo.....	32
4. Diseño Metodológico.....	35
4.1. Linealización del modelo .....	35
4.2. Diseño de controlador predictivo basado en modelo.....	36
4.2.1. Importación del modelo.....	37
4.2.2. Tiempo de muestreo, Horizonte de control y de Predicción .....	39
4.2.3. Restricciones de variables .....	40
4.2.4. Suavizando las restricciones .....	42
4.2.5. Atributos de entradas y salidas .....	43
4.2.6. Ajuste de escenario .....	45
4.2.7. Peso de las variables .....	47
4.3. Validación de controlador predictivo.....	50
5. Resultados.....	54
5.1. Linealización de modelo .....	54
5.2. Diseño en Toolbox MPC Designer de Matlab.....	55

5.3. Validación de controlador predictivo.....	56
5.3.1. Validación gráfica.....	57
5.3.2. Validación numérica.....	62
6. Conclusiones.....	64
Referencias Bibliográficas .....	66

## Lista de Tablas

<b>Tabla 1:</b> Especificaciones de turbina estándar de 5 MW.....	21
<b>Tabla 2:</b> Punto de operación. ....	35
<b>Tabla 3:</b> Variables de entrada del sistema. ....	36
<b>Tabla 4:</b> Sample time, Horizonte de control y de predicción.....	40
<b>Tabla 5:</b> Restricciones de variables de entrada. ....	41
<b>Tabla 6:</b> Restricciones de variables de salida. ....	41
<b>Tabla 7:</b> Tabla de atributos de las variables. ....	44
<b>Tabla 8:</b> Referencias de variable y tiempo de simulación. ....	46
<b>Tabla 9:</b> Pesos de variables.....	49
<b>Tabla 10:</b> Índices de validación. ....	53
<b>Tabla 11:</b> Valores en estado estable de las entradas. ....	54
<b>Tabla 12:</b> Valores en estado estable de las salidas.....	54
<b>Tabla 13:</b> Resultados de índice IAC .....	63
<b>Tabla 14:</b> Resultados de índice IAE. ....	63
<b>Tabla 15:</b> Resultados de índice ITAE.....	63

## Lista de Figuras

<b>Figura 1:</b> Tipos de turbinas eólicas según su eje de rotación. ....	19
<b>Figura 2:</b> Tipos de estructuras de turbinas eólicas flotantes. ....	20
<b>Figura 3:</b> Coeficientes de torque y potencia para una turbina. ....	22
<b>Figura 4:</b> Esquema del sistema mecánico de una turbina eólica. ....	23
<b>Figura 5:</b> Esquema simplificado del sistema mecánico. ....	24
<b>Figura 6:</b> Detección coherente mediante efecto Doppler. ....	26
<b>Figura 7:</b> Regiones de operación de turbina eólica. ....	32
<b>Figura 8:</b> Estrategia de control predictivo. ....	33
<b>Figura 9:</b> Menú de aplicaciones de Matlab. ....	36
<b>Figura 10:</b> Interfaz de diseño de MPC. ....	37
<b>Figura 11:</b> Menú de generalidades del MPC Designer. ....	37
<b>Figura 12:</b> Interfaz de importación de modelo. ....	38
<b>Figura 13:</b> vista previa de ajuste de modelo. ....	39
<b>Figura 14:</b> Interfaz de ingreso de datos de tiempo de muestreo y horizontes. ....	40
<b>Figura 15:</b> Botón de restricciones. ....	41
<b>Figura 16:</b> Interfaz de ingreso de datos de restricciones. ....	42
<b>Figura 17:</b> Interfaz de ajuste de restricciones. ....	43
<b>Figura 18:</b> Botón de atributos de entradas y salidas. ....	43
<b>Figura 19:</b> Interfaz de ingreso de atributos de variables. ....	45
<b>Figura 20:</b> Botón de edición de escenario. ....	45
<b>Figura 21:</b> Interfaz de ingreso de datos de escenario. ....	47
<b>Figura 22:</b> Botón de ingreso a interfaz de pesos. ....	48

<b>Figura 23:</b> Interfaz de asignación de pesos de variables. ....	49
<b>Figura 24:</b> Montaje de MPC a planta.....	50
<b>Figura 25:</b> Interfaz de datos de MPC. ....	51
<b>Figura 26:</b> Velocidad del viento. ....	52
<b>Figura 27:</b> Interfaz del Baseline controller. ....	53
<b>Figura 28:</b> Seguimiento de variables en MPC. ....	56
<b>Figura 29:</b> Valores de variables de salida para $V0 = 16 \text{ m/s}$ . ....	57
<b>Figura 30:</b> Valores variables de entrada para $V0 = 16 \text{ m/s}$ .....	58
<b>Figura 31:</b> Valores de variables de salida para $V0 = 19 \text{ m/s}$ . ....	59
<b>Figura 32:</b> Valores variables de entrada para $V0 = 19 \text{ m/s}$ .....	60
<b>Figura 33:</b> Valores de variables de salida para $V0 = 13 \text{ m/s}$ . ....	61
<b>Figura 34:</b> Valores variables de entrada para $V0 = 13 \text{ m/s}$ .....	62

## Resumen

**Título:** Control predictivo asistido por LiDAR de una turbina eólica flotante\*

**Autor:** Jorge Carlos Reyes Ardila\*\*

**Palabras Clave:** Control predictivo, Turbina eólica flotante, Matlab, Simulink

### **Descripción:**

Uno de los objetivos más grandes para el desarrollo tecnológico en energías renovables se enfatiza en obtener un aumento de la eficiencia energética y una disminución de los costos asociados a su manufactura, implementación y mantenimiento. Por lo tanto, se han desarrollado herramientas y estrategias, las cuales se emplean para el mejoramiento de su operación y desempeño. El control de sistemas resulta siendo una estrategia fundamental a implementar.

Las turbinas de generación de energía eólica han sido parte de este gran avance hacia el uso de energías limpias. Estos sistemas trabajan expuestos a fuertes perturbaciones externas, como lo son los distintos cambios en la velocidad y dirección del viento.

Por las razones anteriores, se diseña un controlador de tipo predictivo basado en modelo MPC, por sus siglas en inglés, cuyas variables manipulables son el ángulo de las aspas y el torque del generador, con el objetivo de regular la velocidad angular del rotor de la turbina y la deflexión longitudinal de la torre. Se realiza una linealización del modelo y se diseña el controlador predictivo mediante el uso de la Toolbox “mpcDesigner” en el software Matlab-Simulink. Finalmente, el controlador se valida numéricamente y se compara con un controlador PID previamente sintonizado.

\*Trabajo de Grado

\*\* Ingenierías físico-Mecánicas. Director: Ing. José Carreño PhD. Codirector: Ing. Diana Poveda MSc.

## Abstract

**Title:** Predictive control assisted by LiDAR of a floating wind turbine\*

**Author:** Jorge Carlos Reyes Ardila\*\*

**Key Words:** Model based predictive control, Floating wind turbine, Matlab, Simulink

### **Description:**

One of the major objectives for the technological development in renewable energies is to increase the energy efficiency and decrease the costs associated with their manufacture, implementation and maintenance. Therefore, tools and strategies have been developed, which are used to improve their operation and performance. System control is a fundamental strategy to be implemented.

Wind power generation turbines have been part of this great advance towards the use of clean energies. These systems are exposed to strong external disturbances, such as changes in wind speed and direction.

For the reasons given above, a Model based Predictive Controller (MPC) is designed, whose manipulated variables are the blade pitch angle and the generator torque, with the objective of regulating the angular speed of the turbine rotor and the longitudinal deflection of the tower. A linearization of the model is performed and the predictive controller is designed using the "mpcDesigner" Toolbox in the Matlab-Simulink software. Finally, the controller is numerically validated and compared with a previously tuned PID controller.

\*Bachelor thesis

\*\*Ingenierías físico-Mecánicas. Director: Ing. José Carreño PhD. Codirector: Ing. Diana Poveda MSc.

## Introducción

La crisis ambiental es una de las causas principales de la implementación masiva de sistemas de generación de energías limpias. La energía solar, energía eólica y energía hidráulica, entre otras; disminuyen las emisiones de dióxido de carbono en la atmosfera y reducen el impacto negativo que estos gases de efecto invernadero generan.

La energía eólica, se presume fue aprovechada por primera vez por los egipcios, como medio de impulsión de los barcos con velas. En los últimos años, se ha incrementado la implementación de sistemas de generación de energía eólica, los cuales constan principalmente de un rotor con aspas y un generador que aprovecha el torque rotacional para convertirlo en energía eléctrica.

Esta tecnología de generación de energía proveniente de la energía cinética del aire, requiere en particular de una especial atención e investigación para poder mejorar la eficiencia de las turbinas, y así mejorar la captación y conversión energética. Factores como los caóticos cambios en la velocidad del aire pueden afectar el desempeño de estos sistemas, e incluso llegar a condiciones que hacen que estos fallen catastróficamente. Por esta razón, se requiere implementar nuevas estrategias de monitoreo para preservar y optimizar el estado de las turbinas. Una de estas estrategias es el control de sistemas, el cual se implementa para poder corregir o realizar cambios en distintos parámetros de funcionamiento de la turbina, y así acomodarlos a las condiciones que se presenten en el ambiente.

En este trabajo de grado se pretende diseñar y validar un controlador predictivo basado en modelo, cuyas variables manipulables son el ángulo de las aspas y el torque del generador, y como salidas medibles, la velocidad del rotor y deflexión longitudinal de la torre.

Rodríguez (2005), comenta que las técnicas de control predictivo basado en modelo, MPC por sus siglas en inglés, tienen las siguientes bases fundamentales: uso explícito de un modelo para predecir la salida del sistema en un futuro instante de tiempo, optimización de una función objetivo para calcular las señales de control y una estrategia deslizante, de forma que se repite el cálculo en cada instante de muestreo aplicando una nueva señal de control y desechando el resto.

Para el desarrollo del proyecto usamos una planta que simula la aerodinámica de una turbina eólica en presencia de perturbaciones, en el software Matlab-Simulink. Se diseña el controlador predictivo y se implementa en la planta antes mencionada, además de tener implementado un controlador PI No lineal llamado comúnmente “Baseline Controller” por su recurrencia de uso en la industria, con el objetivo de validar el funcionamiento del MPC.

## **1. Objetivos**

El objetivo general de este proyecto es diseñar y validar numéricamente un controlador predictivo basado en modelo, asistido por tecnología de detección LiDAR, para optimizar el rendimiento de conversión energética de una turbina eólica flotante de 5 MW.

Para el cumplimiento del objetivo general, se plantean los siguientes objetivos específicos:

- Obtener un modelo dinámico lineal de la turbina eólica flotante de 5MW alrededor de un punto de operación usando el método de expansión en series de Taylor, para la regulación de la velocidad rotacional del generador.
- Diseñar un controlador predictivo en presencia de perturbaciones para controlar la velocidad del rotor y la deflexión longitudinal de la torre.
- Validar numéricamente el desempeño del controlador predictivo y comparar sus resultados con un controlador PI previamente sintonizado, usando el software Matlab-Simulink.

## **2. Justificación**

La dependencia mundial hacia los combustibles fósiles y sus consecuencias ambientales como el efecto invernadero han despertado el interés internacional en abastecerse de fuentes energéticas renovables e invertir en estos sistemas, los cuales están en su mayor crecimiento actualmente. Las turbinas eólicas son una de las mayores fuentes de energía renovable que se usan hoy en día, por lo tanto, se justifica el gran interés en alcanzar una mayor eficiencia de estos sistemas.

La ingeniería de control es el área de la Ingeniería que se encarga de monitorear y, como su nombre lo dice, controlar las distintas variables que influyen en un sistema para mejorar su desempeño. En este caso, el principal inconveniente del aprovechamiento de la energía del aire son las constantes fluctuaciones en la velocidad y dirección de este, lo que puede llevar a una incertidumbre en el costo real del sistema. Por esta razón, desde la ingeniería de control se planea optimizar el funcionamiento de una turbina eólica de eje horizontal flotante, también llamada Offshore, de 5 MW de potencia y velocidad nominal del rotor de 12.1 rpm, mediante el control de dos variables, las cuales son la velocidad del rotor y la deflexión longitudinal de la torre.

Este control predictivo busca mantener la conversión de la energía cinética proveniente del aire, en energía eléctrica, a un valor óptimo constante, a pesar de las variaciones de velocidad que se puedan presentar, además de proteger el mecanismo de posibles aumentos de velocidad u oscilaciones peligrosas.

Este proyecto busca aportar e incentivar la investigación para el mejoramiento de los sistemas que aprovechen las energías renovables, y su posterior implementación en proyectos nacionales, aportando en el mejoramiento de la calidad de vida de la población y mitigando el negativo impacto ambiental de otras fuentes de energía no renovables.

### **3. Marco Teórico**

#### **3.1. Antecedentes**

##### ***3.1.1. Antecedentes a nivel internacional***

- LIO, Wai Hou y otros. A REVIEW ON APPLICATIONS OF MODEL PREDICTIVE CONTROL TO WIND TURBINES. Universidad de Sheffield, UK, 2014.

El correspondiente artículo tiene como objetivo mostrar una recopilación de los recientes desarrollos y beneficios del modelo de control predictivo en turbinas eólicas y su potencial futuro. Aquí se documenta al iniciar la descripción del modelo aerodinámico básico junto con el problema que el control predictivo tiene como objetivo resolver, el cual es que populares métodos de control como el control PI puede ser inefectivo en ciertos casos. Luego del modelo se muestra un análisis de las distintas aplicaciones del modelo de control predictivo MPC. Para finalizar se resumen los beneficios y una descripción del futuro potencial del MPC en turbinas eólicas.

Las principales ventajas del control predictivo son la capacidad de manejar los distintos requerimientos como la tasa del ángulo de las aletas y velocidad del rotor. Por esta razón, este artículo cobra importancia al incentivar en el desarrollo de estrategias más efectivas para mejorar la eficiencia de sistemas de conversión de energía eólica.

- SOLIMAN, Mostafa y otros. MULTIPLE MODEL PREDICTIVE CONTROL FOR WIND TURBINES WITH DOUBLY FED INDUCTION GENERATORS. Universidad de Calgary, Calgary, 2011.

En este artículo se propone una estrategia de control predictivo basada en modelo para el control de turbinas de velocidad y ángulo de aletas variable. Esta estrategia se propone para el rango completo de operación de la turbina eólica, tanto régimen parcial como régimen completo de carga. El ángulo de la aleta y el torque del generador son controlados simultáneamente para maximizar la conversión de energía. Primero se presenta en el artículo el modelo del sistema de conversión de energía (WECS), por sus siglas en inglés, luego de estos se presenta la estrategia de

control predictivo. Finalmente, los resultados se presentan en una simulación para carga parcial y para carga total de operación.

Esta propuesta de control conlleva a optimizar la eficiencia y calidad de potencia generada, además de incrementar la vida útil de generador, por lo tanto, se enfatiza en la importancia de implementar el control en los sistemas de energía eólica.

### ***3.1.2. Antecedentes a nivel nacional***

- TULCÁN CAMACHO, Laura Mercedes y CALDERÓN SUPELANO, Leonel. DISEÑO DE UN CONTROLADOR ROBUSTO QFT PARA EL CONTROL DE POTENCIA ACTIVA GENERADA Y VELOCIDAD DE ROTACION DE UNA TURBINA EÓLICA.

Trabajo de grado para optar por el título de Ingeniera Electricista, Universidad Industrial de Santander. Bucaramanga, 2016.

En este trabajo se busca diseñar un controlador robusto basado en la teoría de realimentación cuantitativa (QFT), para mejorar la robustez de un sistema eólico, simulando el comportamiento de un aerogenerador, teniendo como variables manipulables el ángulo de paso del viento y la tensión en el eje director y de cuadratura del rotor, y como variables de control la velocidad del rotor y la potencia generada.

Además de implementar el controlador, en el proyecto se evalúa el comportamiento del sistema teniendo en cuenta sus condiciones óptimas de desempeño en potencia generada y velocidad de rotación, y se compara con el desempeño obtenido usando un control PI sintonizado mediante Matlab-Simulink.

La importancia de este proyecto se encuentra en la profundización en investigación que requiere el desarrollo de estos sistemas de energía renovables para el país. En el área mecánica, además de optimizar el desempeño de estos sistemas, se disminuye la fatiga y el riesgo de falla, representando también un ahorro económico en proyectos donde se implemente este controlador.

- CORAL ENRÍQUEZ, Horacio y otros. MAXIMIZACIÓN DE CAPTURA DE ENERGIA EN TURBINAS EOLICAS DE VELOCIDAD VARIABLE USANDO CONTROL PROPORCIONAL INTEGRAL GENERALIZADO. Universidad Nacional de Colombia, 2014.

En este artículo se propone una alternativa de control para maximizar la energía que captura una turbina de eje horizontal. La maximización se centra en mantener la velocidad específica de la turbina en su valor óptimo, por medio de técnicas de control proporcional integral generalizado (GPI) soportadas bajo el enfoque del rechazo de perturbaciones. Este valor óptimo de velocidad del rotor proporciona el coeficiente de potencia máximo.

Esta metodología se simula en una turbina eólica de 4,8 MW, obteniendo dentro de los resultados que las estrategias GPI propuestas son efectivas en términos de captura de energía.

Este enfoque demuestra la distinta cantidad de técnicas que pueden ser usadas para el mejoramiento de estos sistemas de energías renovables, y nuevamente, al ser implementados, representan un mejoramiento de la calidad de su funcionamiento y su vida útil.

## **3.2. Referentes Teóricos**

### **3.2.1. *Energía Eólica***

Este tipo de energía es la obtenida a través de la conversión de la energía cinética del viento, en energía mecánica mediante el uso de un aerogenerador. La energía eólica es una de las más antiguas usadas por la humanidad. Desde el siglo (II a.C.), en China utilizaban los molinos de viento para moler granos o bombear agua. La primera persona que utilizó el viento para generar electricidad fue Charles F. Brush, en el año 1888, quien construyó el molino de poste Brush que podía producir alrededor de 12 KV.

Actualmente este proceso de generar electricidad comienza con la construcción de una torre muy elevada, la cual en la parte superior conecta con unas aletas sobre un eje. También internamente se encuentra el generador y un eje de alta velocidad. El viento se encarga de generar la rotación en las aletas, que a la vez hacen girar el eje, y este luego de un aumento de la velocidad en una caja de engranajes, hace girar el generador que produce electricidad.

### **3.2.2. *Tipos de Aerogeneradores***

Los aerogeneradores se puede clasificar segundo su eje de rotación en turbinas de eje horizontal o HAWT, por sus siglas en inglés (Horizontal Axis Wind Turbine), y de eje vertical o VAWT (Vertical Axis Wind Turbine). Los aerogeneradores más usados en el mercado son los de eje horizontal debido a que permiten obtener mayores eficiencias de conversión energética.

*Figura 1: Tipos de turbinas eólicas según su eje de rotación.*



Nota. A la izquierda, aerogenerador de eje vertical. A la derecha, un aerogenerador de eje horizontal. Tomado de: <http://www.mailxmail.com/curso-energia-eolica/aerogeneradores-tipos-primera-parte>

### **3.2.3. Turbinas Eólicas Flotantes**

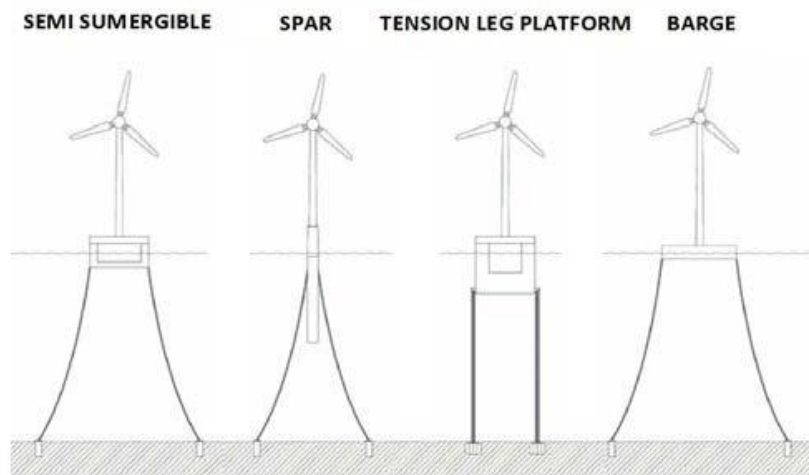
Las turbinas eólicas marinas se dividen en dos tipos, según estén o no sustentados al lecho marino. Las estructuras flotantes son aquellas que, aunque están sujetas al lecho marino mediante cables para asegurar una posición determinada, estas se encuentran flotando en altamar.

Las turbinas eólicas flotantes o FOWT (Floating Offshore Wind Turbines), presentan una gran ventaja y futuro prometedor, ya que permite realizar instalaciones en aguas más profundas, posibilitando su aprovechamiento en mayor número de países y evitando totalmente el ruido e impacto visual. Actualmente se diferencian 4 tipos de FOWT.

- **Estructura semisumergible:** Parte de la estructura está sumergida, y el resto de ella sobresale de la superficie marina, con líneas de amarre al suelo.

- **Estructura SPAR:** Esta estructura es cilíndrica sumergida casi totalmente. Contiene un contrapeso para otorgar estabilidad al aerogenerador. Esta es la de menor coste estructural y también se mantiene anclada al suelo con cables.
- **Estructura Tension Lag Platform (TLP):** Este tipo de estructura se caracteriza por tener tensionados sus cables de amarre, siendo la estructura más firme sujeta al suelo. Sin embargo, esta característica representa una desventaja, la cual es no poder ser instalada en todos los fondos marinos.
- **Estructura estabilizada por flotación:** El diseño de esta estructura es ligero de gran superficie. También está anclada al suelo para evitar el vuelco de la estructura.

*Figura 2: Tipos de estructuras de turbinas eólicas flotantes.*



Nota. Representación gráfica de los tipos de turbinas flotantes. Tomado de: [https://www.researchgate.net/figure/Figura-1-Tipos-de-turbinas-eolicas-flotantes\\_fig1\\_336006050](https://www.researchgate.net/figure/Figura-1-Tipos-de-turbinas-eolicas-flotantes_fig1_336006050)

### **3.2.4. Modelo Matemático de un Aerogenerador**

El aerogenerador en el que se basa este diseño es una turbina estándar de 5 MW, montada sobre una base flotante. Este tipo de aerogenerador fue introducido por Jonkman en el Laboratorio

Nacional de Energía Renovable o NREL, por sus siglas en inglés (Jonkman, 2009). Algunas especificaciones de la turbina se muestran a continuación:

**Tabla 1:** Especificaciones de turbina estándar de 5 MW.

<b>Potencia nominal</b>	5 MW
<b>Diámetro del rotor, Centro</b>	126 m, 3 m
<b>Velocidad min, Nominal del rotor</b>	6.9 rpm, 12.1 rpm
<b>Torque nominal del generador</b>	43093.55 N-m

Nota. Esta tabla muestra algunas especificaciones técnicas de una turbina eólica convencional de 5 MW de potencia nominal.

### 3.2.4.1. Aerodinámica de la Turbina

Según Boukhezzar (2005), la expresión no-lineal para la potencia aerodinámica capturada por la turbina eólica, se presenta a continuación:

$$P_a = \frac{1}{2} \rho \pi R^2 C_p(\lambda, \theta) v_r^3$$

$$\lambda = \frac{\omega_r R}{v_r}$$

Donde  $\rho$  es la densidad del aire y el factor  $\pi R^2$ , el área total de la turbina.  $C_p$  es el coeficiente de potencia, el cual es un término para señalar la eficiencia de la turbina, siendo el cociente entre la potencia entregada por el aerogenerador y la potencia ideal que puede entregar el viento. Este factor depende de  $\lambda$ , el cual es la velocidad media en la punta de las aletas, y  $\theta$  que representa el ángulo de las aletas.  $v_r$  es la velocidad del viento y  $\omega_r$  es la velocidad de rotación del rotor.

A continuación, se presenta la expresión que modela el torque aerodinámico, según el mismo autor.

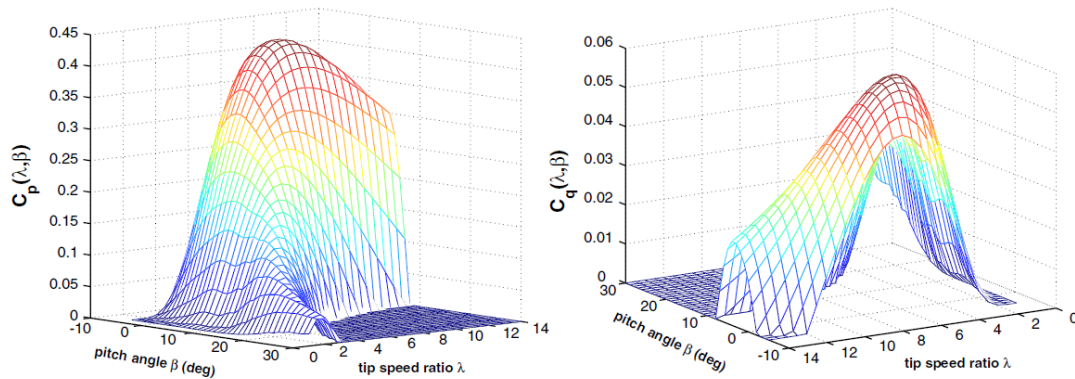
$$M_a = \frac{P_a}{\omega_r} \quad (1)$$

$$M_a = \frac{1}{2} \rho \pi R^3 C_q(\lambda, \theta) v_r^2 \quad (2)$$

$C_q$  es el coeficiente de torque, el cual junto con  $C_p$  son únicos para cada turbina. Estos coeficientes se relacionan mediante la siguiente expresión:

$$C_q(\lambda, \theta) = \frac{C_p(\lambda, \theta)}{\lambda} \quad (3)$$

**Figura 3:** Coeficientes de torque y potencia para una turbina.

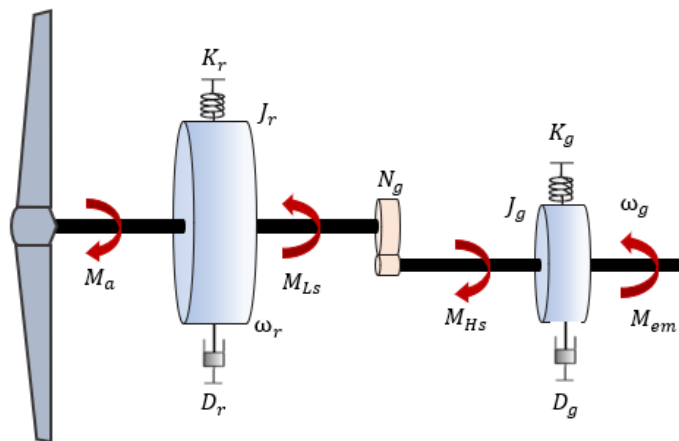


Nota. Representación gráfica de los coeficientes de torque y potencia según el ángulo de las aspas y la velocidad media en la punta de las aspas. Tomado de: Multivariable control strategy for variable speed, variable pitch wind turbines (p. 4) Por B. Boukhezzar, 2006.

### 3.2.4.2. Modelo del Sistema Mecánico

Guiado por el torque aerodinámico  $M_a$ , el rotor gira a una velocidad  $\omega_r$ . En el eje de baja velocidad se presenta un torque de frenado, el cual se denomina  $M_{LS}$ . El generador es dirigido por el torque del eje de alta velocidad, denominado  $M_{HS}$ , y es frenado por el torque electromagnético denominado  $M_{em}$ . A continuación, se representa un esquema del sistema mecánico:

**Figura 4:** Esquema del sistema mecánico de una turbina eólica.



Nota. Representación de impedancias del sistema mecánico de una turbina eólica para su modelamiento.

A través de la caja de engranajes con relación  $N_g$ , se presenta un aumento de velocidad para obtener la velocidad a la que gira el generador o  $\omega_g$ . La dinámica del rotor con la inercia del generador se modela por las siguientes ecuaciones de primer orden:

$$J_r \omega_r = M_a - K_r \omega_r - D_r \theta_r - M_{LS} \quad (4)$$

$$J_g \omega_g = M_{HS} - K_g \omega_g - D_g \theta_g - M_{em} \quad (5)$$

La relación entre los engranajes se puede definir de la siguiente forma:

$$N_g = \frac{\omega_g}{\omega_r} = \frac{M_{Ls}}{M_{Hs}} \quad (6)$$

Se obtiene un modelo simplificado con impedancias equivalentes usando las ecuaciones anteriores, como se muestra a continuación.

$$J_T \dot{\omega}_r = M_a - K_T \omega_r - D_T \theta_r - M_g \quad (7)$$

Donde:

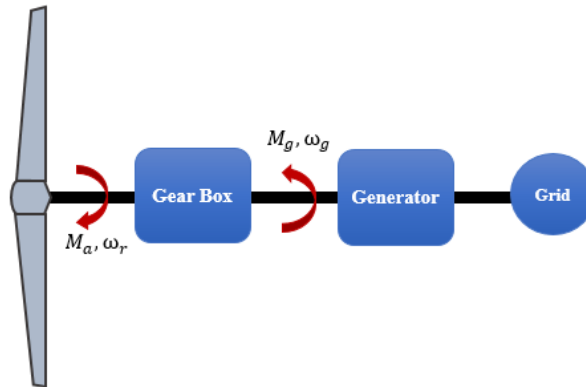
$$J_T = J_r + N_g^2 J_g \quad (8)$$

$$K_T = K_r + N_g^2 K_g \quad (9)$$

$$B_T = B_r + N_g^2 B_g \quad (10)$$

$$M_g = N_g M_{em} \quad (11)$$

**Figura 5:** Esquema simplificado del sistema mecánico.



Nota. El esquema representa una simplificación del sistema mecánico de una turbina eólica para su modelamiento.

A continuación, se presenta la ecuación que modela la dinámica de la torre.

$$m_{eT}\ddot{x}_T + c_{eT}\dot{x}_T + k_{eT}(x_T - x_{0T}) = F_a \quad (12)$$

Donde  $x_t$  es el desplazamiento de la torre provocado por la fuerza de empuje,  $m_{eT}$ ,  $c_{eT}$  y  $k_{eT}$  son la masa modal equivalente de la torre, el amortiguamiento estructural y la rigidez a la flexión, respectivamente. La fuerza de empuje aerodinámico se expresa a continuación:

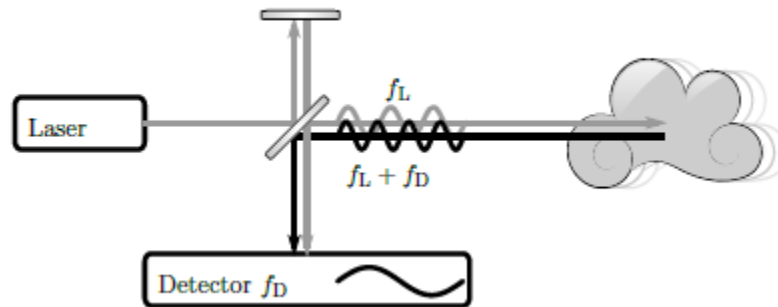
$$F_a = \frac{1}{2} \rho \pi R^2 C_q(\lambda, \theta) v_r^2 \quad (13)$$

### 3.2.5. *Tecnología de detección LiDAR*

LiDAR (Light Detection And Ranging) es una tecnología de teledetección similar al Radar (Radio Detection And Ranging) que ha contribuido a la investigación y la industria enormemente en las últimas décadas. Esta tecnología de detección permite la observación de parámetros atmosféricos como la temperatura, presión, humedad y concentración de gases. La tecnología LiDAR actual ha sido desarrollada para un amplio rango de aplicaciones, como su aplicación en sistemas de energía eólica.

El LiDAR ha sido usado principalmente para realizar mediciones en la velocidad del viento para esta aplicación en generadores eólicos. Estos sistemas se pueden clasificar según la forma de detección, la cual puede ser directa o coherente. Los sistemas de detección coherente usan el efecto Doppler para realizar una medición comparando la frecuencia de la luz original con la retrodispersada.

**Figura 6:** Detección coherente mediante efecto Doppler.



Nota. Esquema donde se representa la medición detectando el desplazamiento de frecuencia de una señal retrodispersada. Tomado de: Lidar-Assisted Control Concepts for Wind Turbines (p. 24) Por D. Schlipf, 2016.

Una pequeña fracción del láser es separado de la señal original con cierta frecuencia por un separador de haces y luego es superpuesta a un segundo separador de haces con una señal retrodispersada con frecuencia  $f_L + f_D$ , como se muestra en la imagen anterior. Mediante un procesamiento de la señal, el detector resulta en la determinación de la frecuencia desplazada  $f_D$ .

Esta frecuencia desplazada puede ser traducida en una velocidad de viento en la línea de visión mediante la siguiente ecuación.

$$v_{LOS} = \frac{cf_D}{2f_L} = \frac{\lambda_L f_D}{2} \quad (14)$$

Donde  $c$  es la velocidad de la luz y  $\lambda_L$  es la longitud de onda del láser.

### 3.2.6. Linealización de modelos matemáticos no lineales

Un sistema es no lineal si no se aplica el principio de superposición. Es decir, para un sistema no lineal, la respuesta a dos entradas no se calcula tratando cada entrada por separado y sumando los resultados.

En la ingeniería de control se busca operar de forma normal alrededor de un punto de equilibrio, de tal forma que se pueda aproximar un sistema no lineal mediante un sistema lineal. Estos dos sistemas son equivalentes dentro de un rango de operación limitado. El procedimiento que se presenta aquí se basa en el desarrollo de la función no lineal en series de Taylor alrededor de un punto de operación. Con la finalidad de obtener un modelo lineal para un sistema no lineal, se tiene en cuenta que las variables solo se desvían ligeramente en una condición de operación.

Considere un sistema representado por un sistema de ecuaciones diferenciales ordinarias con no linealidades continuas.

$$\dot{x}_1(t) = f_1(x_1 \dots x_n, u_1 \dots u_r) \quad (15)$$

$$\dot{x}_2(t) = f_2(x_1 \dots x_n, u_1 \dots u_r)$$

...

$$\dot{x}_n(t) = f_n(x_1 \dots x_n, u_1 \dots u_r)$$

Las  $f_i$  son funciones continuamente diferenciables en todos sus argumentos.

$$F(x, u) = \begin{bmatrix} f_1(x, u) \\ \vdots \\ f_n(x, u) \end{bmatrix}$$

$$\dot{x}(t) = F(x, u) \quad (16)$$

Suponiendo que para un vector de entrada constante  $u_0$  el vector  $x$  toma el valor constante  $x_0$ .

$$\dot{x}(t) = F(x_0, u_0) = 0 \quad (17)$$

Con la finalidad de obtener una aproximación lineal para este sistema, es posible expandir la ecuación (15) en series de Taylor alrededor de un punto de operación en  $(x_0, u_0)$ .

$$\begin{aligned} f(x, u) = & f(x_0, u_0) + \left[ \frac{\partial f(x, u)}{\partial x} \Big|_{u = u_0} * (x - x_0) + \frac{\partial f(x, u)}{\partial u} \Big|_{u = u_0} * (u - u_0) \right] \\ & + \frac{1}{2!} \left[ \frac{\partial^2 f(x, u)}{\partial x^2} \Big|_{u = u_0} * (x - x_0)^2 + 2 \frac{\partial^2 f(x, u)}{\partial u \partial x} \Big|_{u = u_0} * (u - u_0)(x - x_0) \right. \\ & \left. + \frac{\partial^2 f(x, u)}{\partial u^2} \Big|_{u = u_0} * (u - u_0)^2 \right] + \dots \end{aligned}$$

Al designar a  $x^*$  y  $u^*$  a las variaciones de  $x$  y  $u$  desde la condición de operación  $x_0$  y  $u_0$

$$x^* = x - x_0 \quad u^* = u - u_0 \quad (18)$$

Si, además se utiliza el punto de operación en un punto de equilibrio  $f(x_0, u_0) = 0$  y se desprecian los términos de orden superior.

$$\dot{x}^* = \frac{\partial f(x, u)}{\partial x} \Big|_{u = u_0} * x^* + \frac{\partial f(x, u)}{\partial u} \Big|_{u = u_0} * u^* \quad (19)$$

Para un sistema vectorial las derivadas corresponderán a la  $n$  variables de estado y a las  $r$  entradas. Por lo tanto, en este caso el operador “derivada” corresponde a la matriz Jacobiana.

$$\frac{\partial f(x, u)}{\partial x} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f_1(x, u)}{\partial x_1} & \dots & \frac{\partial f_1(x, u)}{\partial x_n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial f_n(x, u)}{\partial x_1} & \dots & \frac{\partial f_n(x, u)}{\partial x_n} \end{bmatrix} \quad (20)$$

$$\frac{\partial f(x, u)}{\partial u} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f_1(x, u)}{\partial u_1} & \dots & \frac{\partial f_1(x, u)}{\partial u_r} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial f_r(x, u)}{\partial u_1} & \dots & \frac{\partial f_r(x, u)}{\partial u_r} \end{bmatrix}$$

Al evaluar la matriz en el punto de equilibrio  $(x_0, u_0)$  resulta una matriz de constantes, entonces:

$$A = \left. \frac{\partial f(x, u)}{\partial x} \right|_{\substack{x = x_0 \\ u = u_0}} \quad (21)$$

$$B = \left. \frac{\partial f(x, u)}{\partial u} \right|_{\substack{x = x_0 \\ u = u_0}}$$

En donde los elementos de las matrices son:

$$a_{ij} = \left. \frac{\partial f_i(x, u)}{\partial x_j} \right|_{\substack{x = x_0 \\ u = u_0}}$$

$$b_{ik} = \left. \frac{\partial f_i(x, u)}{\partial x_k} \right|_{\substack{x = x_0 \\ u = u_0}}$$

Finalmente se obtiene el modelo linealizado alrededor del punto  $(x_0, u_0)$ .

$$\dot{x}^*(t) = A * x^*(t) + B * u^*(t) \quad (22)$$

### 3.2.7. Baseline Controller

Este controlador, también llamado Baseline Controller es recurrente en la industria, y como su nombre lo dice, es la base de referencia en investigación. Se basa en el diseño de dos sistemas SISO básicos de control que trabajan de forma independiente, tanto por encima como por debajo del punto de operación escogido.

El primer sistema individual de control corresponde al controlador de las aspas. Este controlador pretende regular la velocidad de rotación y reducir las cargas estructurales a altas velocidades, es decir, suele trabajar en una región por encima del punto de operación. El controlador de las aspas es comandado por un control tipo PI de ganancia programado sobre el error entre la velocidad del generador filtrada y la velocidad nominal.

$$\Delta\theta = GK(\theta) \left( K_p \Delta\omega_g + K_I \int_0^t \Delta\omega_g(\tau) d\tau \right) \quad (23)$$

Donde el factor de corrección adimensional de la ganancia  $GK(\theta)$  esta dado por la siguiente ecuación:

$$GK(\theta) = \left( 1 + \frac{\theta}{\theta_k} \right)^{-1} \quad (24)$$

$\theta_k$  es el ángulo de las aspas en el cual se ha duplicado la sensibilidad de la potencia aerodinámica, con respecto a su valor nominal. Esto como se muestra a continuación:

$$\frac{\partial P_a}{\partial \theta}(\theta = \theta_k) = 2 \frac{\partial P_a}{\partial \theta}(\theta = 0) \quad (25)$$

Para asegurar una respuesta de segundo orden dada por  $\omega_{\varphi n} = 0.6 \left[ \frac{rad}{seg} \right]$ ,  $\zeta_{\varphi} = 0.6$  o  $0.7$  y  $\Omega_0 = 12.1 \text{ rpm}$  Jonkman (2009) propone las siguientes constantes proporcionales-integrales:

$$K_P = \frac{2J_t \Omega_0 \zeta \varphi \omega \varphi n}{N_G \left( -\frac{\partial P}{\partial \theta} \right)} \quad K_I = \frac{J_t \Omega_0 \zeta \varphi \omega^2 \varphi n}{N_G \left( -\frac{\partial P}{\partial \theta} \right)} \quad (26)$$

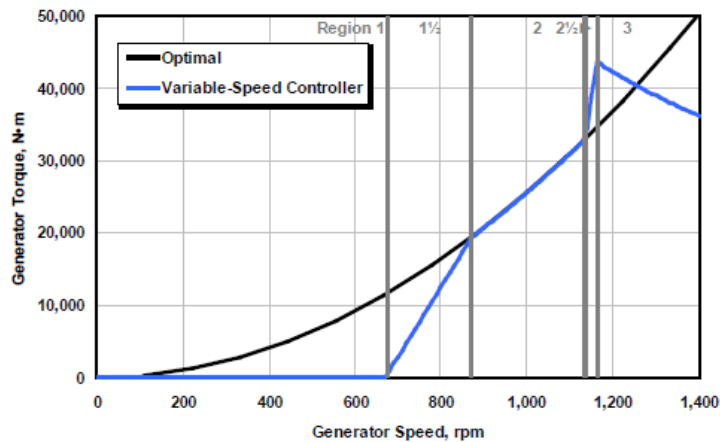
En el segundo sistema individual de control se encuentra el controlador del torque, el cual tiene como función maximizar la captura de potencia debajo del punto de operación. La operación de control del torque se divide en varias regiones de control. En la región 1 la velocidad del viento está por debajo del valor mínimo para operar la turbina, por lo tanto, es una región donde no se extrae energía del mismo. La región 1,5 es una región de transición lineal entre la región 1 y 2. Esta también se considera como una región de arranque. La región 2 se considera una región de control donde se optimiza la captura de potencia. Para esto, la turbina debe operar con un ángulo de aletas óptimo. La región 2,5 es una región de transición lineal entre la región 2 y 3. Esta región suele ser necesaria para definir el valor máximo que puede tomar la velocidad de la punta de las aspas en la potencia nominal. Finalmente, en la región 3 la potencia del generador se mantiene constante de tal forma que el torque del generador es inversamente proporcional a la señal filtrada de la velocidad angular del generador. El control de las aletas de la turbina se lleva a cabo en la región 3. Este controlador, también llamado controlador indirecto de velocidad, ISC por sus siglas en inglés, se define así:

$$M_g = k_{isc} \omega_g^2 \quad (27)$$

Donde:

$$k_{isc} = \frac{\rho \pi R^5 C_{p,max}}{(\lambda_{opt} N)^3} \quad (28)$$

*Figura 7: Regiones de operación de turbina eólica.*



Nota. Gráfica de las regiones de operación de una turbina eólica de 5MW de potencia. Tomado de: Definition of a 5-MW Reference Wind Turbine for Offshore System Development (p. 20) Por J. Jonkman, 2009.

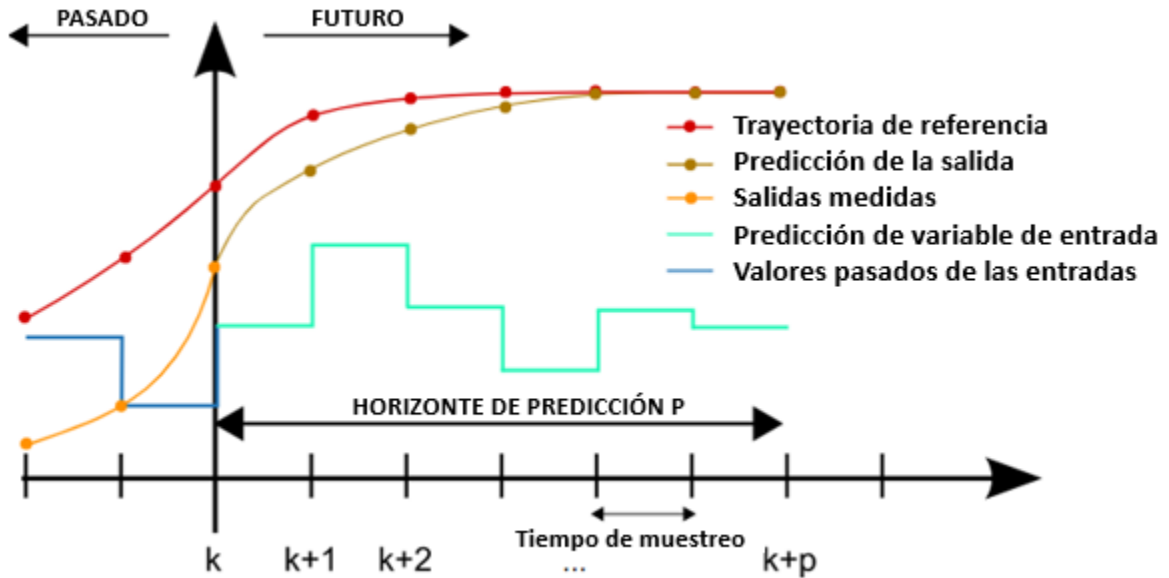
### **3.2.8. Control Predictivo Basado en Modelo**

El control predictivo o control predictivo basado en modelo, MPC por sus siglas en inglés, es una técnica avanzada de control con un gran campo de aplicación en la industria. Este resulta tener cierta ventaja sobre otras técnicas como el control PID. Según Maciejowski (2000), estas son algunas de las razones de su gran poder de aplicación:

- Permite tratar con facilidad problemas de control multivariable.
- Permite tener en cuenta las limitaciones de los actuadores.
- Permite operar más cerca de las restricciones (en comparación con el control convencional), lo que a menudo conduce a una operación más rentable.

La estrategia de control característica de todos los controladores predictivos se representa de la siguiente forma:

*Figura 8: Estrategia de control predictivo.*



Nota. Representación gráfica de la estrategia de control implementada en el MPC.

Luego de haber establecido un valor de referencia  $r(t)$  de las variables de salida, el objetivo es obtener un seguimiento de esta referencia de manera óptima. En base a un modelo de la planta, se realiza una predicción de los valores de salida  $z(t|k)$  en el actual instante de muestreo  $k$ . Esta trayectoria futura se define sobre un cierto número de tiempos de muestreo, conocido como el horizonte de predicción  $P$ . Las variables de entrada, también llamadas variables manipulables, realizan un cambio cada instante de muestreo, durante un conjunto de instantes llamado Horizonte de control  $M$ , y se mantiene constante luego de este. Estos cambios en las variables de entrada buscan que la diferencia entre la trayectoria predicha y el valor de referencia sea lo más pequeña posible.

Se define una función de costo que describe, mediante una optimización, el balance óptimo entre ciertas características del comportamiento de la planta, desde el punto de vista de los diseñadores. Esta función de costo es base fundamental del control predictivo ya que establece cual es la mejor evolución de las señales de entrada en base a la definición de unos “pesos de variables”. Estos pesos establecen una penalización ya sea en el error o en las variables de entrada. La expresión general de esta función de coste será:

$$J(P, M) = \sum_{k=1}^P \delta(k) [\hat{y}(t+k|t) - \omega(t+k)]^2 + \sum_{k=1}^M \gamma(k) [\Delta u(t+k-1)]^2 \quad (29)$$

Los coeficientes  $\delta(k)$  y  $\gamma(k)$  son las ponderaciones de los pesos antes mencionados. En el caso de que el diseño demande priorizar la minimización del error respecto a los valores de referencia; o se requiera priorizar el valor que toman las variables de entrada y su razón de cambio, se crea un abanico de posibilidades de sintonización con el que se puede cubrir una extensa gama de opciones de control, ya sea estándar o estrategias diseñadas a un proceso particular.

Una vez se establecen los valores futuros de las entradas, el controlador aplica únicamente el primer valor. En la siguiente iteración  $k + 1$  se repite el proceso antes descrito, desechando la información que lo preside. Tanto el horizonte de predicción  $P$ , como el horizonte de control  $M$ , se desplazan en el tiempo un instante de muestreo, pero conservando su longitud, y se obtiene un nuevo conjunto de datos, de los cuales nuevamente se aplica únicamente el primero. A esta estrategia se le llama de horizonte deslizante.

En la práctica, todos los procesos están sujetos a restricciones. Los actuadores de un sistema tienen límites de acción, así como una tasa de cambio. Además de estos límites, el propio proceso puede tener condiciones de operación ya sea por motivos económicos o de operatividad.

Por esta razón se establecen las restricciones en la función a optimizar. Normalmente se tienen en cuenta los límites en las variables de entrada, sus tasas de cambio y las variables de salida.

$$u_{min} \leq u(t) \leq u_{max}$$

$$du_{min} \leq u(t) - u(t - 1) \leq du_{max}$$

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

## 4. Diseño Metodológico

### 4.1. Linealización del modelo

El proceso de diseño de este controlador depende estrictamente de la calidad del modelo de la planta. Este modelo, como ya se mencionó anteriormente, es usado para predecir las salidas futuras de la planta en cada instante de muestreo. Un buen modelo de la planta resulta en un buen comienzo para el diseño de controladores predictivos. Las ecuaciones que definen el modelo no lineal son la (7) y la (12).

En esta primera fase se realiza la linealización por expansión en series de Taylor explicada en el marco teórico. Se escoge el siguiente punto de operación

**Tabla 2:** Punto de operación.

Punto de operación
$V_0 = 16 [m/seg]$

Nota. En esta tabla se muestra el punto de operación escogido.

Las entradas del sistema serán el ángulo de las aletas y el torque del generador.

**Tabla 3:** Variables de entrada del sistema.

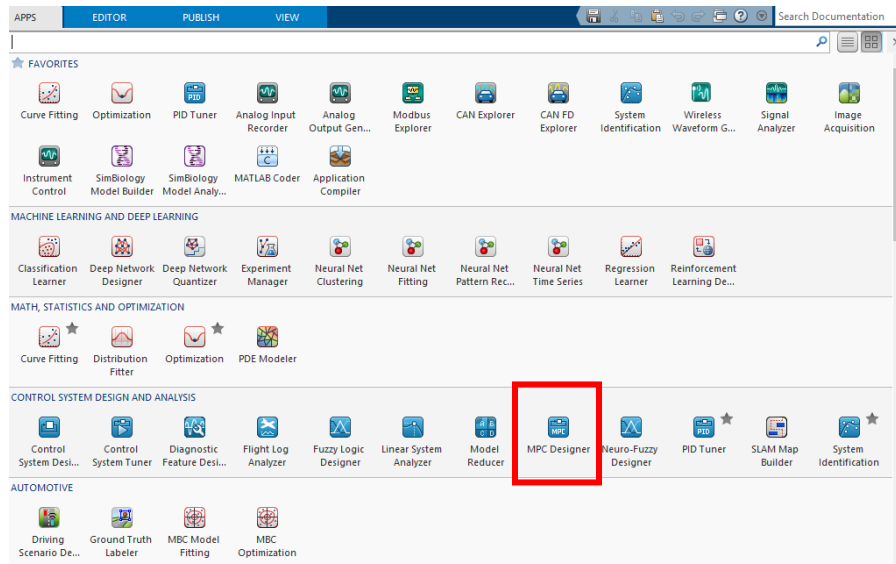
Angulo de aletas	$\theta$ [rad]
Torque de generador	$M_g$ [N - m]

Nota. En esta tabla se muestran las variables y unidades de las entradas del sistema, también llamadas variables manipulables MV.

## 4.2. Diseño de controlador predictivo basado en modelo

El diseño del controlador predictivo se realizará en la herramienta MPC Designer de Matlab. Esta herramienta se puede abrir desde el menú de aplicaciones de Matlab o digitando el comando “mpcDesigner” en la ventana de comandos.

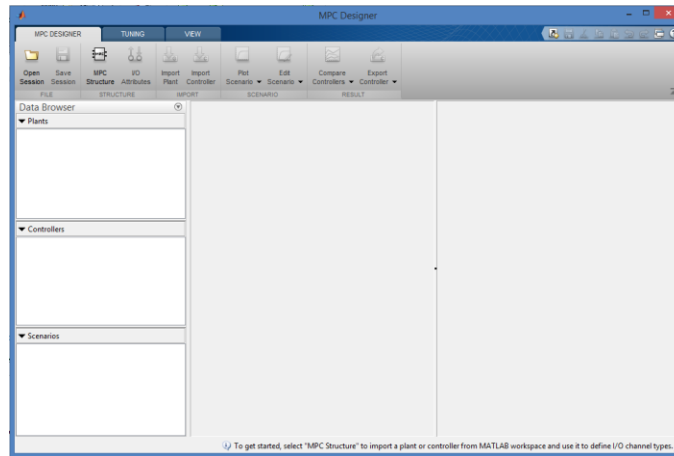
**Figura 9:** Menú de aplicaciones de Matlab.



Nota. Despliegue de aplicaciones que pertenecen al software Matlab.

A continuación, se muestra la interfaz de la herramienta MPC Designer.

**Figura 10:** Interfaz de diseño de MPC.

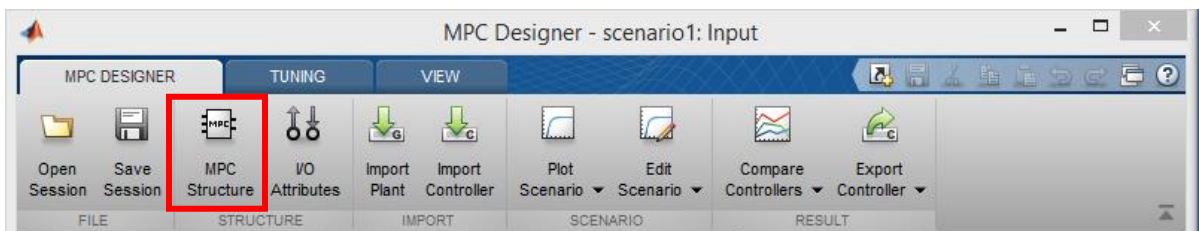


Nota. Interfaz de aplicación MPC Designer para diseño de controladores predictivos basados en modelo en el software Matlab.

#### **4.2.1. Importación del modelo**

Como primer paso, se debe importar el modelo obtenido en la fase de linealización. Como ya se ha mencionado, este modelo es una de las bases fundamentales del control predictivo. Para escoger un modelo se debe presionar el botón “MPC Structure” del menú superior.

**Figura 11:** Menú de generalidades del MPC Designer.

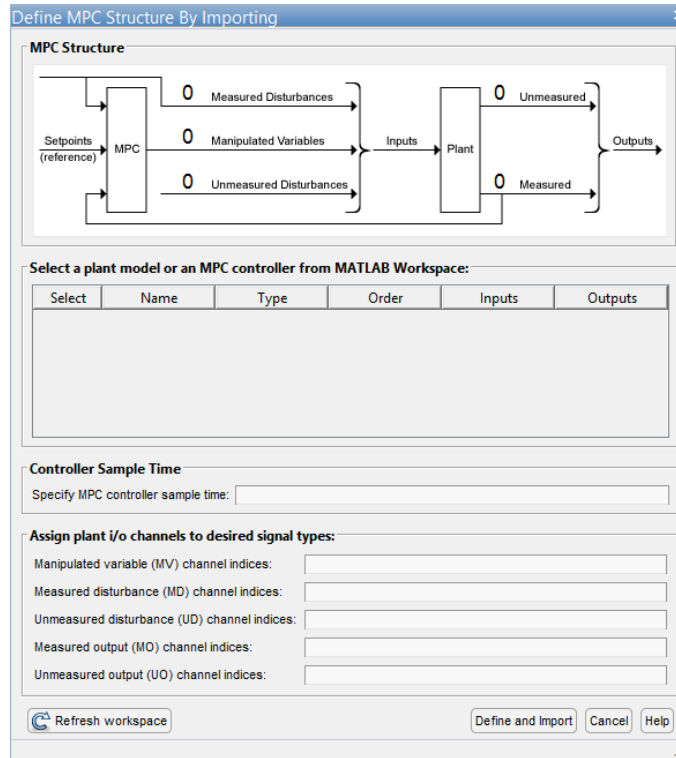


Nota. Menú que contiene las opciones generales en la interfaz para diseño de controladores predictivos.

Allí se despliegan los distintos modelos almacenados en el workspace de Matlab. Se debe seleccionar el modelo a trabajar y verificar en el diagrama que sea correcto el número de variables

de entrada y salida. De igual manera se puede hacer la edición de algunos parámetros como el tiempo de muestreo. Estos parámetros se van a ajustar en futuros pasos. Para finalizar la importación se presiona “Define and Import”.

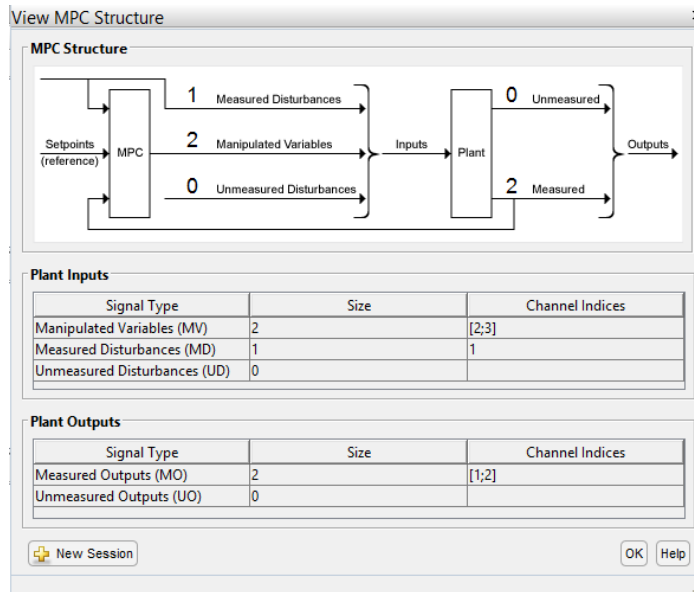
**Figura 12:** Interfaz de importación de modelo.



Nota. Interfaz que permite importar un modelo almacenado en el workspace de Matlab, para dar comienzo al diseño de controladores predictivos.

En este proyecto se ajustan los canales de las entradas para establecer que la primera entrada es de tipo perturbación medible MD y las otras dos son variables manipulables MV. Este ajuste puede mejorar el desempeño del controlador ya que cambia su estructura teniendo en cuenta que una de sus entradas es una perturbación. Esto es posible debido a la información de la velocidad del viento proporcionada por el sistema de detección LiDAR.

**Figura 13:** vista previa de ajuste de modelo.



Nota. Menú de vista previa de ajustes realizados en el modelo seleccionado para comienzo de diseño de controlador predictivo.

#### 4.2.2. *Tiempo de muestreo, Horizonte de control y de Predicción*

La recomendación en la práctica es escoger un tiempo de muestreo inicial y mantener este valor a lo largo de los demás ajustes. Si se puede observar de manera obvia que esta elección resulta ser inadecuada, se debe retornar a escoger un nuevo valor y continuar la revisión de los demás ajustes.

A medida que se reduce el tiempo de muestreo, se mejora la respuesta a perturbaciones, sin embargo, también aumenta el esfuerzo computacional. Por lo tanto, se debe buscar un equilibrio entre estos dos factores.

Para este diseño se escogió un tiempo de muestreo de 0.05 segundos. Los valores que el Matlab asigna por defecto al diseño para el horizonte de predicción y de control fueron

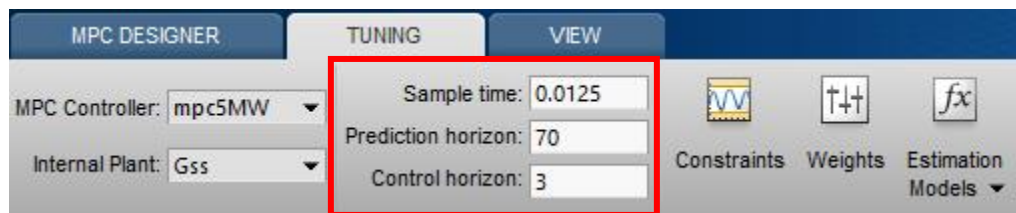
modificados a 50 intervalos y 3 intervalos, respectivamente. A continuación, se muestra cómo se asignan estos valores en el menú de ajuste del MPC.

**Tabla 4:** *Sample time, Horizonte de control y de predicción.*

<b>Tiempo de muestreo</b>	0.0125 segundos
<b>Horizonte de predicción</b>	70
<b>Horizonte de control</b>	3

Nota. En esta tabla están especificados los datos asignados al tiempo de muestreo, horizonte de control y horizonte de predicción del controlador.

**Figura 14:** *Interfaz de ingreso de datos de tiempo de muestreo y horizontes.*

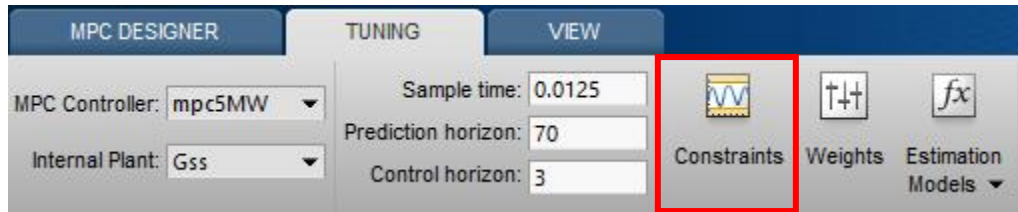


Nota. Menú de ingreso de datos asignados a tiempo de muestreo, horizonte de control y horizonte de predicción en el MPC Designer.

#### **4.2.3. Restricciones de variables**

Este es un apartado fundamental que contribuye en gran medida a un buen ajuste del controlador. Para comenzar el ajuste de restricciones se debe presionar el botón “Constraints” en el menú de ajuste del MPC Designer.

**Figura 15:** Botón de restricciones.



Nota. Botón de ingreso de datos asignados a las restricciones de las variables de entrada y salida.

Al escoger las restricciones se debe tener en cuenta los límites físicos de las variables de entrada y salida y sus tasas de crecimiento y decrecimiento. A continuación, se asignan los valores de las restricciones a cada variable y se muestra como son ingresadas en la interfaz de diseño.

**Tabla 5:** Restricciones de variables de entrada.

Canal	Variable	Min	Max	RateMin	RateMax
u(1)	$\theta$	0°	90°	-8 gad/s	8 gad/s
u(2)	$Mg$	0	47402.97 N-m	-15000 N-m/s	15000 N-m/s

Nota. Tabla con los datos asignados a las restricciones de las variables de entrada.

**Tabla 6:** Restricciones de variables de salida.

Canal	Variable	Min	Max
y(1)	$\omega$	6.9 rpm	12.1 rpm
y(2)	$X_t$	-0.02 m	0.4 m

Nota. Tabla con los datos asignados a las restricciones de las variables de salida.

**Figura 16:** Interfaz de ingreso de datos de restricciones.

Channel	Type	Min	Max	RateMin	RateMax
u(1)	MV	-0.087266462...	1.5707963267...	-0.139626340...	0.1396263401...
u(2)	MV	0	47402.97	-15000	15000

Channel	Type	Min	Max
y(1)	MO	0.722566310325652	1.26710903694788
y(2)	MO	-0.02	0.4

Nota. Figura que muestra la interfaz donde se asignan las restricciones para variables de entrada y sus ratas de cambio; y variables de salida.

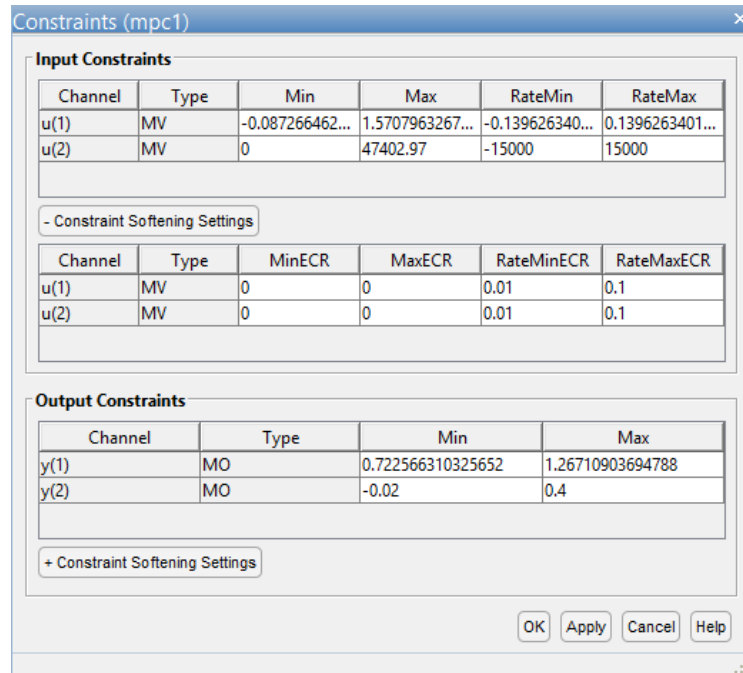
Tener en cuenta que los datos correspondientes a ángulos y velocidades angulares deben ser ingresados en unidad de radianes y radianes por segundo, respectivamente.

#### **4.2.4. Suavizando las restricciones**

Establecer fuertes restricciones tanto en las variables como en sus ratas de cambio puede provocar señales de advertencia en el diseño del controlador. Para prevenir esto, se suavizan las restricciones.

Este procedimiento se realiza ampliando el menú de suavizando restricciones en la interfaz de ingreso de restricciones. Para este diseño se ajustan las ratas de cambio ECR mínima y máxima como se muestra a continuación. Este provee la flexibilidad de suavizar la rata de cambio de las variables manipulables permitiendo obtener una solución viable.

**Figura 17:** Interfaz de ajuste de restricciones.

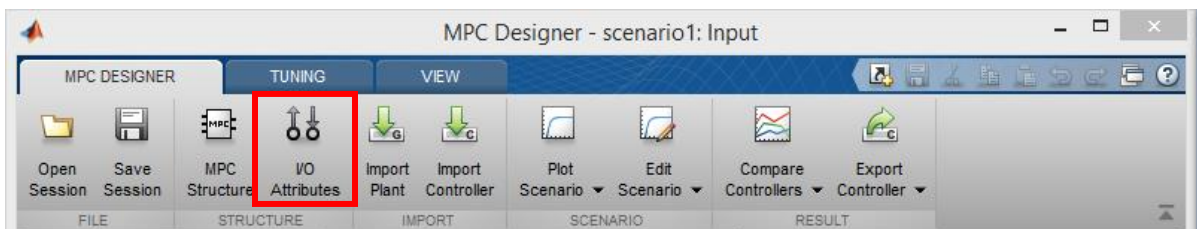


Nota. Figura que muestra la interfaz de ingreso de datos para suavizar restricciones de las variables y sus ratas de cambio.

#### 4.2.5. Atributos de entradas y salidas

En esta etapa del diseño se definen los nombres de las variables, las unidades, el valor nominal y el factor de escala. Al ingresar a “I/O Attributes” en el menú superior, se despliega una ventana donde se ajustan estos parámetros anteriormente mencionados.

**Figura 18:** Botón de atributos de entradas y salidas.



Nota. Botón para ingreso de datos de atributos de las variables de entrada y salida en el menú de diseño MPC.

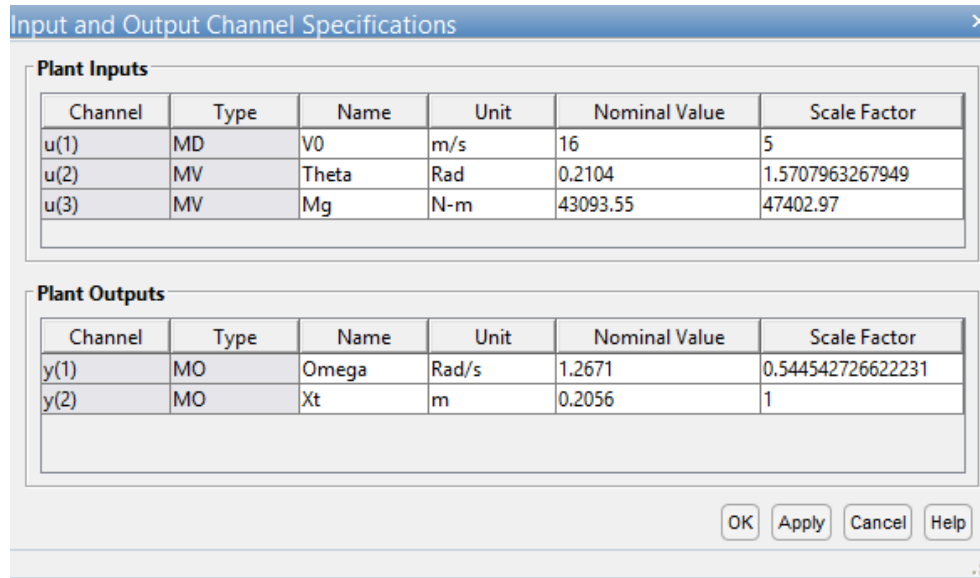
A continuación, se asignan los valores a ingresar. El valor nominal corresponde al valor en estado estacionario obtenido en la etapa de linealización. Se asigna un valor nominal a la perturbación correspondiente al punto de operación. La recomendación en la práctica es establecer el valor del factor de escala como el rango entre el valor mínimo y máximo de cada variable de entrada y salida de la planta.

**Tabla 7:** *Tabla de atributos de las variables.*

<b>Canal</b>	<b>Variable</b>	<b>Unidades</b>	<b>Valor Nominal</b>	<b>Factor de Escala</b>
u(1)	$V_0$	m/s	16	5
u(2)	$\theta$	Rad	0.210387	1.658063
u(3)	$M_g$	N-m	43093.55	47402.97
y(1)	$\omega_r$	Rad/s	1.2671	0.544543
y(2)	$X_t$	m	0.2056	0.42

Nota. En esta tabla se recopilan los datos asignados a cada atributo de las variables de entrada y variables de salida.

**Figura 19:** Interfaz de ingreso de atributos de variables.

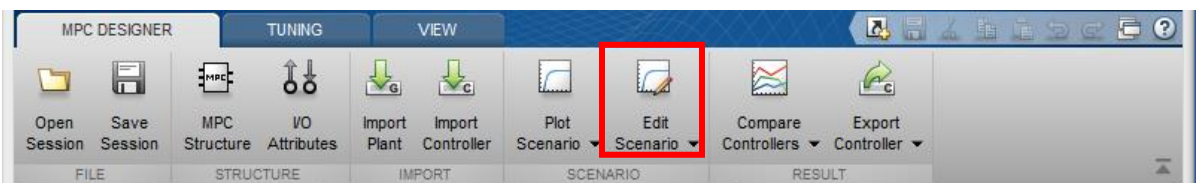


Nota. Figura de interfaz de ingreso de datos asignados en la tabla de atributos de variables de entrada y salida.

#### 4.2.6. Ajuste de escenario

En este apartado se van a realizar los ajustes de duración de la simulación y los valores de referencia para cada una de las variables de salida, también llamadas salidas medibles (MO), además del comportamiento de la perturbación medible. En el menú superior se selecciona el botón “Edit Scenario” y el escenario que se va a editar, en este caso será el “escenario1”, cuyo nombre fue creado por defecto en la herramienta.

**Figura 20:** Botón de edición de escenario.



Nota. Botón de ingreso a edición de escenario en el menú de diseño de controlador predictivo.

Para una total observación de las gráficas en la simulación se escoge un tiempo de 70 segundos, a pesar de que la referencia se debe alcanzar en un lapso de tiempo mucho menor que este. Los valores de referencia serán de tipo “Constant” aplicado en los valores nominales para la velocidad del rotor y deflexión longitudinal, en el punto de operación. El comportamiento de la perturbación medible se escoge de tipo pulso ya que es la señal que más se asemeja a la señal usada en la planta. Estos valores se muestran a continuación:

**Tabla 8:** Referencias de variable y tiempo de simulación.

<b>Tiempo de simulación</b>	70 segundos
<b>Referencia de MO1</b>	1.2671 rad/s
<b>Referencia de MO2</b>	0.2056 m

Nota. Tabla que recopila los datos asignados al tiempo de simulación en el diseño y los valores de referencia para las salidas medibles MO1 y MO2.

De igual forma, se asigna un tamaño de perturbación de 5 en el segundo 30 y de duración de 10 segundos. Este es el aumento y comportamiento aproximado en la señal real de perturbación en la planta.

**Figura 21:** Interfaz de ingreso de datos de escenario.

**Simulation Scenario: scenario1**

**Simulation Settings**

Plant used in simulation: Default (controller internal model)

Simulation duration (seconds): 70

Run open-loop simulation       Use unconstrained MPC  
 Preview references (look ahead)       Preview measured disturbances (look ahead)

**Reference Signals (setpoints for all outputs)**

Channel	Name	Nominal	Signal	Size	Time	Period
r(1)	Ref of Om...	1.2671	Constant			
r(2)	Ref of Xt	0.2056	Constant			

**Measured Disturbances (inputs to MD channels)**

Channel	Name	Nominal	Signal	Size	Time	Period
u(1)	V0	16	Pulse	5	30	10

**Output Disturbances (added at MO channels)**

Channel	Name	Nominal	Signal	Size	Time	Period
y(1)	Omega	0	Constant			
y(2)	Xt	0	Constant			

**Load Disturbances (added at MV channels)**

Channel	Name	Nominal	Signal	Size	Time	Period
u(2)	Theta	0	Constant			
u(3)	Mg	0	Constant			

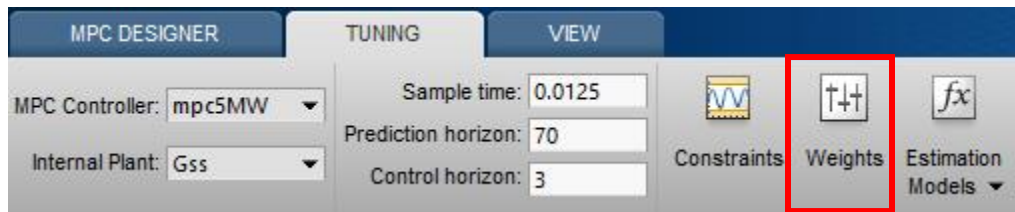
OK Apply Cancel Help

Nota. Interfaz de ingreso de datos asignados en la tabla de valores de referencia y tiempo de simulación y comportamiento de perturbación.

#### 4.2.7. *Peso de las variables*

Este paso resulta fundamental a la hora de diseñar un controlador predictivo. Los pesos de las variables y sus ratas de cambio definen en gran medida el desempeño del controlador. Para el ajuste se ingresa a la interfaz de pesos en el menú de ajuste.

**Figura 22:** Botón de ingreso a interfaz de pesos.



Nota. Imagen donde muestra el botón de ingreso a los ajustes de los pesos en el menú de ajuste de MPC.

La casilla “Weights” penaliza el valor de esta variable con respecto a su valor nominal, es decir, al asignar un valor positivo en esta casilla, se castiga que esta misma variable se establezca en un valor diferente a su valor nominal. Por el contrario, si se asigna un valor de 0, se define entonces que la variable puede tomar cualquier valor dentro de sus restricciones mínimas y máximas. En la casilla “Rate Weight” se penaliza la razón de cambio de las variables, es decir, al asignar un valor positivo se castiga que la velocidad de cambio de las MV sea muy grande, por el contrario, si se asigna un valor de 0, la variable puede aumentar o disminuir a cualquier rata dentro de las restricciones determinadas.

Para este diseño se busca que todas las variables alcancen sus valores nominales en un tiempo menor, esto es fundamental para mejorar el desempeño con respecto a otros controladores. Para buscar obtener estos resultados, además de tener en cuenta la robustez del controlador, se asignaros los siguientes valores a las variables.

**Tabla 9:** Pesos de variables

Canal	Variable	Weight	Rate Weight
u(2)	$\theta$	70	20
u(3)	$M_g$	70	20
y(1)	$\omega_r$	75	
y(2)	$X_t$	60	

Nota. En esta tabla se recopilan los datos asignados a los pesos de las variables de entrada y de salida.

**Figura 23:** Interfaz de asignación de pesos de variables.

The screenshot shows a dialog box titled "Weights (mpc5MW)". It is divided into three main sections:

- Input Weights (dimensionless):** A table with 5 columns: Channel, Type, Weight, Rate Weight, and Target. It lists two rows: u(1) with Type MV, Weight 70, Rate Weight 20, and Target nominal; and u(2) with Type MV, Weight 70, Rate Weight 20, and Target nominal.
- Output Weights (dimensionless):** A table with 3 columns: Channel, Type, and Weight. It lists two rows: y(1) with Type MO and Weight 75; and y(2) with Type MO and Weight 60.
- ECR Weight (dimensionless):** A text field labeled "Weight on the slack variable:" with the value "100000" entered.

At the bottom right, there are four buttons: OK, Apply, Cancel, and Help.

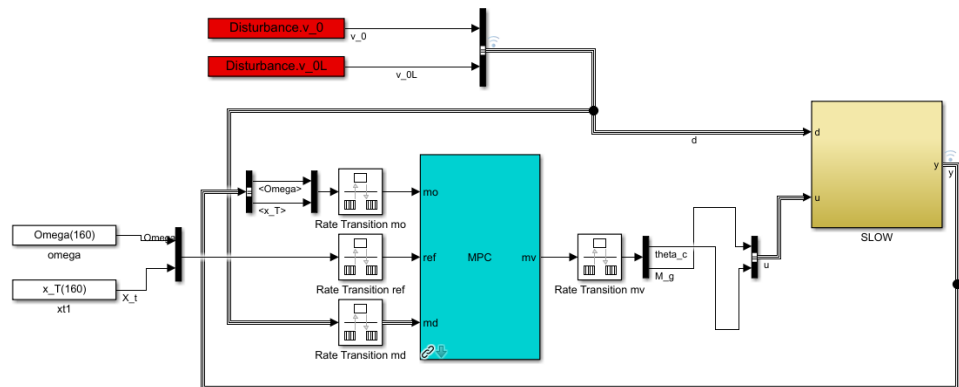
Nota. Interfaz de ingreso de datos asignados a los pesos y ratas de cambio para las variables manipulables MV y variables de salida MO.

### 4.3. Validación de controlador predictivo

La validación se lleva a cabo al simular ambos controladores en el punto de operación escogido y en condiciones de operación por encima y por debajo de este mismo punto. Se realiza una validación gráfica y numérica.

Una planta en Matlab-Simulink cuya aerodinámica simula el funcionamiento de una turbina eólica flotante será usada para realizar la validación del controlador en el punto de operación escogido. A continuación, se muestra el montaje del controlador:

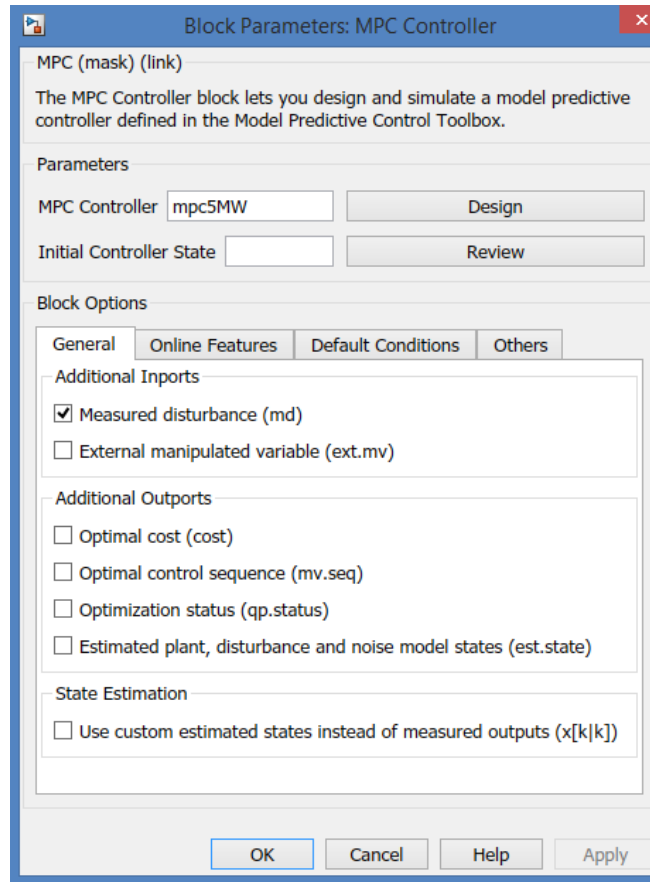
*Figura 24: Montaje de MPC a planta.*



Nota. Interfaz de montaje del controlador MPC a la planta de nombre SLOW que simula una turbina eólica.

Como se observa, se implementa un bloque “MPC Controller” donde se asigna el controlador diseñado llamado en este caso “mpc5MW”. En este diseño se tiene presente la velocidad del viento como una perturbación, se debe establecer en el menú de ajustes del MPC Controller la entrada “Measured Disturbance (md)”. Esta perturbación es de tipo medible gracias a la asistencia del sistema de detección LiDAR implementado en la planta.

*Figura 25: Interfaz de datos de MPC.*

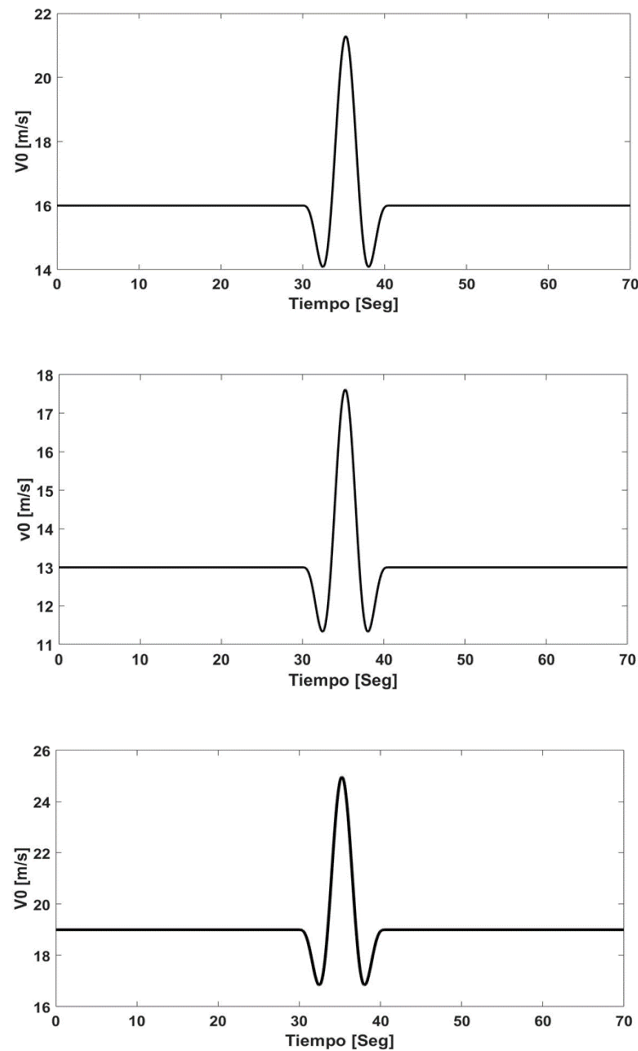


Nota. Figura donde se muestra el panel de ajuste e ingreso de datos para el bloque MPC controller en el montaje de Simulink.

Posterior a la implementación del bloque se debe crear y conectar los valores de referencia de cada variable de salida. Estos valores son los establecidos en la fase de linealización en estado estacionario. De igual manera se realizan las conexiones de la realimentación en las salidas medibles (mo) y la perturbación medible (md). Se pueden observar en el montaje los bloques “Rate Transition”, cuya función es asegurar la integridad de los datos que se transfieren de un bloque a otro, cuando estos funcionan a una tasa diferente.

Un factor muy importante es la perturbación ingresada. Esta es una señal llamada “Ricker wavelet” o también llamada “Mexican Hat wavelet” por su distinguida forma similar a un sombrero mexicano. Se establece su valor nominal según la condición de operación y la perturbación se produce en la mitad del tiempo de simulación.

**Figura 26:** Velocidad del viento.



Nota. Gráfica que muestra el comportamiento de las señales que representan la velocidad del viento con una perturbación de tipo “Mexican hat” en la mitad del tiempo de simulación.

El fundamento de esta validación se basa en la comparación con un controlador de tipo PI No Lineal de referencia llamado “Baseline Controller”. Este controlador se implementa a la misma planta como se muestra a continuación.

Los índices usados para la validación numérica se muestran a continuación.

**Tabla 10:** Índices de validación.

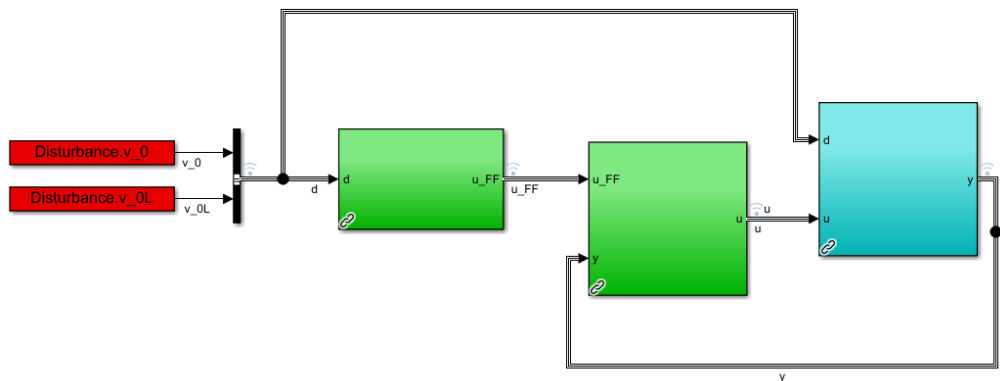
Integral del valor absoluto del error IAE 
$$\mathbf{IAE} = \int_0^{\infty} |e(t)| dt$$

Integral del valor absoluto de la diferencia entre la señal de control y su valor nominal IAC 
$$\mathbf{IAC} = \int_0^{\infty} |u_{ref} - u(t)| dt$$

Integral del valor absoluto del error ponderado ITAE 
$$\mathbf{ITAE} = \int_0^{\infty} t|e(t)| dt$$

Nota. Tabla donde se muestran las ecuaciones para realizar la validación numérica en cada controlador implementado.

**Figura 27:** Interfaz del Baseline controller.



Nota. Interfaz gráfica del controlador de referencia usado en el proceso de validación.

## 5. Resultados

### 5.1. Linealización de modelo

En la siguiente tabla se muestran los valores en estado estacionario de las variables de entrada y de salida en el punto de operación. Estos valores nos indican los valores de referencia.

**Tabla 11:** Valores en estado estable de las entradas.

Variables de entrada en $V_0 = 16 \text{ m/s}$	
$\theta$	0.2104 [Rad]
$M_g$	43097.056 [N - m]

Nota. En esta tabla están los valores que deben tomar las variables de entrada en estado estacionario en el punto de operación escogido.

**Tabla 12:** Valores en estado estable de las salidas.

Variables de salida en $V_0 = 16 \text{ m/s}$	
$\omega$	1.2671 [Rad/seg]
$X_t$	0.2056 [m]

Nota. En esta tabla están los valores que deben tomar las variables de salida. Estos son los valores de referencia que deben ser ingresados al MPC.

Como resultado del proceso de linealización por series de Taylor se obtuvieron las siguientes funciones de transferencia. Tener en cuenta que el primer sub índice representa la variable de salida y el segundo subíndice representa la variable de entrada, incluyendo la perturbación. La variable de salida 1 será la velocidad del rotor  $\omega$  y la 2 será la deflexión de la torre  $X_t$ . Para las variables de entrada 1, 2 y 3 se asignan la velocidad del viento  $V_0$ , el ángulo de las aletas  $\theta$  y el torque del generador  $M_g$ , respectivamente.

$$G_{11} = \frac{0.0249s^2 + 0.0006688s + 0.1032}{s^3 + 0.3181s^2 + 4.155s + 0.6783}$$

$$G_{12} = \frac{-0.9486s^2 + 0.01294s + 3.931}{s^3 + 0.3181s^2 + 4.155s + 0.6783}$$

$$G_{13} = \frac{-2.215 * 10^{-6}s^2 - 3.422 * 10^{-7}s - 9.181 * 10^{-6}}{s^3 + 0.3181s^2 + 4.155s + 0.6783}$$

$$G_{21} = \frac{0.1774s + 0.009016}{s^3 + 0.3181s^2 + 4.155s + 0.6783}$$

$$G_{22} = \frac{-8.907s - 0.6948}{s^3 + 0.3181s^2 + 4.155s + 0.6783}$$

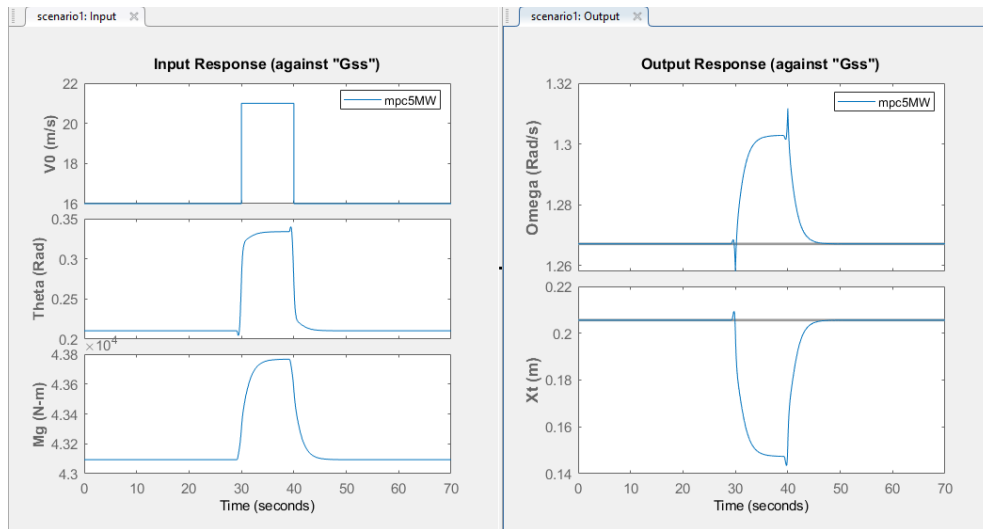
$$G_{23} = \frac{1.782 * 10^{-6}}{s^3 + 0.3181s^2 + 4.155s + 0.6783}$$

Estas funciones de transferencia hacen parte de la matriz de transferencia G, el cual es ingresada como un espacio de estados. Este modelo lineal es la base del controlador a diseñar.

## 5.2. Diseño en Toolbox MPC Designer de Matlab

Luego de aplicar todos los ajustes pertinentes en la fase de diseño se puede observar un comportamiento preliminar del controlador en la misma herramienta de diseño. Allí se encuentran las variables y el seguimiento a través del tiempo de simulación. Este resulta ser un buen punto de referencia para observar el desempeño del controlador que está en proceso de diseño. A continuación, se muestran las gráficas del controlador diseñado en la herramienta MPC Designer.

**Figura 28:** Seguimiento de variables en MPC.



Nota. En esta imagen se observa el seguimiento a través del tiempo de simulación de las variables de salida y los valores de las variables de entrada en el controlador diseñado.

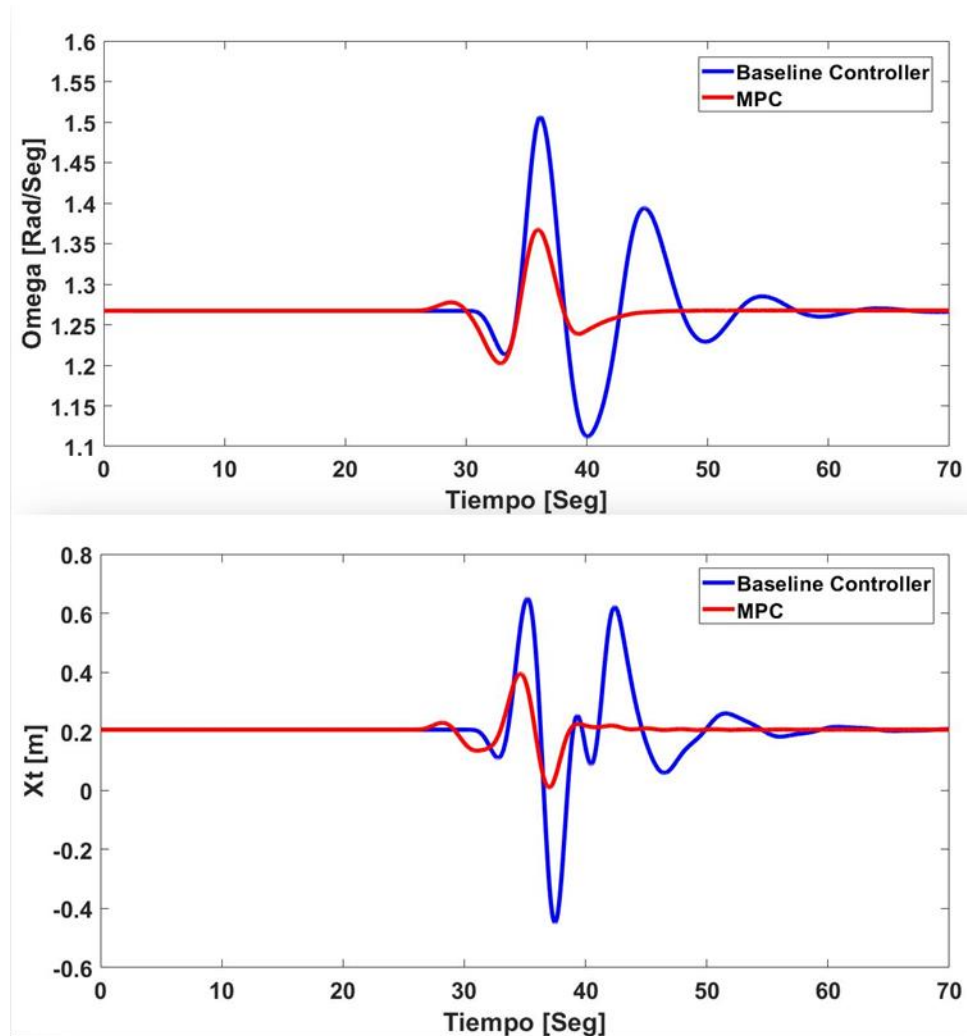
### 5.3. Validación de controlador predictivo

Para observar los resultados de ambos controladores se cargan los parámetros de la planta en el Workspace de Matlab y se procede a simular la planta con cada uno de los controladores. A continuación, se muestran los resultados obtenidos en la simulación para cada condición de operación.

Se logra graficar el comportamiento de cada una de las señales en todo el proceso de control. Es evidente la diferencia entre el desempeño de ambos controladores en el mismo tiempo de simulación. Las gráficas de cada señal se muestran a continuación.

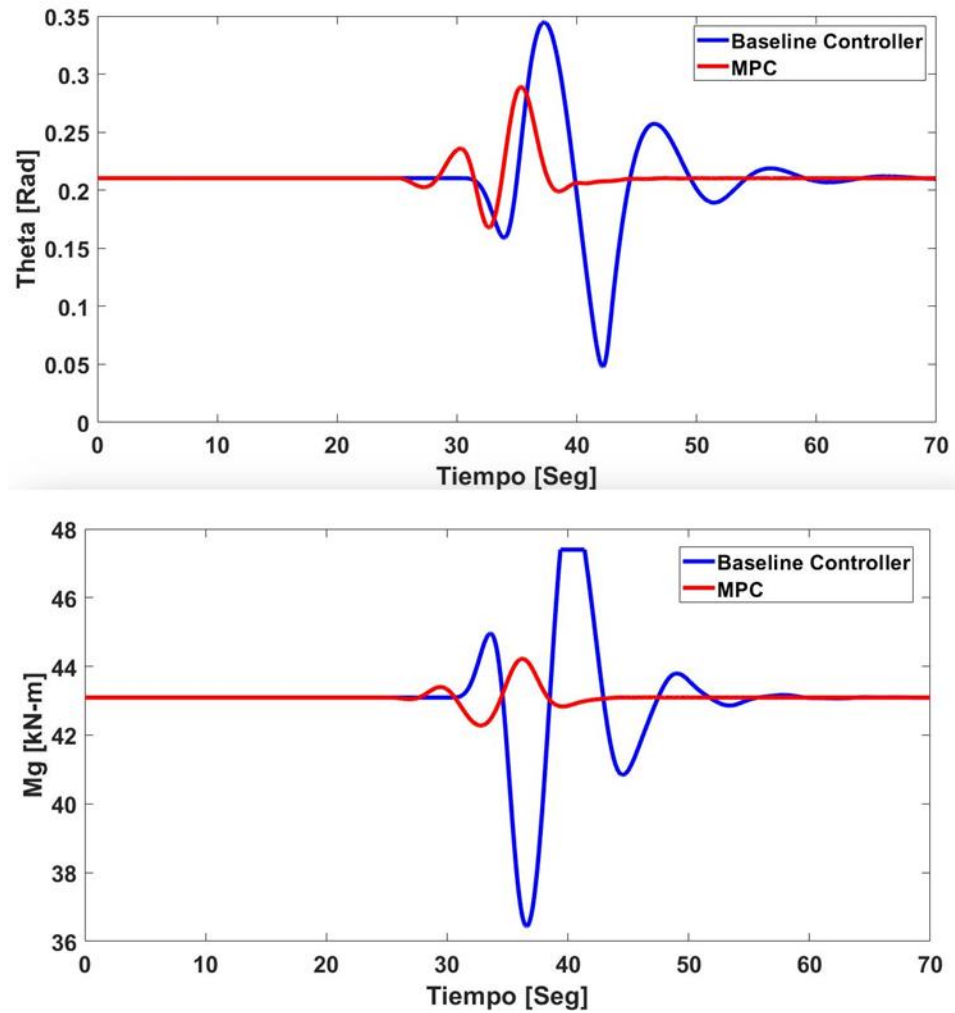
### 5.3.1. Validación gráfica

**Figura 29:** Valores de variables de salida para  $V_0 = 16$  m/s.



Nota. En esta figura estan graficados los valores que toman las variables de salida para la condición de operación de 16 m/s.

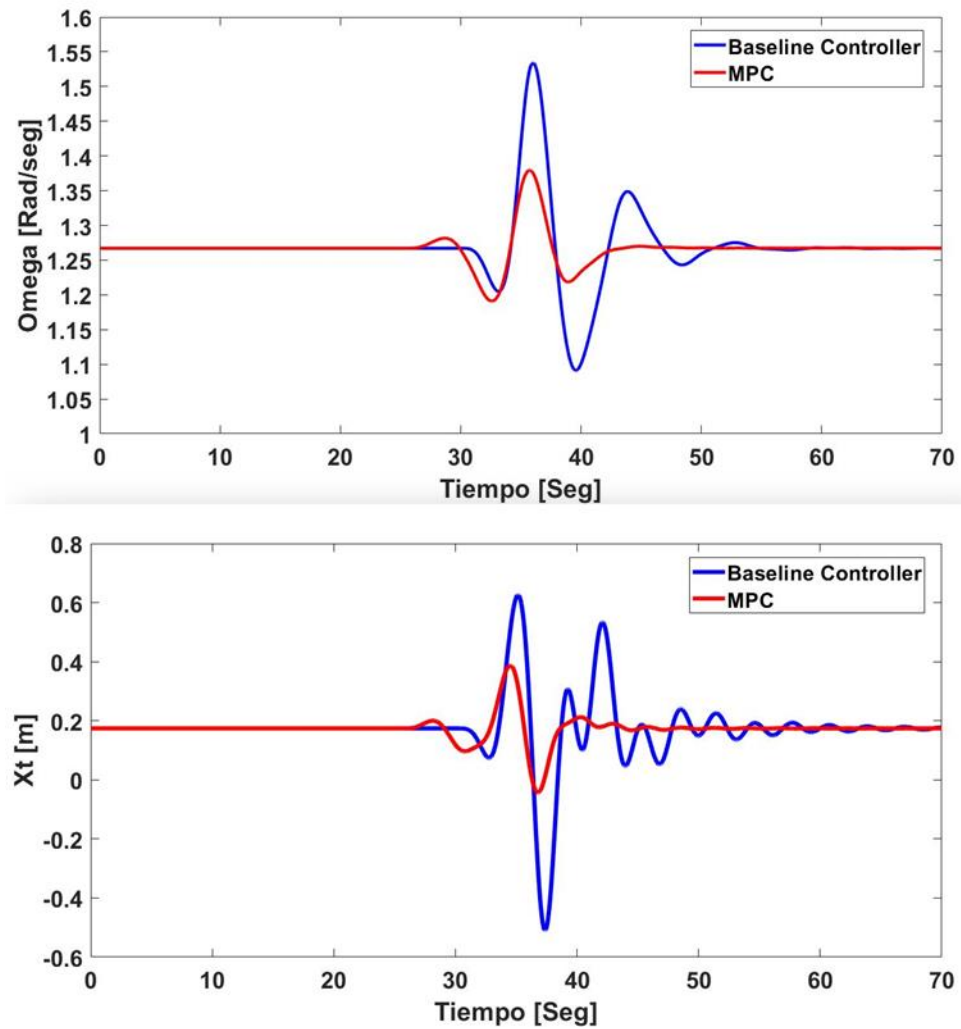
**Figura 30:** Valores variables de entrada para  $V_0 = 16 \text{ m/s}$ .



Nota. En esta figura estan graficados los valores que toman las variables de entrada para lograr el control en la condición de operación de 16 m/s.

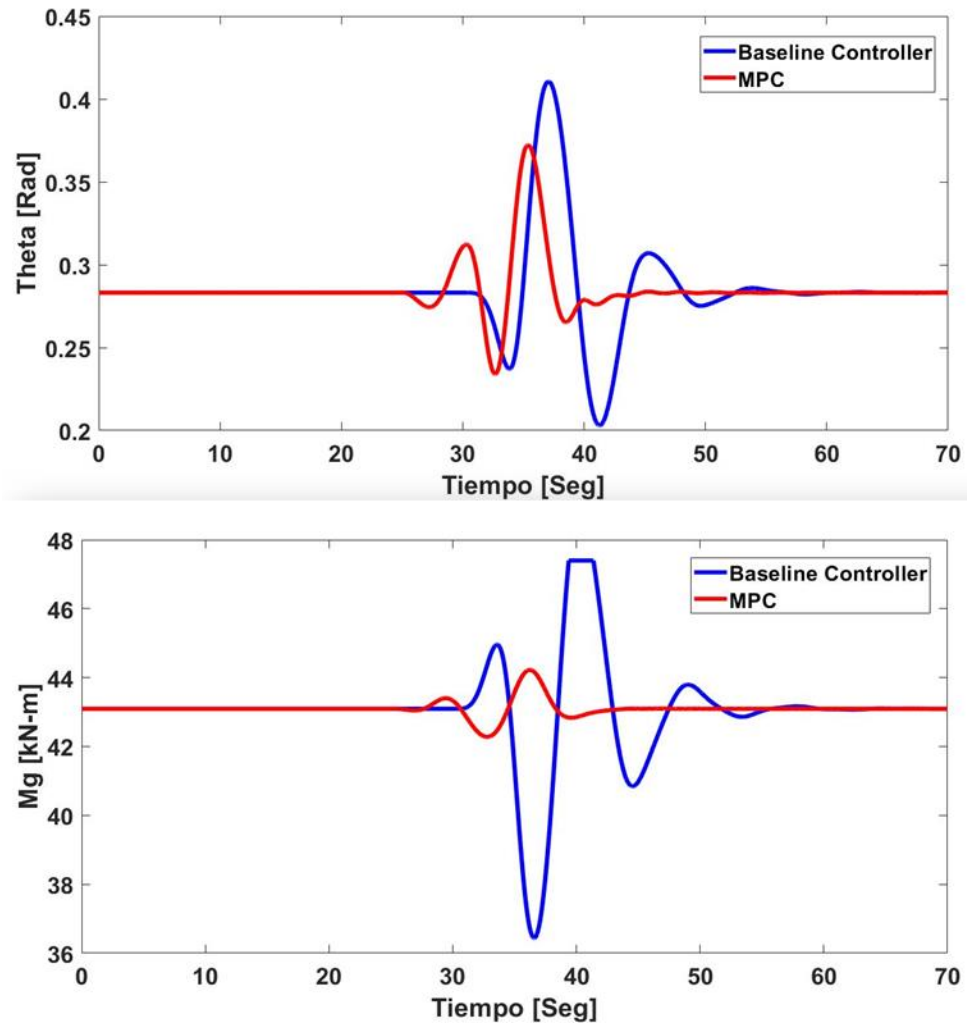
A continuación se muestran el mismo tipo de grafica para una condición por encima del punto de operación de diseño.

**Figura 31:** Valores de variables de salida para  $V_0 = 19$  m/s.



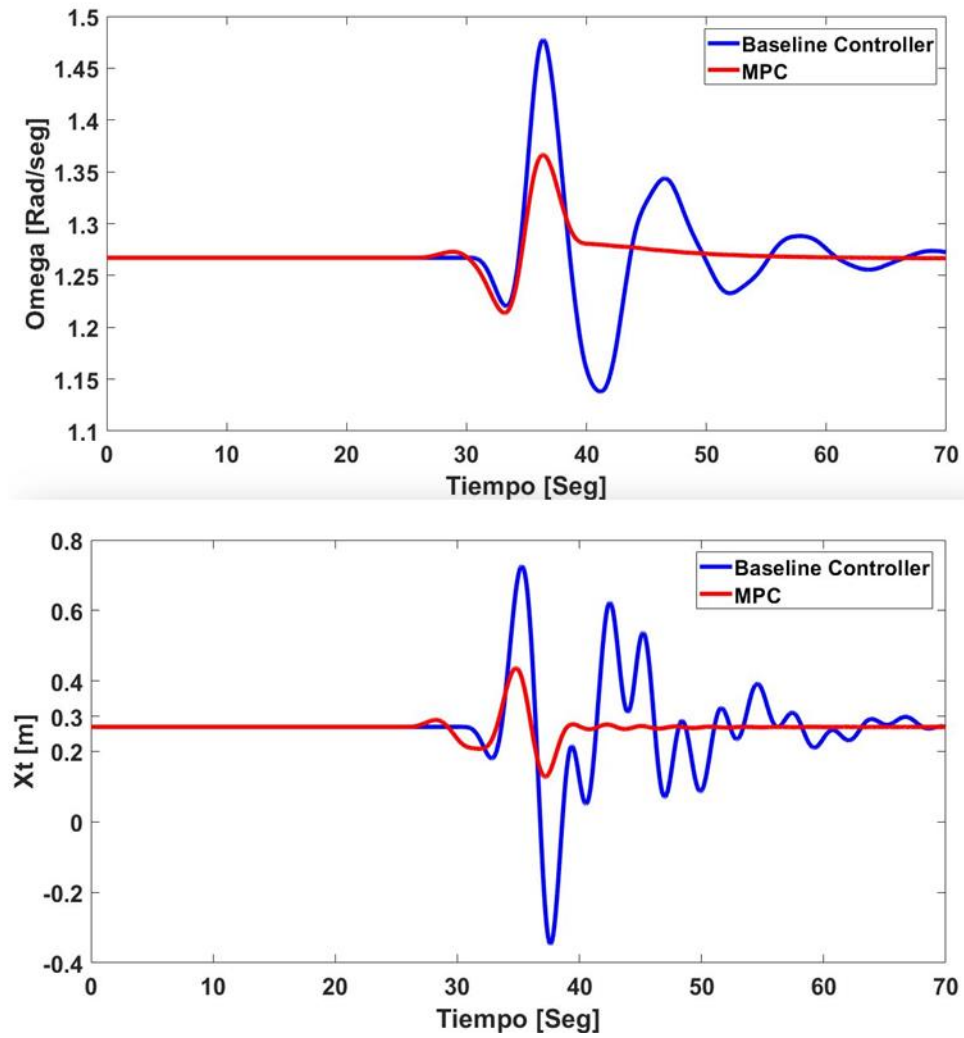
Nota. En esta figura estan graficados los valores que toman las variables de salida para la condición de operación de 19 m/s.

*Figura 32: Valores variables de entrada para  $V_0 = 19 \text{ m/s}$ .*



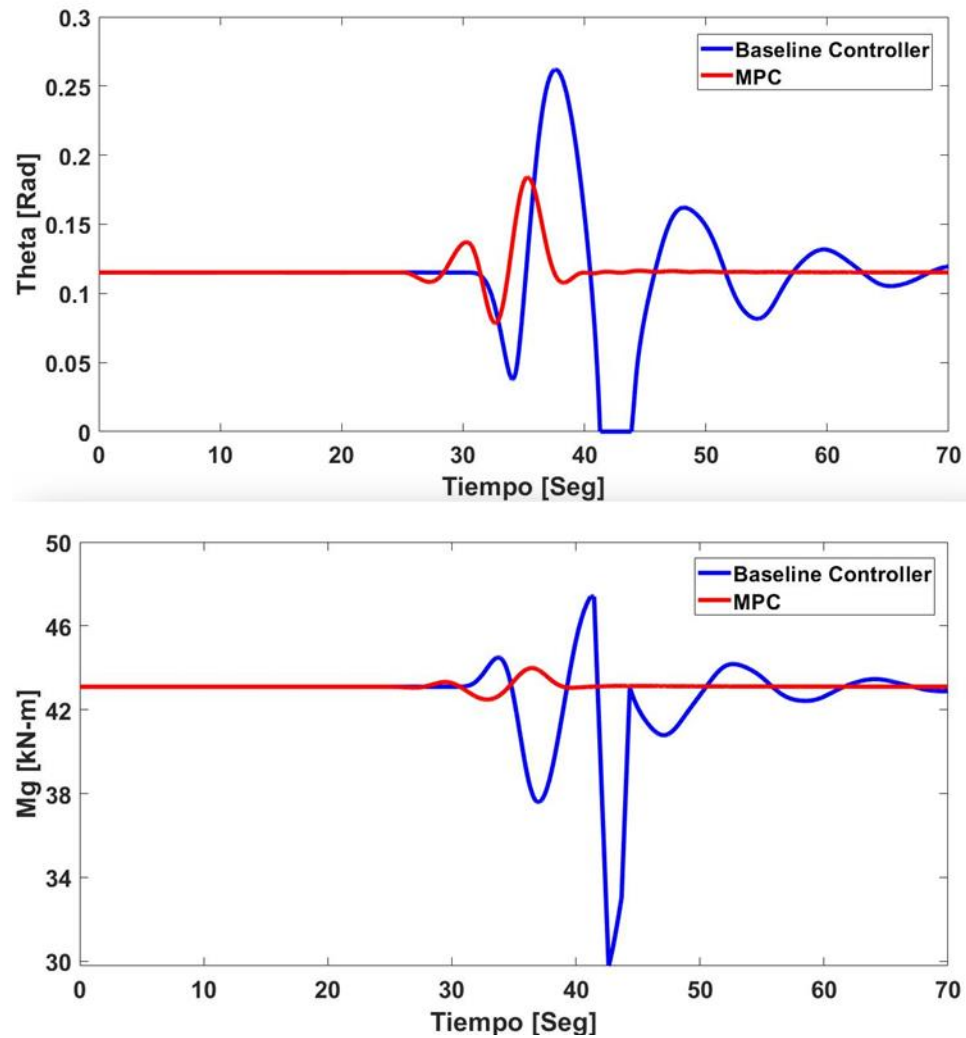
Nota. En esta figura estan graficados los valores que toman las variables de entrada para lograr el control en la condición de operación de 19 m/s.

**Figura 33:** Valores de variables de salida para  $V_0 = 13 \text{ m/s}$ .



Nota. En esta figura estan graficados los valores que toman las variables de salida para la condición de operación de 13 m/s.

**Figura 34:** Valores variables de entrada para  $V_0 = 13 \text{ m/s}$ .



Nota. En esta figura estan graficados los valores que toman las variables de entrada para lograr el control en la condición de operación de 13 m/s.

### 5.3.2. Validación numérica

En esta fase de la etapa de validación se muestran los resultados del calculo de cada índice de validación para cada controlador. Estos índices representan el desempeño del controlador ante según el error de las variables de salida (IAE), el esfuerzo de control (IAC) y el error a lo largo del tiempo (ITAE).

**Tabla 13: Resultados de índice IAC**

IAC	V0 = 13 m/s		V0 = 16 m/s		V0 = 19 m/s	
	MPC	Baseline Controller	MPC	Baseline Controller	MPC	Baseline Controller
$M_g$	4734	62690	5311	50740	5880	42140
$\theta$	0,2783	1,47	0,3358	1,165	0,393	0,7607

Nota. En esta tabla se muestran los resultados deñl calculo para el indice IAC en cada controlador para cada condicion de operaci3n.

**Tabla 14: Resultados de índice IAE.**

IAE	V0 = 13 m/s		V0 = 16 m/s		V0 = 19 m/s	
	MPC	Baseline Controller	MPC	Baseline Controller	MPC	Baseline Controller
$\omega$	0,542	1,577	0,513	1,712	0,606	1,471
$X_t$	0,779	4,117	0,951	3,545	1,066	3,161

Nota. En esta tabla se muestran los resultados deñl calculo para el indice IAE en cada controlador para cada condicion de operaci3n.

**Tabla 15: Resultados de índice ITAE.**

ITAE	V0 = 13 m/s		V0 = 16 m/s		V0 = 19 m/s	
	MPC	Baseline Controller	MPC	Baseline Controller	MPC	Baseline Controller
$\omega$	20,32	67,15	18,37	70,47	21,5	57,39
$X_t$	27,38	174,5	33,38	143,7	37,64	125,9

Nota. En esta tabla se muestran los resultados deñl calculo para el indice ITAE en cada controlador para cada condicion de operaci3n.

## 6. Conclusiones

Acorde al objetivo general del proyecto, el cual es diseñar y validar numéricamente un controlador predictivo basado en modelo, asistido por tecnología de detección LiDAR, para optimizar el rendimiento de conversión energética de una turbina eólica flotante de 5 MW; se presentan las siguientes conclusiones como prueba del cumplimiento del mismo.

La recopilación de datos en la fase de resultados permite observar el sobresaliente desempeño del controlador predictivo basado en modelo diseñado, en comparación con el controlador de tipo PI previamente sintonizado, en el punto de operación de 16 m/s y en condiciones por encima y por debajo de este punto de operación. Tanto los valores de los picos como el tiempo de establecimiento de la señal son menores. Por lo tanto, se concluye que el controlador MPC diseñado en este proyecto mejora notablemente las condiciones de operación, traduciéndose así en un mejoramiento de la captación energética de la turbina eólica flotante.

La implementación de nuevas técnicas avanzadas de control permite que estos sistemas operen en mejores condiciones que las que ofrecen las técnicas clásicas de control. Esta técnica de control en específico permite considerar sistemas MIMO, restricciones en los actuadores, razones de cambio y los rechazos a perturbaciones externas, entre otros parámetros; demostrando así que la técnica de control predictivo basado en modelo MPC puede ser superior en desempeño e implementación a otras técnicas clásicas, en estos sistemas de generación de energía eólica.

Finalmente, se concluye la gran importancia de implementar los sistemas de control en estos sistemas de conversión energética. Esto provee a la turbina un funcionamiento óptimo, evitando pérdidas de dinero en costos asociados a su manufactura, implementación y

mantenimiento durante su ciclo de vida. Además de prevenir un funcionamiento indebido que pueda conllevar a un evento catastrófico del sistema.

## Referencias Bibliográficas

- Ogata, K. (2010). *Ingeniería de control moderna* (5.<sup>a</sup> ed.). Pearson Educación.
- Gosk, A. (2011b). *Model Predictive control of a Wind Turbine*.  
<https://www2.imm.dtu.dk/pubdb/edoc/imm6110.pdf>
- Henriksen, L. C. (2011). Model Predictive Control of Wind Turbines. Technical University of Denmark. IMMPHD-2010-244  
<http://www.imm.dtu.dk/English/Service/Phonebook.aspx?lg=showcommon&id=268500>
- Bemporad, A., Ricker, N. L., & Morari, M. (2019). *Model Predictive Control Toolbox User's Guide*.
- Carreño, J. J., & Villamizar, R. (2018, junio). *Nonlinear robust control of offshore wind turbines based on flat filtering and reset compensation*. International Conference on Control and Automation, Anchorage, USA.
- Pao, L. Y., & Johnson, K. E. (2011). Control of Wind turbines Approaches, challenges and Recent developments. *IEEE CONTROL SYSTEMS MAGAZINE*.  
<https://doi.org/10.1109/MCS.2010.939962>
- Park, J. (1982). *Wind Power Book*. Cheshire Books.
- M. Tomás-Rodríguez, M. Santos. 2019. Modelling and control of floating offshore wind turbines. *Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial* 16, 381-390.  
<https://doi.org/10.4995/riai.2019.11648>
- Wai Hou Lio, J. A. Rossiter and B. L. Jones, "A review on applications of model predictive control to wind turbines," 2014 UKACC International Conference on Control (CONTROL), 2014, pp. 673-678, doi: 10.1109/CONTROL.2014.6915220.
- Jonkman, J., Butterfield, S., Musial, W., & Scott, G. (2009b, febrero). *Definition of a 5-MW Reference Wind Turbine for Offshore System Development*. NREL Transforming Energy.  
<https://www.nrel.gov/docs/fy09osti/38060.pdf>
- Oviedo Salazar, J. L., Badii, M. H., Guillen, A., & Lugo Serrato, O. (2015, abril). Historia y Uso de Energías Renovables. *Daena: International Journal of Good Conscience*, 10(1).  
<http://www.daena-journal.org/>

REN21. (2020b). *RENEWABLES 2020 GLOBAL STATUS REPORT* (15.<sup>a</sup> ed.). weeks.de.  
[https://www.ren21.net/wp-content/uploads/2019/05/gsr\\_2020\\_full\\_report\\_en.pdf](https://www.ren21.net/wp-content/uploads/2019/05/gsr_2020_full_report_en.pdf)

IRENA. (2020). *ESTADÍSTICAS DE CAPACIDAD RENOVABLE 2020*.  
<https://irena.org/publications/2020/Mar/Renewable-Capacity-Statistics-2020>

Boukhezzar, B., & Siguerdidjane, H. (2005, agosto). Nonlinear Control of Variable Speed Wind Turbines without wind speed measurement. *Proceedings of the 44th IEEE Conference on Decision and Control*. Conference on Control Applications, Toronto, Canada.  
<https://doi.org/10.1109/cdc.2005.1582697>

Nassim, K., & Pattel, B. (2018). *Practical Design and Application of Model Predictive Control: MPC for Matlab(r) and Simulink(r) Users* (1.<sup>a</sup> ed.). Butterworth-Heinemann.

Schlipf, D. (2015, junio). *Lidar-Assisted Control Concepts for Wind Turbines*.