



BENEMÉRITA UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE PUEBLA

FACULTAD DE INGENIERÍA

DISEÑO EXPERIMENTAL DEL CONTROL DE ÁNGULO DE  
INCLINACIÓN PARA UN AEROGENERADOR VERTICAL DARRIEUS  
TIPO H

T E S I S

QUE PARA OPTAR POR EL GRADO DE:

Ingeniero Mecánico y Eléctrico

PRESENTA:

Rodrigo Xicale Deaquino

DIRECTOR:

Dr. Víctor Manuel Vázquez Báez

Dra. Yuri Sara Hernández Demesa

 **INGENIERÍA**  
F A C U L T A D

Heroica Puebla de Zaragoza, mayo de 2022



**BUAP**

Oficio No. SAC/0881/2022

**C. Rodrigo Xicale Deaquino -201660867-  
Pasante de la Licenciatura en Ingeniería  
Mecánica y Eléctrica  
Presente.**

En atención al Tema de Tesis que puso Usted a consideración de la Coordinación de Área y de esta Secretaría Académica en coordinación con la Dirección de ésta Facultad de Ingeniería, dentro del marco de Titulación por Examen Profesional en línea, como medio de Titulación se dio revisión y se ha autorizado el tema denominado:

**“DISEÑO EXPERIMENTAL DEL CONTROL DE ÁNGULO DE INCLINACIÓN PARA UN AEROGENERADOR VERTICAL  
DARRIEUS TIPO H”**

Por lo anterior hago de su conocimiento que se asigna como Asesor Interno de tema al Dr. Víctor Manuel Vázquez Báez.

Sin más por el momento, le envío la seguridad de mi consideración más distinguida.

Atentamente  
“Pensar bien para vivir mejor”  
H. Puebla de Z. a 04 de mayo de 2022

M. I. Angel Cecilio Guerrero Zamora  
Director



M'ACGZ/M'VGL/barv  
C.c.p. Archivo

Facultad  
de Ingeniería

Blvd. Valsequillo y Av. San Claudio  
s/n, edif. ING 4, Col. San Manuel,  
Ciudad Universitaria,  
Puebla, Pue. C.P. 72570  
01 (222) 229 55 00 Ext. 7610

**M. I. Angel Cecilio Guerrero Zamora**  
**Director de la Facultad de Ingeniería**  
**Benemérita Universidad Autónoma de Puebla**  
**P r e s e n t e.**

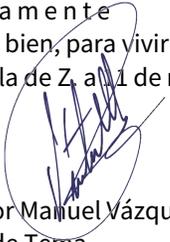
El que suscribe: Dr. Víctor Manuel Vázquez Báez, asesor del tema de tesis:

“DISEÑO EXPERIMENTAL DEL CONTROL DE ÁNGULO DE INCLINACIÓN PARA UN AEROGENERADOR VERTICAL DARRIEUS TIPO H”

Presentada por el C. Rodrigo Xicale Deaquino -201660867-, pasante del Colegio de Ingeniería Mecánica y Eléctrica, y en atención al oficio No. SAC/0881/2022 con fecha de emisión 04 de mayo de 2022, me permito informar a Usted que después de haber revisado cuidadosamente el contenido temático, metodología, redacción y ortografía de la tesis correspondiente, no tengo inconveniente en autorizar la impresión del mismo.

Sin otro particular, le reitero la seguridad de mi más atenta y distinguida consideración.

Atentamente  
“Pensar bien, para vivir mejor”  
H. Puebla de Z, a 1 de mayo de 2022

  
Dr. Víctor Manuel Vázquez Báez  
Asesor de Tema

D'VMVB/BARV  
C.c.p. Interesado  
C.c.p. Archivo



*A mi madre Silvia, por ser el motivo de mi día a día.  
A mi padre Rogelio, por siempre intentarlo.  
A mi hermanos Carlos y Gael, siempre serán la fuerza para continuar.  
A mis abuelos Juan y Antonia, por jamás decir no.*



# Reconocimientos

---

Agradezco a la Dra. Laura Castro Gómez por su tiempo, espacio y consejos. Por permitirme aprender y encaminarme a la investigación.

Agradezco a la Dra. Yuri Sara Hernández Demesa todo el apoyo que me ha brindado, sus conocimientos, su tiempo en días personales, ser incondicional y por permitirme trabajar en su proyecto.

Agradezco al Dr. Victor por la oportunidad de haber trabajado con él.

Agradezco al Dr. Michua y al Dr. Eladio, por su tiempo, consejos, por siempre tener una propuesta de solución y por permitirme aprender de ellos.



# Resumen

---

En esta tesis se muestra el diseño experimental del control de ángulo de inclinación para una turbina eólica vertical Darrieus tipo H que se encuentra instalada en el Instituto Tecnológico de Pachuca, en Pachuca Hidalgo.

La primera parte de esta tesis se centra en el área que describe la motivación por incluir este tipo de alternativa para aumentar la potencia que proporciona este tipo de configuración en las turbinas eólicas.

Después se describe la física que acompaña a las turbinas eólicas de tipo vertical y su modelado computacional que se empleará para desarrollar simulaciones CFD. Esto como parte de la información necesaria para el control del ángulo de ataque. Esta información se emplea para el entrenamiento y función de la red neuronal propuesta. La red neuronal será el objeto principal de todo el control de la turbina eólica y será la encargada de identificar el ángulo adecuado para las características del medio ambiente.

Al final se muestra la implementación del diseño experimental del control para la turbina eólica en Matlab Simulink, empleando la física de la turbina para predecir su comportamiento, las redes neuronales como el control fundamental de la turbina eólica y el uso de un PID para que el control sea robusto.



# Índice general

---

Índice de figuras	ix
Índice de tablas	xi
<b>1. Introducción</b>	<b>1</b>
1.1. Objetivo general . . . . .	2
1.1.1. Objetivos específicos . . . . .	2
1.2. Motivación . . . . .	2
1.3. Planteamiento del problema . . . . .	3
1.4. Turbinas eólicas . . . . .	3
<b>2. Antecedentes</b>	<b>7</b>
2.1. Aerodinámica de la turbina Darrieus . . . . .	9
2.1.1. Rendimiento del perfil aerodinámico . . . . .	10
2.1.2. Dinámica del rotor . . . . .	11
2.2. Modelado computacional . . . . .	12
2.3. CFD . . . . .	13
2.4. Variación del ángulo de ataque . . . . .	14
2.5. Métodos de control del ángulo de ataque . . . . .	15
2.6. Red Neuronal . . . . .	16
2.6.1. MLP-ANN . . . . .	17
2.6.2. Algoritmo de entrenamiento Levenberg–Marquardt . . . . .	21
2.7. Implementación MLP-ANN . . . . .	21
2.8. Control basado en redes neuronales . . . . .	22
2.8.1. Red neuronal para identificar al sistema . . . . .	22
<b>3. Metodología</b>	<b>23</b>
3.1. Modelo CFD . . . . .	23
3.2. Pre procesamiento . . . . .	24
3.2.1. Dominio computacional . . . . .	24
3.2.2. Generación del mallado . . . . .	25
3.3. ANSYS FLUENT . . . . .	26
3.4. Modelo de la VAWT . . . . .	28

## ÍNDICE GENERAL

---

3.4.1. Planta . . . . .	29
3.4.1.1. Modelo aerodinámico . . . . .	29
3.4.2. Actuador de paso . . . . .	29
3.5. Propuesta del sistema de control . . . . .	30
<b>4. Resultados</b>	<b>31</b>
4.1. Resultados CFD . . . . .	31
4.2. Datos generados por el CFD . . . . .	32
4.3. Modelo de la turbina en Matlab Simulink . . . . .	36
<b>5. Conclusiones</b>	<b>47</b>
<b>A. Código/Manuales/Publicaciones</b>	<b>49</b>
A.1. Apéndice 1 Código para obtener los coeficientes de la función de $C_p$ para $\beta = 0$ . . . . .	49
A.2. Apéndice 2 Código para obtener los coeficientes de la función de $C_p$ para $\beta = +4$ . . . . .	50
A.3. Apéndice 3 Código de la red neuronal . . . . .	50
A.4. Apéndice 4 Modelo de la turbina Darrieus tipo H con el control de ángulo de inclinación . . . . .	53
<b>Bibliografía</b>	<b>61</b>

# Índice de figuras

---

1.1. Ejemplos de algunas turbinas eólicas. (6)	5
2.1. Vista aérea de un rotor con tres palas, mostrando los triángulos de velocidad y las fuerzas aerodinámicas resultantes.	9
2.2. Fuerzas y velocidades que actúan sobre un álabe de turbina Darrieus para diversas posiciones acimutales. (18)	10
2.3. Ángulo de ataque experimentado por una pala durante un ciclo de rotación	11
2.4. Estructura biológica de la neurona.	17
2.5. Diagrama de una neurona artificial.	18
2.6. Arquitectura de un perceptron.	19
2.7. Estructura de un perceptron multicapa de M capas ocultas.	20
3.1. Diseño asistido por computadora de la turbina, mostrando algunos de los elementos de la geometría	23
3.2. Dominios del sistema	25
3.3. Tamaños y elementos del sistema	26
3.4. Mallado de la simulación	27
3.5. Diagrama a bloques para una turbina eólica Darrieus tipo H	28
3.6. Diagrama en bloque del actuador	29
3.7. Diagrama a bloques del sistema de control	30
4.1. Selección del modelo K- $\epsilon$ dentro de Ansys Fluent.	31
4.2. Selección de los modelos de solución para la simulación de la turbina eólica en Ansys Fluent.	32
4.3. Selección del número de pasos y el tamaño de paso de la simulación con un TSR=1 y $\beta=1$	33
4.4. Definición de reporte de momento para obtener los datos de la turbina a partir de la simulación.	34
4.5. Selección de las paredes para obtener la información del par generado.	35
4.6. Comportamiento de la turbina eólica con respecto a la velocidad de giro (11.8 <i>rad/s</i> ) y la velocidad del viento (10 <i>m/s</i> ).	36
4.7. Líneas de flujo de la velocidad del viento interactuando con la turbina eólica, $\beta=0$ .	37

## ÍNDICE DE FIGURAS

---

4.8. Comportamiento de la presión ejercida en la turbina eólica con un ángulo $\beta=0$ . . . . .	38
4.9. Comparación de las distintas configuraciones de ángulo $\beta$ , $TSR = 1$ . . . . .	39
4.10. Coeficiente de potencia con respecto al ángulo azimutal con $\beta = 0$ . . . . .	40
4.11. Coeficiente de potencia con respecto al ángulo azimutal con $\beta = +4$ . . . . .	40
4.12. Coeficiente de potencia con respecto al ángulo azimutal con $\beta = +6$ . . . . .	41
4.13. Coeficiente de potencia con respecto al ángulo azimutal con $\beta = -4$ . . . . .	41
4.14. Comparación de los resultados de las simulaciones CFD . . . . .	42
4.15. Gráfica de la función polinómica para $\beta = 0$ . . . . .	42
4.16. Gráfica de la función polinómica para $\beta = +4$ . . . . .	43
4.17. Diagrama a bloques de la turbina eólica en Matlab Simulink . . . . .	43
4.18. Rendimiento del modelo MLP-ANN durante el proceso de entrenamiento. . . . .	44
4.19. Modelo de la turbina eólica en Matlab Simulink. . . . .	44
4.20. Red neuronal identificando el ángulo óptimo. . . . .	45
4.21. PID ajustando el valor identificado en la red neuronal para el ángulo óptimo. . . . .	45
4.22. Potencia mecánica ideal obtenida de el control de cabeceo de la turbina eólica . . . . .	46
A.1. Vista general del modelo de la turbina Darrieus tipo H con el control de ángulo de inclinación. . . . .	53
A.2. Modelo del PID empleado en el control. . . . .	54
A.3. Modelo del actuador empleado en el control. . . . .	54
A.4. Modelo de la turbina eólica para obtener el $C_p$ dependiendo del ángulo de inclinación. . . . .	55
A.5. Modelo de la turbina eólica para obtener la $P_m$ y el TSR dependiendo del ángulo de inclinación para $\beta = 0$ . . . . .	56
A.6. Modelo de la función para obtener el $C_p$ , del ángulo de inclinación para $\beta = 0$ . . . . .	57
A.7. Modelo de la turbina eólica para obtener la $P_m$ y el TSR dependiendo del ángulo de inclinación para $\beta = +4$ . . . . .	58
A.8. Modelo de la función para obtener el $C_p$ , del ángulo de inclinación para $\beta = +4$ . . . . .	59

# Índice de tablas

---

2.1. Principales diferencias entre las turbinas de eje axial y vertical (37) . . . . .	8
3.1. Especificaciones de la turbina . . . . .	24
3.2. Características del sistema para la simulación CFD . . . . .	24
3.3. Características del mallado para la VAWT . . . . .	26
3.4. Valores de operación para la simulación en FLUENT . . . . .	27
4.1. Valores de operación para la simulación en FLUENT . . . . .	36
4.2. Valores propuestos para el control del PID de la turbina eólica . . . . .	39



---

## Capítulo 1

# Introducción

---

La dependencia en las energías convencionales es algo que se trata de limitar debido a la creciente preocupación por cuestiones globales como el aumento en el precio del petróleo, ambientales como las emisiones de carbono y el cambio climático mundial, aunado a la alta demanda de energía y su constante aumento de costo en todo el mundo. Esto ha impulsado el desarrollo de fuentes de energía alternativas y renovables como la respuesta inmediata. Las energías renovables como la fotovoltaica y los aerogeneradores son tecnologías que permitirán continuar con esta transición de dependencia.

Son notorias las intenciones de países, comunidades y hogares de implementar celdas fotovoltaicas y pequeñas turbinas eólicas urbanas para disminuir el consumo de la red eléctrica. Lamentablemente la potencia generada no es la suficiente para satisfacer la demanda de energía, aunque ayudan a crear una *imagen verde* y en pequeños edificios disminuyen su consumo.

Las turbinas eólicas parecen ser las menos populares entre las alternativas debido a su alto coste de inversión inicial y a una actitud poco amigable del público hacia la energía eólica, sin embargo, estas inquietudes se basan en obstáculos tecnológicos y sociales que pueden superarse. (6)

Las turbinas eólicas se categorizan en dos configuraciones, con eje vertical y con eje horizontal. Las turbinas eólicas de eje vertical (Vertical Axis Wind Turbine o VAWT) debido a su configuración, a su tamaño reducido, a ser poco ruidosas y a su fácil instalación permiten satisfacer la demanda de electricidad en pequeños edificios. Aunado a esto, las turbinas de eje vertical gozan de ser adecuadas para zonas urbanas debido a su alta eficiencia energética y baja sensibilidad a las turbulencias. (9)

Este proyecto de licenciatura se centra en el diseño de un sistema de control activo no lineal de la inclinación de las palas para una turbina Darrieus tipo H implementada en el Instituto Tecnológico de Pachuca, dicho control está basado en resultados de simulaciones obtenidos del software comercial Ansys Fluent.

Las simulaciones se realizaron con el fin de determinar el rendimiento aerodinámico de la turbina modificando los ángulos de paso, y de esta forma, encontrar los óptimos para cada alabe. Los resultados obtenidos se usaron en el sistema de control, con la hipótesis de controlar el ángulo de ataque de las palas de la VAWT para aprovechar su aerodinámica.

## 1. INTRODUCCIÓN

---

Debido a la complejidad aerodinámica de las VAWT, el presente proyecto propone el uso de técnicas de control inteligente basadas en redes neuronales y un control PID para el diseño del sistema de control activo de cabeceo en las palas para mejorar el rendimiento de generación de energía.

### 1.1. Objetivo general

Diseñar un sistema de control activo no lineal del paso de palas para una turbina eólica Darrieus tipo H, aplicando técnicas de control inteligente enfocadas a redes neuronales para mejorar el rendimiento de generación de energía de dicha turbina eólica.

#### 1.1.1. Objetivos específicos

- Reproducir la turbina eólica con todas las variables mecánicas con las que actualmente cuenta para su uso en las simulaciones computacionales.
- Desarrollar las condiciones medioambientales a las cuales está sometida la turbina eólica en simulaciones CFD, con el fin de observar y seleccionar el comportamiento adecuado para evaluación.
- Entrenar al algoritmo de redes neuronales y probar su comportamiento con respecto a otros sistemas que actualmente se encuentran implementados.
- Realizar pruebas experimentales simuladas en Matlab Simulink del sistema de control con las redes neuronales y compararlo con otros sistemas de control para su validación y futuras correcciones.

### 1.2. Motivación

La tendencia de obtener energía eléctrica a través de medios alternativos como las turbinas eólicas crece constantemente. Hoy podemos observar que la dependencia a aparatos electrónicos como teléfonos inteligentes, computadoras y hasta autos eléctricos requiere de más energía eléctrica y de métodos que reduzcan los costos de obtener dicha energía.

Es por ello que al optimizar la manera de obtener energía eléctrica de esta turbina Darrieus tipo H, se impulsa la iniciativa de usar estas turbinas en casas y edificios que se encuentren dentro de zonas urbanas.

Existen estudios con sistemas implementados en turbinas Darrieus en las cuales demuestran el potencial que tienen para generar energía eléctrica, sobrepasando los obstáculos por los cuales su uso se veía opacado como el auto arranque y la generación continua de energía con distintas velocidades del viento.

Este proyecto contribuye con la optimización de las Turbinas Darrieus tipo H al tratar de mantener constante la generación de energía eléctrica a partir de la velocidad del viento.

### 1.3. Planteamiento del problema

Actualmente se encuentra instalada la turbina para la cual se hace el estudio, esta se encuentra en el Instituto Tecnológico de Pachuca, en Pachuca Hidalgo.

Entre sus áreas de oportunidad se encuentran el auto arranque y la optimización de potencia generada por la turbina, ya que en situaciones con poco flujo de viento no gira lo suficiente para transmitir un gran par y depende de una fuerza externa para que comience su funcionamiento, por lo cual no se aprovecha toda la capacidad del generador eléctrico que tiene acoplado. De forma contraria, no cuenta un sistema de freno que permita hacer frente al aumento en la velocidad del viento. Es por ello que se propone añadir un sistema de control en las palas el cual permitirá optimizar el par generado por la turbina modificando la inclinación de las alabes, reducir el daño a la turbina debido a la velocidad del viento y a apoyar con el auto arranque aunque la velocidad del viento no sea alta.

### 1.4. Turbinas eólicas

La turbina eólica de eje horizontal (Horizontal Axis Wind Turbine o HAWT) ha sido por muchos años el más común y popular cuando se piensa en producir energía a partir del viento. Este tipo de turbina eólica generan un alto par de torsión,  $Q$ , a través de la elevación lo cual implica que sus palas se desplazan, generalmente, a una velocidad de varias veces mayor a la velocidad del viento, mostrado en la figura 1.1 *a*.

La designación de que su eje sea horizontal significa que su rotación es paralela al vector del viento entrante,  $u_\infty$ . Existen ejemplos emblemáticos de este tipo de configuración como la aerobomba estilo americana o el molino de viento holandés, mostrado en la figura 1.1 *b* y *c* respectivamente.

Una variante común de las de las HAWT es el rotor de palas de barril empleando rotores Flettner, el cual a partir del efecto Magnus, mostrado en la figura 1.1 *e*, que se describe cómo las fuerzas de fricción en la superficie de un objeto que gira, crea una circulación que eventualmente generara sustentación. Sin embargo, este tipo de diseño genera desventajas que limitan su rendimiento debido a una resistencia relativamente alta provocada por sus palas.

Otro tipo de turbina eólica es la Andreau-Enfield, mostrado en la figura 1.1 *f*, la cual cuenta con palas huecas, las cuales las fuerzas centrífugas extraen el aire, dejando una región de baja presión dentro la torre.

Un ejemplo más es la torre de vórtice aumentado, mostrado en la figura 1.1 *g*, esta consiste en una carcasa cilíndrica abierta en la que el aire se introduce abriendo varias persianas conduciendo a la creación de un fuerte vórtice. El núcleo de baja presión de este vórtice es entonces la fuente de corriente ascendente que posteriormente acciona al generador. (6)

## 1. INTRODUCCIÓN

---

Los rotores Darrieus, mostrado en la figura 1.1 *l* y *m*, nombrados así por su inventor, el ingeniero aeronáutico francés Georges Jean Marie Darrieus (1888-1979). Consisten en un conjunto de palas aerodinámicas orientadas verticalmente y conectadas a un eje rotatorio. Estas turbinas eólicas a diferencia de los de eje horizontal, son dispositivos de flujo cruzado esto permite a la turbina generar energía indistintamente de la dirección del viento lo cual implica que el flujo de aire que entra a la turbina es de forma perpendicular.

Esto también implica disminución en la complejidad ya que no necesita un mecanismo de guiñada. Su eje vertical permite colocar al generador en la base de la estructura, evitando otras cargas a la estructura. Este tipo de turbinas, a diferencia de las turbinas de eje horizontal, extrae más energía de fluidos turbulentos.

Lamentablemente este tipo de configuración padece de problemas en su comportamiento de auto encendido, su protección frente a altas velocidades de viento y a las cargas cíclicas. (6)

En su patente original, Darrieus, proponía varias disposiciones de palas rectas y dobladas. Una de ellas con aspas delgadas y con forma curvada que se arquean como un troposkien (del griego para cuerda que gira), evitando así que se doblaran debido a cargas centrifugas dejando los esfuerzos a tensión. Esta configuración facilita la sujeción del dispositivo mediante cables. Sin embargo, producir y montar este tipo de palas es difícil.

Otros tipos de configuraciones son las palas tipo H y las tipo V.

El ejemplo *n* de la figura 1.1, es una cuerda o correa que vibra como resultado de un aleteo aeroelástico, la energía de este movimiento se extrae por un actuador lineal de forma similar a las pastillas magnéticas de una guitarra eléctrica.

La configuración más básica de un VAWT es aquella que las dos mitades del rotor experimentan una fuerza de presión desigual. El diseño antiguo persa, mostrado en la figura 1.1 letra *o*, muestra que la resistencia diferencial se consigue protegiendo parte del dispositivo con una pared. Posiblemente el ejemplo más conocido del anemómetro de copa mostrado en la figura 1.1 letra *p*. Los rotores Savonius y los rotores S divididos, mostrado en la figura 1.1 *q* y *r*, utilizan un flujo el flujo del aire a través de su núcleo para crear una fuerza de presión adicional.

La turbina Banki-Michell, mostrada en la figura 1.1 *s*, se suele emplear para extraer energía de los flujos de agua o en sistemas de ventilación.

No menos importante, el molino de viento de palas disminuye la resistencia permitiendo que se mueva como una veleta. Aunque los rotores de arrastre pueden generar un par elevado, su deficiencia se ve influenciada debido a sus aspas las cuales no pueden ir más rápido que el propio viento. (6)

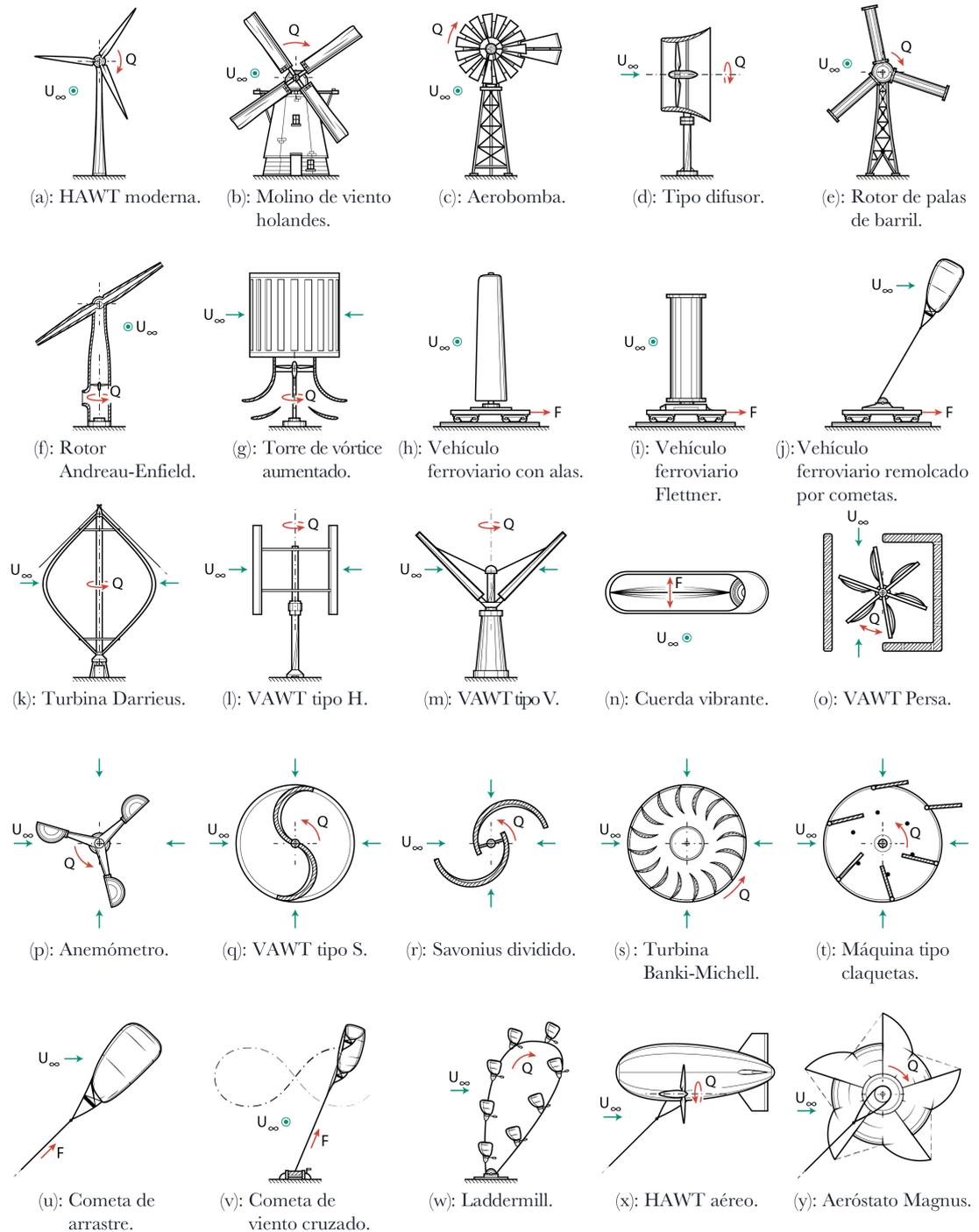


Figura 1.1: Ejemplos de algunas turbinas eólicas. (6)



---

## Capítulo 2

# Antecedentes

---

Las turbinas eólicas son turbomaquinarias que aprovechan la energía cinética del viento, las cuales a través de los mecanismos de la misma, se convierte en energía mecánica, pasando a través de la transmisión para convertirse en energía eléctrica. La clasificación de las turbinas eólicas se divide debido a su orientación, las turbinas eólicas de eje horizontal (HAWT) siendo de flujo axial y las turbinas eólicas de eje vertical (VAWT) de flujo perpendicular.

La turbina eólica de tipo horizontal (HAWT, por sus siglas en inglés), es la más común y lo podemos observar con sus grandes dimensiones y en grandes áreas donde es más sencillo predecir el viento a lo largo del año. Las HAWT se sitúan sobre una gran torre y sobre ella se montan un conjunto de palas que giran de forma paralela a la dirección del flujo del viento. Estas turbinas han sido el caso de estudio de las últimas décadas principalmente porque comparten el funcionamiento y la dinámica con los aviones rotativos. (7)

La tabla 2.1 muestra las principales diferencias entre las turbinas de eje vertical y las turbinas de eje horizontal.

El segundo tipo de turbina eólica es el de eje vertical (VAWT, por sus siglas en inglés), la cual gira en torno a su eje perpendicular a la corriente que se aproxima; esto permite ofrecer ventajas superiores frente a sus pares. Y en entornos urbanos, un VAWT, resulta rentable su uso gracias a su indiferencia al viento. (35)

Disponen de la generación de energía en cualquier sentido que sople el viento, es decir, son omnidireccionales, por lo que no es necesario un mecanismo de guiñada, haciendo que su coste sea relativamente económico debido a su diseño. Entre sus principales configuraciones se encuentran la Darrieus y la Savonius.

La turbina Darrieus gira alrededor de un eje central debido a la sustentación producida por sus aspas giratorias, mientras que la turbina Savonius gira debido a la resistencia creada por sus aspas.

El rotor de las VAWT está compuesto por un número de palas diseñadas para maximizar el rendimiento aerodinámico el cual permite lograr buenas cualidades aerodinámicas a distintos ángulos de ataque. Para mejorar el rendimiento de la VAWT, es común emplear una técnica de paso variable modificando el ángulo de ataque, este sistema puede ser de forma activa o pasiva.

## 2. ANTECEDENTES

Característica	VAWT Darrieus tipo H	VAWT Darrieus con alabes curvadas	HAWT
Perfil del alabe	Simple	Complejo	Complejo
Necesita un mecanismo yaw	No	No	Si
Posibilidad de un mecanismo de paso	Si	No	Si
Uso de torre	Si	No	Si
Cables de sujeción	Opcional	Si	No
Ruido	Bajo	Moderado	Alto
Área de las aspas	Moderada	Grande	Pequeña
Posición del generador	En el suelo	En el suelo	Sobre la torre
Auto arranque	No	No	Si
Interferencia de la torre	Reducida	Reducida	Grande
Base	Moderada	Simple	Extensa
Estructura general	Simple	Simple	Compleja
Carga de la pala	Moderada	Baja	Pesada

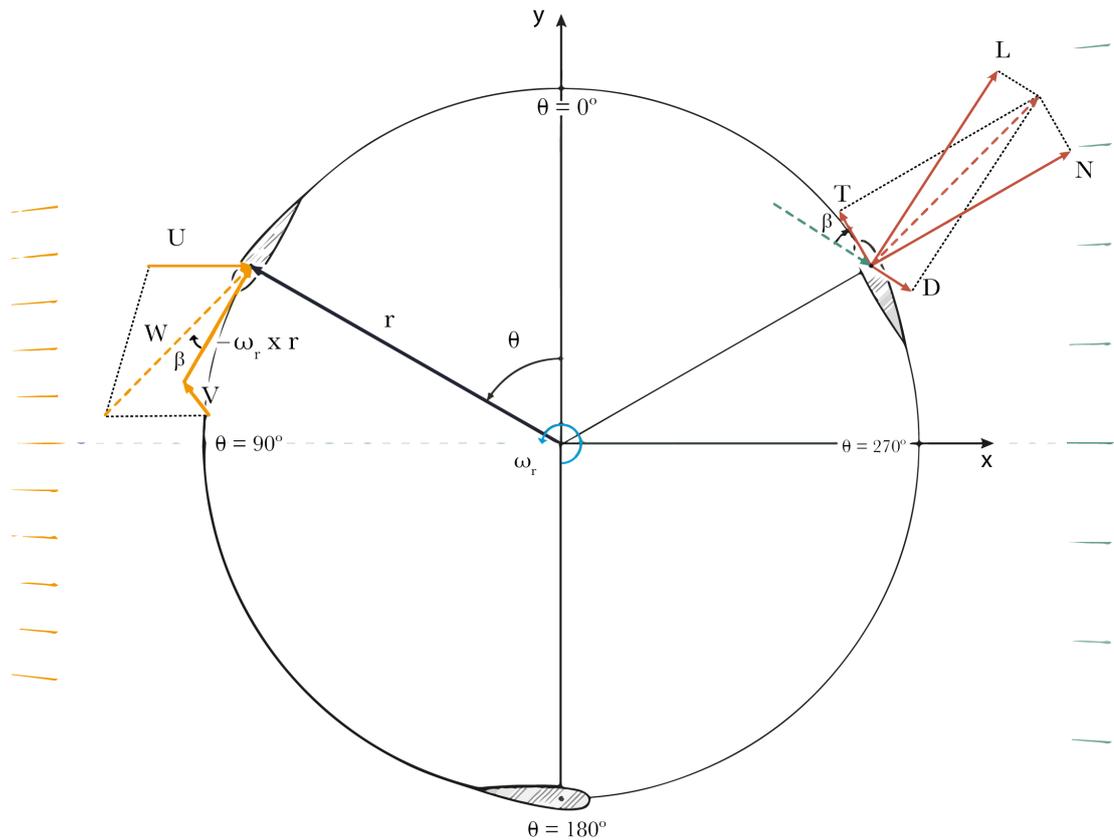
**Tabla 2.1:** Principales diferencias entre las turbinas de eje axial y vertical (37)

El sistema pasivo deja libre de cabeceo sobre su eje, cerca del borde de ataque. Se podría esperar que un sistema de cabeceo pasivo mejora el par de arranque y el rendimiento del VAWT, sin embargo, el análisis experimental demuestra que su rendimiento es inferior a un tercio del esperado. (1)

De forma contraria, en un sistema activo que emplea mecanismos como servomotores, consigue cambios continuos en la amplitud de paso en las alabes. (19) La variación de amplitud reduciendo o aumentando el ángulo de ataque mejora o deteriora el rendimiento del rotor dependiendo de la velocidad de entrada del viento. Sin embargo, el diseño de actuadores con tiempo de respuesta rápidos para variar el ángulo de cabeceo, para una VAWT tipo H, es complicado debido a la alta frecuencia de las velocidades de rotación y los cambios en el ángulo de ataque. (1)

## 2.1. Aerodinámica de la turbina Darrieus

La turbina Darrieus tipo H es un dispositivo basado en la sustentación, es decir el par motor es generado debido a la fuerza de sustentación. El rendimiento real de las VAWT puede predecirse a partir de la determinación de las fuerzas que actúan sobre cada pala. (1)



**Figura 2.1:** Vista aérea de un rotor con tres palas, mostrando los triángulos de velocidad y las fuerzas aerodinámicas resultantes.

La figura 2.1 muestra la velocidad y la fuerza de los vectores actuando sobre las palas de la turbina. Un elemento de pala conectado al rotor giratorio experimenta una componente de velocidad tangencial debida a la rotación,  $-\omega_r \times r$ , un vector de viento local,  $U$ , y una velocidad inducida representada por  $V$ . Este último término incluye velocidades producidas por la estela y la interferencia entre palas. La velocidad del viento en la pala,  $U$  es generalmente inferior a la velocidad asintótica,  $u_\infty$ . La componente resultante que actúa sobre el perfil aerodinámico es la velocidad aparente del viento:

$$V = U + (-\omega_r \times r) + V \quad (2.1)$$

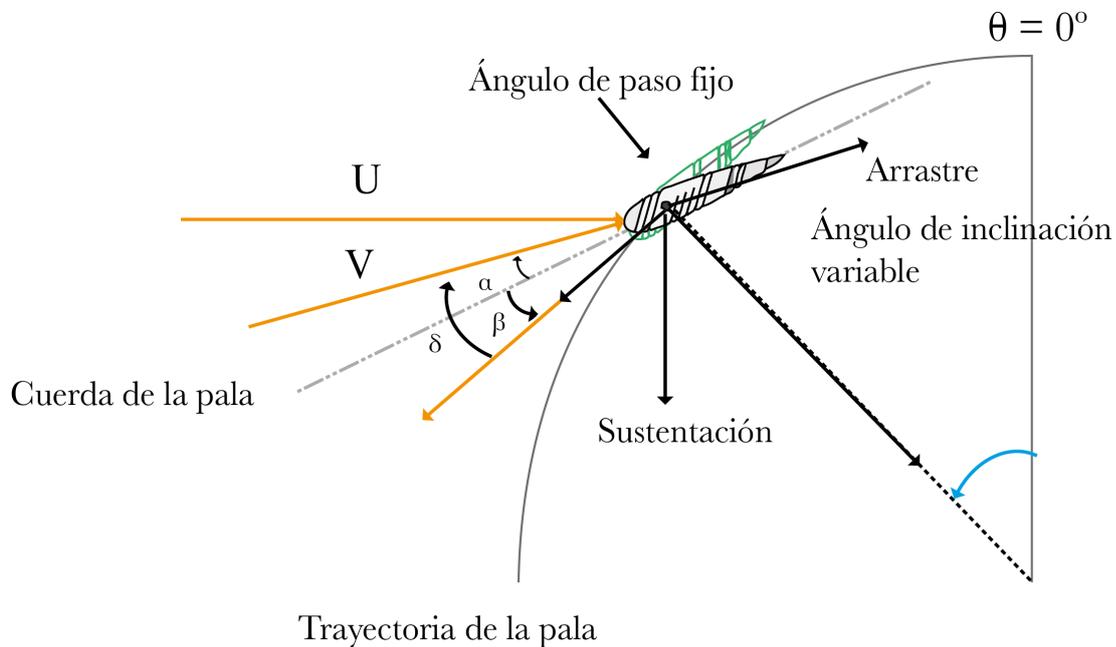
## 2. ANTECEDENTES

Donde  $\omega_r$  es la velocidad angular del rotor y  $r$  es el radio del rotor.

### 2.1.1. Rendimiento del perfil aerodinámico

La componente resultante que actúa sobre el perfil aerodinámico es la velocidad aparente del viento, esta componente incide en la pala con un determinado ángulo de ataque,  $\alpha$ , esto se puede expresar como: (15)

$$\alpha = \tan^{-1}\left(\frac{\cos(\theta)}{\sin(\theta) + \lambda}\right) \quad (2.2)$$



**Figura 2.2:** Fuerzas y velocidades que actúan sobre un álabes de turbina Darrieus para diversas posiciones acimutales. (13)

Donde  $\theta$  es el ángulo azimutal y  $\lambda$  es el TSR. La velocidad del viento es pieza importante para delimitar la relación de velocidad de punta operativa (Tip Speed Ratio o TSR), la cual puede expresarse como: (8)

$$\lambda = \frac{\omega_r r}{u_\infty} \quad (2.3)$$

Donde  $u_\infty$  representa la velocidad del viento. La dependencia de la posición angular,  $\theta$ , y la relación de velocidad de punta,  $\lambda$ , determinan la variación del ángulo de ataque. La imagen 2.3 muestra esta dependencia. Con  $\lambda = 0$ , la pala experimenta sólo la velocidad del viento, y el ángulo de ataque varía simplemente de forma lineal con su posición. De esta

forma cuando el rotor está en reposo, tiene que hacer frente a una amplia gama de ángulos de ataque ( $-180 < \alpha < 180$ ). Sólo cuando  $\lambda > 1$  una pala experimenta un viento en contra en cada posición lo cual permite que  $\alpha$  descienda a cero en  $\theta = 180$ . (6)

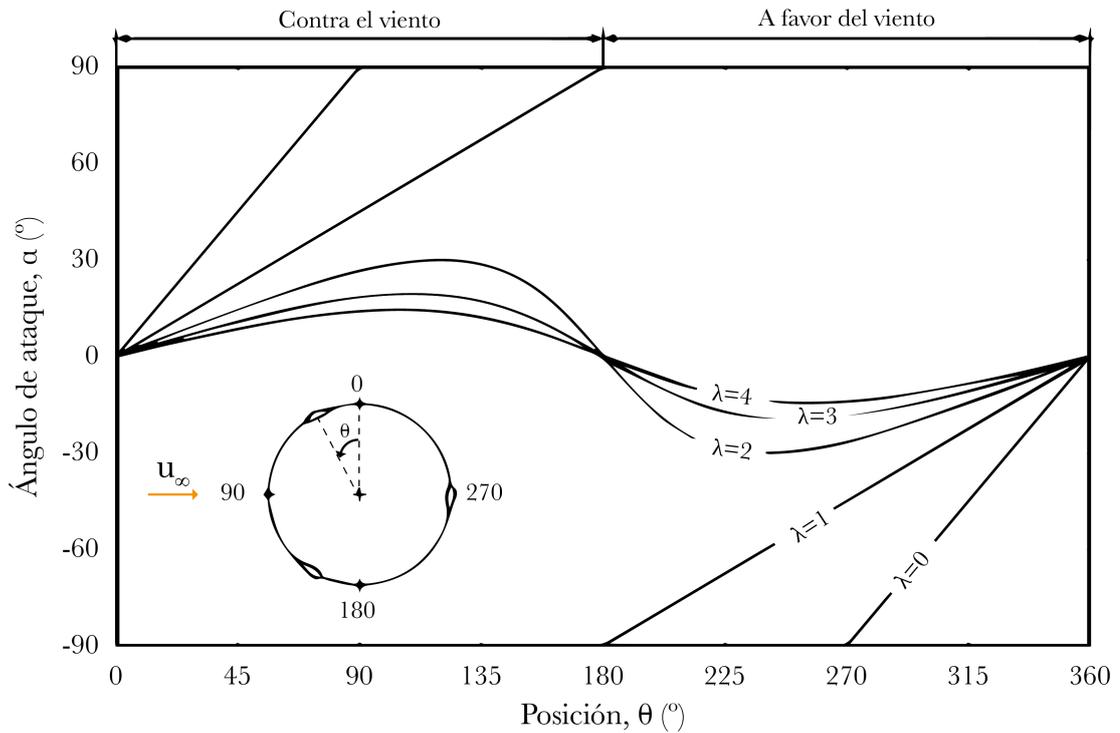


Figura 2.3: Ángulo de ataque experimentado por una pala durante un ciclo de rotación

(6)

### 2.1.2. Dinámica del rotor

El ángulo de ataque produce fuerzas de sustentación y arrastre dados por

$$L = C_l q A \quad (2.4)$$

$$D = C_d q A \quad (2.5)$$

Donde  $A$  es el área frontal del rotor (para una VAWT  $A = 2rh$ ) y  $q$  la presión dinámica que se define como:

$$q \equiv \frac{1}{2} \rho (V \cdot V) \quad (2.6)$$

Donde  $\rho$  denota la densidad del aire.

La contribución al par total puede expresarse explícitamente descomponiendo las fuerzas de arrastre y sustentación a partir de los coeficientes adimensionales correspondientes a

## 2. ANTECEDENTES

---

$T$  y  $N$ : (13)

$$T = L \sin \delta - D \cos \delta \quad (2.7)$$

$$N = L \cos \delta + D \sin \delta \quad (2.8)$$

La fuerza normal,  $N$ , genera las principales cargas estructurales sobre las palas y la fuerza tangencial,  $T$ , es quien impulsa la rotación de la turbina eólica y produce el par necesario para generar electricidad.

Es conveniente utilizar un par y una potencia adimensionales para hacerlos independientes de las condiciones de funcionamiento. Los coeficientes de par y potencia vienen dados entonces por: (6) (25)

$$C_Q \equiv \frac{Q}{\frac{1}{2} \rho u_\infty^2 A r} \quad (2.9)$$

$$C_P \equiv \frac{P}{\frac{1}{2} \rho u_\infty^3 A r} \quad (2.10)$$

Donde  $Q$  representa el torque y  $P$  la potencia. El coeficiente de potencia  $C_P$  cuantifica la porción de poder  $P$  absorbido por el rotor de la turbina de el aire que se encuentra a su alrededor. Es necesario determinar la velocidad del viento a la cual opera nuestra turbina eólica, de esta forma se predice su rendimiento. Para turbinas con un ángulo de paso fijo, la magnitud en la variación del ángulo de ataque aumenta con la disminución del TSR.

El coeficiente de sustentación  $C_l$  aumenta al aumentar el ángulo de ataque hasta un punto de inversión del flujo dentro de la capa límite (conocido como punto de pérdida).

Después de la entrada en pérdida, la sustentación disminuye y la resistencia aumenta, lo que provoca un descenso de la fuerza del par que impulsa  $T$  y la resistencia  $D$  pasa a ser dominante de la fuerza normal  $N$ .

Dado que los ángulos de ataque y la velocidad relativa de viento en la pala varían continuamente durante el funcionamiento de la VAWT, se produce pérdida aerodinámica, que se caracteriza por un comportamiento de histéresis de los coeficientes de sustentación y de arrastre. (13)

La potencia mecánica generada por la turbina,  $P_m$ , puede ser descrita como:

$$P_m = \omega_r \tau_t \quad (2.11)$$

Donde  $\tau_t$  es el par generado por la turbina eólica en Nm.

El objetivo en diseñar una turbina eólica es obtener la mayor cantidad de energía posible, es por lo que para aumentar la eficiencia de la turbina eólica para un TSR específico, es necesario modificar la inclinación de las palas. Esto entonces estaría en función de la inclinación de la pala y la manera de cómo interactúa con el viento. (7)

### 2.2. Modelado computacional

La mayor parte de investigaciones relacionado a turbinas eólicas se centra en la predicción de su eficiencia. Poder predecir numéricamente el rendimiento de las turbinas eólicas

ofrece una ventaja sobre las técnicas experimentales clásicas. Los modelos computacionales se basan en la intención de poder determinar la velocidad relativa, que a su vez, compone la fuerza tangencial de las palas individuales en distintas ubicaciones azimutales. (7)

## 2.3. CFD

La dinámica de fluidos computacionales (CFD) ha demostrado ser una herramienta muy poderosa para describir el comportamiento implicado en las turbinas eólicas. Para desarrollar los cálculos CFD se resuelve el campo de flujo en un estado transitorio, resolviendo las ecuaciones de Navier - Stokes promediadas por Reynolds (RANS) utilizando el algoritmo de esquema Acoplado (Coupled), el cual resuelve todas las ecuaciones para las correcciones de velocidad de fase y la corrección de presión compartida simultáneamente. (16) Estos métodos incorporan las fuerzas de sustentación y los términos de transferencia de masa implícitamente en la matriz general. El algoritmo acoplado resuelve conjuntamente las ecuaciones de continuidad basadas en el momento y en la presión. Las ecuaciones RANS son:

$$\frac{\partial \bar{u}_i}{\partial t} + \bar{u}_j \frac{\partial \bar{u}_i}{\partial x_j} = -\frac{\partial \bar{p}}{\partial x_i} + \nu \frac{\partial^2 \bar{u}_i}{\partial x_j \partial x_j} - \frac{\partial \tau_{ij}}{\partial x_j} \quad (2.12)$$

$$\frac{\partial \bar{u}_i}{\partial x_i} = 0 \quad (2.13)$$

Estos resultados resultan ser muy similares a los experimentales, sin embargo, el estudio de turbinas eólicas con CFD requiere grandes dominios computacionales con interfaces deslizantes y un modelo adicional de la turbulencia para capturar los efectos no estables. (7) Para este proyecto será necesario el uso de el modelo K-Épsilon que se describe a continuación.

$$\frac{\partial}{\partial t}(\rho k) + \frac{\partial}{\partial x_j}(\rho k u_j) = \frac{\partial}{\partial x_j} \left[ \left( \mu + \frac{\mu_t}{\sigma_k} \right) \frac{\partial k}{\partial x_j} \right] + G_k + G_b - \rho \epsilon - Y_M + S_k \quad (2.14)$$

$$\frac{\partial}{\partial t}(\rho \epsilon) + \frac{\partial}{\partial x_j}(\rho \epsilon u_j) = \frac{\partial}{\partial x_j} \left[ \left( \mu + \frac{\mu_t}{\sigma_\epsilon} \right) \frac{\partial \epsilon}{\partial x_j} \right] + \rho C_1 S \epsilon - \rho C_2 \frac{\epsilon^2}{k + \sqrt{\nu \epsilon}} + C_1 \epsilon \frac{\epsilon}{k} C_{3\epsilon} G_b + S_\epsilon \quad (2.15)$$

En estas ecuaciones  $G_k$  representa la generación de energía cinética de la turbulencia debida a los gradientes de velocidad media, calculada como se describe en el Modelo de la Producción Turbulenta en los modelos  $K - \epsilon$ .  $G_b$  representa la generación de energía cinética de la turbulencia debida a la flotabilidad.  $C_2$  y  $C_1 \epsilon$  son constantes.  $\sigma_k$  y  $\sigma_\epsilon$  son los números de Prandtl turbulentos para  $K$  y  $\epsilon$  respectivamente.  $S_k$  y  $S_\epsilon$  son los términos fuente definidos por el usuario.

El modelo realizable ha mostrado mejoras sustanciales respecto al modelo estándar, en el que las características del flujo incluyen una fuerte curvatura de la línea de corriente,

vórtices y rotación. Los modelos de turbulencia de dos ecuaciones permiten determinar tanto la escala de longitud como la de tiempo de la turbulencia mediante la resolución de dos ecuaciones de transporte separadas. (16)

El modelo realizable difiere del modelo estándar en dos aspectos importantes:

- El modelo realizable contiene una formulación alternativa para la viscosidad turbulenta.
- La ecuación de transporte modificada para la tasa de disipación, ha sido derivada de una ecuación exacta para el transporte de la fluctuación de la vorticidad media cuadrada.

El término *realizable* señala que el modelo satisface ciertas restricciones matemáticas sobre las tensiones de Reynolds, consistentes con la física de los flujos turbulentos. (16) (25)

### 2.4. Variación del ángulo de ataque

Poco antes de esta década, el desarrollo de nuevos sistemas e implementaciones en las turbinas Darrieus tipo H han ido en aumento. Algunas de ellas enfocadas en el auto arranque. (6) Es importante mencionar que en las definiciones sobre el funcionamiento de las turbinas de eje vertical existen sesgos en el uso de la terminología y, en particular, la definición de auto arranque.

Por ejemplo, Ebert y Wood (14), definen el proceso de arranque cuando es posible extraer una cantidad significativa de energía, mientras que Kirke (22), considera que una turbina es auto arrancable sólo si puede acelerar desde el reposo hasta el punto en que empieza a producir una producción útil. Sin embargo, ambas definiciones no precisan la *potencia significativa* ni la *producción útil*.

Lunt (24), especifica al definir que el arranque se ha producido si el rotor ha acelerado desde el reposo a una velocidad constante que supera la velocidad del viento, es decir, la relación punta-velocidad  $\lambda > 1$  argumentando que para que esto ocurra debe producirse una elevación significativa durante el ciclo de rotación. Es por ello que distintos estudios han propuesto variar el ángulo de ataque como la solución al auto arranque y a la extracción de mayor energía.

Cooper y Kennedy (11), variaron el ángulo de inclinación de la pala mediante un control mecánico mientras el sistema VAWT gira a velocidades constantes. Sus dispositivos mejoraron la capacidad de auto arranque y aumento el par generado cuando el ángulo de inclinación cambiaba activamente.

Paraschivoiu investigó las variaciones del ángulo de inclinación de las palas de la turbina eólica Darrieus tipo H mediante el método CARDAAV. (31) Sus resultados demostraron una ganancia de casi el 30% en la producción anual de energía mediante el control del ángulo de inclinación.

Es por ello que modificar el ángulo de ataque se propone como una fuerte estrategia para generar más energía y solucionar el auto arranque para la turbina propuesta.

Para variar el ángulo de ataque surgen dos mecanismos de control uno de forma activa y otro de forma pasiva. El método pasivo puede emplear distintas configuraciones: un sistema de estabilización empleando resortes, contrapesos o un sistema de cables para limitar el ángulo de cabeceo, la inmovilidad de la pala o la completa libertad al cabeceo de la pala. (1)

Si se decide emplear un ángulo de ataque fijo o igual a cero, esto generará un fenómeno de estancamiento debido a las palas y a una baja relación entre la velocidad tangencial del rotor y la velocidad del viento (TSR).

De forma contraria si se emplea un sistema con total libertad de cabeceo de la pala se generan ángulos de ataque positivos y negativos. La fuerza que resulta entre la interacción del viento con la turbina se puede dividir en dos componentes: la fuerza normal y la fuerza tangencial. La fuerza normal es perpendicular a la cuerda y la fuerza tangencial es paralela a la cuerda de la pala. La fuerza de sustentación generada con un pequeño ángulo de ataque tiene una componente tangencial en la dirección del flujo, en esa posición la resistencia será pequeña. (21) De esta forma el diseño de la aerodinámica con un cabeceo libre hace que se pierda eficiencia cuando la velocidad del viento supera un valor nominal. (29)

El método activo emplea un dispositivo independiente que varía periódicamente el ángulo de ataque en función del ángulo azimutal. Esto debido a que se requiere disminuir el ángulo de ataque para mejorar el rendimiento del rotor. De forma contraria según Gosselin (17), al aumentar la inclinación del ángulo se aumenta el rendimiento de la turbina.

Por ejemplo Baker (4), al emplear un ángulo de ataque de 2 grados positivos, demuestra que produce un empuje hacia delante. Por ello surge la iniciativa de que el ángulo de ataque sea variable.

Es importante mencionar que variar demasiado la amplitud del ángulo no es del todo benéfico, al aumentar el ángulo superando los 10 grados, las palas de la VAWT sufren de pérdida de sustentación, aumentando la resistencia y disminuyendo el par generado. (1)

## 2.5. Métodos de control del ángulo de ataque

Como ya se mencionó anteriormente, lo que se busca es poder obtener la mayor generación de energía a partir de distintas configuraciones influenciadas por el viento y su impacto en las palas de la turbina eólica. La variación del ángulo de ataque resulta ser la alternativa más viable, pero dentro de este sistema de variación, existen métodos para controlar esta variación del ángulo de ataque. El sistema de control activo funciona en un rango específico de velocidades del viento, en el cual existen cuatro regiones.

La primera región representa la velocidad del viento por debajo del límite inferior para generar rotación con una potencia nula. La segunda región delimitada por la velocidad necesaria para que empiece a girar y la velocidad necesaria para que gire nominalmente. La tercera región va desde la velocidad nominal hasta una velocidad que excede la velocidad límite de rotación exigiendo que se reduzca la velocidad de giro. Y una última región la cual la velocidad excede los límites de la turbina y por ende debe parar a la turbina con un freno. (36) (3)

Algunos sistemas de control evocan a algoritmos que pueden modificarse a medida que

se conocen nuevas reglas y hechos. Algunos de esos sistemas para el control del ángulo de ataque son las redes neuronales, la lógica difusa y los algoritmos de búsqueda inteligente. Estos modelos son utilizados para hallar patrones, clasificar hechos y abstraer situaciones, a partir de conocimientos obtenidos de hechos anteriores, proporcionando una variedad de posibilidades de inferencia para seleccionar una solución óptima. (29)

Un controlador PID calcula el error,  $e(t)$ , como la diferencia entre un valor deseado y una variable de proceso medida, aplicando una corrección basada en ganancias proporcionales, integrales y derivativas. Al sumar estos tres valores o un par de ellos, ajusta el proceso de control mediante un actuador, en nuestro caso modificar el ángulo de ataque. (29)

Los controladores de cabeceo basados en el método proporcional-integral o proporcional-integral-derivativo se emplean para regular la potencia, siendo limitados especialmente ante incertidumbres asociadas a las propiedades dinámicas no lineales las cuales presentan las turbinas eólicas. (1) Con un sistema de control retro alimentado se busca reducir el error  $e(t)$  a cero lo más pronto posible (29) (5)

### 2.6. Red Neuronal

Las redes neuronales también llamadas redes neuronales artificiales, son un tipo de aprendizaje automático que a menudo se confunde con el aprendizaje profundo. La característica que define a una red neuronal profunda es contener dos o más capas ocultas las cuales controlan a la red neuronal.

Las redes neuronales *artificiales* se inspiran en el funcionamiento de los sistemas neuronales biológicos, como el cerebro para procesar información. Una neurona consta de un *soma* (cuerpo celular), un *axón* (una fibra larga) y *dendritas*. El axón envía señales y las dendritas las reciben. Una *sinapsis* conecta un axón con una dendrita. Dada una señal, una sinapsis puede aumentar (excitar) o disminuir (inhibir) el potencial eléctrico. Una neurona se dispara cuando su potencial eléctrico alcanza un umbral. (18)

La red neuronal artificial está formada por un número de neuronas (unidades), a menudo dispuestas en capas, un número de conexiones que se realizan mediante enlaces ponderados y cuya función es transmitir la señal de una neurona a otra y los pesos.

Los principales componentes de una red neuronal son: (23) (33) (26)

- Un conjunto de unidades de procesamiento, llamadas neuronas.
- Un estado de activación  $Y_i$  para cada unidad, que equivale a la salida de la unidad.
- Conexiones entre unidades; cada conexión esta definida por un peso  $w_{jk}$  que determina el efecto que la señal de la unidad  $j$  tiene en la unidad  $k$ . La contribución para  $w_{jk}$  positiva, es considerada como una excitación, de forma contraria se considera inhibición.
- Una rela de propagación, que determina la entrada efectiva  $X_i$  de una unidad a partir de sus entradas externas.

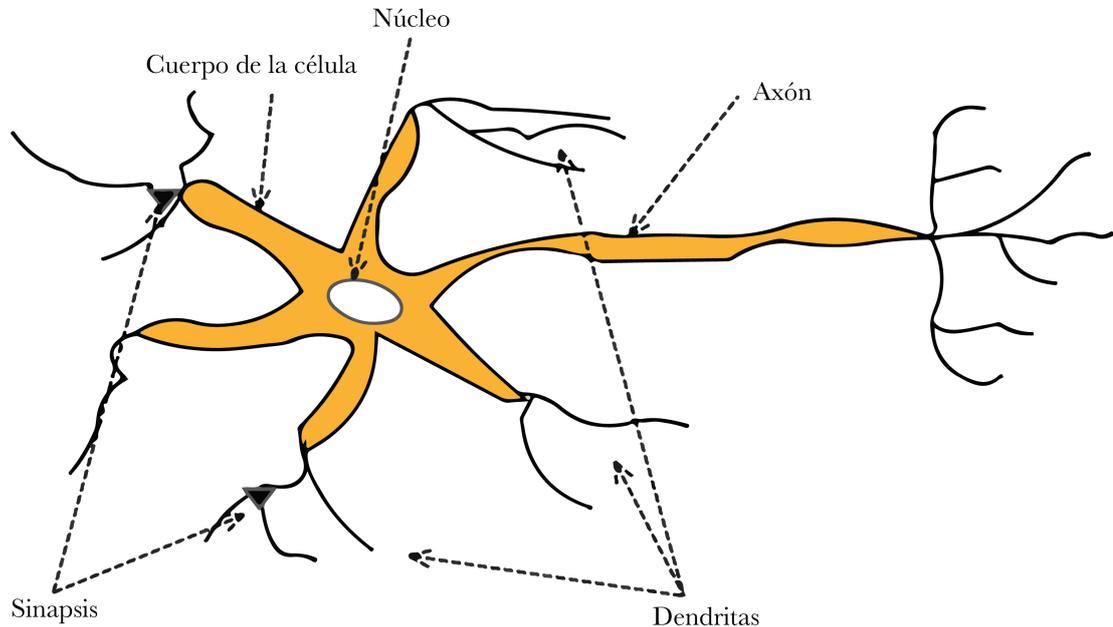


Figura 2.4: Estructura biológica de la neurona.

- Una función de activación  $f$ , que determina el nuevo nivel de activación basada en la entrada efectiva  $X_i(t)$  y la activación actual  $Y_i(t)$ .
- Una entrada externa, conocida como bias, para cada unidad.
- Un método de recopilación de información (regla de aprendizaje).

Recientemente una familia de estas redes neuronales, se han vuelto populares bajo el nombre de *aprendizaje profundo* (deep learning). Aunque los algoritmos de aprendizaje profundo son prometedores, suelen adaptarse con mucho cuidado a un caso específico. (28)

### 2.6.1. MLP-ANN

Las redes neuronales de perceptrones multicapa (MLP) se emplean para el control de sistemas dinámicos. (20) Estas redes neuronales son conocidas como redes neuronales feed-forward o a veces simplemente redes neuronales. (28)

Una red feed-forward en capas se caracteriza por un conjunto de neuronas de entrada cuya función es suministrar señales de entrada del exterior al resto de la red. Seguido de las entradas pueden continuar una o varias capas intermedias de neuronas y finalmente una capa de salida en la que se puede comunicar el resultado.

Las capas intermedias, también llamadas capas ocultas, no tienen contacto con el exterior. Para esta clase de redes, no hay conexiones de una neurona a otra en la capa anterior, a otras neuronas de la misma capa o a neuronas de más de una capa anterior.

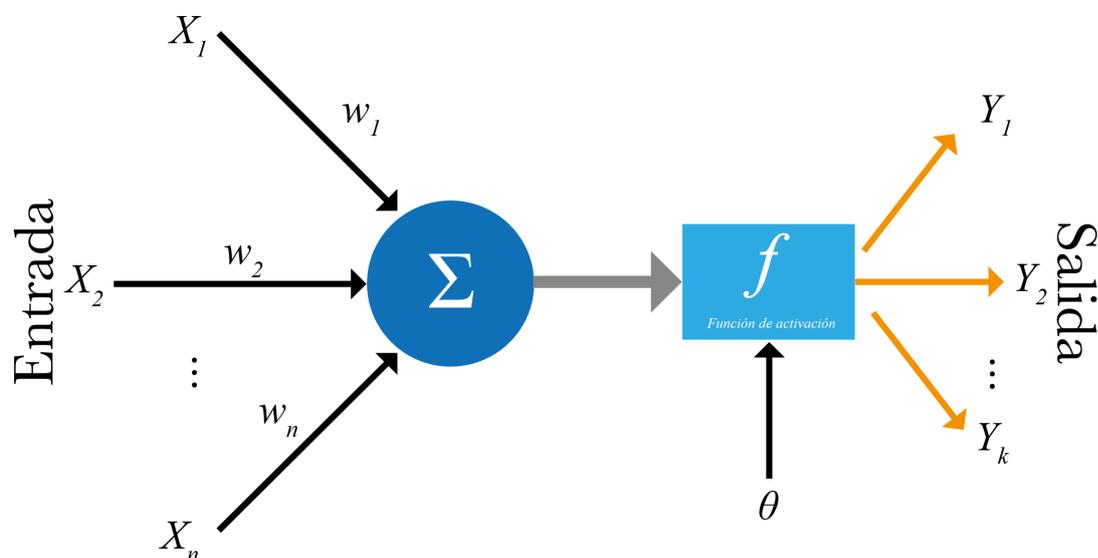


Figura 2.5: Diagrama de una neurona artificial.

Cada nodo de la izquierda representa una característica de entrada de las capas inferiores a la suya y envía la salida a las capas que están por encima de la suya, las líneas de conexión representan los coeficientes aprendidos, y el nodo de la derecha representa la salida, que es una suma ponderada de las entradas. (28) Así dado un conjunto de entradas de las neuronas en la capa de entrada, el vector de salida se calcula mediante una sucesión de pases hacia adelante, que calculan los vectores de salida intermedios de cada capa a su vez utilizando los valores de la señal previamente calculados en las capas anteriores. (18)

En un MLP, este proceso de cálculo de sumas ponderadas se repite varias veces, calculando primero las unidades ocultas que representan un paso de procesamiento intermedio, que se combinan de nuevo utilizando sumas ponderadas para obtener el resultado final. (28) Las regiones de decisión están separadas por un hiperplano cuya ecuación viene dada por:

$$\sum_{i=1}^N w_i X_i - \theta = 0 \quad (2.16)$$

Un perceptron consiste en una sola neurona con múltiples entradas y una sola salida. Tiene capacidad de procesamiento de información restringida y su procesamiento se realiza mediante una función de transferencia, que puede ser lineal o no. La neurona puede ser entrenada para aprender diferentes tareas simples modificando su umbral y pesos de entrada. Las entradas se introducen a la neurona y cada entrada tiene una salida deseada. Si la neurona no da una salida deseada, entonces ha cometido un error. Para rectificar esto, su umbral y/o pesos de entrada deben ser cambiados. (18)

Su arquitectura se muestra en la imagen (2.6):

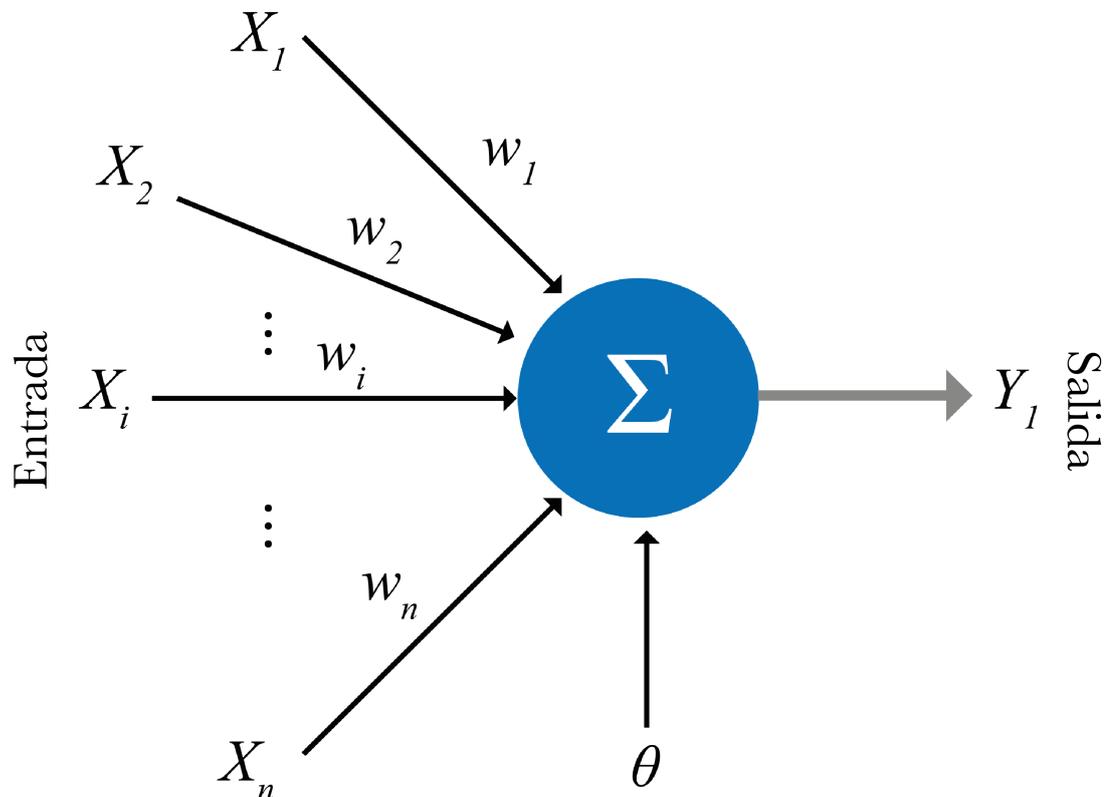


Figura 2.6: Arquitectura de un perceptrón.

- $X_1, X_2, \dots, X_n$  son entradas. Pueden ser números reales o booleanos dependiendo del problema.
- $Y$  es la salida.
- $w_1, w_2, \dots, w_n$  son los pesos de las aristas y son valores reales.
- $\theta$  es el umbral y es un valor real.

La función del perceptrón es clasificar un conjunto de estímulos en una de dos clases disponibles. Minsky y Papert (27), muestran que para entradas binarias cualquier transformación puede llevarse a cabo añadiendo una capa de predicaciones que están conectados a todas las entradas. Así puede resolverse el problema de salidas binarias, lo que implica la extensión de la red a un perceptrón multicapa.

A diferencia de los perceptrones, las redes multicapa pueden aprender no sólo múltiples límites de decisión, sino que los límites pueden ser no lineales. (18)

Un perceptrón multicapa estándar contiene:

- Una capa de entrada.

## 2. ANTECEDENTES

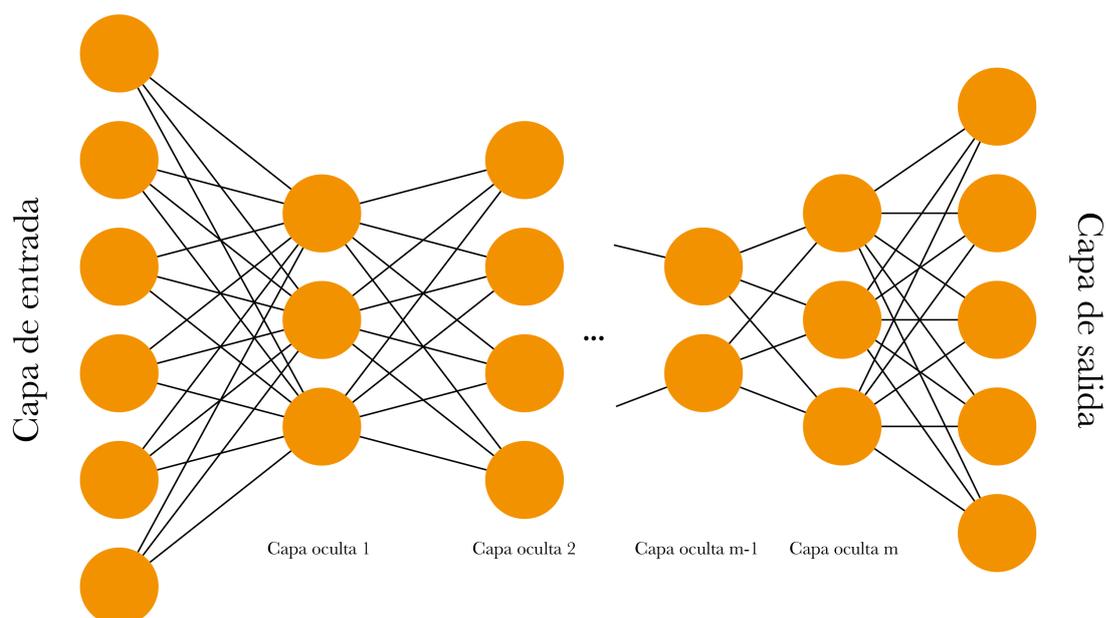
---

- Una o más capas ocultas.
- Una capa de salida

Una red feed-forward es un diagrama dirigido acíclico de unidades. Las unidades de entrada proporcionan los valores de entrada. Todas las demás unidades calculan un valor de salida a partir de sus entradas. Las unidades ocultas son internas. Si las unidades ocultas calculan una función lineal, la red es equivalente a una sin unidades ocultas. Por lo tanto, la salida de las unidades ocultas es producida por una función de activación no lineal. (18)

Hay tres características importantes de un perceptrón multicapa:

- Las neuronas de la capa de entrada, oculta y de salida utilizan en su modelo matemático, funciones de activación que no son lineales y que se pueden diferenciar en cualquier punto.
- El perceptrón multicapa contiene una o varias capas ocultas que se utilizan para tareas complejas.
- Genera una alta conectividad.



**Figura 2.7:** Estructura de un perceptrón multicapa de M capas ocultas.

Las MLP pueden considerarse como generalizaciones de modelos lineales que realizan múltiples etapas de procesamiento para llegar a una decisión. (28) Para el modelo de aprendizaje de una red neuronal multicapa existen varios algoritmos de aprendizaje. En el caso de esta tesis se usó el algoritmo de entrenamiento Levenberg–Marquardt.

### 2.6.2. Algoritmo de entrenamiento Levenberg–Marquardt

El algoritmo de entrenamiento Levenberg–Marquardt fue desarrollado por Kenneth Levenberg y Donald Marquardt, y proporciona una solución numérica al problema de minimizar una función no lineal. Este algoritmo es rápido y tiene una convergencia estable. En el campo de las redes neuronales artificiales, este algoritmo es adecuado para entrenar problemas de tamaño pequeño y mediano. (38) Existen otros algoritmos de entrenamiento, como el algoritmo de descenso pronunciado, también conocido como algoritmo de retro-propagación de errores o simplemente backpropagation. (10) Actualmente es el algoritmo más utilizado, sin embargo, en algunas ocasiones tiende a ser ineficiente debido a su lenta convergencia. Se requiere del uso de pasos pequeños para no salirse de los mínimos requeridos, generando el clásico problema del valle del error, generando una convergencia lenta. (38) Otro algoritmo usado es el algoritmo de Gauss-Newton. Utilizando derivadas de segundo orden de la función de error para evaluar *naturalmente* la curvatura de la superficie de error; el algoritmo de Gauss-Newton puede encontrar tamaños de paso adecuados para cada dirección y converger muy rápidamente. (38) (30)

El algoritmo de Levenberg–Marquardt mezcla el método de descenso pronunciado y el algoritmo de Gauss-Newton. La idea básica del algoritmo de Levenberg-Marquardt es que realiza un proceso de entrenamiento combinado: alrededor de la zona con curvatura compleja, el algoritmo de Levenberg-Marquardt cambia al algoritmo de descenso más pronunciado, hasta que la curvatura local es adecuada para hacer una aproximación cuadrática; entonces se convierte aproximadamente en el algoritmo de Gauss-Newton, que puede acelerar la convergencia de forma significativa. (38)

## 2.7. Implementación MLP-ANN

El método MLP-ANN es adoptado en esta tesis como parte del controlador del ángulo de inclinación de las palas para una turbina eólica Darrieus tipo H. Abdalrahman y Gebreel en su trabajo (1), demuestran que su uso es adecuado para el control deseado. Sin embargo, se plantea con algunas modificaciones. En este trabajo se emplea la herramienta de MATLAB, Neural Net Fittig, la cual resuelve el problema de ajuste mediante redes MLP de dos capas.

El número de capas ocultas es 20. Las entradas del MLP-ANN son el TSR con valores de 1, 1.7, 2, 2.5 y 3.3, el ángulo azimutal  $\theta$  con valores que van de  $0^\circ$  a  $358^\circ$ , la potencia mecánica esperada  $P_m$ , el error de la potencia esperada y la obtenida, y un retraso del error.

Los conjuntos de datos se dividen 75 % para el conjunto de entrenamiento y el 25 % para las pruebas. Se emplea el algoritmo de retro-propagación de Levenberg-Marquardt debido a que puede proveer predicciones precisas. (34)

### 2.8. Control basado en redes neuronales

Los sistemas no lineales complejos caracterizados por una dinámica poco conocida y parámetros variables en el tiempo, no disponen de una de un modelo explícito para la dinámica del sistema. Asumir estructuras lineales de los procesos no siempre es posible, pero se tiene que lidiar con el aspecto no lineal inherente a la dinámica de los sistemas. (20)

Algunos investigadores los han denominado enfoques de control inteligente experto. Utilizando algoritmos de aprendizaje bien definidos a través de los cuales el sistema se modela implícitamente y adapta de forma autónoma sus parámetros de control para acomodar los cambios impredecibles en la dinámica del sistema. (29)

El aprendizaje neuronal, se construye mediante algoritmos que permiten que el sistema aprenda por sí mismo a partir de un conjunto de patrones de entrenamiento recogidos. Teniendo como distintivo aprender y ajustar sus parámetros en respuesta a cambios imprevisibles en la dinámica o el entorno operativo del sistema. (20)

En el caso de los sistemas dinámicos cuya representación se realiza mediante estados dependientes del tiempo, haciendo que la red neuronal sea dinámica, es decir, se dota de memoria y retroalimentación. Una clase recurrente son las llamadas redes neuronales con retardo temporal.

Una forma de conseguirlo es incorporar conexiones de retroalimentación desde la salida de la red a su capa de entrada e incluir retrasos temporales en su estructura. Estos retrasos de propagación existen en sistemas neurobiológicos naturales, y su adición se debe a motivaciones teóricas y prácticas. (20) Las redes neuronales con retardo temporal (TDNN) consiguen esto replicando la red a través del tiempo.

La capacidad de las redes neuronales para procesar tareas en paralelo y tolerar señales ruidosas permiten identificar a los sistemas complejos, como es el caso de la turbina eólica, aproximar comportamientos que ocurren.

#### 2.8.1. Red neuronal para identificar al sistema

El proceso para identificar sistemas tiene como objetivo encontrar un modelo dinámico que se aproxime dentro de un grado de precisión predefinido a la dinámica real de la planta cuando son excitados con las mismas señales. (20) En otras palabras, se reduce el error  $e(k+1)$ , entre la salida predicha  $\hat{y}_p(k+1)$  y la salida actual  $y_p(k+1)$  del sistema:

$$e(k+1) = |\hat{y}_p(k+1) - y_p(k+1)|. \quad (2.17)$$

En esta tesis el uso de la técnica de una red neuronal con retardo neuronal se emplea como solución a la no linealidad del sistema, debido a sus parámetros en constante variación. La potencia generada es la retroalimentación necesaria para generar el retraso temporal que será usada como una de las entradas de la red neuronal mencionada en la sección anterior.

---

## Capítulo 3

# Metodología

---

La turbina Darrieus tipo H que se encuentra instalada en el Instituto Tecnológico de Pachuca, mostrada en la figura 3.1, es una turbina eólica diseñada para funcionar en condiciones locales al Tecnológico. La tabla 3.1 reúne las cualidades de la turbina.



**Figura 3.1:** Diseño asistido por computadora de la turbina, mostrando algunos de los elementos de la geometría

### 3.1. Modelo CFD

Para realizar las simulaciones del comportamiento de la turbina se emplea Ansys Fluent. La turbina se modeló con las distintas configuraciones de ángulo de ataque, con un perfil aerodinámico NACA 63215, y con distintos TSR a la cual esta sometida la turbina, de esta forma predecimos y observamos su comportamiento.

La tabla 3.2 muestra las principales características de la turbina para realizar la simulación CFD así como las configuraciones a las cuales estará sometida. Entre las configuraciones podemos destacar que cada ángulo de ataque estará sometido a las distintas velocidades del TSR las cuales se enlistan abajo. Estos grados de inclinación se deben a previos estudios que

### 3. METODOLOGÍA

---

Geometría		
Perfil	NACA 63215	
Altura del rotor (m)	h	1.5
Diámetro del rotor (m)	2r	1.7
Número de palas	n	3
Cuerda de la pala (mm)	-	300

**Tabla 3.1:** Especificaciones de la turbina

Característica	Parámetros
Ángulos de ataque	-4, 0, +4, +6 grados
Ángulo azimutal	0° a 360°
Tip speed ratio	1, 1.7, 2, 2.5, 3.3

**Tabla 3.2:** Características del sistema para la simulación CFD

demuestran cambios significativos en la potencia generada. La información generada por Ansys Fluent será el par generado por cada alabe, la cual con la ecuación (2.11) podemos obtener la potencia y con la ecuación (2.10) obtener el coeficiente de potencia generado por la turbina.

## 3.2. Pre procesamiento

### 3.2.1. Dominio computacional

Para poder desarrollar la simulación es necesario un dominio el cual se muestra en la figura 3.2. Se puede observar que el dominio esta seccionado en tres dominios los cuales son:

- Dominio estacionario: este dominio es el más grande de los tres y como su nombre lo menciona en este dominio no existen condiciones de movimiento. Este dominio también aloja la entrada y salida del fluido, así como, las paredes que delimitan a nuestro sistema.
- Dominio rotatorio: este dominio comprende también al dominio de las alabes y es donde se desarrolla el movimiento de la turbina. En este dominio se relaciona el dominio estacionario y el dominio de las alabes, y es parte importante para la interacción

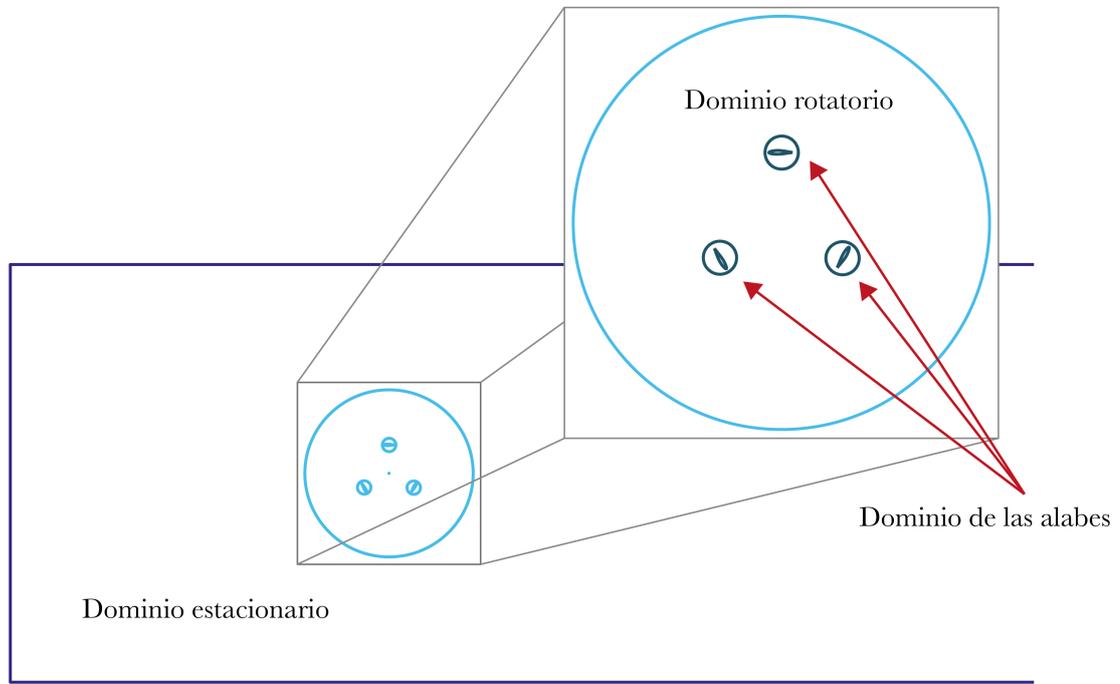


Figura 3.2: Dominios del sistema

entre el viento que entra y las alabas.

- Dominio de las alabas: este dominio es el más pequeño de los tres pero importante debido a que su interacción generará los datos necesarios para conocer como se comporta la turbina.

Las dimensiones y elementos que conforman al dominio computacional se muestra en la figura 3.3.

### 3.2.2. Generación del mallado

La generación del mallado es parte importante de la simulación, en esta sección se debe generar un mallado lo más ajustado a la figura ya que de ello dependerá la precisión de la información generada por Ansys Fluent. Ansys dentro de sus distintos paquetes ofrece un sistema de nombre Ansys Workbench el cual será el encargado de generar el mallado variando distintos parámetros que se encuentran en sus herramientas.

Es importante destacar que la interacción entre los distintos dominios debe ser detallada y controlada para que al entrar en contacto ambos dominios no exista un error o ocurra un cuello de botella, es por ello que número de elementos aumenta cuando se conectan dos dominios.

### 3. METODOLOGÍA

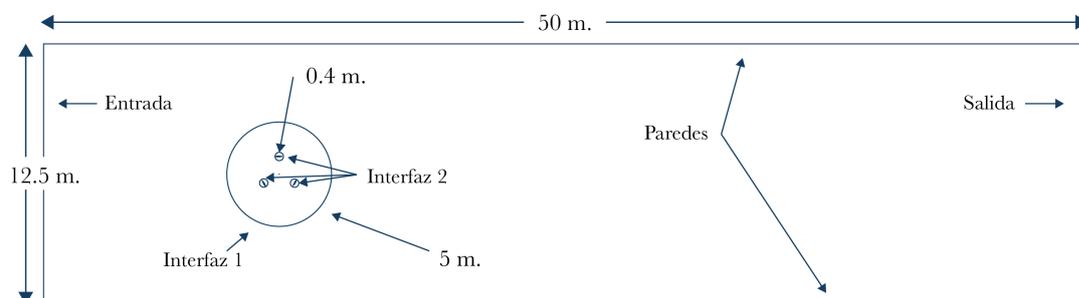


Figura 3.3: Tamaños y elementos del sistema

Otro punto importante es el detalle en las alabes, el cual debe de ser en extrema precisión ya que aquí ocurrirá la interacción de las condiciones con la turbina. El número de elementos presentes en esta sección aumentará enormemente debido al uso de la herramienta de *inflación* y al ajuste del tamaño de los elementos, tratando de acercarse a su comportamiento en condiciones reales. Como nuestra simulación es en 2 dimensiones el tiempo de computo requerido será menor comparado con uno de 3 dimensiones.

En la tabla 3.3 se mencionan las características de la malla para la simulación de la VAWT:

Características de la malla	
Número de nodos	690339
Número de elementos	1366433
Calidad de elemento	0.95072
Relación de aspecto	1.2437
Skewness	7.4536e-2

Tabla 3.3: Características del mallado para la VAWT

### 3.3. ANSYS FLUENT

Los parámetros a los cuales la turbina esta sometida y que son necesarios para configurar a Fluent se muestran en la tabla 3.4, en esta se observa el TSR, la velocidad de giro en  $rad/s$ , el valor del time step ajustado a 2 grados la cual se muestra en la ecuación 3.3 y el numero de time steps,  $\gamma$ :

$$\gamma = \frac{2\pi}{\omega \times 180} \quad (3.1)$$



**Figura 3.4:** Mallado de la simulación

Valores de operación dentro de Fluent			
TSR	$\omega_r$ (rad/s)	Time step size a 2°	Número de time steps
1	11.8	0.0029	>3600
1.7	20	0.0017	>3600
2	23.53	0.0014	>3600
2.5	29.41	0.0011	>3600
3.3	38.82	0.0008	>3600

**Tabla 3.4:** Valores de operación para la simulación en FLUENT

Las condiciones específicas para las simulaciones se mencionan a continuación: para las distintas simulaciones se empleó el modelo K-épsilon realizable, con Standard Wall Functions. Los materiales empleados son aire, proporcionado por la librería de elementos de Ansys y aluminio de la misma librería.

Las Cell Zone Conditions están divididas en cinco regiones. La primera sin ningún cambio. La segunda zona, el cuál es el dominio rotatorio, se usó Mesh Motion y una velocidad rotacional de que varía dependiendo del TSR.

Las siguientes zonas serán similares sus condiciones modificando únicamente el origen del eje de rotación (relativo). Se empleó de igual forma Mesh Motion, pero con relatividad con la zona 2 para las tres zonas (*Fluid 3*, *Fluid 4* y *Fluid 5*).

Cómo ya se mencionó anteriormente, el dominio comprende una entrada, *Inlet*, con una velocidad constante del viento de 10 m/s, con una intensidad de turbulencia del 5% y una tasa de viscosidad de 1. La salida no tuvo cambios mayores salvo en la intensidad de la turbulencia del contra flujo al 5% y la tasa de viscosidad del contra flujo de 1.

Las condiciones de las paredes de las palas tienen una modificación debido al movimiento que realizan, por lo que se ajustan a una pared móvil con movimiento rotacional.

Los métodos de solución son de la siguiente manera:



### 3.4.1. Planta

#### 3.4.1.1. Modelo aerodinámico

Es necesario cuantificar la cantidad de potencia que se puede extraer del viento. Existen distintas configuraciones en las cuales se puede modelar el viento, constante, en aumento, con ruido y ráfagas. (32) Particularmente para esta tesis se ha empleado un flujo constante de viento de  $u_\infty = 10 \text{ m/s}$ . La potencia extraída del viento puede calcularse como:

$$P_w = \frac{1}{2} \rho A u_\infty^3 \quad (3.2)$$

Para nuestro caso la densidad del aire es  $1.225 \text{ kg/m}^3$  y el área  $A$  es dos veces el radio por la altura de la pala en  $\text{m}^2$ . De forma paralela, la porción de potencia que puede capturar la turbina de forma mecánica como  $P_m$  esta expresada de la forma siguiente (25):

$$P_m = \frac{1}{2} \rho A u_\infty^3 C_p \quad (3.3)$$

Donde  $C_p$  es el coeficiente de poder y esta limitado por un máximo ideal conocido como el limite de Betz. (35)

El par generado por la turbina puede calcularse de la siguiente manera:

$$\tau = \frac{P_m}{\omega_r} \quad (3.4)$$

La cual es una relación entre la potencia mecánica  $\text{Nm/s}$  y la velocidad angular del rotor de la turbina en  $\text{rad/s}$ .

De esta forma lo que se busca es aprovechar el máximo par generado por la turbina con un TSR reducido. En la próxima sección, la gráfica 4.14 muestra que para la turbina el mayor par generado se genera en un ángulo de ataque cercano a  $\beta = +4$  con un  $TSR$  cercano a 2.

### 3.4.2. Actuador de paso

La simulación del sistema con el control incluido, requiere de un servo motor de paso la cual ajustará la posición de las palas de la turbina eólica. Este actuador se modela como un integrador. 3.6

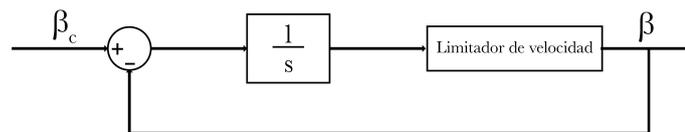


Figura 3.6: Diagrama en bloque del actuador

### 3.5. Propuesta del sistema de control

El objetivo de crear turbinas eólicas modernas y eficientes es de realizar relaciones de elementos no lineales entre datos de entrada y salida a partir de estrategias que no involucren un modelo matemático único, pero que puedan disponer de un fácil manejo de la información de múltiples variables, organizar patrones de dicha información y anticipar a la señal de control.

Como se ha mencionado, la no linealidad del sistema se debe a las distintas condiciones a las cuales esta sometido la turbina eólica, complica el uso de sistemas de control convencionales como el PID. Sin embargo, el uso de PID puede lograr una estabilidad más rápida. (29) Una red neuronal, ANN, puede manejar información compleja que afecta directamente a la turbina, y desarrollar patrones de aprendizaje que permitan predecir el comportamiento adecuado generando una solución eficiente y anticipada para modificar el ángulo de ataque.

Es por ello que un sistema robusto que involucre técnicas rápidas y precisas puede optimizar el comportamiento y por ende aumentar la capacidad de la potencia de la turbina.

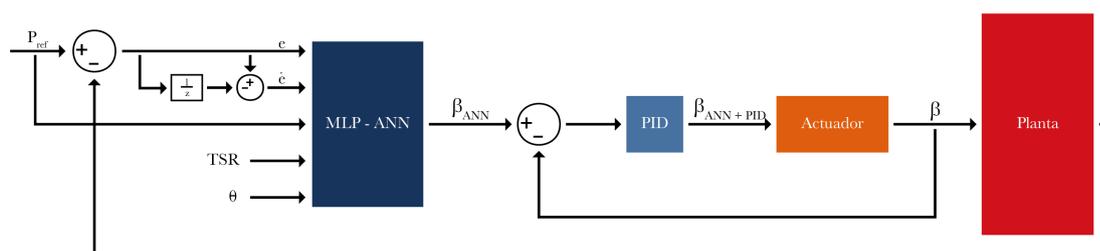


Figura 3.7: Diagrama a bloques del sistema de control

En la figura 3.7 se observa la propuesta del uso de redes neuronales y en conjunto con un control PID.

El error de seguimiento de la potencia eléctrica  $e$  se emplea como entrada en el sistema del control de cabeceo (1, 2), por lo que el error,  $e$ , está definido en términos de la referencia y la potencia eléctrica de generación actual:

$$e = P_{ref} - P_g \quad (3.5)$$

De esta forma el control inteligente se conforma de la medición de la potencia generada  $P_g$ , el error  $e$ , la misma señal de error pero con un retraso, el TSR, el ángulo azimutal  $\theta$  y son introducidas como entradas en el controlador MLP-ANN.

---

## Capítulo 4

# Resultados

---

### 4.1. Resultados CFD

Cómo parte del modelo de control se continuaron una serie de pasos, la primer fase involucró la simulación de la turbina eólica. A continuación se muestran los parámetros empleados en Ansys Fluent:

En la figura 4.1, podemos observar el modelo empleado para realizar las simulaciones que previamente se describió.

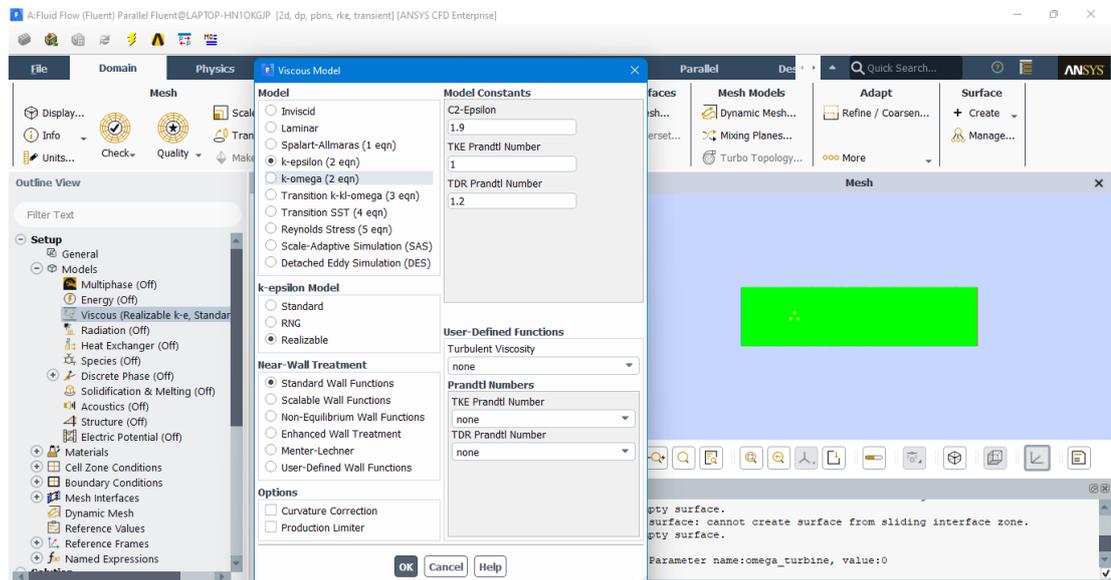


Figura 4.1: Selección del modelo K- $\epsilon$  dentro de Ansys Fluent.

En la figura 4.2, podemos observar los métodos de solución, y su discretización espacial del modelo.

## 4. RESULTADOS

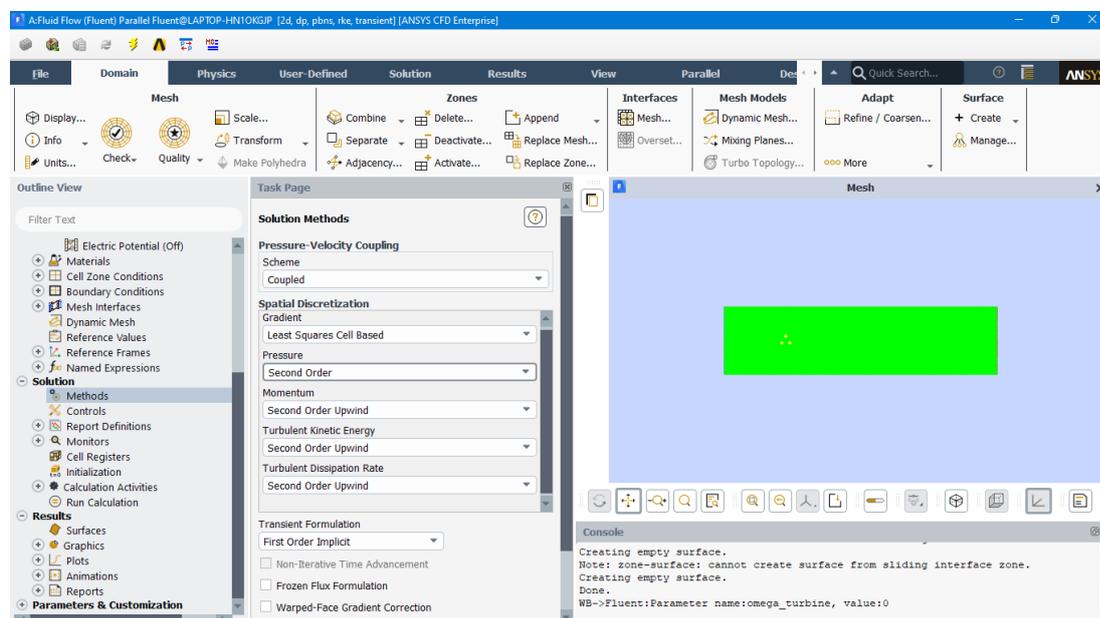


Figura 4.2: Selección de los modelos de solución para la simulación de la turbina eólica en Ansys Fluent.

En la figura 4.3, se observa los parámetros para realizar la simulación, empleando la ecuación 3.3, y con un número de pasos de tiempo igual a 3600.

La figura 4.4, muestra el apartado de la definición de reportes. Para este trabajo se emplea un reporte de fuerza, específicamente de momento.

En la figura 4.5, se muestra la definición del reporte de momento para las tres palas, el cual generará la información de la suma del par generado por las tres palas y de una sola pala, generando una gráfica de su comportamiento.

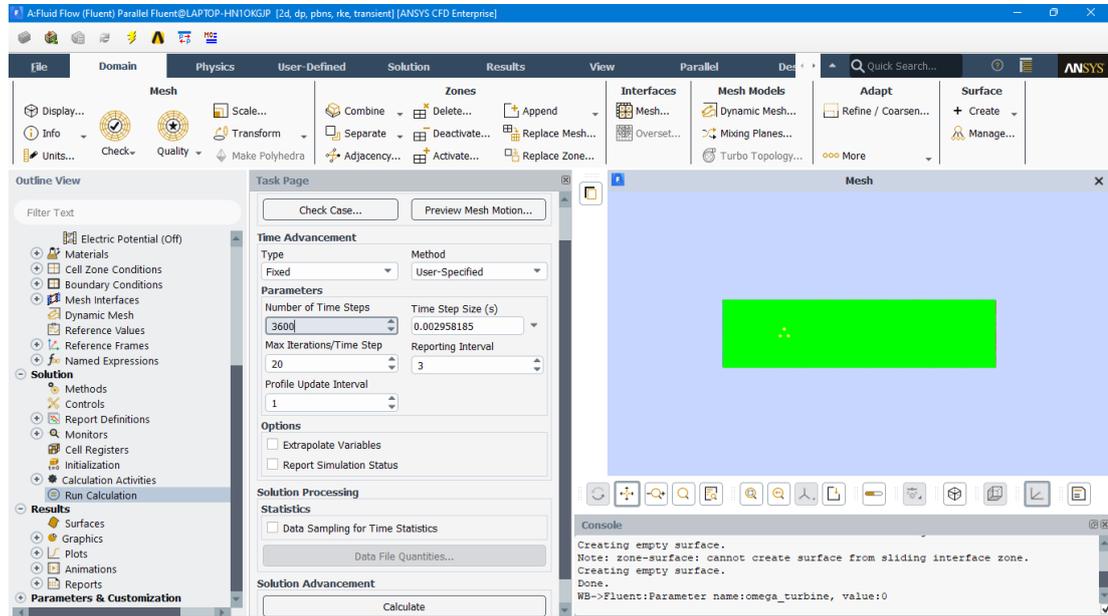
Las figura 4.6, muestra el comportamiento de la turbina eólica con respecto a la velocidad del viento con la que se está simulando. Se observan zonas de altas y bajas velocidades debido al perfil aerodinámico.

En esta otra figura, 4.7, se observa otra vista del aire interactuando con la turbina eólica empleando líneas de flujo para observar su comportamiento.

En la figura 4.8, se puede observar la presión ejercida sobre una pala de la turbina eólica. Se observa que debido a la inclinación y a la velocidad del viento se generan zonas de alta y baja presión.

### 4.2. Datos generados por el CFD

Las condiciones particulares a la que estuvo sometida la turbina eólica fueron con distintos ángulos de ataque  $\beta = -6, -4, 0, 4$ , y con distintos  $TSR$  de  $\lambda = 1, 1.7, 2, 2.5$  y  $3.3$ .



**Figura 4.3:** Selección del número de pasos y el tamaño de paso de la simulación con un  $TSR=1$  y  $\beta=1$

Las figuras 4.10, 4.11, 4.12 y 4.13 demuestran dicho comportamiento.

La figura 4.9 muestra el comportamiento de una sola pala de la turbina con distintos ángulos  $\beta$ , con un  $TSR = 1$  general. Podemos observar que el  $C_p$  es mayor si aumentamos el ángulo  $\beta$  en 4 o 6 grados de inclinación. Esto podría indicar que aumentando el ángulo en velocidades de viento reducidas podemos producir un par mayor con respecto a un ángulo fijo.

En la siguientes figuras se muestra el comportamiento de la turbina a diferentes  $TSR$ , con respecto al coeficiente de potencia  $C_p$  y modificando el ángulo  $\beta$ .

La figura 4.10 muestra el comportamiento de la turbina eólica con una inclinación  $\beta = 0$ , y podemos observar como coeficiente de potencia,  $C_p$ , se encuentra por debajo del límite de Beltz aunque en la realidad el  $C_p$  debe encontrarse aún más por debajo.

A bajos  $TSR$ , se observa que el  $C_p$  que se obtiene con esta configuración es muy bajo pero que conforme aumenta la velocidad del viento el  $C_p$  aumenta y en algunos casos es la mejor configuración.

La figura 4.11 muestra el comportamiento con un  $\beta = +4$ . El comportamiento que tiene mejora con respecto a  $\beta = 0$ , ya que a bajos  $TSR$  el  $C_p$  aumenta, aunque a altos  $TSR$  su capacidad se ve reducida. Sin embargo, se observa que con un  $TSR = 2$  se obtiene la mayor cantidad de potencia mecánica posible.

El coeficiente de potencia de la turbina eólica con un  $\beta = +6$ , figura 4.12, se ve reducido drásticamente con altos  $TSR$ . Sin embargo con un  $TSR = 1$  se observa que puede ser una buena elección ya que la cantidad de  $C_p$  es mayor frente a las demás configuraciones.

## 4. RESULTADOS

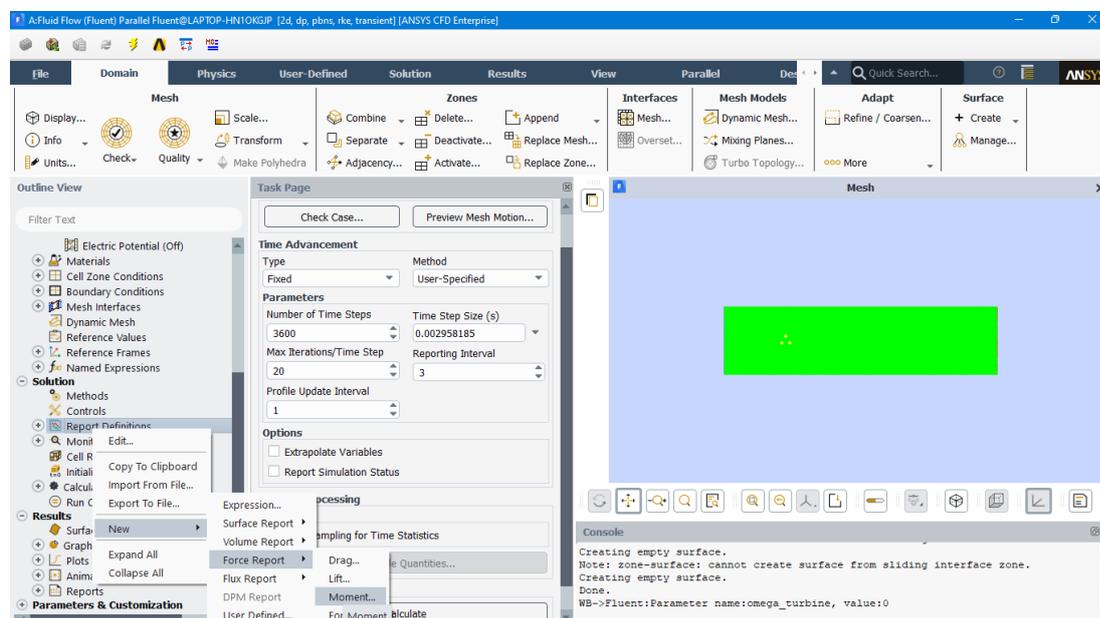


Figura 4.4: Definición de reporte de momento para obtener los datos de la turbina a partir de la simulación.

La turbina con un  $\beta = -4$ , en la figura 4.13, reduce su  $C_p$  en comparación con los otros ángulos, aunque con un  $TSR = 2.5$  el coeficiente de potencia es casi similar a  $\beta = 0$ . Y en altas velocidades de viento su comportamiento es mejor frente a los demás ángulos de inclinación. Podría ser una buena alternativa para tratar de proteger a la turbina eólica.

Los resultados generados por las simulaciones demuestran similitudes con datos experimentales de otros trabajos y de simulaciones. (1) (25) (12)

Es importante mencionar que la turbina aunque ya se encuentra en operación no tenía un estudio relacionado con la capacidad de relación de viento y su respectiva capacidad de potencia.

Los distintos TSR, se seleccionaron de esa manera ya que se comparó con distintas simulaciones ya realizadas y en las cuales su trabajo operativo es estable.

Las simulaciones puede crear variaciones de información con respecto a la realidad, sin embargo, debido a la situación actual no fue posible validar con resultados experimentales los resultados de las simulaciones. Por ejemplo, comparando con resultados publicados en otros trabajos, es mayor el coeficiente de potencia en las simulaciones a diferencia de la realidad. A bajos TSR, la potencia es nula pero se espera que en rangos de TSR superior a 2 y menores a 2.5 se encuentren las condiciones óptimas de generación.

La gráfica 4.14 muestra el resumen de las simulaciones con los distintos TSR, y los coeficientes de potencia,  $C_p$ . Con un  $TSR = 1$ , se observa que aumentar el ángulo  $\beta = +6$  se obtiene una respuesta más rápida para obtener un  $C_p$ . Esto puede significar que al aumentar el ángulo, el par generado será mucho mayor respecto a uno con  $\beta = 0$  o superior.

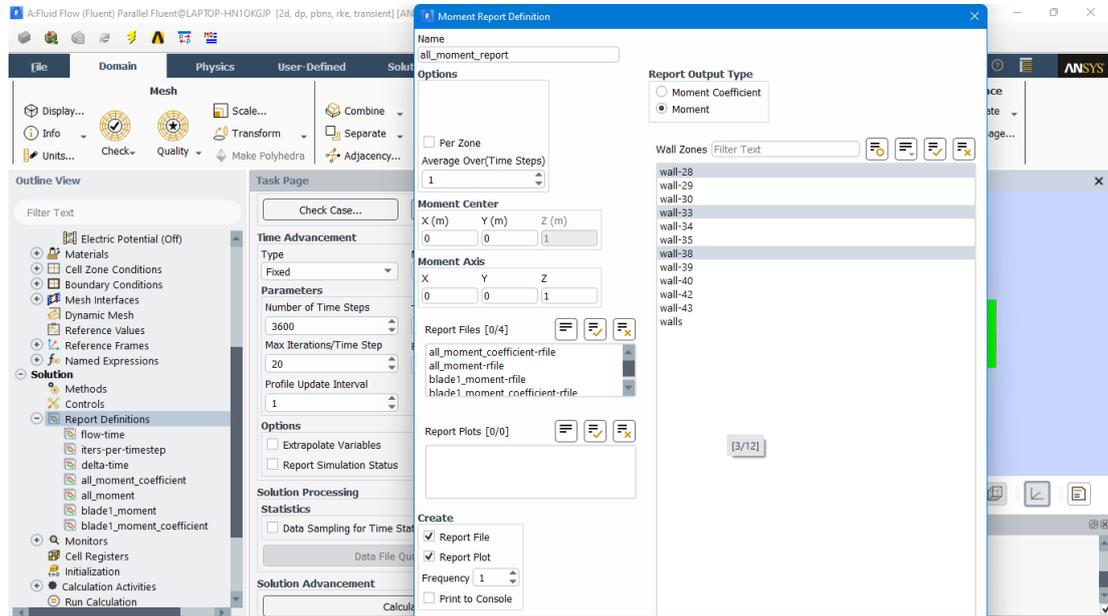


Figura 4.5: Selección de las paredes para obtener la información del par generado.

Al aumentar la velocidad,  $TSR = 1.7$ , el ángulo  $\beta = 0$  parece ser la mejor elección al mantener el  $C_p$  por encima de las demás configuraciones y este se extiende hasta llegar a un  $TSR = 2$ . En este punto la turbina eólica con un  $\beta = +4$  genera un mayor  $C_p$ , lo que se traduce a un mayor par generado, y este podría ser el punto que deseamos mantener.

Sin embargo, la velocidad del viento no es constante, y sobre todo aumenta. Con un  $TSR = 2.5$  el rendimiento con un  $\beta = +4$  es inferior a ángulos de  $\beta = 0$  o  $\beta = -4$ . Entonces se podría optar por el uso de un ángulo  $\beta = 0$ , cuando se tengan velocidades cercanas.

Al aumentar aún más la velocidad,  $TSR = 3.3$ , se observa que al reducir el ángulo  $\beta = -4$  el coeficiente de potencia es superior frente a ángulos con un aumento. Y como se mencionó anteriormente podría ser la alternativa para proteger a la turbina frente a velocidades de viento mucho mayores. Aunque para el caso de esta tesis solo se han elegido velocidades relativamente bajas para que su funcionamiento sea el óptimo con velocidades de viento bajas.

De igual forma la elección de ángulos de ataque fueron a partir de trabajos ya realizados, con resultados experimentales y de simulación. Podemos observar que aumentar el ángulo de ataque mejora las condiciones del par generado, pero aumentar demasiado este ángulo también reduce su capacidad. Contrario a los ángulos de ataque inferiores, se ve una reducción considerable en la capacidad de potencia de la turbina.

Como área óptima para esta turbina eólica Darrieus tipo H se ha elegido un rango que comprende  $TSR \geq 1.7$  y  $TSR \leq 2.5$  porque ahí es donde se observa, de acuerdo con la figura 4.14, que se obtiene la mayor cantidad de  $C_p$  posible.

La siguiente tabla, tabla 4.1, agrupa los valores del  $C_p$  con respecto al  $TSR$ .

## 4. RESULTADOS

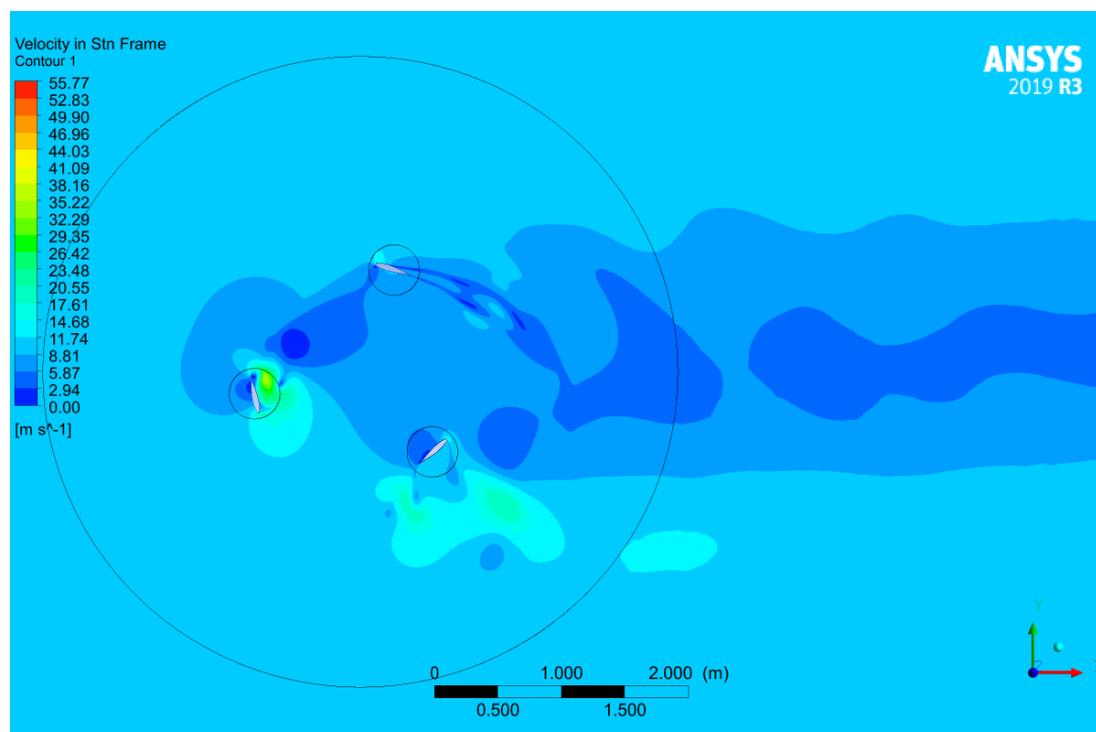


Figura 4.6: Comportamiento de la turbina eólica con respecto a la velocidad de giro ( $11.8 \text{ rad/s}$ ) y la velocidad del viento ( $10 \text{ m/s}$ ).

$C_p$ a diferentes $TSR$ con diferentes grados de inclinación				
TSR	-4	0	+4	+6
1	-0.00402904	0.01730098	0.03827569	0.04289201
1.7	0.10252814	0.21632805	0.1851312	0.13885015
2	0.13328947	0.27078717	0.30300845	0.20555107
2.5	0.26098922	0.27998543	0.24621305	0.19848003
3.3	0.16606604	0.14326954	0.07656377	-0.00270681

Tabla 4.1: Valores de operación para la simulación en FLUENT

### 4.3. Modelo de la turbina en Matlab Simulink

Con los datos obtenidos se simularon las condiciones de operación de la turbina eólica en Matlab Simulink. Las condiciones ideales se centraron entre 1.7 y 2.5 de  $TSR$ , los án-

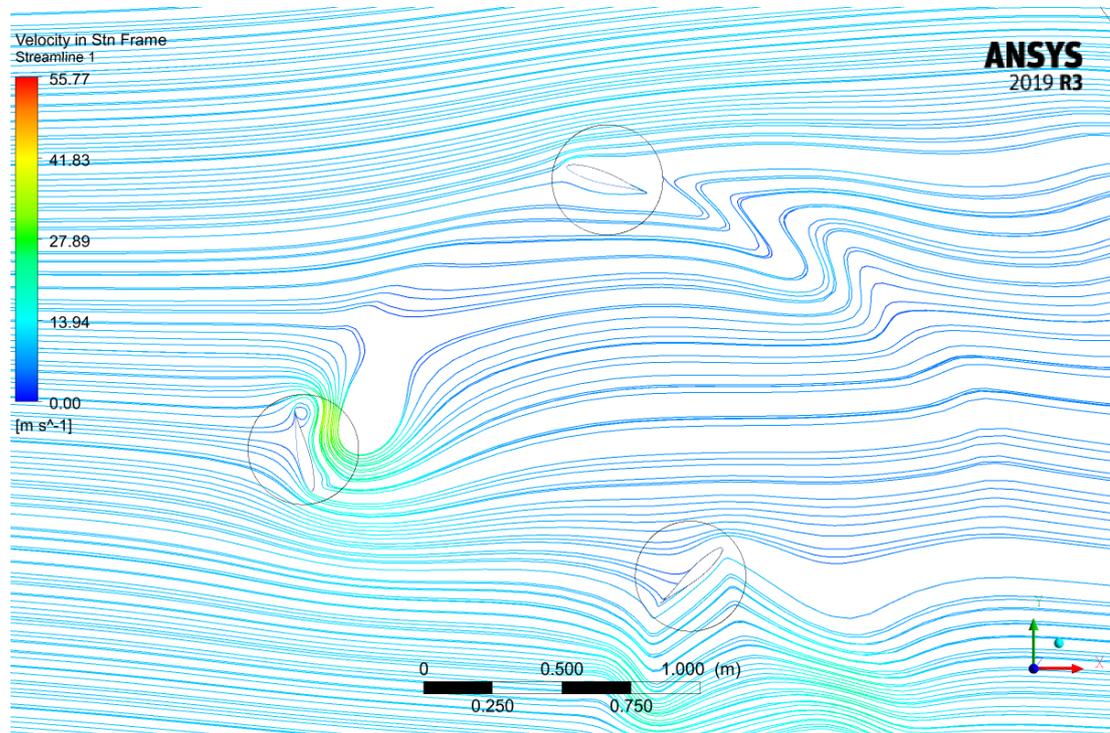


Figura 4.7: Líneas de flujo de la velocidad del viento interactuando con la turbina eólica,  $\beta=0$ .

gulos  $\beta = 0$  y  $\beta = +4$  son los que generan un mayor  $C_p$  y se demuestra en la figura 4.14. Para ello se empleó la información recabada en las simulaciones CFD de las configuraciones antes mencionadas y se realizaron los cálculos correspondientes usando la ecuación 3.3 para obtener la potencia mecánica ideal, y para mapear la posición de el ángulo azimutal necesario para la red neuronal.

De igual forma, fue necesario generar una función polinómica del  $C_p$  que involucrara al TSR para obtener la potencia mecánica ideal  $P_m$ , a partir de la ecuación 2.10. Esto con el fin de calcular la potencia mecánica a partir de la velocidad del viento y la velocidad de giro.

Las siguientes gráficas muestran la evaluación de las funciones polinómicas de  $\beta = 0$  y  $\beta = +4$ . En el apéndice A.1 y A.2, se muestra el código empleado para generar los coeficientes de la función polinómica.

Con la información anterior se creó un sistema el cual pudiera calcular la información necesaria para la red neuronal. De esta forma, se simuló el comportamiento de la turbina pronosticando la cantidad de potencia mecánica que puede producir, el TSR de la turbina eólica y la posición del ángulo azimutal.

La siguiente imagen, 4.17, muestra la construcción del sistema dentro de Matlab Simulink uniendo las funciones polinómicas y la ecuación 2.10. Este sistema en Simulink genera como salida la potencia mecánica  $P_m$  y el TSR.

La siguiente sección será la entrada de los valores como un vector para alimentar a la

## 4. RESULTADOS

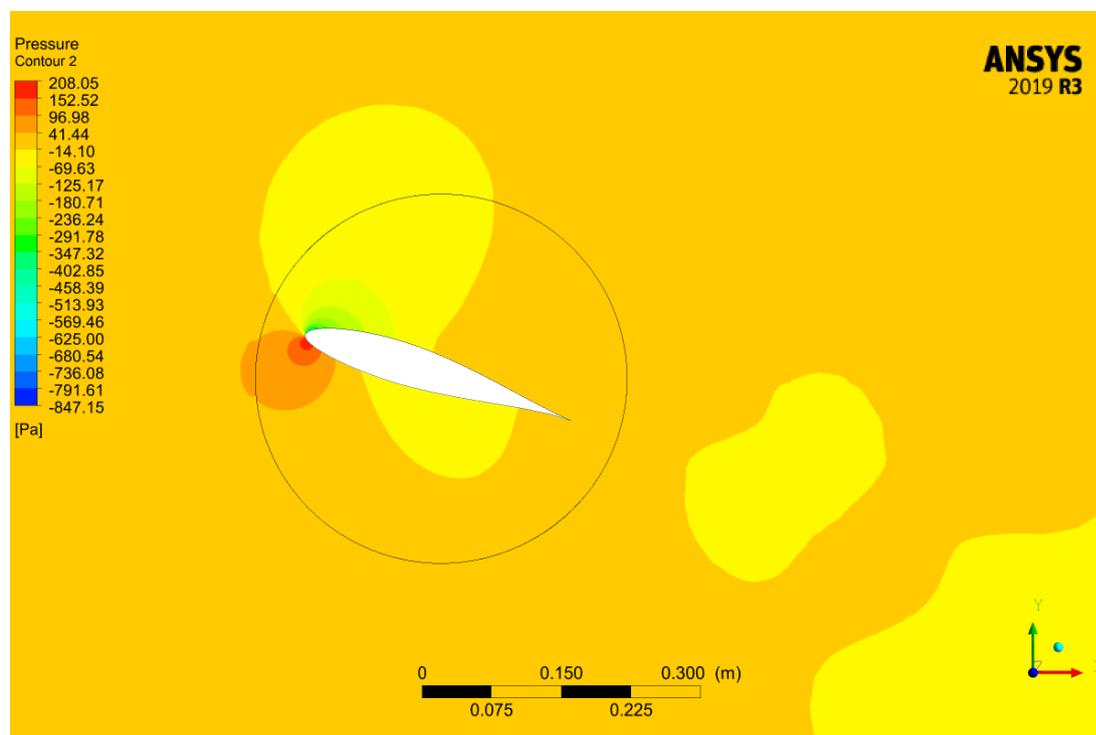


Figura 4.8: Comportamiento de la presión ejercida en la turbina eólica con un ángulo  $\beta=0$ .

red neuronal. En el apéndice A.3, se describe el código empleado para su creación.

De esta forma, la red neuronal identifica el ángulo  $\beta$  adecuado para producir la mayor cantidad de  $P_m$  que se puede extraer.

La figura 4.18 demuestra el rendimiento del modelo MLP-ANN durante el proceso de entrenamiento.

A continuación se muestra la representación de todo el sistema en Matlab Simulink. 4.19 En el apéndice A.4 se muestran todas las secciones con todos los elementos que lo conforman.

La siguiente gráfica, imagen 4.20, se observa el comportamiento de la red neuronal trabajando en para identificar el ángulo de inclinación idóneo para aumentar la potencia mecánica generada. Es importante mencionar que la red neuronal trata de elegir el ángulo pero no logra ser exacto en el valor esperado, esto se discutirá en la sección de conclusiones.

La red neuronal después de identificar la inclinación envía la información al PID el cual trata de ajustar el valor de red neuronal. La tabla 4.2, muestra los valores elegidos para el PID. Con estos valores le tomará al actuador llegar al valor deseado aproximadamente 1.5 segundos.

Después de la salida del PID, se vuelve a simular la configuración de la turbina eólica pero ahora con una función polinómica diferente, dependiendo del ángulo  $\beta$ , y generando una potencia  $P_m$  totalmente distinta para cada caso. Esa potencia que se obtiene formará parte del calculo del error que se emplea para alimentar a una de las entradas de la red

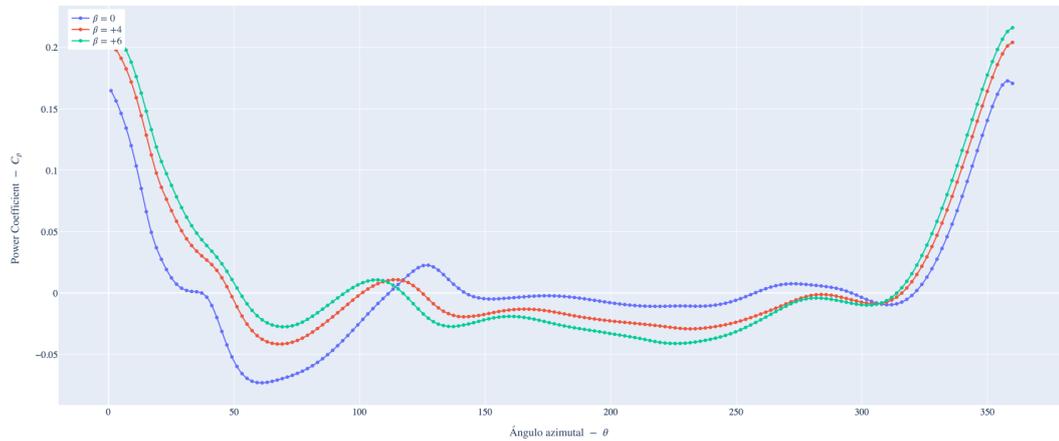


Figura 4.9: Comparación de las distintas configuraciones de ángulo  $\beta$ ,  $TSR = 1$ .

Valores propuestos para el PID	
P	5.1841
I	11.4018
D	-0.2060

Tabla 4.2: Valores propuestos para el control del PID de la turbina eólica

neuronal.

Es importante mencionar que en la realidad el aumento no será igual al calculado por Simulink, será menor, ya que influyen otras características que aquí no se plantean.

La figura 4.22 muestra la cantidad de potencia  $P_m$  generada con la propuesta de control y con un ángulo fijo. Se observa que existe un aumento de la potencia  $P_m$  cuando el ángulo aumenta en  $\beta = +4$ ; mientras que con un valor de  $\beta = 0$  la potencia  $P_m$  es igual a 429.2 watts, con  $\beta = +4$  la potencia  $P_m$  es poco más a 460 watts, lo cual significa un aumento superior al 7%.

Es preciso mencionar que al encontrarse con un TSR alrededor de 1.7 o superior con el control activo, se consigue un aumento de  $P_m$  del 2%, sin embargo, en condiciones cercanas a 2.5 el control reduce la potencia  $P_m$  en 1%. Esto podría deberse a la afinidad de la red neuronal para identificar el ángulo correcto.

## 4. RESULTADOS

---

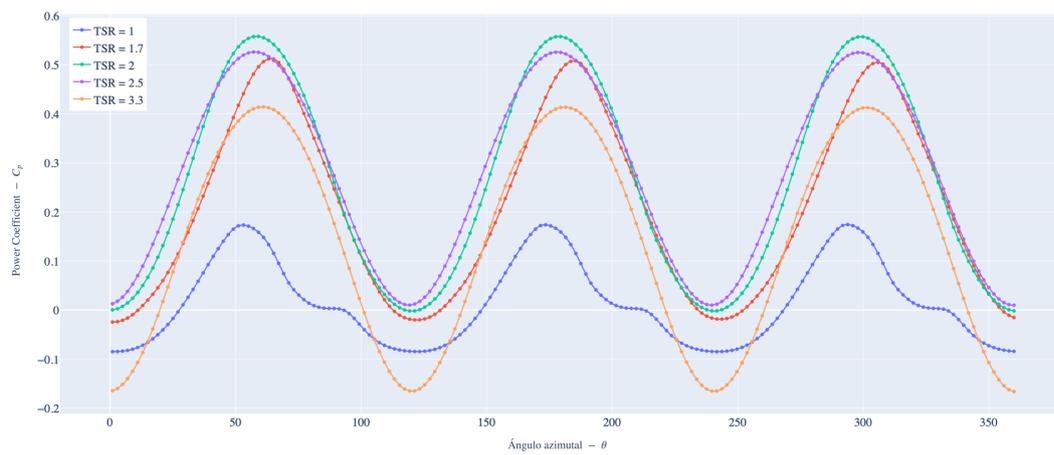


Figura 4.10: Coeficiente de potencia con respecto al ángulo azimutal con  $\beta = 0$

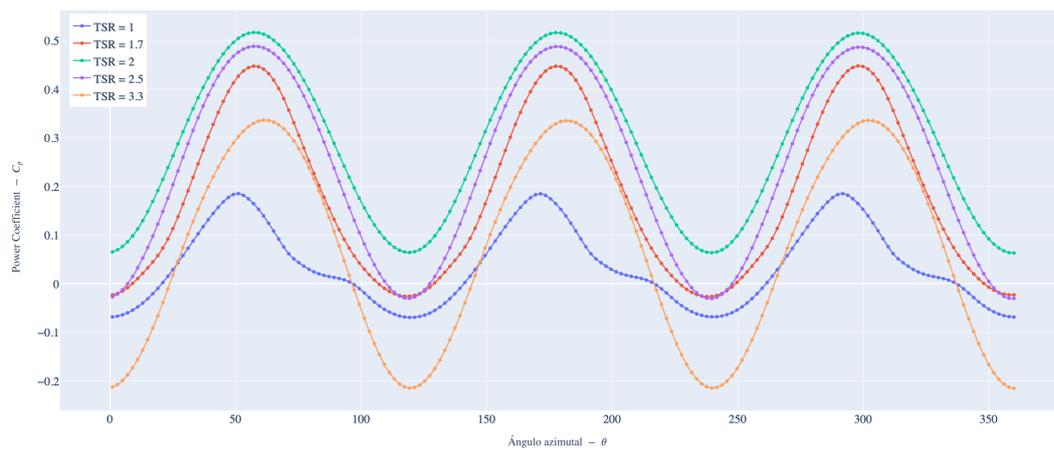


Figura 4.11: Coeficiente de potencia con respecto al ángulo azimutal con  $\beta = +4$

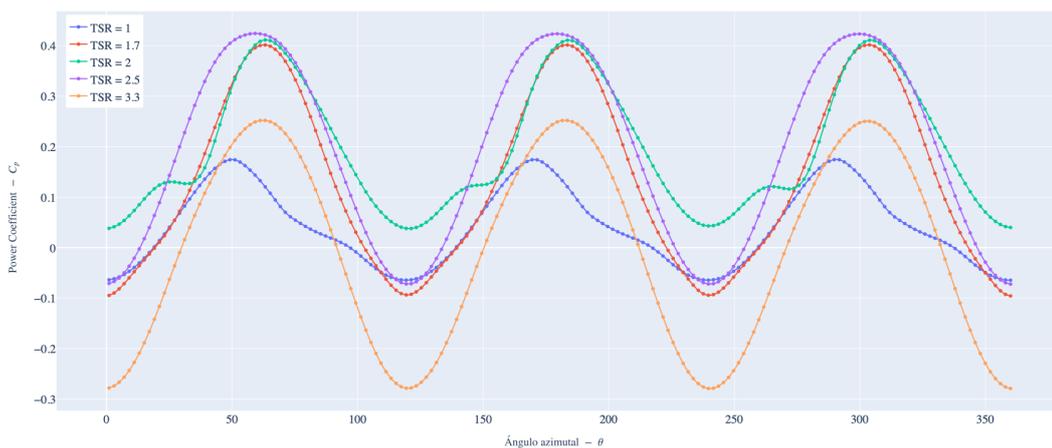


Figura 4.12: Coeficiente de potencia con respecto al ángulo azimutal con  $\beta = +6$

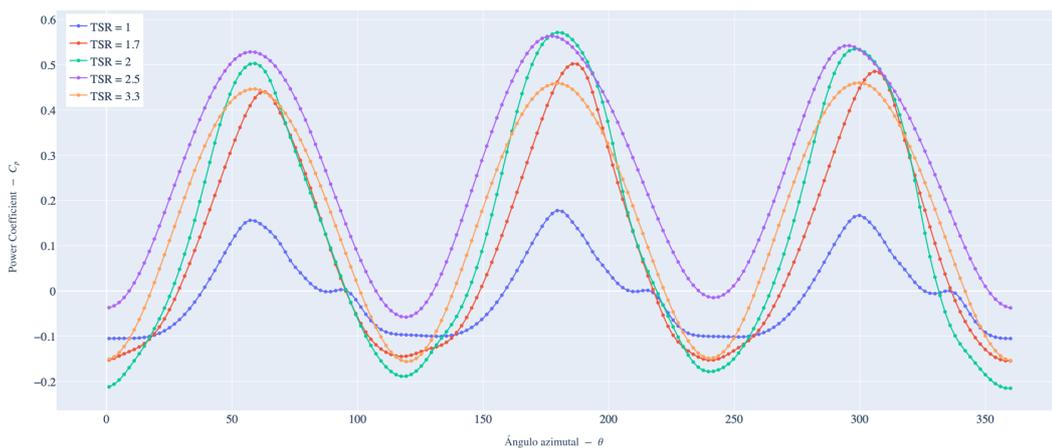


Figura 4.13: Coeficiente de potencia con respecto al ángulo azimutal con  $\beta = -4$

## 4. RESULTADOS

---

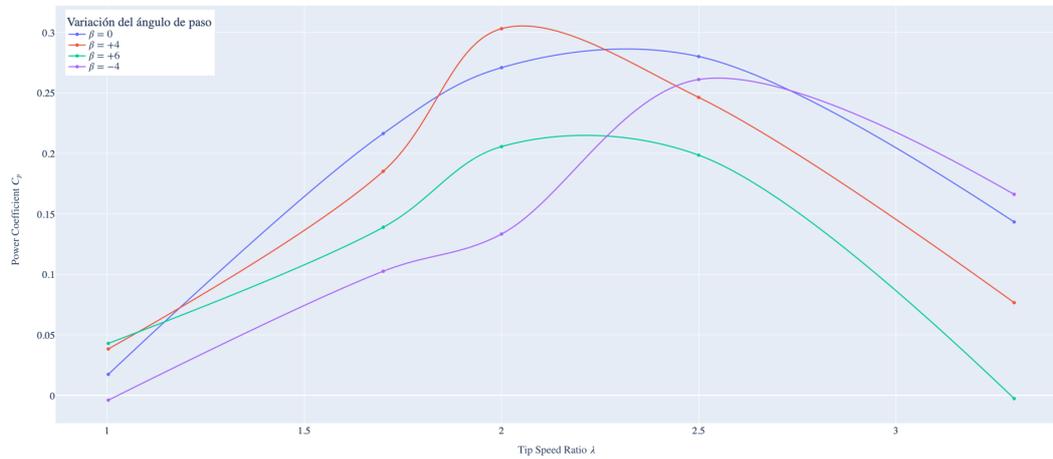


Figura 4.14: Comparación de los resultados de las simulaciones CFD

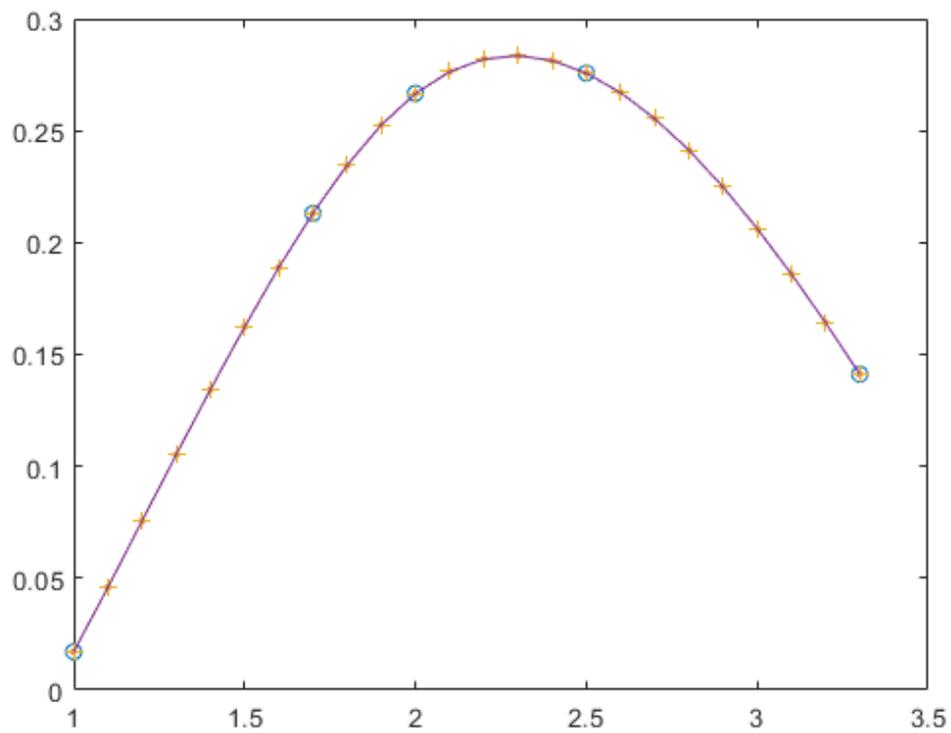


Figura 4.15: Gráfica de la función polinómica para  $\beta = 0$

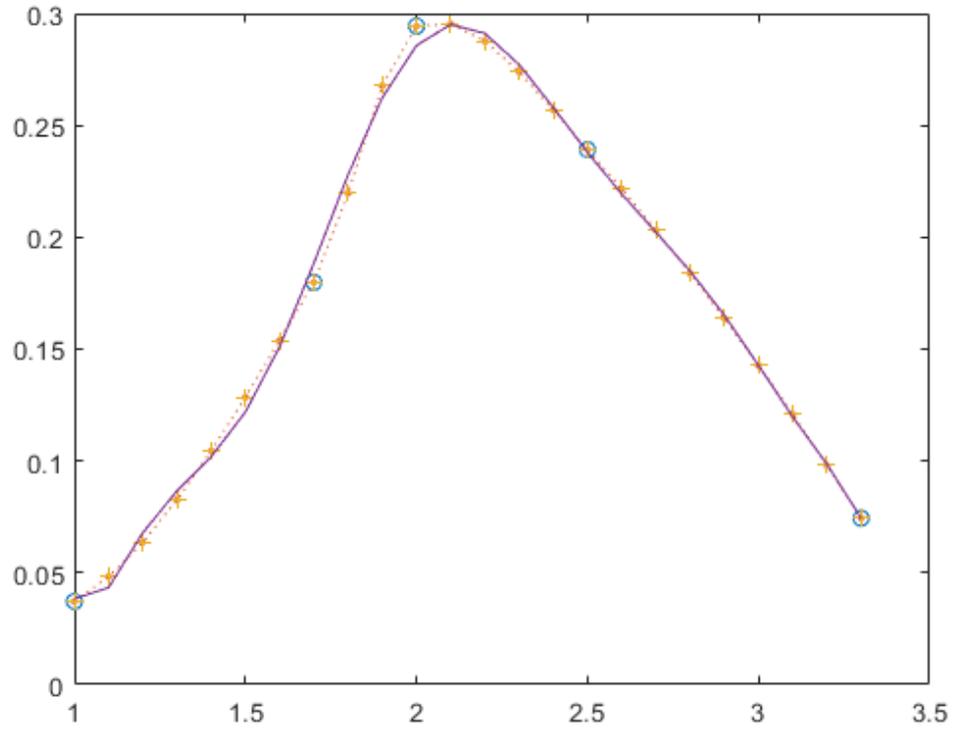


Figura 4.16: Gráfica de la función polinómica para  $\beta = +4$

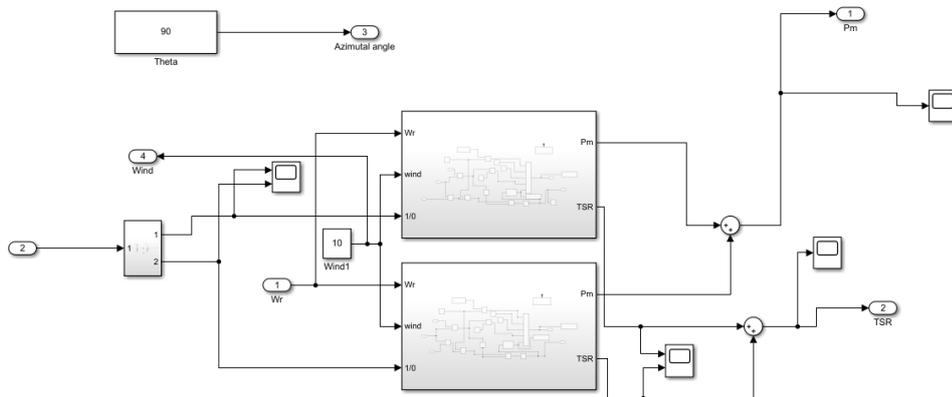


Figura 4.17: Diagrama a bloques de la turbina eólica en Matlab Simulink



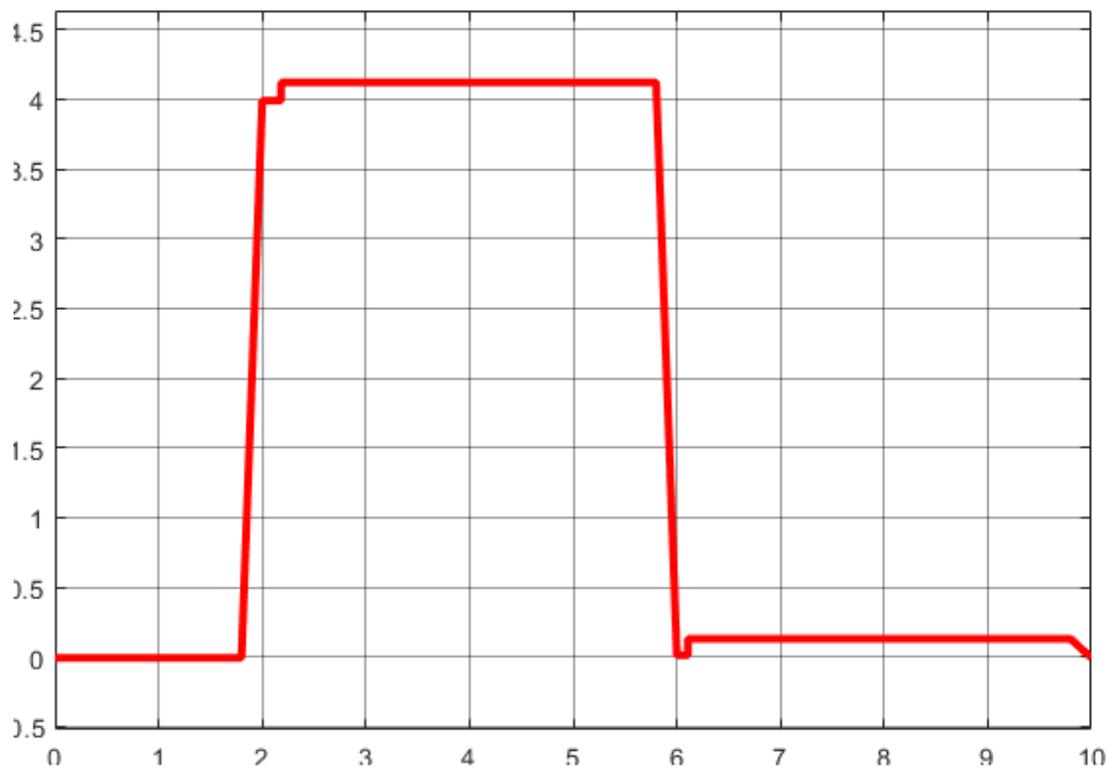


Figura 4.20: Red neuronal identificando el ángulo óptimo.

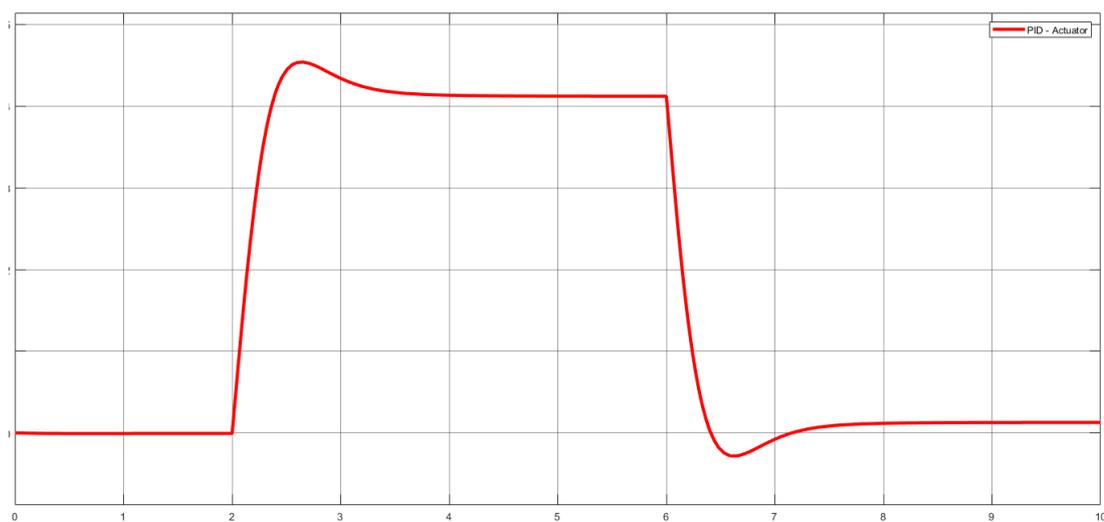


Figura 4.21: PID ajustando el valor identificado en la red neuronal para el ángulo óptimo.

## 4. RESULTADOS

---



**Figura 4.22:** Potencia mecánica ideal obtenida de el control de cabeceo de la turbina eólica

---

## Capítulo 5

# Conclusiones

---

Se realizó el diseño un sistema de control activo no lineal del paso de palas para la turbina eólica Darrieus tipo H, que se encuentra en funcionamiento en Pachuca Hidalgo. A partir de simulaciones CFD se consideraron condiciones específicas del ambiente donde se encuentra instalada y condiciones de operación óptimas para generar el mayor par por parte de la turbina eólica. Posteriormente se generó una función polinomial para predecir la cantidad de potencia mecánica que puede generar, a partir de el TSR en el que se encuentre la turbina eólica. Y con dichas funciones, se creó una simulación de la turbina eólica con sus variables, como lo son la velocidad viento, la velocidad de giro de la turbina eólica, su posición azimutal y el ángulo de inclinación que tiene.

Las red neuronal funciona como identificador de ángulo óptimo para las condiciones que se tienen. El PID ayuda a dicha instrucción de la red neuronal para ajustar al actuador a que llegue a la posición deseada.

Se reprodujo la turbina eólica con todas las variables mecánicas con las que actualmente cuenta para realizar simulaciones CFD, las cuales describen su funcionamiento ante circunstancias específicas y nuevas.

Se desarrollaron las condiciones medioambientales a las cuales está sometida la turbina eólica en las simulaciones CFD. Gracias a estas simulaciones se generó información importante para observar y seleccionar las mejores configuraciones en las cuales el comportamiento de la turbina eólica referentes a potencia mecánica aumentaron.

Se realizó el entrenamiento del algoritmo de redes neuronales y se probó su comportamiento ante ciertas características medioambientales. A su vez se compararon los resultados con la configuración que actualmente cuenta la turbina eólica de un ángulo fijo.

Se realizaron las pruebas experimentales de simulación en Matlab Simulink del sistema de control con las redes neuronales y se comparó con el actual sistema de cabeceo fijo.

Es importante mencionar que aunque este trabajo sólo se centro en una área específica de  $TSR$ , la gráfica 4.14, muestra que al aumentar el ángulo  $\beta = +6$  con un  $TSR$  al rededor de 1 cuando empieza el funcionamiento de la turbina, se alcanza un  $C_p$  mayor y más rápido.

De forma contraria al aumentar el TSR a valores superiores a 3, disminuir el ángulo  $\beta = -4$ , se obtiene la mayor cantidad de  $C_p$ . De esta forma no tan solo se obtiene mayor  $C_p$ , sino que se protege a la turbina eólica frente a velocidades del viento altas.

## 5. CONCLUSIONES

---

También se observa gracias a la figura 4.14, que la elección del perfil aerodinámico NACA 63215 es una buena opción para este tipo de turbinas eólicas Darrieus tipo H, ya que con un ángulo  $\beta = 0$  se obtiene una potencia mecánica suficiente.

El uso de las redes neuronales resulta una buena alternativa, ya que como se mencionó anteriormente, el diseño de un control para sistemas dinámicos que cuentan con grandes cambios a lo largo del tiempo es muy complicado. De esta forma, se puede trabajar con muchos valores que se generan gracias a las condiciones de simulación para predecir su comportamiento.

Sin embargo, el uso de redes neuronales también implica una gran cantidad de información para su entrenamiento. En el trabajo de esta tesis, esta cantidad de datos se vio reducida debido a la capacidad de computo disponible para realizar las simulaciones CFD.

Con respecto a las simulaciones CFD, existe una gran área de oportunidad en la obtención de información. Se podría modificar el modelo de solución, de un modelo acoplado al SIMPLE, pudiendo reducir el tiempo de computo y de tamaño computacional.

Es importante mencionar que para realizar las simulaciones CFD se empleó el uso de Azure de Microsoft para crear máquinas virtuales con las siguientes características: región este de EE.UU, Windows 10 Pro versión 20H2 - Gen1, tamaño Standard D4 v3 (4 vcpu, 16 GiB de memoria) y de una computadora Asus VivoBook con un Core i5 de 10 generación con una tarjeta gráfica GeForce MX130. Aunque el tiempo de simulación por cada característica oscila entre las 10 y 14 horas continuas, es posible que con una computadora dedicada para simulaciones CFD se puedan realizar las simulaciones en un menor tiempo pudiendo realizar más modificaciones de prueba y de comprobación.

El uso de redes neuronales en Matlab es un poco limitado, es por ello que aunque se empleó un modelo de feed-forward que funciona, también se podría emplear un modelo de backpropagation como lo menciona Karray en su libro *Soft computing and intelligent systems design: theory, tools, and applications* (20), ajustando una elección más precisa, esto con el uso de retroalimentación en paralelo, el uso de un lenguaje de programación como Python y con el uso de una mayor cantidad de información.

El uso del control para ajustar el ángulo  $\beta$  resulta una alternativa viable para producir mayor potencia mecánica  $P_m$ , reducir el tiempo necesario para obtener un  $C_p$  mayor en condiciones mínimas y para proteger a la turbina eólica frente a velocidades del viento altas.

## Código/Manuales/Publicaciones

---

### A.1. Apéndice 1 Código para obtener los coeficientes de la función de $C_p$ para $\beta = 0$

```
x = [1 1.7 2 2.5 3.3];
y = [0.01704036 0.21306935 0.26670811 0.27576781 0.14111137];
xq = 1:0.1:3.3;
%figure1
vq = interp1(x, y, xq, 'spline');
%plot(x, y, 'o', xq, vq, ':.')

c = polyfit(xq, vq, 9)

x1 = linspace(1, 3.3, 24);
y1 = polyval(c, x1);

T = table(xq.', vq.', y1.', vq.'-y1.',
'VariableNames', {'x', 'y', 'Fit', 'FitError'})

figure
plot(x, y, 'o', xq, vq, ':.')
hold on
plot(xq, vq, '+')
hold on
plot(x1, y1)
hold off
```

## A.2. Apéndice 2 Código para obtener los coeficientes de la función de $C_p$ para $\beta = +4$

```
clear , clc

x = [1 1.7 2 2.5 3.3];
y = [0.0371821 0.17984173 0.29435106 0.23917839 0.07437623];
xq = 1:0.1:3.3;
%figure1
vq = interp1(x, y, xq, 'makima');
%plot(x, y, 'o', xq, vq, ':.')

c = polyfit(xq, vq, 9)

x1 = linspace(1, 3.3, 24);
y1 = polyval(c, x1);

T = table(xq.', vq.', y1.', vq.'-y1.',
'VariableNames', {'x', 'y', 'Fit', 'FitError'})

figure
plot(x, y, 'o', xq, vq, ':.')
hold on
plot(xq, vq, '+')
hold on
plot(x1, y1)
hold off
```

## A.3. Apéndice 3 Código de la red neuronal

```
% Solve an Input-Output Fitting problem with a Neural Network
% Script generated by Neural Fitting app
%
% This script assumes these variables are defined:
%
% Trials - input data.
% Targets - target data.
```

```
x = Trials;
t = Targets;

% Choose a Training Function
% For a list of all training functions type: help nntrain
% 'trainlm' is usually fastest.
% 'trainbr' takes longer but may be better for challenging problems.
% 'trainscg' uses less memory. Suitable in low memory situations.
trainFcn = 'trainlm'; % Levenberg-Marquardt backpropagation.

% Create a Fitting Network
hiddenLayerSize = 20;
net = fitnet(hiddenLayerSize, trainFcn);

% Choose Input and Output Pre/Post-Processing Functions
% For a list of all processing functions type: help nnprocess
net.input.processFcns = {'removeconstantrows', 'mapminmax'};
net.output.processFcns = {'removeconstantrows', 'mapminmax'};

% Setup Division of Data for Training, Validation, Testing
% For a list of all data division functions type: help nndivision
net.divideFcn = 'dividerand'; % Divide data randomly
net.divideMode = 'sample'; % Divide up every sample
net.divideParam.trainRatio = 60/100;
net.divideParam.valRatio = 15/100;
net.divideParam.testRatio = 25/100;

% Choose a Performance Function
% For a list of all performance functions type: help nnperformance
net.performFcn = 'mse'; % Mean Squared Error

% Choose Plot Functions
% For a list of all plot functions type: help nnplot
net.plotFcns = {'plotperform', 'plottrainstate', 'ploterrhist', ...
    'plotregression', 'plotfit'};

% Train the Network
[net, tr] = train(net, x, t);

% Test the Network
y = net(x);
e = gsubtract(t, y);
```

```

performance = perform(net,t,y)

% Recalculate Training, Validation and Test Performance
trainTargets = t .* tr.trainMask{1};
valTargets = t .* tr.valMask{1};
testTargets = t .* tr.testMask{1};
trainPerformance = perform(net,trainTargets,y)
valPerformance = perform(net,valTargets,y)
testPerformance = perform(net,testTargets,y)

% View the Network
view(net)

% Plots
% Uncomment these lines to enable various plots.
%figure, plotperform(tr)
%figure, plottrainstate(tr)
%figure, ploterrhist(e)
%figure, plotregression(t,y)
%figure, plotfit(net,x,t)

% Deployment
% Change the (false) values to (true) to enable the following code blocks.
% See the help for each generation function for more information.
if (false)
    % Generate MATLAB function for neural network for application
    % deployment in MATLAB scripts or with MATLAB Compiler and Builder
    % tools, or simply to examine the calculations your trained neural
    % network performs.
    genFunction(net,'myNeuralNetworkFunction');
    y = myNeuralNetworkFunction(x);
end
if (false)
    % Generate a matrix-only MATLAB function for neural network code
    % generation with MATLAB Coder tools.
    genFunction(net,'myNeuralNetworkFunction','MatrixOnly','yes');
    y = myNeuralNetworkFunction(x);
end
if (false)
    % Generate a Simulink diagram for simulation or deployment with.
    % Simulink Coder tools.
    gensim(net);
end

```

### A.4. Apéndice 4 Modelo de la turbina Darrieus tipo H con el control de ángulo de inclinación

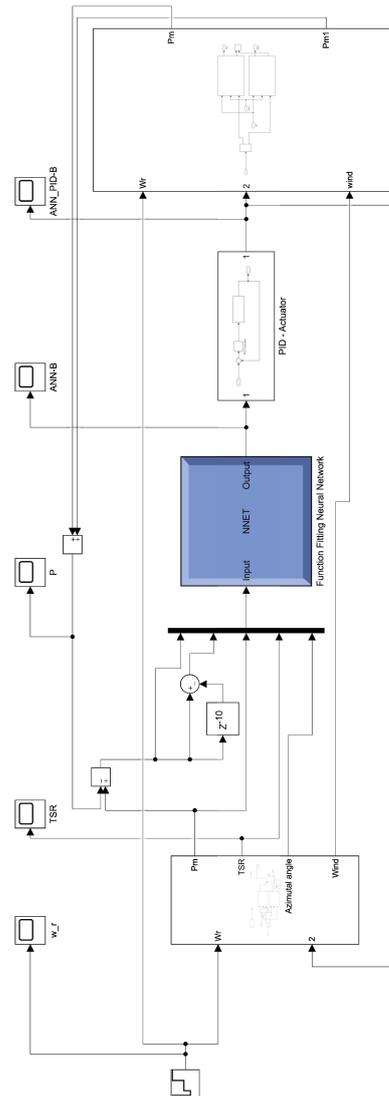


Figura A.1: Vista general del modelo de la turbina Darrieus tipo H con el control de ángulo de inclinación.

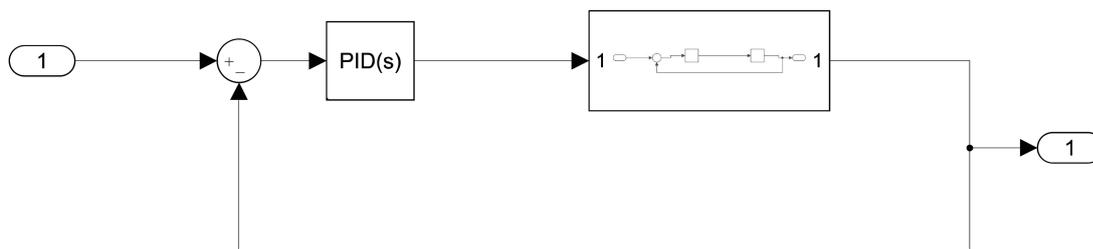


Figura A.2: Modelo del PID empleado en el control.

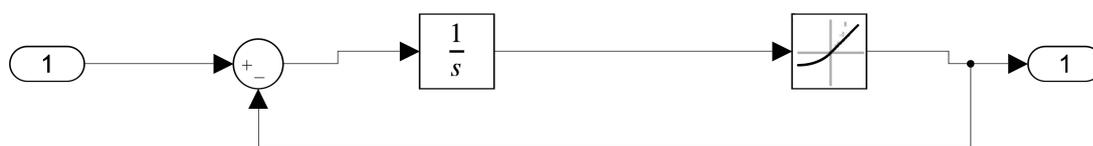


Figura A.3: Modelo del actuador empleado en el control.

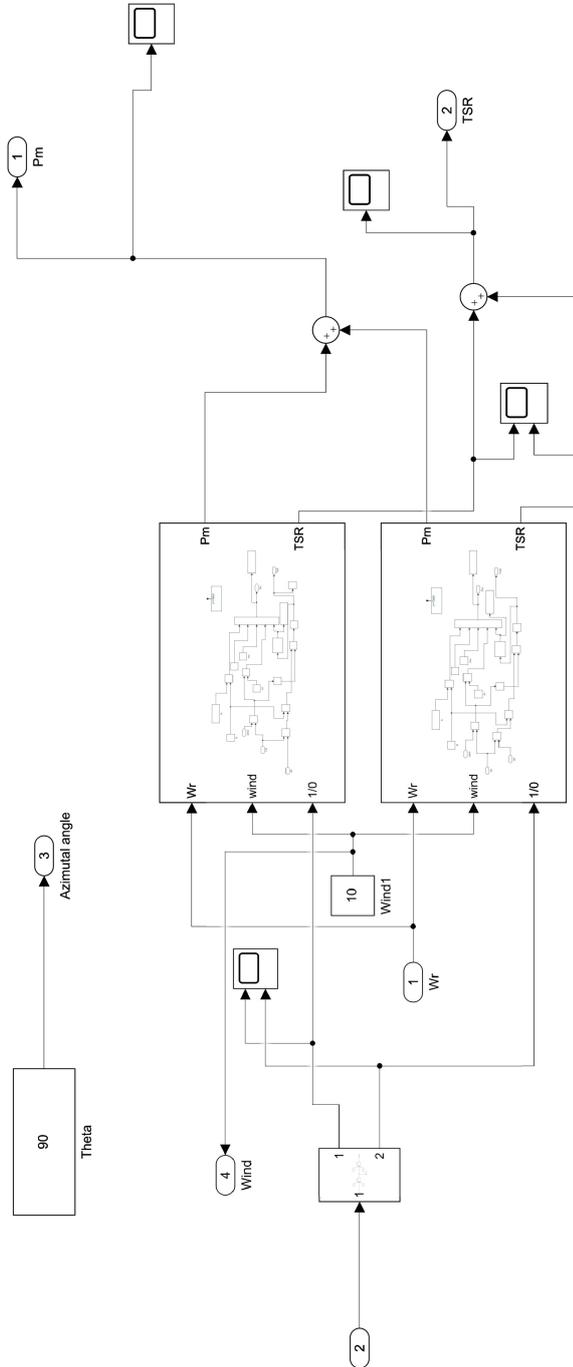


Figura A.4: Modelo de la turbina eólica para obtener el  $C_p$  dependiendo del ángulo de inclinación.

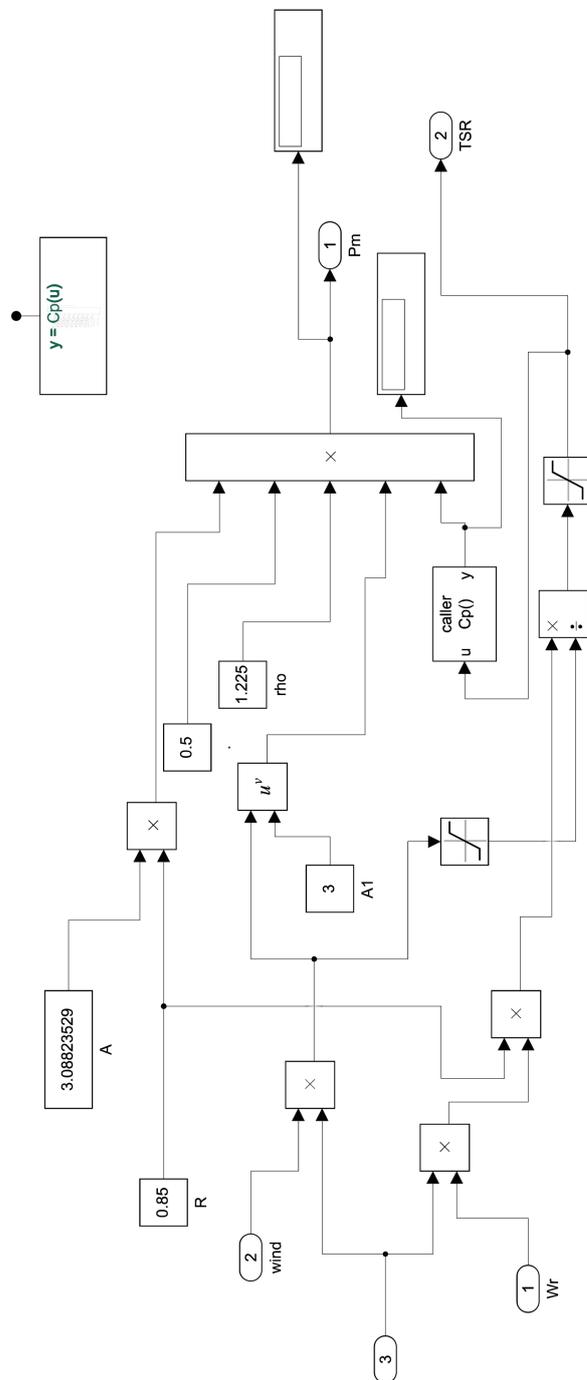


Figura A.5: Modelo de la turbina eólica para obtener la  $P_m$  y el TSR dependiendo del ángulo de inclinación para  $\beta = 0$

A.4 Apéndice 4 Modelo de la turbina Darrieus tipo H con el control de ángulo de inclinación

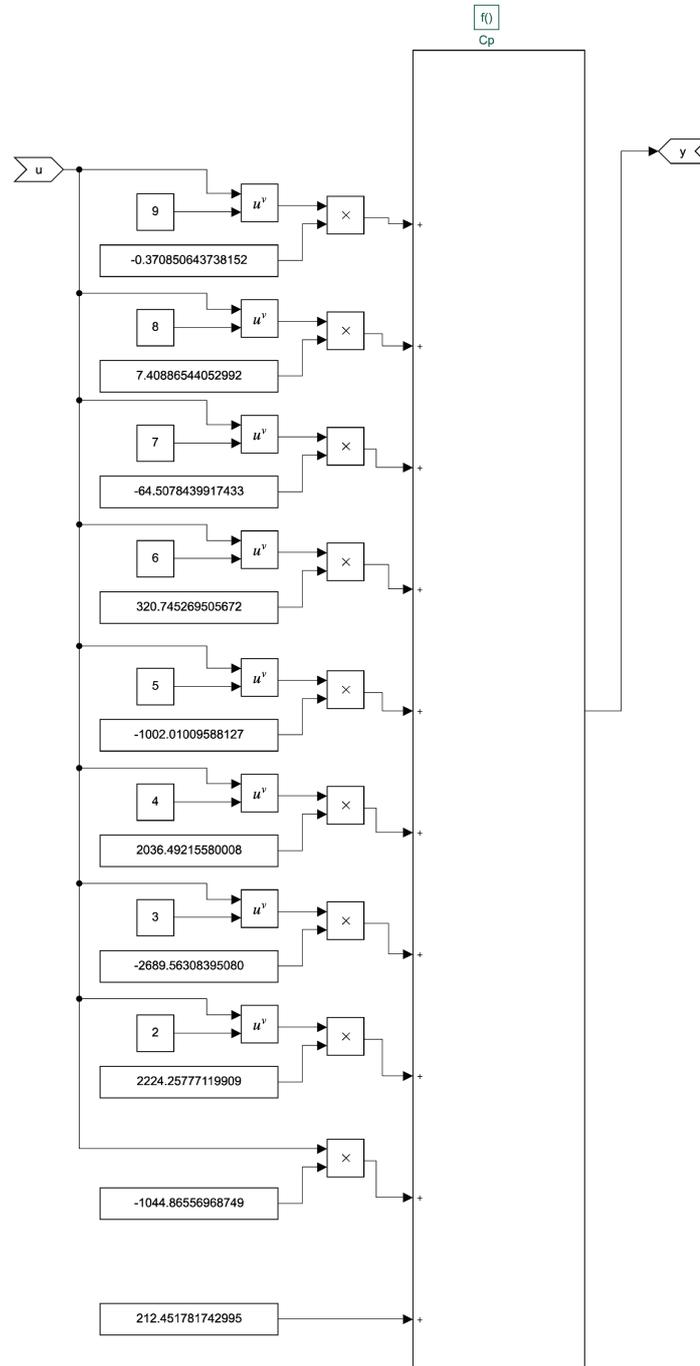


Figura A.6: Modelo de la función para obtener el  $C_p$ , del ángulo de inclinación para  $\beta = 0$ .

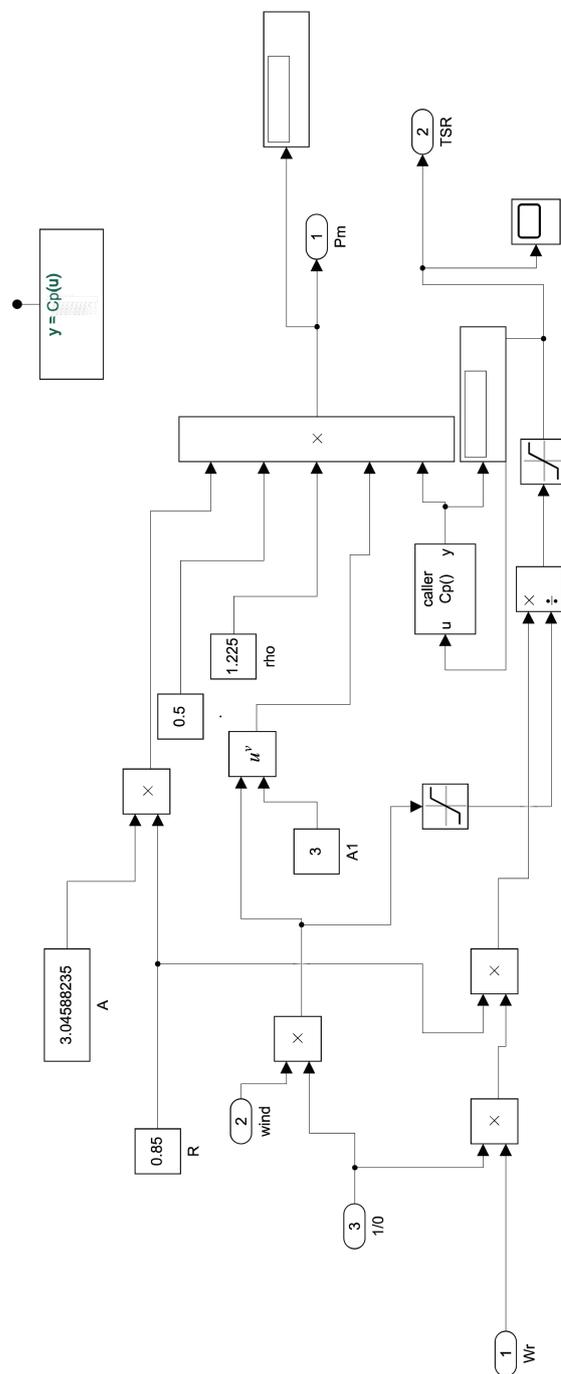


Figura A.7: Modelo de la turbina eólica para obtener la  $P_m$  y el TSR dependiendo del ángulo de inclinación para  $\beta = +4$

A.4 Apéndice 4 Modelo de la turbina Darrieus tipo H con el control de ángulo de inclinación

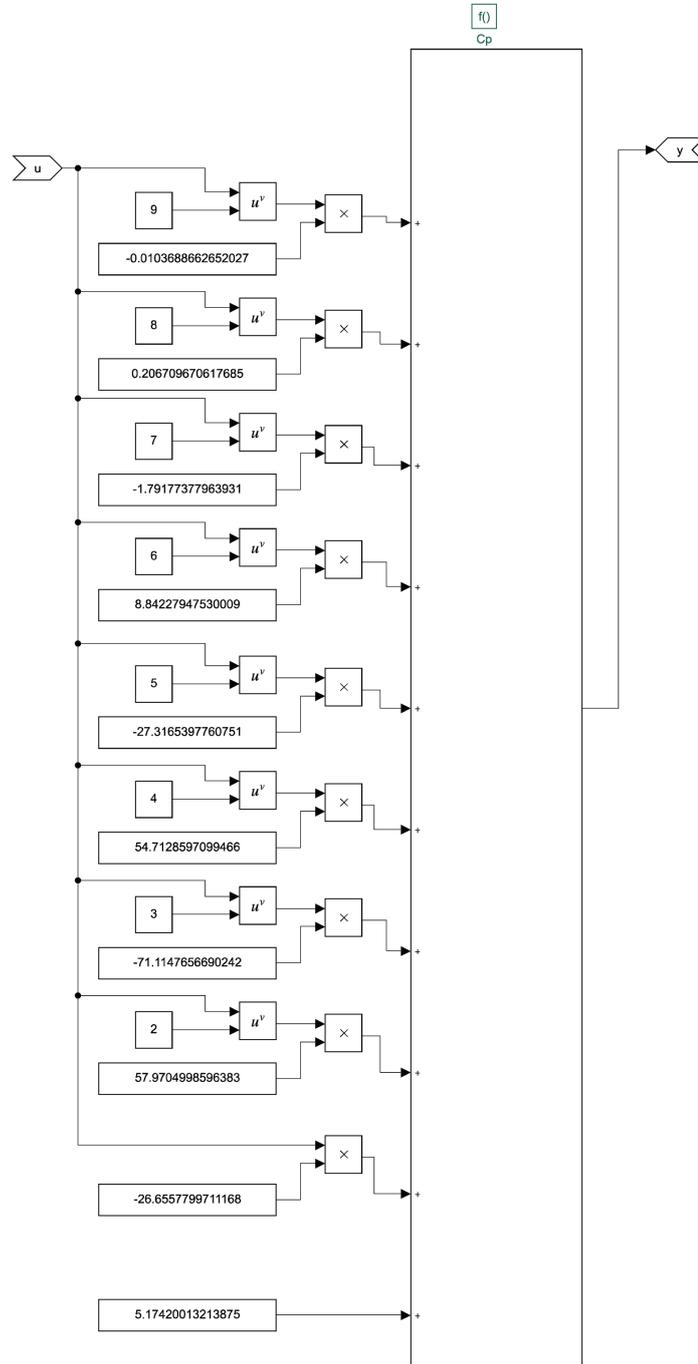


Figura A.8: Modelo de la función para obtener el  $C_p$ , del ángulo de inclinación para  $\beta = +4$ .



# Bibliografía

---

- [1] Abdalrahman, G., Melek, W., and Lien, F.-S. (2017). Pitch angle control for a small-scale darrieus vertical axis wind turbine with straight blades (h-type vawt). *Renewable energy*, 114:1353–1362. [8](#), [9](#), [15](#), [16](#), [21](#), [30](#), [34](#)
- [2] Aho, J., Buckspan, A., Laks, J., Fleming, P., Jeong, Y., Dunne, F., Churchfield, M., Pao, L., and Johnson, K. (2012). A tutorial of wind turbine control for supporting grid frequency through active power control. In *2012 American Control Conference (ACC)*, pages 3120–3131. IEEE. [30](#)
- [3] Asghar, A. B. and Liu, X. (2017). Estimation of wind turbine power coefficient by adaptive neuro-fuzzy methodology. *Neurocomputing*, 238:227–233. [15](#)
- [4] Baker, J. (1983). Features to aid or enable self starting of fixed pitch low solidity vertical axis wind turbines. *Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics*, 15(1-3):369–380. [15](#)
- [5] Behera, S., Subudhi, B., and Pati, B. B. (2016). Design of pi controller in pitch control of wind turbine: A comparison of pso and ps algorithm. *International Journal of Renewable Energy Research (IJRER)*, 6(1):271–281. [16](#)
- [6] Bos, R. (2012). *Self-starting of a small urban Darrieus rotor: Strategies to boost performance in low-Reynolds-number flows*. Delft University of Technology. [1](#), [3](#), [4](#), [5](#), [11](#), [12](#), [14](#)
- [7] Carrigan, T. J., Dennis, B. H., Han, Z. X., and Wang, B. P. (2012). Aerodynamic shape optimization of a vertical-axis wind turbine using differential evolution. *International Scholarly Research Notices*, 2012.
- [8] Çetin, N., Yurdusev, M., Ata, R., and Özdamar, A. (2005). Assessment of optimum tip speed ratio of wind turbines. *Mathematical and Computational Applications*, 10(1):147–154.
- [9] Chen, Y. (2011). *Numerical Simulation of the Aerodynamic Performance of an H-rotor*. University of Louisville.
- [10] Chollet, F. (2021). *Deep learning with Python*. Simon and Schuster.

## BIBLIOGRAFÍA

---

- [11] Cooper, P. and Kennedy, O. C. (2004). Development and analysis of a novel vertical axis wind turbine.
- [12] Demesa, Y. S. H., Pineda, L. M. P., Beltrán, G. U., Gómez, L. L. C., Dávila, E. O. Á., and Castrejón, J. C. G. (2021). Comportamiento de impulso y de reacción en álabes de una turbina eólica de eje vertical que funciona con una baja relación de velocidad de punta.
- [13] Dyachuk, E., Rossander, M., Goude, A., and Bernhoff, H. (2015). Measurements of the aerodynamic normal forces on a 12-kw straight-bladed vertical axis wind turbine. *Energies*, 8(8):8482–8496.
- [14] Ebert, P. and Wood, D. H. (1997). Observations of the starting behaviour of a small horizontal-axis wind turbine. *Renewable energy*, 12(3):245–257.
- [15] El Kasmi, A. and Masson, C. (2008). An extended  $k-\varepsilon$  model for turbulent flow through horizontal-axis wind turbines. *Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics*, 96(1):103–122.
- [16] Fluent, A. et al. (2011). Ansys fluent theory guide. *Ansys Inc., USA*, 15317:54–60.
- [17] Gosselin, R., Dumas, G., and Boudreau, M. (2016). Parametric study of h-darrieus vertical-axis turbines using cfd simulations. *Journal of Renewable and Sustainable Energy*, 8(5):053301.
- [18] Grosan, C. and Abraham, A. (2011). *Intelligent systems*, volume 17. Springer.
- [19] Jain, P. and Abhishek, A. (2015). Analysis and prediction of vertical cycloidal rotor wind turbine with variable amplitude pitching. *Proceedings of the ARF*.
- [20] Karray, F., Karray, F. O., and De Silva, C. W. (2004). *Soft computing and intelligent systems design: theory, tools, and applications*. Pearson Education.
- [21] Khalid, S. S., Liang, Z., Qi-hu, S., and Xue-Wei, Z. (2013). Difference between fixed and variable pitch vertical axis tidal turbine-using cfd analysis in cfx. *Research Journal of Applied Sciences, Engineering and Technology*, 1:319–325.
- [22] Kirke, B. K. (1998). *Evaluation of self-starting vertical axis wind turbines for stand-alone applications*. PhD thesis, Griffith University Australia.
- [23] Krose, B. and Smagt, P. (1996). An introduction to neural networks, university of amsterdam. *Amsterdam, Netherland*, page 29.
- [24] Lunt, P. (2005). An aerodynamic model for a vertical-axis wind turbine. *MEng Project Report, School of Engineering, University of Durham, UK*.
- [25] Martinez, R., Urquiza, G., Castro, L., García, J., Rodríguez, A., Pirin, O. T., Dávalos, J., and Herrera, U. C. (2021). Shape effect of thickness of the nrel s815 profile on the performance of the h-rotor darrieus turbine. *Journal of Renewable and Sustainable Energy*, 13(1):013301.

- 
- [26] McClelland, J. L., Rumelhart, D. E., Group, P. R., et al. (1987). *Parallel Distributed Processing, Volume 2: Explorations in the Microstructure of Cognition: Psychological and Biological Models*, volume 2. MIT press.
- [27] Minsky, M. and Papert, S. (1969). An introduction to computational geometry. *Cambridge tiass., HIT*, 479:480.
- [28] Müller, A. C. and Guido, S. (2016). *Introduction to machine learning with Python: a guide for data scientists*. .o'Reilly Media, Inc."
- [29] Navarrete, E. C., Perea, M. T., Correa, J. J., Serrano, R. C., and Moreno, G. R. (2019). Expert control systems implemented in a pitch control of wind turbine: A review. *IEEE Access*, 7:13241–13259.
- [30] Osborne, M. R. (1992). Fisher's method of scoring. *International Statistical Review/Revue Internationale de Statistique*, pages 99–117.
- [31] Paraschivoiu, I., Trifu, O., and Saeed, F. (2009). H-darrieus wind turbine with blade pitch control. *International Journal of Rotating Machinery*, 2009.
- [32] Rolán, A., Luna, Á., Rocabert, J., Aguilar, D., and Vázquez, G. (2010). An approach to the performance-oriented model of variable-speed wind turbines. In *2010 IEEE International Symposium on Industrial Electronics*, pages 3853–3858. IEEE.
- [33] Rumelhart, D. E., Hinton, G. E., and Williams, R. J. (1986). Learning representations by back-propagating errors. *nature*, 323(6088):533–536.
- [34] Sapna, S., Tamilarasi, A., Kumar, M. P., et al. (2012). Backpropagation learning algorithm based on levenberg marquardt algorithm. *Comp Sci Inform Technol (CS and IT)*, 2:393–398.
- [35] Singh, M. and Santoso, S. (2011). Dynamic models for wind turbines and wind power plants. Technical report, National Renewable Energy Lab.(NREL), Golden, CO (United States).
- [36] Soued, S., Ebrahim, M. A., Ramadan, H. S., and Becherif, M. (2017). Optimal blade pitch control for enhancing the dynamic performance of wind power plants via meta-heuristic optimisers. *IET Electric Power Applications*, 11(8):1432–1440.
- [37] Tiwari, R. and Babu, N. R. (2017). Comparative analysis of pitch angle controller strategies for pmsg based wind energy conversion system. *Int. J. Intell. Syst. Appl*, 9(5):62–73.
- [38] Wilamowski, B. M. and Irwin, J. D. (2011). *The industrial electronics handbook-five volume set*. CRC Press.