

---

TECNOLÓGICO NACIONAL DE MÉXICO  
INSTITUTO TECNOLÓGICO DE APIZACO

MONITOREO DE CONDICIÓN DE UNA TURBINA EÓLICA:  
UN ENFOQUE DE SISTEMAS DIFUSOS

TESIS

QUE PARA OBTENER EL GRADO DE:  
MAESTRO EN SISTEMAS COMPUTACIONALES

PRESENTA:  
OLIVIA MONTSERRAT REYES VELÁZQUEZ

DIRIGIDO POR:  
DR. PERFECTO MALAQUÍAS QUINTERO FLORES

APIZACO, TLAX.

AGOSTO 2018



Apizaco, Tlax., 26 de Junio de 2018

ASUNTO: Aprobación del trabajo de Tesis de Maestría.

DR. JOSÉ FEDERICO CASCO VÁSQUEZ  
JEFE DE LA DIVISIÓN DE ESTUDIOS DE  
POSGRADO E INVESTIGACIÓN.  
P R E S E N T E.

Por este medio se le informa a usted, que los integrantes de la **Comisión Revisora** para el trabajo de tesis de maestría que presenta la **ING. OLIVIA MONTSERRAT REYES VELÁZQUEZ**, con número de control **M16370025**, candidata al grado de **Maestra en Sistemas Computacionales** y egresada del **Instituto Tecnológico de Apizaco**, cuyo tema es "**MONITOREO DE CONDICIÓN DE UNA TURBINA EÓLICA: UN ENFOQUE DE SISTEMAS DIFUSOS**", fue:


**A P R O B A D O**

Lo anterior, al valorar el trabajo profesional presentado por la candidata y constatar que las observaciones que con anterioridad se le marcaron así como correcciones sugeridas para su mejora ya han sido realizadas.


Por lo que se avala se continúe con los trámites pertinentes para su titulación.


Sin otro particular por el momento, le envié un cordial saludo.

LA COMISIÓN REVISORA

  
DR. PERFECTO MALAQUIAS QUINTERO FLORES

  
DR. JOSÉ CRISPIN HERNÁNDEZ HERNÁNDEZ

  
M.C. CARLOS DÍAZ GUTIÉRREZ

  
DR. JOSÉ FEDERICO RAMÍREZ CRUZ

C. p.- Interesada

Apizaco, Tlax., 01 de Agosto de 2018

No. de Oficio: DEPI/261/18

ASUNTO: Se Autoriza Impresión de Tesis de Grado.

**ING. OLIVIA MONTSERRAT REYES VELÁZQUEZ**  
CANDIDATA AL GRADO DE MAESTRA  
EN SISTEMAS COMPUTACIONALES  
No. de Control: **M16370025**  
PRESENTE.

Por este medio me permito informar a usted, que por aprobación de la Comisión Revisora asignada para valorar el trabajo, mediante la Opción: **I Tesis de Grado por Proyecto de Investigación**, de la **Maestría en Sistemas Computacionales**, que presenta con el tema: **"MONITOREO DE CONDICIÓN DE UNA TURBINA EÓLICA: UN ENFOQUE DE SISTEMAS DIFUSOS"** y conforme a lo establecido en el Procedimiento para la Obtención del Grado de Maestría en el Instituto Tecnológico, la División de Estudios de Posgrado e Investigación a mi cargo le emite la:


#### AUTORIZACIÓN DE IMPRESIÓN

Debiendo entregar un ejemplar del mismo debidamente encuadernado y seis copias en CD en formato PDF, para presentar su Acto de Recepción Profesional a la brevedad.

Sin otro particular por el momento, le envío un cordial saludo.

ATENTAMENTE

EXCELENCIA EN EDUCACIÓN TECNOLÓGICA®  
PENSAR PARA SERVIR, SERVIR PARA TRIUNFAR®

  
DR. JOSÉ FEDERICO CASCO VÁSQUEZ  
JEFE DE LA DIVISIÓN DE ESTUDIOS DE  
POSGRADO E INVESTIGACIÓN.



SECRETARÍA DE EDUCACIÓN PÚBLICA  
TECNOLÓGICO NACIONAL  
DE MÉXICO  
INSTITUTO TECNOLÓGICO DE APIZACO  
DIVISIÓN DE ESTUDIO  
DE POSGRADO E INVESTIGACIÓN

JFCV/MJSH\*mebr.  
C.p. Expediente.

MONITOREO DE CONDICIÓN DE UNA TURBINA EÓLICA:  
UN ENFOQUE DE SISTEMAS DIFUSOS

---

Tesis Presentada en el

Instituto Tecnológico de Apizaco

Tecnológico Nacional de México

Que para obtener el

Grado de:

Maestro en Sistemas Computacionales

Presenta:

Olivia Montserrat Reyes Velázquez

Dirigido por:

Dr. Perfecto Malaquías Quintero Flores

AGOSTO 2018

---

TECNOLÓGICO NACIONAL DE MÉXICO  
INSTITUTO TECNOLÓGICO DE APIZACO

Tesis

MONITOREO DE CONDICIÓN DE UNA TURBINA  
EÓLICA:  
UN ENFOQUE DE SISTEMAS DIFUSOS

Co-Asesor:

---

Dr. Pablo H. Ibarzüengoytia González

Director:

---

Dr. Perfecto Malaquíás Quintero Flores

Comité Revisor:

---

Dr. José Crispín Hernández Hernández

---

M.C. Carlos Díaz Gutiérrez

---

Dr. José Federico Ramírez Cruz

# Índice General

Índice de Tablas	VII
Índice de Figuras	IX
Agradecimientos	XI
Resumen	XII
Abstract	XIII
Introducción	1
<b>1. Preliminares</b>	<b>2</b>
1.1. Motivación . . . . .	2
1.2. Planteamiento del Problema . . . . .	6
1.3. Propuesta de solución . . . . .	6
1.4. Hipótesis y pregunta de investigación . . . . .	7
1.5. Objetivo general . . . . .	7
1.6. Objetivos específicos . . . . .	7
1.7. Diagrama General de la Propuesta . . . . .	7
1.8. Alcances y limitaciones . . . . .	9
1.9. Estructura de la tesis . . . . .	9
<b>2. Estado del Arte</b>	<b>10</b>
2.1. Aplicación de la lógica difusa en el campo de las energías limpias . . .	10
2.1.1. Aplicación de la lógica difusa en sistemas de energía renovable	11
2.2. Metodologías de monitoreo de condición de turbinas eólicas . . . . .	12
2.2.1. Métodos clásicos y procesamiento de señales . . . . .	13
2.2.2. Metodologías basadas en inteligencia artificial . . . . .	17
2.3. Monitoreo de condición en parques eólicos . . . . .	20

<b>3. Marco Teórico</b>	<b>21</b>
3.1. Turbinas eólicas . . . . .	21
3.1.1. Descripción de las partes de una turbina eólica . . . . .	23
3.1.2. Turbina <i>Komai</i> . . . . .	25
3.2. Computo suave y neuro-difuso . . . . .	29
3.3. Antecedentes de la lógica difusa . . . . .	30
3.3.1. Teoría de conjuntos . . . . .	31
3.3.2. Operaciones con conjuntos . . . . .	33
3.3.3. Tipos de funciones de pertenencia . . . . .	38
3.3.4. Definición de variables lingüísticas . . . . .	42
3.3.5. Relaciones binarias difusas . . . . .	43
3.3.6. Sistemas basados en reglas difusas . . . . .	48
3.3.7. Sistemas de Inferencia difusa . . . . .	49
3.4. Monitoreo de condición . . . . .	60
3.5. Análisis de componentes principales . . . . .	61
3.6. Normalización . . . . .	64
<b>4. Modelado e Implementación</b>	<b>66</b>
4.1. Base de datos histórica del sistema SCADA . . . . .	67
4.2. Modelado difuso . . . . .	69
4.3. Selección de señales relevantes . . . . .	70
4.4. Tipo de sistema de inferencia difusa . . . . .	71
4.5. Definición de términos lingüísticos . . . . .	72
4.6. Definición de las funciones de pertenencia . . . . .	73
4.7. Extracción de reglas difusas . . . . .	76
4.8. Desarrollo del sistema de inferencia difuso . . . . .	77
4.8.1. Modelado del sistema de inferencia difuso en Matlab . . . . .	78
4.8.2. Modelado del sistema de inferencia difuso en FisPro 3.5 . . . . .	81
<b>5. Pruebas y Resultados</b>	<b>84</b>
5.1. Pruebas . . . . .	84
5.1.1. Pruebas y resultados del modelado con Matlab . . . . .	84
5.1.2. Pruebas y resultados del modelado de FisPro . . . . .	92
5.2. Discusión . . . . .	93
<b>6. Conclusiones y Trabajo Futuro</b>	<b>94</b>
6.1. Conclusiones . . . . .	94
6.2. Trabajo Futuro . . . . .	96
<b>Bibliografía</b>	<b>97</b>

<b>Anexo</b>	<b>102</b>
<b>A. Publicaciones</b>	<b>102</b>
<b>B. Constancias</b>	<b>115</b>
<b>C. Cartas</b>	<b>118</b>



# Índice de tablas

1.1. Capacidad Prevista de Energía Eólica en México . . . . .	5
3.1. Especificaciones de la turbina <i>Komai</i> . . . . .	27
3.2. Condiciones ambientales . . . . .	27
3.3. Condiciones ambientales . . . . .	28
3.4. Funciones de pertenencia parámétricas . . . . .	41
3.5. Gustos entre si . . . . .	44
3.6. Hábitos patológicos . . . . .	45
3.7. Enfermedades . . . . .	45
3.8. Enfermedades que se pueden adquirir por tener malos hábitos . . . . .	45
4.1. Lista de variables obtenidas del sistema SCADA . . . . .	68
4.2. Extracto de base de datos del sistema SCADA de la turbina <i>Komai</i> . . . . .	68
4.3. Señales relevantes <i>Komai</i> en sistema SCADA . . . . .	70
4.4. Definición de términos lingüísticos de las variables de entrada . . . . .	72
4.5. Definición de términos lingüísticos de la variable de salida . . . . .	72
4.6. Ejemplo de datos normalizados . . . . .	73
4.7. Parametrización de las funciones de pertenencia Triangular . . . . .	74
4.8. Parametrización de las funciones de pertenencia Trapezoidal . . . . .	74
4.9. Parametrización de las funciones de pertenencia Gaussiana . . . . .	74
4.10. Parametrización de la variable de salida . . . . .	75
4.11. Reglas de inferencia consideradas . . . . .	76
5.1. Datos utilizados y resultados obtenidos con funciones triangulares . . . . .	85
5.2. Datos y resultados obtenidos utilizando funciones trapezoidales . . . . .	87
5.3. Datos y resultados obtenidos utilizando funciones gaussianas . . . . .	88

5.4. Datos de un ejemplo de comportamiento normal con funciones trapezoidales . . . . .	90
5.5. Datos y resultados de FisPro con el modelo Mamdani . . . . .	92

# Índice de figuras

1.1. Potencial de energías renovables en México . . . . .	3
1.2. Potencial eólico en México . . . . .	4
1.3. Estructura general . . . . .	8
2.1. Ejemplo de funciones de pertenencia y reglas difusas . . . . .	18
3.1. Diagrama básico de una turbina eólica . . . . .	24
3.2. Turbina eólica <i>Komai</i> . . . . .	25
3.3. Turbina eólica <i>Komai</i> localizada en el CERTE . . . . .	26
3.4. Potencia generada . . . . .	28
3.5. Representación de las normas triangulares t-norms . . . . .	35
3.6. Ejemplo de altura de las personas . . . . .	39
3.7. Funciones de pertenencia paramétricas . . . . .	40
3.8. Estructura general de un sistema basado en reglas difusas [Herrera, 2005]	49
3.9. Diagrama de bloques para un sistema de inferencia difusa . . . . .	50
3.10. Modelo difuso Mamdani . . . . .	51
3.11. Modelo difuso Sugeno . . . . .	54
3.12. Modelo difuso Tsukamoto . . . . .	56
3.13. Arquitectura ANFIS . . . . .	58
3.14. Ejemplo de diagrama del análisis de componentes principales . . . . .	62
4.1. Diagrama de bloques de la metodología propuesta . . . . .	67
4.2. Etapas del modelado difuso . . . . .	69
4.3. Modelado difuso Mamdani . . . . .	71
4.4. Modelado difuso Sugeno . . . . .	71
4.5. Software para el desarrollo del sistema de inferencia difuso . . . . .	77

4.6. Editor para el sistema de inferencia difuso en Matlab . . . . .	78
4.7. Funciones de pertenencia de las variables de entrada del FIS para moni- toreo de condición . . . . .	79
4.8. Funciones de pertenencia de la variable de salida del FIS para monito- reo de condición . . . . .	80
4.9. Reglas difusas para el FIS del monitoreo de condición de la turbina eólica <i>Komai</i> . . . . .	80
4.10. Editor para el sistema de inferencia difuso en FisPro . . . . .	81
4.11. Funciones de pertenencia de las variables de entrada del FIS para mo- nitoreo de condición . . . . .	82
4.12. Funciones de pertenencia de la variable de salida del FIS para monito- reo de condición . . . . .	83
4.13. Reglas difusas para el FIS del monitoreo de condición de la turbina eólica <i>Komai</i> . . . . .	83
5.1. Comportamiento del FIS Mamdani y Sugeno en Matlab con funciones triangulares . . . . .	86
5.2. Comportamiento del FIS Mamdani y Sugeno en Matlab con funciones trapezoidales . . . . .	87
5.3. Comportamiento del FIS Mamdani y Sugeno en Matlab con funciones Gaussianas . . . . .	89
5.4. Comportamiento del FIS Mamdani y Sugeno en Matlab con funciones triangulares . . . . .	91
5.5. Comportamiento del FIS Mamdani en FisPro . . . . .	93

# Agradecimientos

En primer lugar quiero agradecer al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT) y al Tecnológico Nacional de México en particular al Instituto Tecnológico de Apizaco por la oportunidad y apoyo brindados para realizar este proyecto de investigación.

De igual manera agradezco al Instituto Nacional de Electricidad y Energías Limpias (INEEL), ubicado en Cuernavaca, Morelos por la oportunidad de realizar estancias. También quiero agradecer al Dr. Pablo H. Ibarguengoytia González y al Dr. Alberto Reyes Ballesteros, investigadores del INEEL por el apoyo y conocimiento.

En especial a mi director de tesis, Dr. Perfecto Malaquías Quintero Flores por su apoyo incondicional para la culminación de este proyecto y a mi comité revisor.

Y por último a mi familia por estar siempre conmigo. Gracias totales.

# Resumen

La mayoría de las energías limpias son renovables y se obtienen de fuentes naturales inagotables como el sol (energía solar), viento (energía eólica), entre otras. Este tipo de energía se caracteriza por no incrementar el efecto invernadero. Al aplicar técnicas de cómputo suave se busca generar esta energía a un menor costo y que sea más eficiente. Para ello, técnicas de minería de datos, lógica difusa, redes neuronales, redes bayesianas se utilizan para que la generación de energías limpias sea lo más cercana a lo óptimo en términos de costos, eficiencia, producción, entre otras variables. El propósito de este trabajo es indicar la condición de la turbina eólica mediante la detección de anomalías en el comportamiento de los datos SCADA utilizando técnicas de lógica difusa.

# Abstract

Most of the clean and renewable energies of inexhaustible natural sources such as sun (solar energy), wind (wind energy), among others. This type of energy is characterized by not increasing the greenhouse effect. When applying soft-field techniques, the aim is to generate this energy at a lower cost and to be more efficient. For this, data mining techniques, delayed logistics, neural networks, Bayesian networks that are used for the generation of clean energy, the sea as close to the optimum in terms of costs, efficiency, production, among other variables. The purpose of this work is to indicate the condition by detecting anomalies in the behavior of a wind turbine using diffuse logic techniques.

*”De todas las cosas que conozco, las que más me gustan son los libros.”*

---

Nikola Tesla

# Introducción

Las energías limpias son muy importantes para el desarrollo de cualquier país y para la conservación del planeta. Por ello es importante crear nuevas oportunidades económicas y proporcionar acceso a la energía a los miles de millones de personas que aún no cuentan con el servicio de suministro de electricidad. La energía renovable se recolecta a partir de recursos renovables inagotables como la luz solar, el viento, la lluvia, mareas, olas. Conforme el mercado de energía renovable crece, también se tienen avances significativos en el desarrollo y empleo de sistemas de almacenamiento de energía en todos los sectores [REN21, 2017].

El informe 2017 de REN21 que es la red mundial de políticas en energía renovable, indica que las energías renovables aportaron 19.3% al consumo global de energía de los humanos y 23.7% en 2015. Este consumo de energía se divide en un 9.1% procedente de la biomasa tradicional, un 4.2% como energía térmica (biomasa moderna, geotérmica y solar), 3.6% en electricidad hidroeléctrica y 1.6% en electricidad eólica, solar, geotérmica y biomasa [REN21, 2017]

En México el potencial de las energías renovables es muy importante, por lo tanto, se tienen leyes para el aprovechamiento de las energías renovables y el financiamiento para la transición energética. Se estima que para el año 2024 el 35% de la generación de energía debe provenir de fuentes limpias.

En México existen instituciones encargadas de fomentar la innovación tecnológica, hay centros de innovación en energía, laboratorio de innovación en sustentabilidad energética y la formación de recursos humanos especializados.



*”Seguir sin descanso una meta: ese es el secreto del éxito.”*

---

Anna Pavlova

# Capítulo 1

## Preliminares

En este capítulo se expondrán las generalidades de la tesis, esto es, el problema que se pretende resolver, los objetivos a cumplir en el desarrollo de la tesis, los motivos por la que fue hecha, que métodos se utilizarán, así como un panorama general de lo que trata el proyecto.

### 1.1. Motivación

En la actualidad, las energías limpias están teniendo un gran impacto debido a que son renovables y se obtienen de recursos naturales virtualmente inagotables como el sol (energía solar), viento (energía eólica), entre otras. Este tipo de energía tiene la característica de no incrementar el efecto invernadero, lo que hoy en día es una necesidad debido al calentamiento global.

La energía eólica juega cada vez un papel más importante en el escenario energético internacional, los expertos predicen que para 2020 que la energía eólica podría cubrir el 5% del mercado energético mundial [Herbert *et al.*, 2007].

Las energías renovables en México han cobrado gran relevancia y se han convertido en la opción más viable para impulsar el desarrollo sustentable y económico. El uso de combustibles fósiles se volverá obsoleto, por lo tanto, invertir en estas energías representa una decisión inteligente a largo plazo. México tiene un gran potencial en lo que a energías renovables se refiere. La Fig. 1.1 muestra el potencial de las energías

renovables en México, en el país hay regiones con mayor irradiación solar, regiones con vientos altos, el eje volcánico, ríos, deshechos urbanos y agroforestales.



Figura 1.1: Potencial de energías renovables en México

En la actualidad, las turbinas eólicas y/o paneles solares son un símbolo de la sustentabilidad a la que se aspira como humanidad. El país se encuentra en una etapa clave para el futuro energético. El potencial eólico en el país se muestra en la Fig. 1.2 dividiendo al país en 3 zonas: Norte, Centro y Sur e indicando los estados que cuentan con parques eólicos en cada zona.

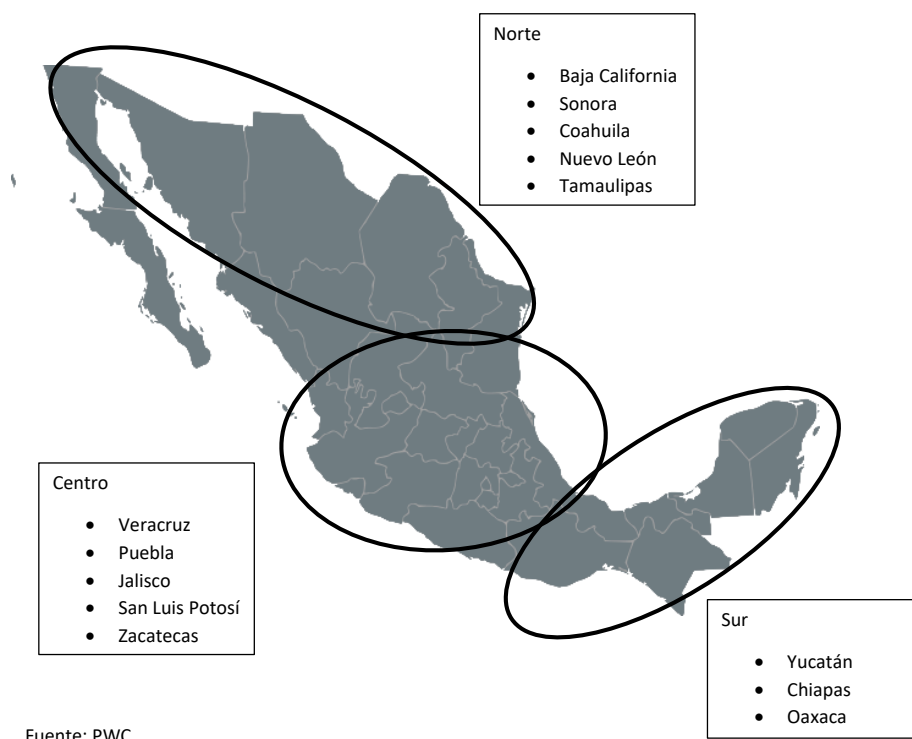


Figura 1.2: Potencial eólico en México

Una de las energías renovables más importantes es la eólica que se obtiene gracias a la energía cinética del viento y posteriormente se transforma en electricidad. Dicha energía se obtiene mediante turbinas eólicas (WT por sus siglas en inglés) que en su mayoría se ubican en lugares lejanos o de difícil acceso donde el viento les favorece. Lograr que este tipo de energía sea competitiva con otras es hoy una necesidad.

De acuerdo a la Asociación Mexicana de Energía Eólica (AMDEE), actualmente hay 13 estados de la república con parques eólicos como lo indica la Figura. 1.2. La capacidad instalada de energía eólica en México de 2016 a 2020 se indica en la tabla 1.1, donde se puede observar que en 2016 había parques eólicos en 10 estados de la república, para 2018 se espera que sean 14 estados los que cuenten con parques eólicos y para 2020 sean 17 estados los que tengan parques eólicos.

Tabla 1.1: Capacidad Prevista de Energía Eólica en México

<b>Estado</b>	<b>Capacidad MW</b>		
	<b>2016</b>	<b>2018</b>	<b>2020</b>
B. California	166	268	268
Coahuila	200	400	750
N. León	274	274	710
Tamaulipas	302	815	2,265
Zacatecas	100	306	636
S. L. Potosí	200	230	230
Jalisco	179	219	267
Puebla	66	286	286
Oaxaca	2,360	2,756	5,076
Chiapas	29	29	29
Veracruz		40	40
Querétaro		30	60
Sonora		18	18
Yucatán		220	2,081
Durango			120
Guanajuato			30
Hidalgo			30
<b>Total</b>	<b>3,876</b>	<b>5,8981</b>	<b>12,896</b>

Las turbinas eólicas son una de las fuentes de producción de energía que más rápido crece en el mundo y hay una constante necesidad de reducir los costos de operación y mantenimiento. El monitoreo de condición es una herramienta comúnmente utilizada para la detección temprana de fallas con el objetivo de minimizar el tiempo de inactividad y maximizar la productividad.

Monitorear la condición de turbinas eólicas es el proceso que consiste en determinar el estado de la maquinaria durante su funcionamiento. El monitoreo de condición se enfoca en los efectos o síntomas de las fallas. Existen diversas técnicas de monitoreo de condición que se utilizan como herramientas de mantenimiento, algunos ejemplos son:

- Inspecciones de la maquinaria con los sentidos
- Inspecciones de la maquinaria a través de ensayos no destructivos
- Monitoreo de temperaturas, espesores, vibraciones, presión, potencia, entre otras variables.

## 1.2. Planteamiento del Problema

La producción de energía eólica se ha incrementado en los últimos años, por lo tanto, lograr que este tipo de energía sea competitiva es fundamental. Las fallas inesperadas debido al uso indebido de equipos, el envejecimiento de los mismos, entre otros factores influyen en el rendimiento de las turbinas eólicas.

El problema que se plantea en esta tesis es que debido al tamaño y ubicación de las turbinas se crea la necesidad de supervisar el comportamiento para detectar anomalías que puedan provocar inactividad además de saber en que condición se encuentran las turbinas para garantizar un rendimiento óptimo en el generador y además se pueda determinar la necesidad de mantenimiento.

## 1.3. Propuesta de solución

Se propone crear un modelo de comportamiento utilizando las señales que se registran en el sistema de control supervisorio y de adquisición de datos (SCADA, por sus siglas en inglés) de una turbina eólica para detectar desviaciones que puedan afectar el rendimiento u ocasionar alguna falla que provoque la inactividad de la turbina, se plantea un enfoque novedoso de lógica difusa utilizando los modelos difusos Mamdani y Sugeno aplicando el procedimiento sobre las señales SCADA indicando la condición de la turbina pero no la posible falla.

## 1.4. Hipótesis y pregunta de investigación

¿Es posible implementar un sistema de inferencia difuso para el monitoreo de condición de una turbina eólica, utilizando un modelo de comportamiento normal de datos obtenidos de SCADA?

## 1.5. Objetivo general

Aplicar un enfoque de lógica difusa en el contexto de los sistemas de generación de energía eólica para el monitoreo de condición de la turbina eólica, para indicar la condición de una turbina eólica pero no la posible falla, considerando datos del sistema SCADA.

## 1.6. Objetivos específicos

Los objetivos específicos son los siguientes:

- Construir el modelo de comportamiento de una turbina eólica de acuerdo a datos SCADA
- Desarrollar el prototipo de un sistema de inferencia difuso para el monitoreo de condición de una turbina eólica
- Modelar en el Toolbox de lógica difusa de Matlab y FisPro
- Evaluar el modelo

## 1.7. Diagrama General de la Propuesta

La propuesta desarrollada para este trabajo de investigación tiene como objetivo indicar la condición de una turbina eólica, detectando tendencias o patrones en los datos obtenidos de SCADA con el fin de alertar a los operadores de las turbinas eólicas sobre el comportamiento de la turbina y poder tomar las medidas necesarias para programar un mantenimiento preventivo y así evitar una falla real.

El diagrama general de la propuesta para este trabajo de investigación se ilustra en la Figura 1.3 donde se muestran los pasos básicos para el desarrollo del sistema de inferencia difusa, primero se tiene una base de datos del sistema SCADA de la turbina eólica con datos de temperaturas, velocidades, entre otras variables con las cuales se difusifican y mediante un motor de inferencia y una base de reglas difusas de tipo SI-ENTONCES se desdifusifican para obtener la condición de la turbina de acuerdo a las variables de entrada y posteriormente se interpretan los resultados.

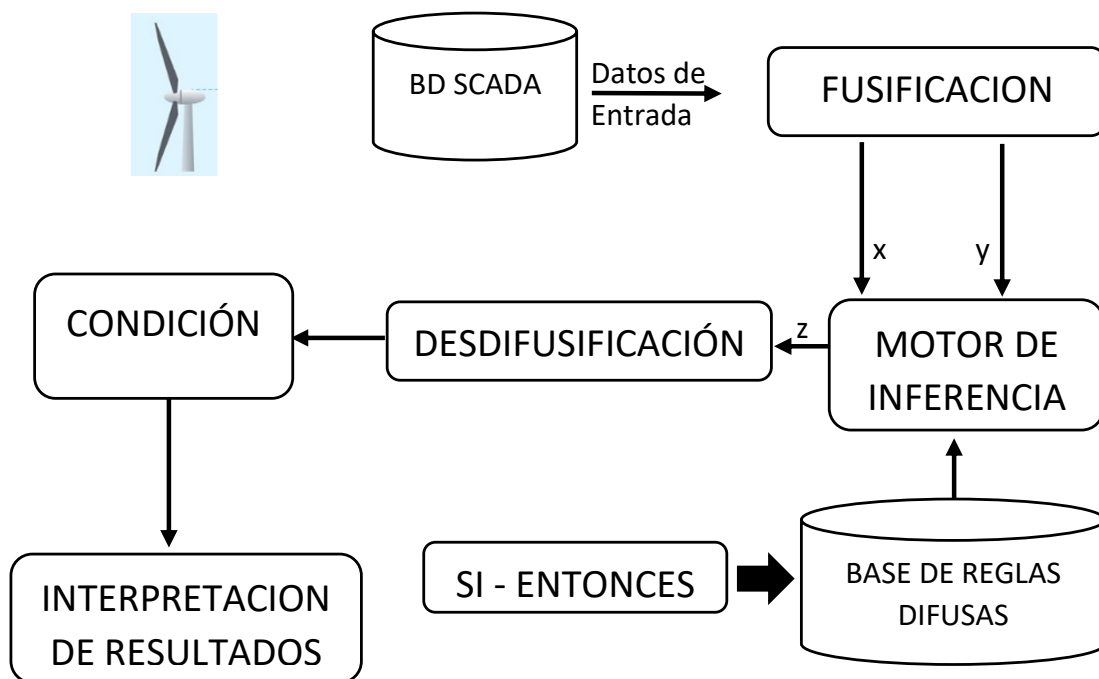


Figura 1.3: Estructura general

## 1.8. Alcances y limitaciones

En esta sección se analizará que es lo que se puede lograr en este proyecto, así como algunos inconvenientes que se pueden tener durante el desarrollo del mismo.

### Alcances

- Seleccionar señales relevantes del sistema SCADA y definir una base de reglas difusa
- Detectar anomalías en el comportamiento de la turbina aplicando técnicas de lógica difusa sobre una BD de señales SCADA
- Indicar la condición de una turbina eólica de acuerdo a variables del sistema SCADA

### Limitaciones

- Trabajar con datos históricos
- Conocimiento de expertos
- El sistema sólo indicará la condición de la turbina pero no la posible falla

## 1.9. Estructura de la tesis

La presente tesis está conformada por seis capítulos. El capítulo I, Preliminares, se describe la motivación, el problema y la propuesta de solución, se establece la pregunta de investigación, los objetivos, los alcances y limitaciones del proyecto. En el capítulo II, Estado del arte, donde se realizó una revisión de los trabajos relacionados al proyecto de investigación desde diferentes enfoques. En el capítulo III se presenta el Marco Teórico del proyecto. En el capítulo IV, Modelado e Implementación, se presenta la metodología para el desarrollo del proyecto. El capítulo V muestra los resultados de las pruebas realizadas y por último el capítulo VI presenta las conclusiones y trabajos futuros.



*” El cerebro es como un músculo.  
Cuando está en uso nos sentimos  
muy bien. ”*

---

Carl Sagan (1934-1996)

## Capítulo 2

### Estado del Arte

En este capítulo se muestra una revisión de trabajos relacionados, en los cuales se han aplicado técnicas de cómputo suave y lógica difusa en sistemas de energía renovable. Las cuales, pueden servir como base de discusión para desarrollar una solución al problema en cuestión.

#### 2.1. Aplicación de la lógica difusa en el campo de las energías limpias

La energía juega un papel importante en el desarrollo de cualquier país. La fuente de energía está dominada por combustibles fósiles. El siglo XX fue testigo de un rápido aumento de veinte veces en el consumo de combustibles fósiles. Entre los combustibles, el carbón y el petróleo se utilizan para la generación de electricidad, que a su vez se utiliza para la iluminación, la calefacción y la refrigeración. El aceite se utiliza en el transporte, calefacción y refrigeración [Suganthi *et al.*, 2015].

En los últimos años debido a la globalización, el crecimiento demográfico, el asentamiento humano, entre otros factores; el mundo está presenciando un aumento en el consumo de energía y se está transformando en una sociedad industrial. El modelado y la planificación energética son vitales para la futura prosperidad económica y la seguridad ambiental. Las técnicas de cómputo suave (lógica difusa, las redes neuronales y los algoritmos genéticos) están siendo adoptadas en el modelado de energía para mapear con precisión los sistemas energéticos [Suganthi *et al.*, 2015].

La energía renovable está en el centro de la transición hacia un sistema energético menos intensivo en carbono y más sostenible. Las energías renovables han crecido rápidamente en los últimos años, acompañadas de fuertes reducciones de costos para la energía solar fotovoltaica y la energía eólica en particular. La Agencia Internacional de Energía (IEA, por sus siglas en inglés) espera que la generación de electricidad renovable aumente en más de un tercio para 2022 [IEA, 2017].

Los recursos energéticos renovables existen en amplias zonas geográficas, en contraste con otras fuentes de energía, que se concentran en un número limitado de países. El rápido despliegue de energías renovables y eficiencia energética está dando lugar a una importante seguridad energética, mitigación del cambio climático y beneficios económicos [IEA, 2012].

### **2.1.1. Aplicación de la lógica difusa en sistemas de energía renovable**

Los modelos basados en un enfoque difuso se han utilizado ampliamente en los últimos años para la evaluación de sitios, la instalación de parques fotovoltaicos / eólicos, el seguimiento de puntos de potencia en energía solar fotovoltaica / eólica y optimización. La literatura indica que los modelos difusos proporcionan estimaciones realistas en comparación con otras técnicas [Suganthi *et al.*, 2015]. Según datos de la Agencia Internacional de Energía se proyecta un crecimiento de suministro de energía renovable de 1,700 gigawatts en 2014 a 4,550 gigawatts en 2040.

El calentamiento global resultante del consumo excesivo de combustibles fósiles se ha convertido en un fenómeno mundial. Si los países en desarrollo, especialmente la India y China, son capaces de utilizar eficientemente la energía y traer una fuerte tendencia a la baja en su intensidad energética, beneficiará al país respectivo, su economía y el entorno mundial. Aproximadamente el 16% del consumo mundial de energía proviene de recursos de energía renovable. La proporción de energía renovable en la generación de electricidad se sitúa en torno al 19%, con un 16% de energía

hidroeléctrica y un 3% de fuentes de energía renovables. La energía renovable es respetuosa con el medio ambiente y renovable en la naturaleza. Desde finales de 2004, la capacidad mundial de energía renovable creció a tasas del 10-60% anual para diversas tecnologías [El-Ashry, 2010].

En 2010, la energía renovable constituía aproximadamente un tercio de las nuevas capacidades de generación de energía [McCrone *et al.*, 2011]. Según una proyección de la AIE, los generadores de energía solar pueden producir la mayor parte de la electricidad del mundo en los próximos 50 años. Las tecnologías de energía renovable se están volviendo más baratas, a través del cambio tecnológico a través de los beneficios de la producción en masa y la competencia en el mercado. Si se introducen políticas como la tarifa ambiental, la medición neta, el comercio de emisiones, el impuesto sobre el carbono, el comercio de emisiones de carbono, se puede aumentar aún más la utilización de energías renovables. Así se ve que la planificación energética es la necesidad actual.

## **2.2. Metodologías de monitoreo de condición de turbinas eólicas**

Un programa de monitoreo de condición de la maquinaria proporciona información de diagnóstico acerca del estado de los diferentes subsistemas de las turbinas eólicas. Esta información puede ser utilizada para programar tareas de mantenimiento para prevenir problemas graves que generen la interrupción del funcionamiento de las turbinas. Poder realizar acciones correctivas ayuda a que las consecuencias negativas se reduzcan [Hernández Montero *et al.*, 2011].

En la actualidad, las turbinas eólicas se han vuelto indispensables para la generación de energía eólica que cada vez tiene mayor demanda. Conforme este sector crece, las industrias se preocupan más por los costos. La reducción de costos de mantenimiento e inspección de las turbinas es cada vez más importante debido a que el tamaño y número de aerogeneradores aumenta. Es común que algunos componentes en las turbinas eólicas fallen antes de lo esperado, esto genera que el

tiempo de inactividad sea costoso, por ello se emplean sistemas de monitoreo de condición (CMS, por sus siglas en inglés) con el fin de mejorar la disponibilidad de las turbinas.

En la literatura se han reportado diversas técnicas y métodos de monitoreo de condición de turbinas eólicas, en esta revisión se clasificarán en:

- Métodos clásicos y procesamiento de señales (ver sección 2.2.1)
- Metodologías basadas en Inteligencia Artificial (ver sección 2.2.2)

### **Componentes críticos de la turbina idóneo a monitorear**

En general, la tecnología de los convertidores de energía eólica se basa principalmente en componentes rotatorios, por lo tanto, con los datos obtenidos de la medición de vibraciones y aplicando algoritmos de detección de fallos se puede monitorear la condición de la maquinaria [Caselitz y Giebhardt, 2002].

De acuerdo con [Ribrant, 2006] se indica que para las turbinas eólicas bajo estudio, la caja de engranajes resulto ser el componente más crítico, los síntomas que pueden monitorearse y que son indicativos de desgaste y fallos en la caja de engranajes son:

- Incremento del ruido y la vibración
- Generación de cantidades y tamaños anormales de debris metálico
- Incremento de la temperatura debido a la perdida de potencia en la caja de engranajes

#### **2.2.1. Métodos clásicos y procesamiento de señales**

Los CMS disponibles se centran principalmente en el análisis de vibraciones. El análisis de vibraciones es con mucho el método más frecuente para el monitoreo de la condición de la maquinaria [Schlechtingen *et al.*, 2013]. Sin embargo, los sensores de vibración no están instalados en todas las turbinas y/o componentes debido a sus altos costos. Esto conduce a un gran número de maquinaria que no se monitorea en absoluto o sensores de vibración que se instalan solamente en los componentes principales.

A diferencia de los datos de vibración, hay una gran cantidad de datos operativos obtenidos de sistemas de Supervisión de Control y Adquisición de Datos (SCADA, por sus siglas en inglés) disponibles [Rodríguez Penin, 2007] , que pueden usarse para dar una indicación de la condición de la maquinaria. Estos datos son el recurso más barato para el desarrollo de un sistema de monitoreo de condición para diversas plantas o maquinarias.

Los CMS comprenden combinaciones de señales y procesamiento de señales que indican la condición de los componentes y se utilizan técnicas como análisis de vibración, acústica, pruebas ultrasónicas, análisis de aceite, medición de deformaciones, rayos "x" o termografía, métodos estadísticos o algoritmos para procesar señales. En las turbinas eólicas, el monitoreo de condición se utiliza para monitorear el estado de los componentes principales como las cuchillas, caja de engranajes, el generador y la torre, entre otros componentes.

Dicho monitoreo puede ser en línea proporcionando retroalimentación instantánea o fuera de línea. Con una buena adquisición de datos y procesamiento adecuado se pueden detectar fallos mientras los componentes están operando, así se pueden programar acciones apropiadas, esto da como consecuencia mayor fiabilidad, seguridad y disponibilidad de las turbinas, reduciendo así los tiempos de inactividad y con ello los costos que implica el mantenimiento.

Estas técnicas se utilizan para estudiar las propiedades y relaciones entre datos que fueron recolectados, organizados y analizados para hacer inferencias y saber si el equipo está dañado o presenta alguna falla. Una de las técnicas más comunes en lo que se refiere al monitoreo de condición de las turbinas eólicas es el análisis de vibración aplicado principalmente a equipos rotatorios [Hameed *et al.*, 2009]. Este análisis es apropiado para monitorear la caja de engranaje, los cojinetes entre otros elementos.

Otra técnica es la emisión acústica que se utiliza para analizar cuando se altera la estructura de un metal si se produce una liberación rápida de energía

generando ondas elásticas [Márquez *et al.*, 2012]. Esta técnica se utiliza para detectar fallas antes que con otras técnicas como el análisis de vibraciones. En [Tandon y Nakra, 1992] se presenta una revisión de diferentes métodos de vibración y acústica.

Las pruebas ultrasónicas son una tecnología de inspección ampliamente aplicada para la evaluación estructural de torres y palas de la turbina eólica. Estas pruebas no destructivas se emplean para detección y evaluación de defectos estructurales superficiales y subsuperficiales [Deshpande y Modak, 2002]. El análisis del aceite es otra técnica utilizada para garantizar la calidad del aceite y el estado de las partes móviles y se realiza en su mayoría mediante tomas de muestras [Hameed *et al.*, 2009], se vigila su temperatura, contaminación y humedad que puede afectar a los componentes.

Otra técnica que se aplica en turbinas eólicas es la medición de deformaciones, donde se utilizan extensómetros para pronosticar la vida útil y proteger contra altos niveles de tensión, especialmente en las cuchillas. Es importante considerar el mantenimiento basado en parámetros de proceso y detección de señales que supera los límites de control predefinido como otra técnica [Márquez *et al.*, 2012]. Así mismo, la relación entre parámetros en las señales se utiliza para evaluar la condición de la turbina y la detección temprana de fallos. También se puede analizar el voltaje y la corriente en el generador para detectar posibles fallas en el funcionamiento de la turbina eólica.

Los rayos X son rara vez utilizados en el campo del monitoreo de condición de turbinas, sin embargo; proporcionan información útil sobre la condición estructural del componente que se está inspeccionando [Márquez *et al.*, 2012]. Con los rayos X se pueden localizar defectos internos y una de las ventajas principales es la precisión. Por otra parte, la termografía se utiliza para monitorear los componentes eléctricos con el fin de identificar fallas o evaluar la estructura de las palas. Esta técnica se aplica fuera de línea debido a que implica la interpretación visual de un experto sobre los puntos calientes que surgen debido a un mal contacto o falla del sistema.

Sin importar la técnica utilizada, el monitoreo de condición se basa en: el número y tipo de sensores y los métodos asociados de procesamiento y simplificación de señales utilizados para extraer información importante. Para ello es necesario la adquisición de datos para poder procesar las señales mediante algún método. Estos datos serán la medición de las variables requeridas (corriente, voltaje, temperatura, velocidad, entre otras) las cuales se convertirán en señales electrónicas [Schlechtingen *et al.*, 2013]. Se necesita una buena elección de qué tipo de señales se requieren para seleccionar los sensores adecuados y acondicionarlos para reducir la interferencia en los datos.

Para procesar las señales pueden emplearse técnicas de optimización, considerando la clasificación y manipulación de las mismas en caso de ser necesario. Para el análisis de señales pueden aplicarse métodos estadísticos en datos de diversos sensores de las turbinas. Se utilizan medidas estadísticas comunes como la media cuadrática o la amplitud de pico, que se utilizan para el diagnóstico de fallas [Caselitz y Giebhardt, 2003]. También se utiliza el valor máximo, el mínimo, la media, desviación estándar, integral definida, entre otros parámetros que pueden ser útiles para el diagnóstico.

Un ejemplo es la metodología basada en el análisis de cointegración que puede aplicarse sobre datos obtenidos de SCADA para monitoreo de condición y diagnóstico de fallas en turbinas eólicas y se utiliza para monitorear las condiciones operativas y la detección de fallas automáticas y/o condiciones anormales [Dao *et al.*, 2018]. Otro método es el análisis de tendencias en turbinas eólicas se utiliza con el fin de detectar tendencias en los datos recolectados de diversos sensores, para ello se requieren ciertos algoritmos [Marquez *et al.*, 2007], el uso más común es en los patrones de salida de potencia de los generadores de las turbinas eólicas. Esta técnica es específicamente para la predicción. Se debe considerar que la información redundante que no es útil es muy común, por lo cual debe eliminarse, para ello se utilizan métodos de filtrado.

Entre otros métodos se encuentran el análisis de dominio del tiempo, análisis de Cepstrum, tiempo síncrono promedio, transformada rápida de Fourier, demodulación de amplitud, análisis de orden, transformada Wavelet o los modelos ocultos de Markov. Este tipo de método es útil para procesar las señales y hacerlas más

digeribles para un análisis que pueda indicar defectos en las turbinas eólicas, detectar fallas o realizar un diagnóstico del estado de los componentes.

Los métodos para procesamiento de señales se aplican en los datos de las cajas de engranajes, cojinetes, rotor, generador, la potencia de la turbina eólica, entre otros, en lugar de obtener un diagnóstico de todo el sistema de la turbina se obtienen diagnósticos de los subsistemas de la misma. Las técnicas mencionadas son factibles y adecuadas para las turbinas eólicas.

### **2.2.2. Metodologías basadas en inteligencia artificial**

Las técnicas de Inteligencia Artificial se han aplicado en el campo de las energías limpias en los últimos años con el objetivo de optimizar costos de producción y tener una mejor eficiencia energética. Algunas de estas técnicas son: la lógica difusa, redes neuronales y el razonamiento probabilístico (algoritmos genéticos, redes bayesianas, sistemas caóticos).

La lógica difusa, neuro-difusa y el razonamiento probabilístico se ocupa principalmente de la imprecisión y razonamiento aproximado, las redes neuronales del aprendizaje y el razonamiento probabilístico de la incertidumbre. Para considerar a estas técnicas eficientes se debe hacer una correcta elección de los datos y la técnica a utilizar para poder inferir las fallas o anomalías en las turbinas de la mejor manera.

Estas técnicas se emplean esencialmente para reproducir el razonamiento humano lo más exacto posible, basándose en el razonamiento del comportamiento y registrándolo en términos de reglas. Los sistemas SCADA de las turbinas eólicas proporcionan información necesaria para aplicar dichas técnicas logrando así planes de mantenimiento predictivo que toman en cuenta el medio ambiente y su efecto sobre la condición de los componentes.

La detección y diagnóstico de fallas es una adaptación del monitoreo de condición que involucra algoritmos inteligentes para detección de fallas incipientes [García Márquez *et al.*, 2010]. Las redes neuronales tienen como ventaja sus altas



velocidades de procesamiento de datos debido a su paralelismo, la capacidad de aprendizaje para producir respuestas instantáneas y correctas a partir de datos con ruido o incompletos.

Por otra parte, los sistemas difusos son útiles para sistemas de alta complejidad cuyo comportamiento no es fácil de comprender, también pueden aplicarse donde lo que se desea es una solución aproximada pero rápida [Ross, 2009]. Otra ventaja de los sistemas difusos es que pueden utilizar el conocimiento experto existente para mejorar la aproximación ajustando, eliminando o agregando funciones de membresía y reglas difusas de ser necesario.

Un ejemplo se muestra en la Figura 2.1 donde se ilustra una regla difusa de tipo Si-Entonces con dos funciones de membresía de entrada representando las variables: temperatura de centrifugado y de la góndola y una función de membresía de salida que indica la condición de la turbina dependiendo la combinación de las dos variables de entrada.

La regla para este caso es: SI (Temperatura del Centrifugado==Alta) (Temperatura de la Góndola==Normal) ENTONCES (Condición== Mala).

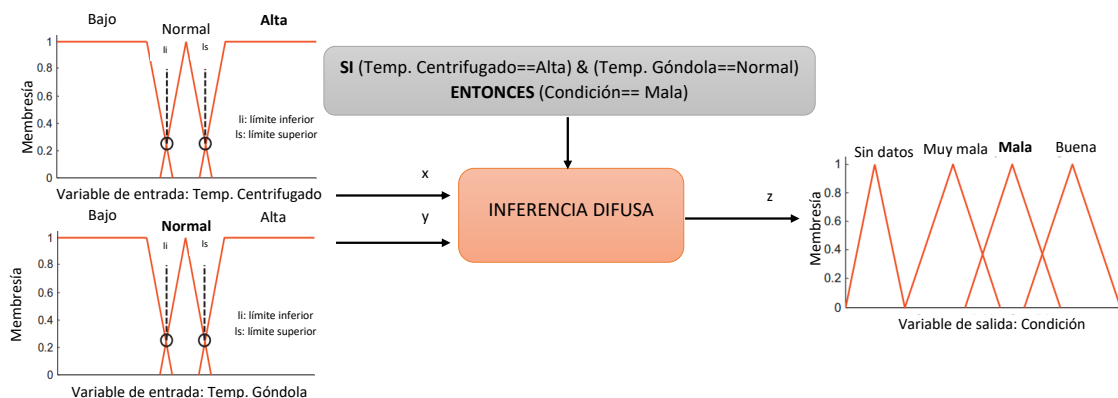


Figura 2.1: Ejemplo de funciones de pertenencia y reglas difusas

Una técnica utilizada en años recientes para el monitoreo de condición de las turbinas eólicas es un sistema adaptativo de inferencia neuro-difusa por sus siglas en inglés ANFIS; que está conformado por 5 capas que conforman a la red.

Debido a que en este tipo de técnica se combinan las ventajas de las redes neuronales y los sistemas de inferencia difusa, que funcionan para problemas del mundo real y tienen la capacidad de acomodar los datos y el conocimiento experto en un problema es una buena opción para el monitoreo de condición de turbinas eólicas cuando no se tiene el conocimiento de un experto en la materia.

Una de las ventajas de esta técnica es que puede definir un conjunto de reglas cuyos parámetros se obtengan de un entrenamiento previo. Es fundamental hacer una buena selección de datos para que los resultados indiquen de la mejor manera si se presentan anomalías en el comportamiento y poder inferir alguna falla [Schlechtingen *et al.*, 2013].

Otras ventajas de esta técnica es la capacidad de procesamiento y de aprendizaje gracias a las redes neuronales. Sigue siendo un reto capturar el conocimiento de un experto, sin embargo, con esta técnica y el proceso de entrenamiento se puede obtener un buen resultado.

Para obtener mejores resultados se requiere de una amplia variedad de datos SCADA para configurar el ANFIS. Por otra parte, de no existir conocimiento experto solo se resaltan anomalías en los datos y se obtienen declaraciones generales sobre la condición de la turbina y el diagnóstico.

Por otra parte, también se puede aplicar la técnica de redes bayesianas en conjunto con datos SCADA para el diagnóstico inteligente de turbinas eólicas con el fin de detectar anomalías en el comportamiento de las turbinas eólicas y poder identificar fallas en los procesos. Esta técnica es capaz de detectar el comportamiento anormal de los datos, cuando se presenta algún evento inesperado que pueda ocasionar alguna falla en los componentes se genera un patrón

de fallas, el cual sirve para realizar un diagnóstico completo y en línea sobre la turbina eólica. Aun se trabaja en la detección de fallas incipientes [Garcia *et al.*, 2016].

Dichas técnicas se aplican sobre datos SCADA de aerogeneradores para diagnosticar la condición de los componentes. Por otra parte, los sistemas de diagnóstico basados en reglas (sistemas expertos) tienen la capacidad de detectar e identificar fallas incipientes de acuerdo a la relación de las reglas con la posible condición de los equipos [Márquez *et al.*, 2012].

### **2.3. Monitoreo de condición en parques eólicos**

La aceptación de la energía eólica como empresa viable está influenciada por el riesgo asociado con los equipos. Los sistemas de energía eólica confiables son un factor crítico debido a que esto afecta directamente el aumento de los costos de operación y mantenimiento, y reduce la disponibilidad para generar energía debido a interrupciones del funcionamiento por la ocurrencia de fallos [Hernández Montero *et al.*, 2011].

La mayoría de los enfoques aplicados a reducir costos de mantenimiento para proyectos de energía eólica son los mismos que de cualquier planta industrial y cualquier otra técnica de mantenimiento puede ser aplicada a las turbinas eólicas [Walford, 2006]. Una de las maneras de reducir costos de mantenimiento es mediante el monitoreo de condición de la maquinaria, lo cual es esencial para implementar un programa de mantenimiento efectivo combinado con sistemas de detección de fallos [Caselitz *et al.*, 1994].

*"El genio se hace con un 1 % de talento y un 99 % de trabajo"*

---

Albert Einstein (1879-1955)

## Capítulo 3

### Marco Teórico

En este capítulo se abordaran los conceptos que fundamentan esta investigación proporcionando al lector una idea más clara acerca de este tema. Se encontrarán los conceptos básicos, complementarios y específicos en relación a la lógica difusa y detección de anomalías en turbinas eólicas.

#### 3.1. Turbinas eólicas

Una turbina eólica es un dispositivo que convierte la energía del viento en electricidad. Están diseñadas con el objetivo de convertir la energía del movimiento del viento (cinética) en energía mecánica. Posteriormente esta energía se convierte en electricidad. La cantidad de electricidad que produce una turbina depende de su tamaño y la velocidad del viento. La electricidad puede almacenarse en baterías o se puede utilizar directamente.

Los aerogeneradores tienen una vida media superior a 25 años. La rápida evolución de la tecnología del viento ha propiciado el aumento de la durabilidad de los aerogeneradores.

Las turbinas eólicas se pueden dividir en dos tipos básicos determinado por el eje en que giran. Las turbinas de eje horizontal son las más comunes (tipo molino de viento), mientras que las turbinas de eje vertical se utilizan con menos frecuencia. Las turbinas comparten el diseño y sus partes básicas: palas, rotor, eje central,

multiplicadora, generador, torre, góndola, freno. Estos componentes trabajan en conjunto para poder generar energía eléctrica a partir de la energía cinética del viento.

La forma en que funciona un aerogenerador puede explicarse en las siguientes fases:

- **Orientación automática:**

El aerogenerador se orienta automáticamente para aprovechar al máximo la energía cinética del viento, a partir de los datos registrados por la veleta y anemómetro que incorpora en la parte superior. La barquilla gira sobre una corona situada al final de la torre.

- **Giro de las palas:**

El viento hace girar las palas, que comienzan a moverse con velocidades de viento de unos 3,5 m/s y proporcionan la máxima potencia con unos 11 m/s. Con vientos muy fuertes (25 m/s) las palas se colocan en bandera y el aerogenerador se frena para evitar tensiones excesivas.

- **Multiplicacion:**

El rotor (conjunto de tres palas engarzadas en el buje) hace girar un eje lento conectado a una multiplicadora que eleva la velocidad de giro desde unas 13 a unas 1.500 revoluciones por minuto.

- **Generacion:**

La multiplicadora, a través del eje rápido, transfiere su energía al generador acoplado, que produce electricidad.

- **Evacuación:**

La energía generada es conducida por el interior de la torre hasta la base y, desde allí, por línea subterránea hasta la subestación, donde se eleva su tensión para inyectarla a la red eléctrica y distribuirla a los puntos de consumo.

- **Monitorización:**

Todas las funciones críticas del aerogenerador están monitorizadas y se supervisan desde la subestación y el centro de control, para detectar y resolver cualquier incidencia.

### 3.1.1. Descripción de las partes de una turbina eólica

Los elementos principales de cualquier turbina eólica son el rotor, una caja de engranajes, un generador, la torre, equipo del control y monitoreo. En la Figura (3.1) muestra un diagrama de las partes básicas de una turbina eólica.

Algunos componentes se describen a continuación:

- **Sistema del rotor:** Se conecta el eje principal. Las palas del rotor se diseñan para que giren con el viento, moviendo el generador de la turbina. Las turbinas de viento modernas de gran escala típicamente se equipan de rotores de tres palas.
- **Caja de engranajes:** Los engranajes se utilizan para aumentar la frecuencia para la producción eléctrica.
- **Generador:** Este es quien genera la electricidad cuando hay suficiente viento como para rotar las paletas. La electricidad se transfiere a la siguiente etapa usando el cableado (para el almacenaje, envío a la red o para el uso directo).
- **Góndola:** La góndola soporta toda la maquinaria de la turbina y debe ser capaz de rotar para seguir la dirección del viento, por lo que se une a la torre mediante rodamientos. El diseño de la góndola depende de cómo el fabricante decidió ubicar los componentes del tren de fuerza (eje del rotor con los cojinetes, caja multiplicadora, generador, acoplamiento y freno).
- **Mástil meteorológico:** Se encarga de medir la velocidad y dirección del viento con alta precisión y transfiere la información al controlador.
- **Transformador HV:** Aumenta o disminuye la tensión de un circuito eléctrico manteniendo la frecuencia.
- **Equipo auxiliar:** Entra en acción cuando una parte de la maquinaria se rompe o falla. Es la última línea de defensa.
- **Torre:** La torre eleva el montaje de las turbinas sobre las corrientes de aire turbulentas cerca de la tierra y permite capturar un viento de mayor velocidad.

El diseño de torre es particularmente crítico, pues deben ser tan altas como sea económicamente posible.

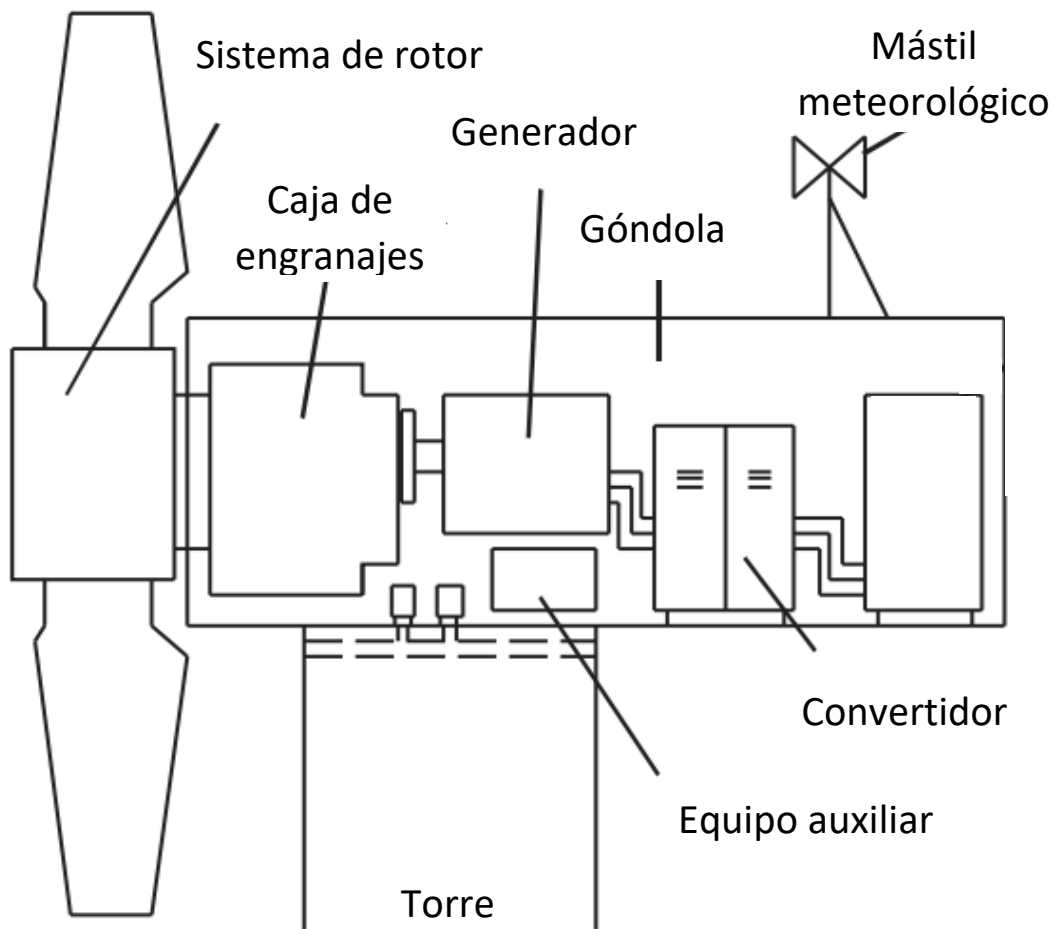


Figura 3.1: Diagrama básico de una turbina eólica

En su mayoría, las turbinas eólicas son de tres cuchillas. Impulsadas por el viento, las palas y en rotor pueden transmitir energía a través del eje principal por los cojinetes y caja de engranajes con ello se logra lo más cercano a lo óptimo para generar electricidad.

### 3.1.2. Turbina *Komai*

Algunas características de la turbina *Komai* modelo KWT300 que se muestra en la Figura 3.2 son:

- Tiene un sistema de generación de energía de eje horizontal. Está equipada con una caja de cambios con regulación de paso activo de tres cuchillas de velocidad variable.
- El generador es un motor de inducción trifásico de 400V. Se conecta a la red a través de un convertidor IGBT (Insulated Gate Bipolar Transistor) con sistema de enlace AC-DC-AC.

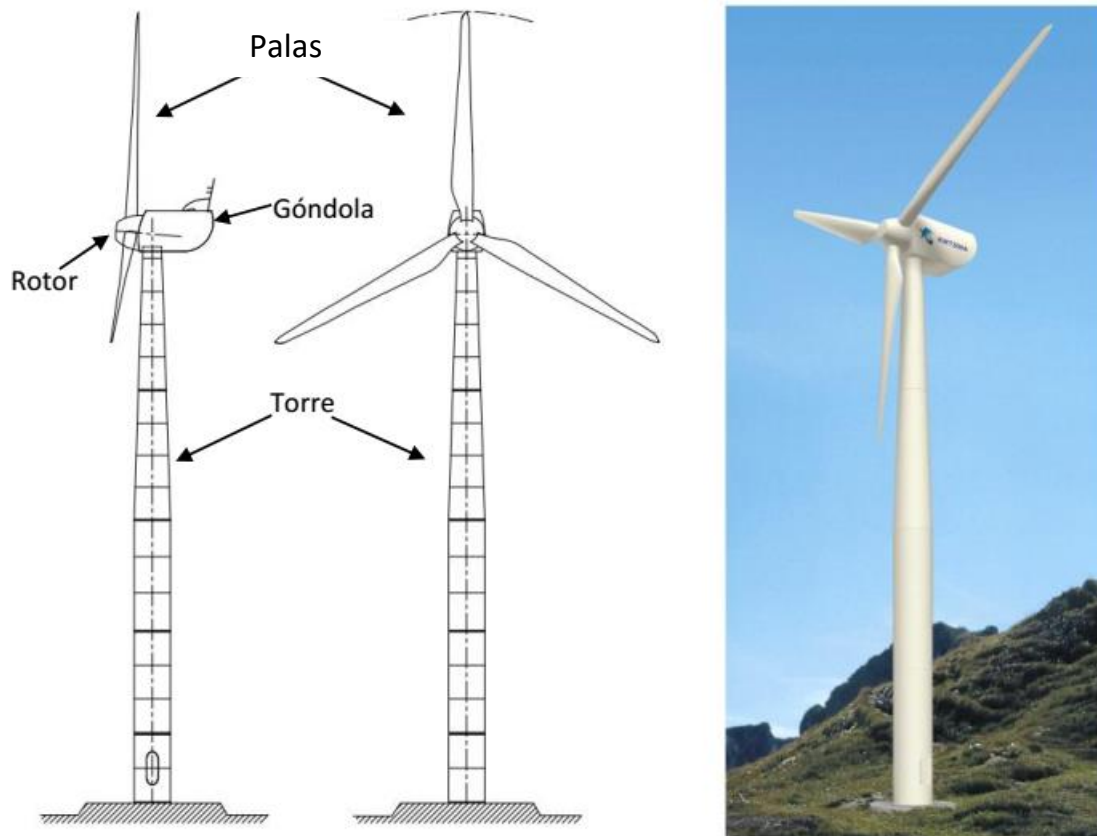


Figura 3.2: Turbina eólica *Komai*



La turbina eólica *Komai* de la cual se obtuvieron los datos para el desarrollo de este proyecto de investigación se encuentra localizada en el Centro Regional de Tecnología Eólica (CERTE) del Instituto Nacional de Electricidad y Energías Limpias (INEEL) que se encuentra en Juchitán, Oaxaca, México que se muestra en la Figura 3.3.



Figura 3.3: Turbina eólica *Komai* localizada en el CERTE

Las especificaciones básicas de esta turbina *Komai* se describen en la Tabla 3.1, dónde se indican datos como la potencia que es capaz de generar, el tipo de turbina, la altura, posición y diámetro del rotor, la velocidad del viento, rotor, rangos de temperatura así como tiempo de vida de la turbina.

Tabla 3.1: Especificaciones de la turbina *Komai*

Potencia nominal	300 kW
Tipo	Eje horizontal
Altura del hub	43.5 m
Posición del rotor	Contra el viento
Diámetro del rotor	33 m
Velocidad nominal del viento	11.5 m/s
Velocidad nominal del rotor	40.5 rpm
Velocidad del viento de corte	3.0 m/s
Velocidad de corte del viento	25 m/s (promedio 10 min) 28 m/s (promedio 3 seg)
Velocidad del viento de supervivencia	70 m/s
Rango de temperatura en operación	-15°C a 45°C
Rango de temperatura fuera de operación	-20°C a 55°C
Tiempo de vida	20 años

Las condiciones ambientales para que la turbina funcione de manera correcta se describen en la Tabla 3.2 donde se indica la temperatura y la humedad.

Tabla 3.2: Condiciones ambientales

Temperatura ambiente	Temperatura de funcionamiento:	-15°C a 45°C
	Temperatura de relentí:	-20°C a 55°C
	Temperatura promedio:	15°C
Humedad	Humedad promedio	65 a 75 %

### Rendimiento de salida

La turbina *Komai* KWT300 genera potencia con la velocidad del viento entre 3 m/s y 25 m/s. La tabla 3.3 muestra los valores ideales de rendimiento de la turbina y la Figura 3.4 muestra el comportamiento indicando la potencia generada a partir de la velocidad del viento.

Tabla 3.3: Condiciones ambientales

Velocidad del viento (m/s)	Rotación del rotor (rpm)	Potencia generada (kW)
3	12.0	0.5
4	17.4	5.4
5	21.7	24.2
6	26.0	43.2
7	30.4	72.0
8	34.7	112.3
9	39.1	165.5
10	40.5	228.2
11	40.5	297.7
12-25	40.5	300.0

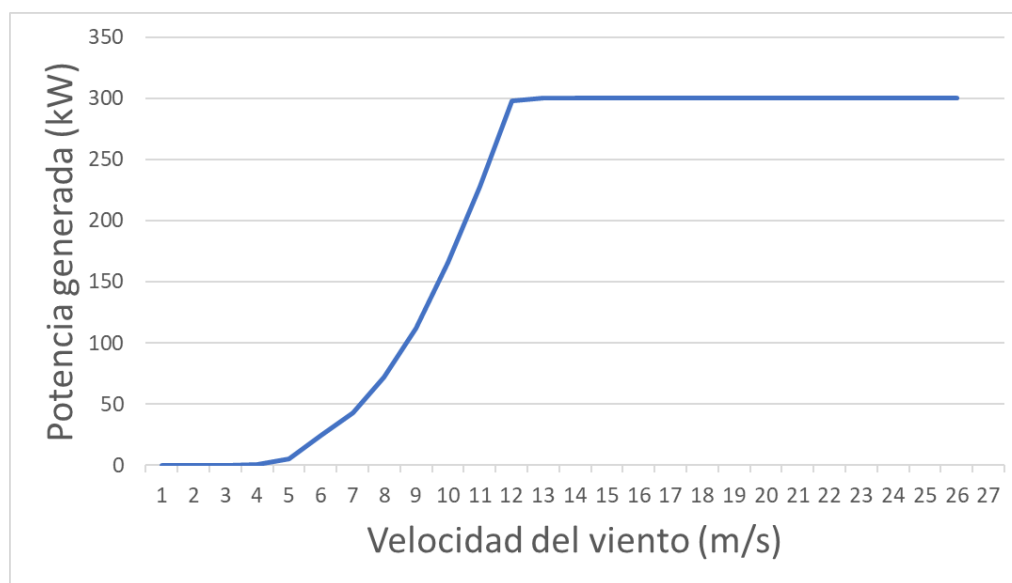


Figura 3.4: Potencia generada

## 3.2. Computo suave y neuro-difuso

Soft Computing (SC), es un enfoque innovador para construir sistemas computacionales inteligentes. En la actualidad los problemas complejos del mundo real requieren sistemas inteligentes que combinen conocimiento, técnicas y metodologías de varias fuentes. Estos sistemas inteligentes se supone que poseen experiencia humana dentro de un dominio específico, se adaptan y aprenden a mejorar en entornos cambiantes, y explican como toman decisiones o acciones.

Diseñar sistemas inteligentes de este tipo es el trabajo de la computación neuro-difusa: las redes neuronales que reconocen patrones y se adaptan para hacer frente a los cambios en el entorno, los sistemas de inferencia difusa que incorporan el conocimiento humano y realizan inferencia y toma de decisiones. La integración de estos dos enfoques se complementa, juntos con ciertas técnicas de optimización, son el resultado de una nueva disciplina llamada computo suave y neuro-difuso [Jang *et al.*, 1997].

El computo suave es un enfoque emergente de la computación que es paralelo a la notable capacidad de la mente humana de razonar y aprender en un ambiente de incertidumbre e imprecisión [Zadeh, 1994].

El cómputo suave consiste de varios paradigmas computacionales, incluyendo las redes neuronales, teoría de conjuntos difusos, razonamiento aproximado y métodos de optimización libre de derivados tales como los algoritmos genéticos y el recocido simulado. El computo suave comparte las mismas características con la inteligencia computacional.

En general el computo suave no realiza mucha manipulación simbólica, así que puede verse como una nueva disciplina que complementa los enfoques de la Inteligencia Artificial convencional, y viceversa.

### 3.3. Antecedentes de la lógica difusa

La lógica difusa es una de las disciplinas matemáticas que ha tenido gran impacto en los últimos años, se utiliza para modelar el pensamiento humano o expresiones que no son totalmente ciertas ni completamente falsas. La lógica difusa permite tratar información vaga, cualitativa o imprecisa como: la estatura de una persona (bajo, medio, alto) ó la edad (joven, viejo) sobre esa información se utilizan los conjuntos difusos que aplican reglas para obtener una acción, como por ejemplo: si una persona es joven entonces conseguirá un trabajo. Así, los sistemas basados en lógica difusa combinan variables de entrada definidas en términos de conjuntos difusos y por medio de reglas difusas pueden producir uno o varios valores de salida.

Incluso las acciones mas complejas y cruciales son decisiones basadas en estos conceptos, por ejemplo:

- Control de procesos
- Conducción
- Decisiones financieras/negocios
- Leyes y justicia

Estos términos imprecisos y la forma en que se procesan, juegan un papel crucial en la vida cotidiana. Tener un modelo matemático capaz de expresar la compleja semántica de dichos términos, llevaría a sistemas más inteligentes y abriría oportunidades completamente nuevas. Los conceptos en matemáticas y tecnología clásicas son inadecuados para proporcionar tales modelos.

La lógica difusa fue investigada por el ingeniero Lotfi A. Zadeh [Zadeh, 1965] en la Universidad de Berkeley, California, introdujo entonces la teoría de conjuntos difusos, dicha teoría matemática permite manejar conocimiento impreciso e incierto tratando de simular los elementos sobre los que se construye el pensamiento humano que no son números sino etiquetas lingüísticas.

### 3.3.1. Teoría de conjuntos

La lógica difusa permite tratar con información que no es exacta o con un alto grado de imprecisión a diferencia de la lógica convencional la cual trabaja con información precisa. El problema principal surge de la poca capacidad de expresión de la lógica clásica.

- Un conjunto  $A$  es una colección de objetos que pertenecen a un universo dado  $X$ , donde, para cada objeto posible  $x$  del universo  $X$ , es decidible si pertenece al conjunto  $A$  o no; si es así, decimos  $x \in A$ ; si no, decimos  $x \notin A$ .
- Un conjunto  $A$  es un subconjunto de  $B$  si todos los objetos en  $A$  están en  $B$  también; si es así, decimos  $A \subseteq B$ ; decimos  $A \subset B$  si hay al menos un elemento en  $B$  que no está en  $A$ .
- El conjunto de todos los subconjuntos de  $X$  se denota con  $P(X)$ .
- El conjunto vacío, que no contiene ningún objeto, se denota con  $\emptyset$

#### Conjuntos clásicos

Los conjuntos clásicos surgen por la necesidad del ser humano de clasificar objetos y conceptos. Estos conjuntos pueden definirse como un conjunto bien definido de elementos o mediante una función de pertenencia  $\mu$  que toma valores de 0 o 1 de un universo en discurso para todos los elementos que pueden o no pertenecer a un conjunto. Si el valor de la función de pertenencia  $\mu_A(x)$  esta restringido a 0 o 1, entonces  $A$  se reduce a un conjunto clásico y  $\mu_A(x)$  es la función característica de  $A$ .

Un conjunto clásico o duro se puede describir mediante una función de caracterización de un conjunto  $A$  definida como se muestra en la Ecuación 3.1 (para todo  $x \in X$ ):

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \in A \\ 0 & \text{si } x \notin A \end{cases} \quad (3.1)$$

## Conjuntos difusos

Los conjuntos difusos son la clave semántica de los términos lingüísticos imprecisos. Están basados en la lógica difusa. La necesidad de trabajar con conjuntos difusos surge del hecho que existen conceptos que no tienen límites claros.

La teoría de conjuntos difusos desarrollada por L. A. Zadeh [Zadeh, 1965], es una extensión de la lógica booleana convencional, la cual nos restringe a los conjuntos nítidos rígidos definidos como verdadero y falso con sus respectivos grados de pertenencia 0 y 1.

Es muy común encontrar términos lingüísticos que no pueden ser definidos apropiadamente utilizando la lógica clásica, como "muy bonito", "muy alto" o "muy frío", que tienen un significado ambiguo y son percibidos de manera distinta por cada individuo ya que crecen de un criterio de grado de pertenencia preciso, sin embargo son términos lingüísticos que se utilizan frecuentemente en la vida diaria.

Los conjuntos difusos son una clase de objetos con un continuo grado de pertenencia y se caracterizan por una función de pertenencia (característica), la cual es la encargada de asignar a cada objeto un grado de pertenencia dentro del rango de 0 y 1 [Zadeh, 1965]. Dichos conjuntos son utilizados para definir los términos lingüísticos antes mencionados.

Existen diferentes tipos de funciones de pertenencia utilizadas para representar dichos conjuntos, entre las cuales se encuentran la función triangular, trapezoidal, gaussiana, bell, sigmoidal, entre otras [Jang *et al.*, 1997].

Los conjuntos difusos son claves en la lógica difusa. Un conjunto en un Universo  $X$  se representa mediante una función que mapea cada elemento  $x \in X$  a un grado de membresía en un intervalo de unidad  $[0, 1]$ . De manera formal, un conjunto difuso  $A$  se expresa como un conjunto de pares ordenados como se muestra en la Ecuación 3.2

$$A = \{(x, \mu_A(x)) | x \in X\} \quad (3.2)$$

donde  $\mu_A(x)$  es llamada función de pertenencia (o MF por sus siglas en ingles) para el conjunto difuso  $A$ . La MF mapea cada elemento de  $X$  a un grado de pertenencia (o valor de pertenencia) entre 0 y 1. Cuando más cerca este la pertenencia del conjunto  $A$  al valor de 1, mayor será la pertenencia de la variable  $x$  al conjunto  $A$ .

Los conjuntos difusos son una clase de objetos con un grado de pertenencia y se caracteriza por una función de pertenencia (característica 3.1) la cual se encarga de asignar a cada objeto su grado de pertenencia dentro del rango de 0 y 1. Dichos conjuntos se utilizan para definir los términos lingüísticos

### 3.3.2. Operaciones con conjuntos

- La intersección de dos conjuntos  $A$  y  $B$  es el conjunto de objetos de  $X$  que pertenecen tanto a  $A$  como a  $B$ ; denotamos este conjunto con  $A \cap B$
- La unión de dos conjuntos  $A$  y  $B$  es el conjunto de objetos de  $X$  que pertenecen al menos a uno de los conjuntos  $A$  y  $B$ ; denotamos este conjunto con  $A \cup B$
- El complemento de un conjunto  $A$  es el conjunto de objetos de  $X$  que no pertenecen a  $A$ ; denotamos este conjunto con  $C_A$

### Requerimiento estándar para la intersección difusa

Los requerimientos estandar para la intersección difusa son cuatro y se mencionan a continuación:

1. Conmutatividad
2. Asociatividad
3. Monotonicidad
4. 1 como elemento neutral

La operación que cumple estos requerimientos se le llama norma triangular (t-norm).



### Normas triangulares (t-norm)

En 1965 Lofti A. Zadeh, sugirió el *mínimo* como una conjunción difusa [Zadeh, 1965]. Al principio de 1980, las normas triangulares son propuestas para unificar el marco de trabajo de las conjunciones difusas [Klement, 1981; Weber, 1983].

La función  $T : [0, 1]^2$  es llamada norma triangular (t-norm  $T$ ) si  $\forall x, y, z \in [0, 1]$  dónde se cumplen las propiedades de conmutatividad (Ecuación 3.3), asociatividad (Ecuación 3.4), monotonicidad (Ecuación 3.5) y elemento neutral (Ecuación 3.6), cuyas formulas son las siguientes:

(i) Conmutatividad:

$$T(x, y) = T(y, x) \quad (3.3)$$

(ii) Asociatividad:

$$T(x, T(y, z)) = T(T(x, y), z) \quad (3.4)$$

(iii) Monotonicidad:

$$x \leq y \implies T(x, z) \leq T(y, z) \quad (3.5)$$

(iv) Elemento neutral:

$$T(x, 1) = x \quad (3.6)$$

### Normas triangulares t-norms estándar

Existe una gran variedad de normas triangulares t-norm, siendo cuatro las más comúnmente utilizadas: t-norm mínimo (Ecuación 3.7), t-norm producto (Ecuación 3.8), t-norm Lukasiewicz (Ecuación 3.9) y t-norm drástico (Ecuación 3.10), cuyas formulas se muestran a continuación:

$$T_M(x, y) = \min(x, y) \quad (3.7)$$

$$T_P(x, y) = x * y \quad (3.8)$$

$$T_L(x, y) = \max(x + y - 1, 0) \quad (3.9)$$

$$T_D(x, y) = \begin{cases} x & \text{si } y = 1 \\ y & \text{si } x = 1 \\ 0 & \text{de otro modo} \end{cases} \quad (3.10)$$

La Figura 3.5 muestra la representación gráfica de las normas triangulares antes mencionadas, las cuales cumplen con la siguiente propiedad:

$$T_D(x, y) \leq T_L(x, y) \leq T_P(x, y) \leq T_M$$

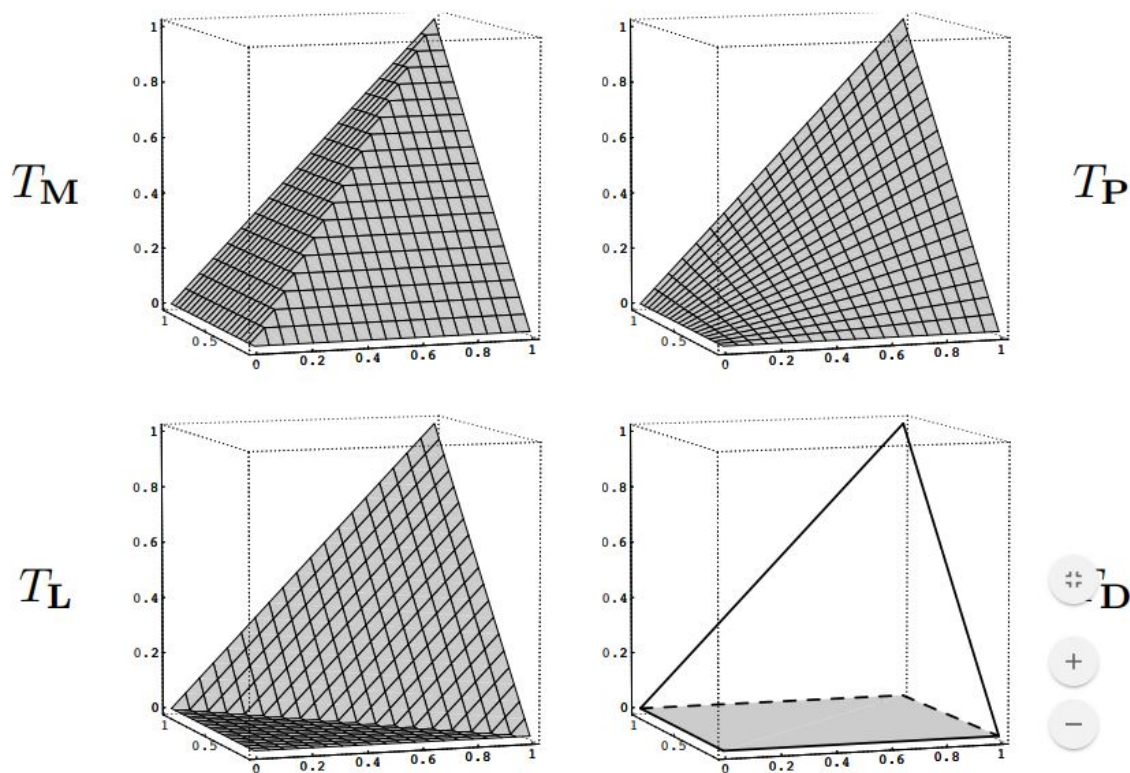


Figura 3.5: Representación de las normas triangulares t-norms

### Algunas observaciones:

\* Para todo  $x, y \in [0, 1]$  tenemos:

$$T_D(x, y) \leq T_L(x, y) \leq T_P(x, y) \leq T_T(x, y)$$

\* Es fácil comprobar que  $T_M$  es el mayor posible t-norm y que  $T_D$  es la más pequeña posible t-norm

\*  $T_M$  es el único idempotencia cumplimiento de t-norm ( $T(x, x) = x$ )

\* Todos excepto  $T_D$  son continuas

\*  $T_P$  es el único diferenciable

\*  $T_P$  es el único que es estrictamente no decreciente

### Requerimiento estándar para la unión difusa

Los requerimientos estándar para la unión difusa son cuatro y se mencionan a continuación:

1. Conmutatividad
2. Asociatividad
3. Monotonicidad
4. 1 como elemento neutral

La operación que cumple estos requerimientos se le llama norma triangular conorm (t-conorms) o bien s-conorms.

### Normas Triangulares Conorms (s-conorms)

La función  $S: [0, 1]^2$  es una conorm triangular (t-conorm) si cumple con las propiedades de conmutatividad (Ecuación 3.11), asociatividad (Ecuación 3.12), monotonicidad (Ecuación 3.13) y el elemento neutral (Ecuación 3.14). (para todas  $x, y, z \in [0, 1]$ ):

(i) Conmutatividad:

$$S(x, y) = S(y, x) \quad (3.11)$$

(ii) Asociatividad:

$$S(x, S(y, z)) = S(S(x, y), z) \quad (3.12)$$

(iii) Monotonicidad:

$$x \leq y \implies S(x, z) \leq S(y, z) \quad (3.13)$$

(iv) Elemento neutral:

$$S(x, 1) = x \quad (3.14)$$

### Conorms triangulares s-conorms estandar

Existe una gran variedad de normas triangulares s-conorm, siendo cuatro las más comunmente utilizadas: s-conorm máximo (Ecuación 3.15), s-conorm producto (Ecuación 3.16), s-conorm Lukasiewicz (Ecuación 3.17) y s-conorm drástico (Ecuación 3.18), cuyas formulas se muestran a continuación:

$$S_M(x, y) = \max(x, y) \quad (3.15)$$

$$S_P(x, y) = x + y - x * y \quad (3.16)$$

$$S_L(x, y) = \min(x + y, 1) \quad (3.17)$$

$$S_D(x, y) = \begin{cases} x & \text{si } y = 0 \\ y & \text{si } x = 0 \\ 1 & \text{de otro modo} \end{cases} \quad (3.18)$$

Tomando en cuenta que, en la unidad cuadrada, la inequidad:  $x + y - 1 \leq x * y$ , se obtiene  $T_D < T_L < T_P < T_M$ .

### Algunas observaciones:

Para todo  $x, y \in [0, 1]$  tenemos:

$$S_M(x, y) \leq S_P(x, y) \leq S_L(x, y) \leq S_D(x, y)$$

Es fácil comprobar que  $S_D$  es el mayor posible t-conorm y que  $S_M$  es la más pequeña posible t-conorm

$S_M$  es el único idempotencia cumplimiento de t-conorm ( $S(x, x) = x$ )

Todos excepto  $S_D$  son continuas

$S_P$  es el único diferenciable

$S_P$  es el único que es estrictamente no decreciente

### 3.3.3. Tipos de funciones de pertenencia

Un conjunto difuso esta completamente caracterizado por su función de pertenencia (MF por sus siglas en inglés). Como la mayoría de los conjuntos difusos en uso tienen un universo de discurso  $X$  que consiste en la línea real  $R$ , sería poco práctico enumerar todos los pares que definen una función de pertenencia. Una forma más conveniente y concisa de definir un MF es expresarlo como fórmula matemática (3.1).

Una función de pertenencia es una curva que define cómo se mapea cada punto en el espacio de entrada a un valor de pertenencia (o grado de pertenencia) entre 0 y 1. El espacio de entrada a veces se conoce como el universo del discurso.

Un ejemplo de un conjunto difuso es el conjunto de personas altas. Para este caso, el Universo de discurso tiene todas las alturas posibles entre uno y dos metros, la variable 'alta' correspondería a una curva que define el grado en que una persona es alta. Si al conjunto de personas altas se le da el límite bien definido (nítido) de un conjunto clásico, se podría decir que todas las personas con estatura superior a 1.8 m se consideran oficialmente altas. Sin embargo, tal distinción es claramente absurda.

Puede tener sentido considerar el conjunto de todos los números reales mayores que 1.8 porque los números pertenecen a un plano abstracto, pero cuando queremos hablar de personas reales, no es razonable llamar a una persona baja y otra alta cuando difieren en altura por el ancho de un cabello.

La Figura 3.6 muestra los conjuntos difusos que representan a personas de altura baja, media y alta. El eje de salida es un número conocido como el valor de pertenencia entre 0 y 1. La curva se conoce como función de pertenencia y a menudo recibe la designación de  $\mu$ . Esta curva define la transición de bajo a alto. Ambas personas pueden ser altas en cierto grado, pero una es significativamente menos alta que la otra.

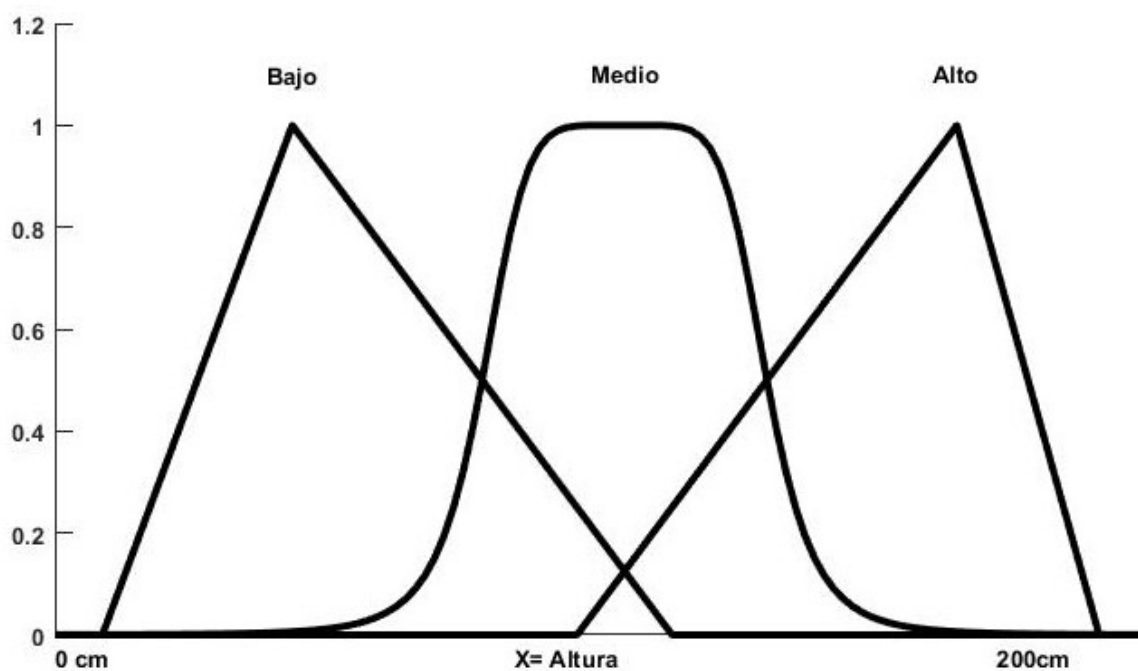


Figura 3.6: Ejemplo de altura de las personas

Algunos ejemplos de las funciones de pertenencia paramétricas se muestran en la Figura 3.7 y algunas funciones más comunes se indican en la tabla 3.4, donde se puede observar la función de pertenencia con su respectiva representación gráfica del lado derecho. Se muestran 8 ejemplos de las funciones de pertenencia paramétricas, entre ellas, las más comunes que son la triangular y trapezoidal, se muestra la función R y L que son derivadas de la función trapezoidal. Otras funciones de pertenencia son la función Z, Sigmoidal o Campana que también se ilustran.

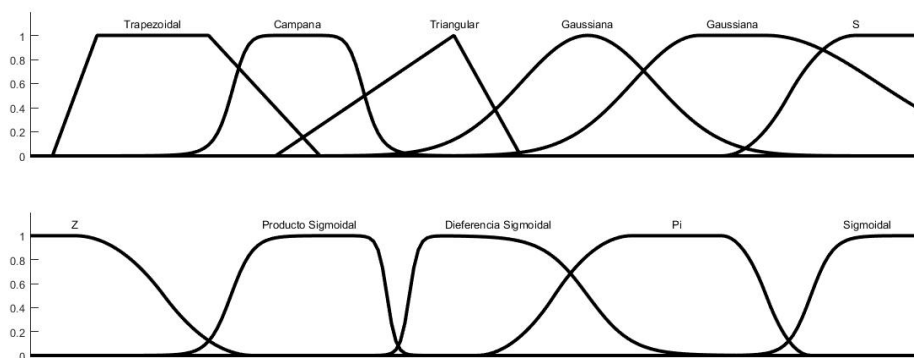


Figura 3.7: Funciones de pertenencia paramétricas

Tabla 3.4: Funciones de pertenencia paramétricas

Función	Figura
$\text{Triangular}(x; a, b, c) = \begin{cases} 0, & \text{si } x \leq a. \\ \frac{x-a}{b-a}, & \text{si } a \leq x \leq b. \\ \frac{c-x}{c-b}, & \text{si } b \leq x \leq c. \\ 0, & \text{si } c \leq x \end{cases}$ $\text{Triangular}(x; a, b, c) = \max \left( \min \left( \frac{x-a}{b-a}, \frac{c-x}{c-b} \right), 0 \right)$	
$\text{Trapezoidal}(x; a, b, c, d) = \begin{cases} 0, & \text{si } x \leq a. \\ \frac{x-a}{b-a}, & \text{si } a \leq x \leq b. \\ 1, & \text{si } b \leq x \leq c. \\ \frac{d-x}{d-c}, & \text{si } c \leq x \leq d. \\ 0, & \text{si } d \leq x \end{cases}$ $\text{Trapezoidal}(x; a, b, c, d) = \max \left( \min \left( \frac{x-a}{b-a}, 1, \frac{d-x}{d-c} \right), 0 \right)$	
$\text{Función R}(x; a, b, c, d) = \begin{cases} 0, & \text{si } x > d. \\ \frac{d-x}{d-c}, & \text{si } c \leq x \leq d. \\ 1, & \text{si } x < c. \end{cases}$ $a = b = -\infty$	
$\text{Función L}(x; a, b, c, d) = \begin{cases} 0, & \text{si } x < a. \\ \frac{x-a}{b-a}, & \text{si } a \leq x \leq b. \\ 1, & \text{si } x > b. \end{cases}$ $c = d = +\infty$	
$\text{Función Z}(x; a, b) = \begin{cases} 1, & \text{si } x \leq a. \\ 1 - 2 \left( \frac{x-a}{b-a} \right)^2, & \text{si } a \leq x \leq \frac{a+b}{2}. \\ 2 \left( \frac{x-b}{b-a} \right)^2, & \text{si } \frac{a+b}{2} \leq x \leq b. \\ 0, & \text{si } x \geq b \end{cases}$	
$\text{Sigmoidal}(x; a, c) = \frac{1}{1+e^{-a(x-c)}}$	
$\text{Gaussiana}(x; c, \sigma) = e^{-\frac{1}{2} \left( \frac{x-c}{\sigma} \right)^2}$	
$\text{Campana}(x; a, b, c) = \frac{1}{1+ \frac{x-c}{a} ^{2b}}$	



### 3.3.4. Definición de variables lingüísticas

Como fue señalado por Zadeh [Zadeh, 1973], las técnicas convencionales para el análisis de sistemas son intrínsecamente inadecuadas para tratar con sistemas humanísticos, cuyo comportamiento está fuertemente influenciado por el juicio humano, la percepción y las emociones. Está es una manifestación de lo que podría llamarse **principio de incompatibilidad**: "A medida que aumenta la complejidad de un sistema, nuestra capacidad de hacer afirmaciones precisas pero significativas sobre su comportamiento disminuye hasta que se alcanza un umbral más allá del cual la precisión y la significación se convierten en características realmente exclusivas". Fue por esta creencia que Zadeh propuso el concepto de variables lingüísticas [Zadeh, 1971a] como un enfoque alternativo para modelar el comportamiento humano. Un enfoque que, de manera aproximada, sirve para resumir información y expresarla en términos de conjuntos difusos en lugar de números nítidos.

Una variable lingüística se caracteriza por un quintuplo  $(x, T(x), X, G, M)$  en el que  $x$  es el nombre de la variable;  $T(x)$  es el término del conjunto de  $x$ , eso es, el conjunto de sus valores lingüísticos o términos lingüísticos;  $X$  es el universo de discurso;  $G$  es una regla sintáctica que genera los términos en  $T(x)$ ; y  $M$  es una regla semántica que asocia a cada valor lingüístico  $A$  a su significado  $M(A)$ , donde  $M(A)$  denota un conjunto difuso en  $X$ . Un ejemplo de las variables lingüísticas puede ser sobre la edad. Si *edad* es interpretada como una variable lingüística, entonces su conjunto de términos  $T(\text{edad})$  podría ser:

$$T(\text{edad}) = \{\text{joven, no joven, muy joven, no muy joven, ...,} \\ \text{mediana edad, no mediana edad, ...,} \\ \text{viejo, no viejo, muy viejo, mas o menos viejo, no muy viejo, ...,} \\ \text{no muy joven y no muy viejo, ...}\},$$

dónde cada término en  $T(\text{edad})$  es caracterizado por un conjunto difuso del universo de discurso  $X = [0, 100]$

### 3.3.5. Relaciones binarias difusas

Esta sección aborda una revisión de las definiciones, tipos y propiedades de las relaciones difusas binarias  $R$  para establecer un orden en el marco de los ordenamientos difusos como tipos especiales de  $R$ . Las relaciones difusas y las operaciones en las relaciones difusas son la clave para entender la inferencia difusa. Por eso su estudio es indispensable.

Dados los conjuntos  $X$  y  $Y$  no vacíos. Un subconjunto difuso  $R$  del producto cartesiano  $X \times Y$  se llama *relación difusa desde  $X$  a  $Y$* . Para  $(x, y) \in R$ , para algún par  $((x, y), \mu_R(x, y))$ , donde  $\mu_R(x, y)$  denota el grado en que  $x$  está en la relación  $R$  con  $y$ .

Si  $X = Y$ , es decir  $R$  es un subconjunto difuso del producto cartesiano  $X \times X = X^2$ , se dice que  $R$  es una relación difusa binaria en  $X$ .

#### **Ejemplo:Relación $R =$ ”Gustos entre si”**

En este ejemplo, tenemos el conjunto  $X = Y$ , donde podemos observar los gustos entre si de un grupo de personas. En la tabla 3.5, podemos observar una relación difusa binaria de  $X$ , puesto que nuestros dos conjuntos:  $X$  y  $Y$  son iguales. Se observa el grado de pertenencia (gusto entre si) del grupo de ocho personas.

Dado el conjunto:

$X = Y = \{\text{Alicia, Alberto, Cristina, Erick, María, Angel, Silvia, Luis}\}$

Tabla 3.5: Gustos entre si

	Alicia	Alberto	Cristina	Erick	María	Angel	Silvia	Luis
Alicia	1.0	0.0	0.0	0.3	0.5	0.1	0.0	1.0
Alberto	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	1.0	0.0	0.0
Cristina	0.5	0.3	1.0	1.0	0.0	1.0	0.7	0.3
Erick	0.3	0.2	1.0	1.0	0.5	0.0	0.2	0.5
María	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.9
Angel	0.8	0.8	1.0	0.9	0.4	0.9	1.0	0.6
Silvia	0.2	0.3	0.5	0.5	0.4	1.0	0.9	0.0
Luis	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0

### Operaciones con relaciones difusas

Dadas las relaciones difusas  $R$  y  $Q$  desde  $X$  a  $Y$  y dado  $(T, S, N)$  un De Morgan triple; las operaciones con relaciones difusas son las siguientes:

**T-Intersección**  $R \cap_T Q : \mu_{R \cap_T Q}(x, y) = T(\mu_R(x, y), \mu_Q(x, y))$

**S-Unión**  $R \cup_S Q : \mu_{R \cup_S Q}(x, y) = S(\mu_R(x, y), \mu_Q(x, y))$

**N-Complemento**  $C_N R : \mu_{C_N R}(x, y) = N(\mu_R(x, y))$

**Inserción** decimos  $R \subseteq Q$  si y solo si  $\mu_R(x, y) \leq \mu_Q(x, y)$  para todo  $(x, y) \in X \times Y$

**Implicación**  $\mu_{R^{-1}}(x, y) = \mu_R(y, x)$

### Composición de las relaciones

Dada una relación difusa  $R$  desde  $X$  a  $Y$  y una relación difusa  $Q$  desde  $Y$  a  $Z$ . La T-composición  $R \circ_T Q$  es definida como una relación difusa desde  $X$  a  $Z$  como se muestra en la Ecuación 3.19.

$$\mu_{R \circ_T Q}(x, z) = S\{T(\mu_R(x, y), \mu_Q(y, z)) | y \in Y\} \quad (3.19)$$

### Ejemplo

En este ejemplo se indica la relación entre los hábitos patológicos que se muestran en la Tabla 3.6 (R) de un grupo de personas y las posibles enfermedades que pueden tener como consecuencia de dichos hábitos como se indica en la Tabla 3.7 (Q). Dados los conjuntos:

$X = \{\text{Andrés, Brenda, Carlos}\}$ ,

$Y = \{\text{Alcoholismo, Falta de sueño, Tabaquismo, Pereza}\}$ ,

$Z = \{\text{Hipertensión, Diabetes}\}$

Tabla 3.6: Hábitos patológicos

R	Alcoholismo	Falta de sueño	Tabaquismo	Pereza
Andrés	1.0	0.2	0.9	0.2
Brenda	0.8	1.0	0.0	0.2
Carlos	0.0	0.3	0.2	0.9

Tabla 3.7: Enfermedades

Q	Hipertensión	Diabetes
Alcoholismo	0.3	0.4
Falta de sueño	1.0	0.6
Tabaquismo	0.9	0.8
Pereza	0.3	1.0

Aplicando la t-norm mínimo y la s-conorm máximo nos resulta la Tabla 3.8 donde se puede observar el grado de pertenencia entre las personas y la enfermedad que podrían tener debido a sus malos hábitos.

Tabla 3.8: Enfermedades que se pueden adquirir por tener malos hábitos

$R \circ Q$	Hipertensión	Diabetes
Andrés	0.9	0.8
Brenda	1.0	0.6
Carlos	0.3	0.9

### Propiedades de las relaciones difusas

Algunas propiedades de las relaciones difusas binarias tienen especial importancia porque son la base para la identificación de géneros especiales de relaciones difusas binarias.

Considerando una relación difusa binaria  $R : X^2 \rightarrow [0, 1]$ , una t-norm  $T$  y t-conorm  $S$ , las siguientes propiedades se pueden defender:

**Reflexividad** :  $\mu_R(x, x) = 1$  para todo  $x \in X$

**Irreflexividad** :  $\mu_R(x, x) = 0$  para todo  $x \in X$

**Simetría** :  $\mu_R(x, y) = \mu_R(y, x)$  para todo  $x, y \in X$

**T-Asimetría** :  $T(\mu_R(x, y), \mu_R(y, x)) = 0$  para todo  $x, y \in X$

**T-Transitividad** :  $T(\mu_R(x, y), \mu_R(y, z)) \leq \mu_R(x, z)$  para todo  $x, y, z \in X$

**S-Completitud** :  $S(\mu_R(x, y), \mu_R(y, x)) = 1$  para todo  $x, y \in X$

**Fuertemente completo** :  $\max(\mu_R(x, y), \mu_R(y, x)) = 1$  para todo  $x, y \in X$

### Tipos especiales de relaciones difusas

Los ordenamientos difusos están basados en tipos especiales de relaciones difusas binarias como:

**T-pre-ordenamiento** : reflexiva y T-transitiva

**T-ordenamiento débil** : reflexiva, T-transitiva, y fuertemente completo

**T-relación de equivalencia** : reflexiva, simétrica, y T-transitiva

**T-ordenamiento estricto** : irreflexiva, T-asimétrica, y T-transitiva

T-preordenamiento el cual es, en adición, simétrica es llamado relación de equivalencia difusa con respecto a T, T-equivalencia corta.

## Relación de similaridad difusa y relación de equivalencia difusa

En 1971 L. A. Zadeh, presenta el primer estudio de relaciones de equivalencia difusa llamado: *relaciones de similaridad difusa* [Zadeh, 1971b]. Una relación de similaridad difusa puede usarse en diversos contextos donde el concepto de equivalencia puede ser aplicado [Bodenhofer, 1999], así como la relación de similaridad difusa es una ecuación de similaridad de la forma  $(\sim, x, y, \varphi)$  interpretado en dos direcciones:  $x$  es similar a  $y$  y  $y$  es similar a  $x$  con un grado  $\varphi \in [0, 1]$ . Existe una relación entre las relaciones difusas de similaridad y las relaciones de equivalencia difusa.

La relación de equivalencia difusa es un concepto que juega un rol importante para modelar el grado de similaridad bajo un desarrollo difuso, donde la información concerniente de objetos a estudiar y el análisis obtenido es expresado en términos lingüísticos, por ejemplo, "acerca de \$500", "aproximadamente entre \$6000 y \$4000", "muy bajo", "muy alto", entre otras.

## Relación de equivalencia difusa

Una relación difusa  $E : X^2 \rightarrow [0, 1]$  es llamada relación de equivalencia difusa en un dominio  $X$  con respecto a la t-norm  $T$ , para abreviar T-equivalencia, si y solo si los siguientes tres axiomas se cumplen para todos  $x, y, z \in X$  :

- i Reflexiva:  $E(x, x) = 1$
- ii Simétrica:  $E(x, y) = E(y, x)$  y
- iii T-transitiva:  $T(E(x, y), E(y, z)) \leq E(x, z)$

Notese que,  $E(x, y)$ ,  $E(y, z)$  y  $E(x, z)$  tienen un grado de pertenencia de pares ordenados  $(x, y)$ ,  $(y, z)$  y  $(x, z) \in E$ .

A lo largo de los últimos 30 años se han establecido teorías sobre las relaciones de equivalencia difusa, desarrollando sus conceptos [Bahri *et al.*, 2005, Bodenhofer, 1999]. Como resultado, diversos tipos de opiniones acerca de la reflexiva se han discutido. Con respecto a la transitiva se han propuesto cambios interesantes, por ejemplo [Bezdek y Harris, 1978] propusieron reemplazar la t-norm de mínimo ( $T_M$ )

por la t-norm de Lukasiewicz ( $T_L$ ). La t-norm de producto ( $T_P$ ) fue introducida por [Faurous y Fillard, 1993]. Otros trabajos empiezan a considerar cualquier t-norm en general T por la t-norm de mínimo ( $T_M$ ).

Considerando los casos especiales de la t-norm Lukasiewicz  $T_L$  y la t-norm de producto  $T_P$ , se pueden verificar la Ecuación 3.20 y la Ecuación 3.21.

$$E_r(x, y) = \max\left(0, 1 - \frac{1}{r|x - y|}\right) \quad (3.20)$$

$$E'_r(x, y) = \left(-\frac{1}{r * |x - y|}\right) \quad (3.21)$$

### 3.3.6. Sistemas basados en reglas difusas

Los sistemas basados en reglas constituyen uno de los paradigmas más populares para modelar el comportamiento y control de sistemas complejos dónde se necesita representar el conocimiento de manera simbólica, cualitativa, basada en relaciones, etc. Cualquier sistema basado en reglas se compone por un conjunto de reglas que definen acciones si se cumplen determinadas condiciones, y un mecanismo de control de inferencia que determina la manera y orden de ejecución de las reglas.

Un sistema basado en reglas se compone por dos partes: un conjunto de reglas (base de reglas, la parte básica de la base de conocimiento) y el mecanismo apropiado de interpretación de las reglas llamado motor de inferencia. Las reglas definen las variantes del comportamiento mientras que el mecanismo del motor de inferencia se encarga de la selección y ejecución de las mismas como se observa en la Figura 3.8.

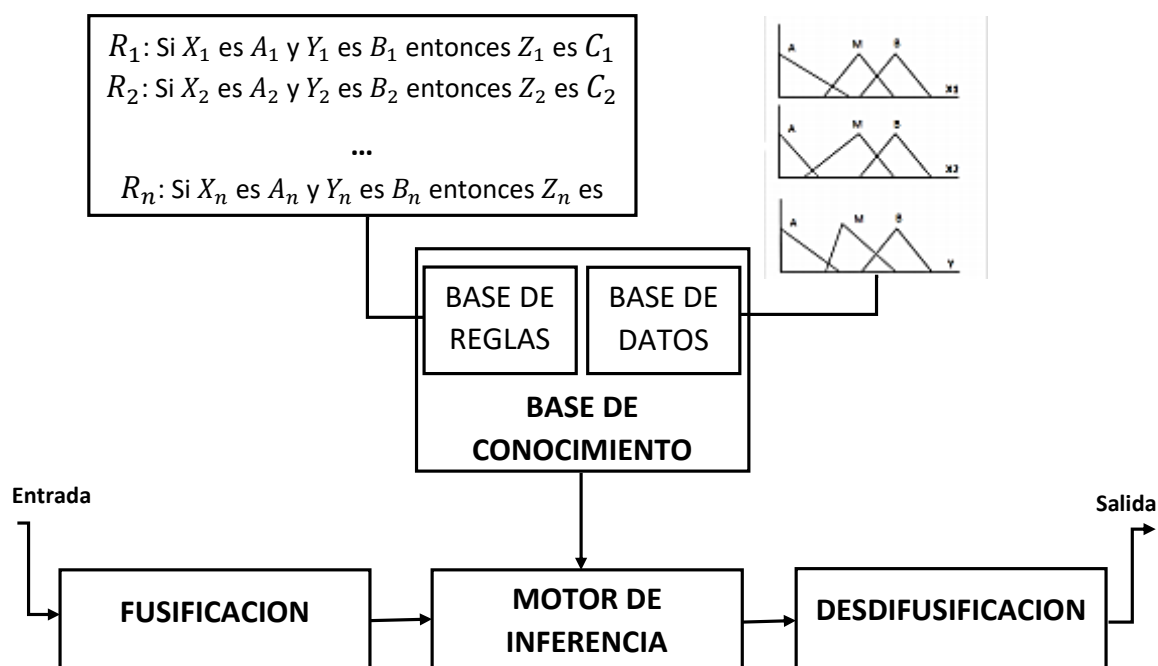


Figura 3.8: Estructura general de un sistema basado en reglas difusas [Herrera, 2005]

Los sistemas basados en reglas son probablemente la herramienta más popular de IA. En el caso de sistemas de supervisión pueden aplicarse a la monitorización y evaluación de situaciones, detección y diagnóstico de fallos y comportamientos no deseados, control jerarquizado, razonamiento sobre el estado, características del sistema, apoyo a decisiones, etc.

### 3.3.7. Sistemas de Inferencia difusa

Los sistemas de inferencia difusa están basados en conceptos de la teoría de conjuntos difusos, reglas difusas de tipo si-entonces y razonamiento difuso. La estructura básica de los sistemas de inferencia difusa consiste de tres componentes conceptuales que son: una base de reglas con una selección de reglas difusas; una base de datos (o diccionario), que define las funciones de membresía utilizadas en las reglas difusas; y un mecanismo de razonamiento que realiza el procedimiento de inferencia.



El sistema de inferencia difusa básico puede tomar entradas difusas o nítidas, pero las salidas que produce casi siempre son conjuntos difusos. A veces es necesario tener una salida nítida, especialmente en situaciones donde los sistemas de inferencia difusa se usan como un controlador. Por lo tanto, es necesario un método de desdifusificación para extraer un valor nítido que represente mejor al conjunto difuso.

Un sistema de inferencia difusa con una salida nítida se muestra en la Figura 3.9 donde la línea punteada indica un sistema básico de inferencia difusa con salida difusa y el bloque de desdifusificación ayuda al propósito de transformar un conjunto difuso de salida a un único valor nítido [Jang *et al.*, 1997].

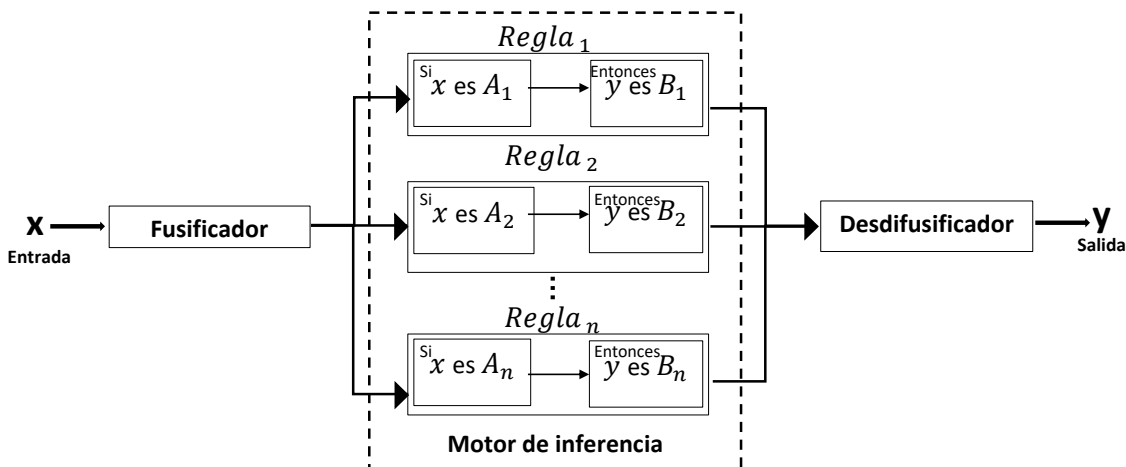


Figura 3.9: Diagrama de bloques para un sistema de inferencia difusa

### Modelo difuso Mamdani

El sistema de inferencia difuso Mamdani [Mamdani y Assilian, 1975] fue propuesto como el primer intento para controlar una combinación de motor de vapor y caldera por un conjunto de reglas de control lingüístico obtenidas de operadores humanos con experiencia. La Figura 3.10 es una ilustración de cómo un sistema de inferencia difuso Mamdani de dos reglas deriva la salida global  $z$  cuando se somete a dos entradas nítidas  $x$  y  $y$ . Para este ejemplo se utilizó la T-norma compuesta por max-min.

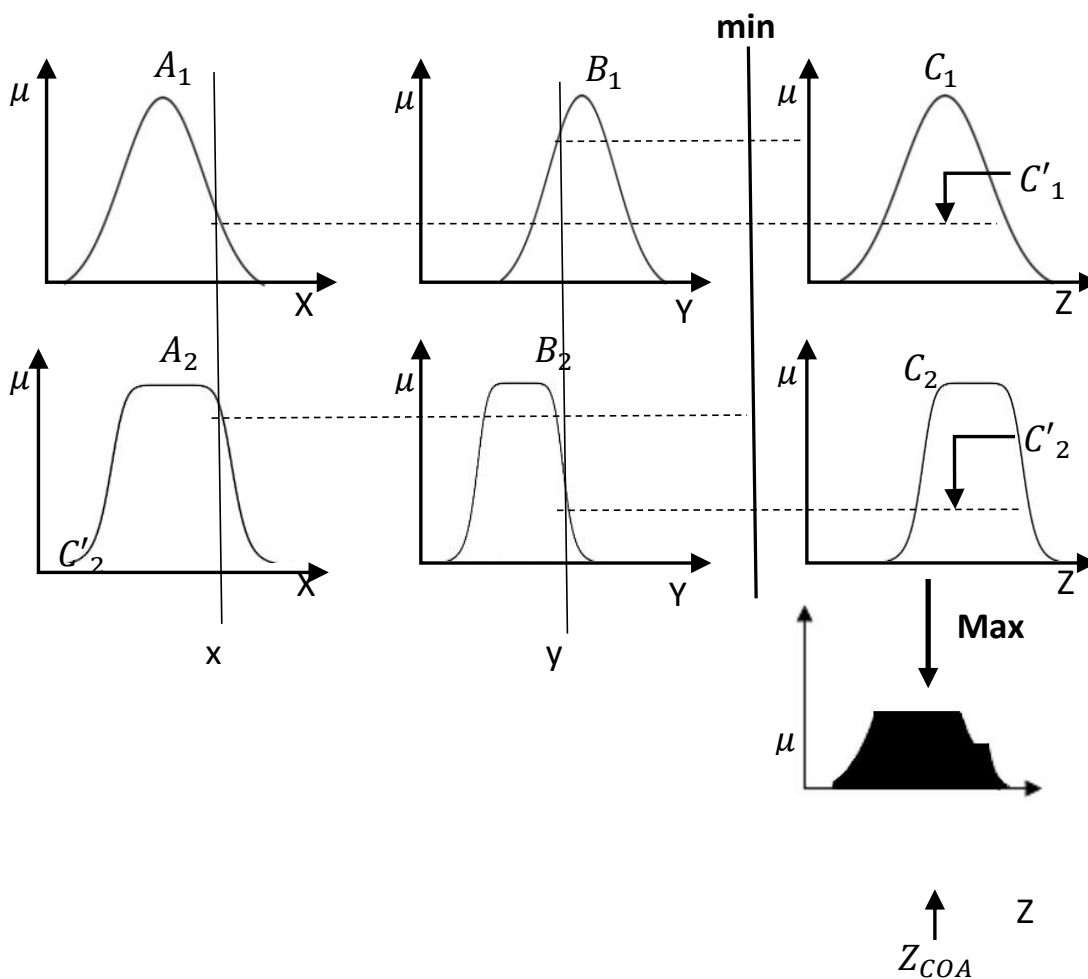


Figura 3.10: Modelo difuso Mamdani

## Desdifusificación

La desdifusificación se refiere a la manera en que los valores nítidos se extraen de un conjunto difuso como un valor representativo. En general, hay cinco metodos para la desdifusificación, un conjunto difuso  $A$  de un universo de discurso  $Z$ . El conjunto difuso  $A$  es usualmente representado por una salida combinada MF, como  $C$  'en la Fig. 3.10. Una breve explicación de cada estrategia se explica a continuación.

- Centroide de área  $z_{COA}$

$$z_{COA} = \frac{\int_Z \mu_A(z)zdz}{\int_Z \mu_A(z)dz} \quad (3.22)$$

dónde  $\mu_A(z)$  es la salida agregada de la función de pertenencia.

- Bisectriz de área  $z_{BOA}$  :  $z_{BOA}$  satisface:

$$\int_{\alpha}^{z_{BOA}} \mu_A(z)dz = \int_{z_{BOA}}^{\beta} \mu_A(z)dz, \quad (3.23)$$

donde  $\alpha = \min\{z \mid z \in Z\}$  y  $\beta = \max\{z \in Z\}$ . Es decir, la linea vertical  $z = z_{BOA}$  divide la región entre  $z = \alpha$ ,  $z = \beta$ ,  $y = 0$  y  $y = \mu_A(z)$  en dos regiones con la misma área.

- Media del máximo  $z_{MOM}$  :  $z_{MOM}$  es el promedio de la maximización de  $z$  a la cual la función de pertenencia alcanza el máximo  $\mu^*$ . En símbolos,

$$z_{MOM} = \frac{\int_{Z'} zdz}{\int_{Z'} dz} \quad (3.24)$$

dónde  $Z' = \{z \mid \mu_A(z) = \mu^*\}$ . En particular, si  $\mu_A(z)$  tiene un solo máximo en  $z = z^*$ , entonces  $z_{MOM} = z^*$ . Además, si  $\mu_A(z)$  alcanza su máximo cuando  $z \in [z_{izquierda}, z_{derecha}]$ , entonces,  $z_{MOM} = (z_{izquierda} + z_{derecha})/2$ . La media del máximo es la estrategia de desdifusificación empleada en los controladores lógicos difusos de Mamdani [Mamdani y Assilian, 1975].

- El más pequeño del máximo  $z_{SOM}$  :  $z_{SOM}$  es el mínimo (en términos de magnitud) de la maximización de  $z$ .
- El más grande del máximo  $z_{LOM}$  :  $z_{LOM}$  es el máximo (en términos de magnitud) de la maximización de  $z$ . Debido a su obvio sesgo,  $z_{SOM}$  y  $LOM$  no se utilizan con tanta frecuencia como los otros tres métodos de desdifusificación.

## Modelo difuso Takagi- Sugeno

El modelo difuso sugeno (también conocido como modelo difuso TSK) fue propuesto por [Sugeno y Kang, 1988, Tagaki y Sugeno, 1985] en un esfuerzo para desarrollar un enfoque sistemático para generar reglas difusas a partir de un conjunto de datos de entrada-salida determinado. Una regla difusa típica en un modelo difuso Sugeno tiene la forma:

$$\text{si } x \text{ es } A \text{ y } y \text{ es } B \text{ entonces } z = f(x, y),$$

dónde  $A$  y  $B$  son conjuntos difusos en el antecedente, mientras  $z = f(x, y)$  es una función nítida en el consecuente. Usualmente  $f(x, y)$  es un polinomio en las variables de entrada  $x$  y  $y$ , pero puede ser cualquier función siempre que pueda describir apropiadamente la salida del modelo dentro de la región difusa especificada por el antecedente de la regla. Cuando  $f(x, y)$  es un polinomio de primer orden, el sistema de inferencia difusa resultante es llamado modelo difuso sugeno de primer orden, que fue propuesto originalmente en [Sugeno y Kang, 1988] y [Tagaki y Sugeno, 1985].

Cuando  $f$  es una constante, tenemos un modelo difuso Sugeno de orden cero, que se puede ver como un caso especial del sistema de inferencia difusa de Mamdani, en el que cada consecuente de una regla se especifica mediante un singleton difuso, o un caso especial del modelo difuso de Tsukamoto en el que el consecuente de cada regla se especifica mediante una función de pertenencia de un centro de función de paso como una constante. Además, un modelo difuso Sugeno de orden cero es funcionalmente equivalente a una red de función de base radial bajo ciertas restricciones menores [Jang y Sun, 1993].

El resultado de un modelo Sugeno de orden cero es una función uniforme de sus variables de entrada siempre que las MF vecinas en el antecedente tengan suficiente solapamiento. En otras palabras, la superposición de MF en el consecuente del modelo Mamdani no tiene un efecto decisivo en la suavidad; es la superposición de las MF anteriores lo que determina la suavidad del comportamiento de entrada / salida resultante.

La Figura 3.11 muestra el procedimiento de razonamiento difuso para el modo difuso Sugeno de primer orden. Dado que cada regla tiene un resultado nítido, la producción general se obtiene a través del promedio ponderado, evitando así el proceso de defuzzificación que exige mucho tiempo en un modelo de Mamdani. En la práctica, el operador de promedio ponderado a veces se reemplaza por el operador de suma ponderada (es decir,  $z = w_1z_1 + w_2z_2$  en la Fig. 3.11) para reducir aún más el cálculo, especialmente en el entrenamiento de un sistema de inferencia difusa.

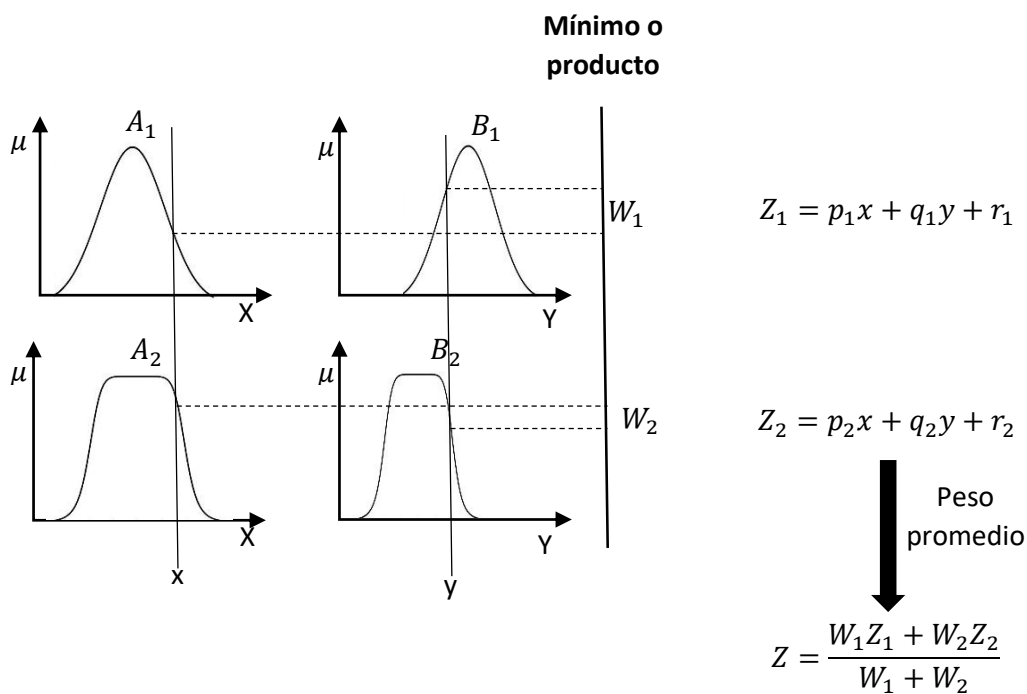


Figura 3.11: Modelo difuso Sugeno

Como la única parte difusa de un modelo sugeno está en su antecedente, es fácil demostrar la distinción entre un conjunto de reglas difusas y no difusas.

### **Comparación entre el modelo difuso Mamdani y Sugeno**

Debido a que es una representación más compacta y computacionalmente eficiente que un sistema Mamdani, un sistema Sugeno se presta al uso de técnicas adaptativas para construir modelos difusos. Estas técnicas de adaptación se pueden usar para personalizar las funciones de pertenencia de modo que el sistema difuso modele mejor los datos.

#### **Ventajas de los sistemas Mamdani**

- Son intuitivos
- Tienen una amplia aceptación
- Son adecuados para la entrada humana.

#### **Ventajas de los sistemas Sugeno**

- Son computacionalmente eficientes.
- Trabaja bien con técnicas lineales, como el control PID.
- Trabaja bien con la optimización y las técnicas de adaptación.
- Garantizar la continuidad de la superficie de salida.
- Muy adecuado para el análisis matemático.

### Modelo difuso Tsukamoto

En el modelo difuso Tsukamoto [Tsukamoto, 1979], el consecuente de cada regla difusa si-entonces es representado por un conjunto difuso con una función de pertenencia monótona. Como resultado, la inferencia de salida de cada regla es definido como un valor nítido inducido por la fuerza de disparo de la regla.

La Figura 3.12 ilustra el procedimiento de razonamiento para un sistema de dos entradas con dos reglas.

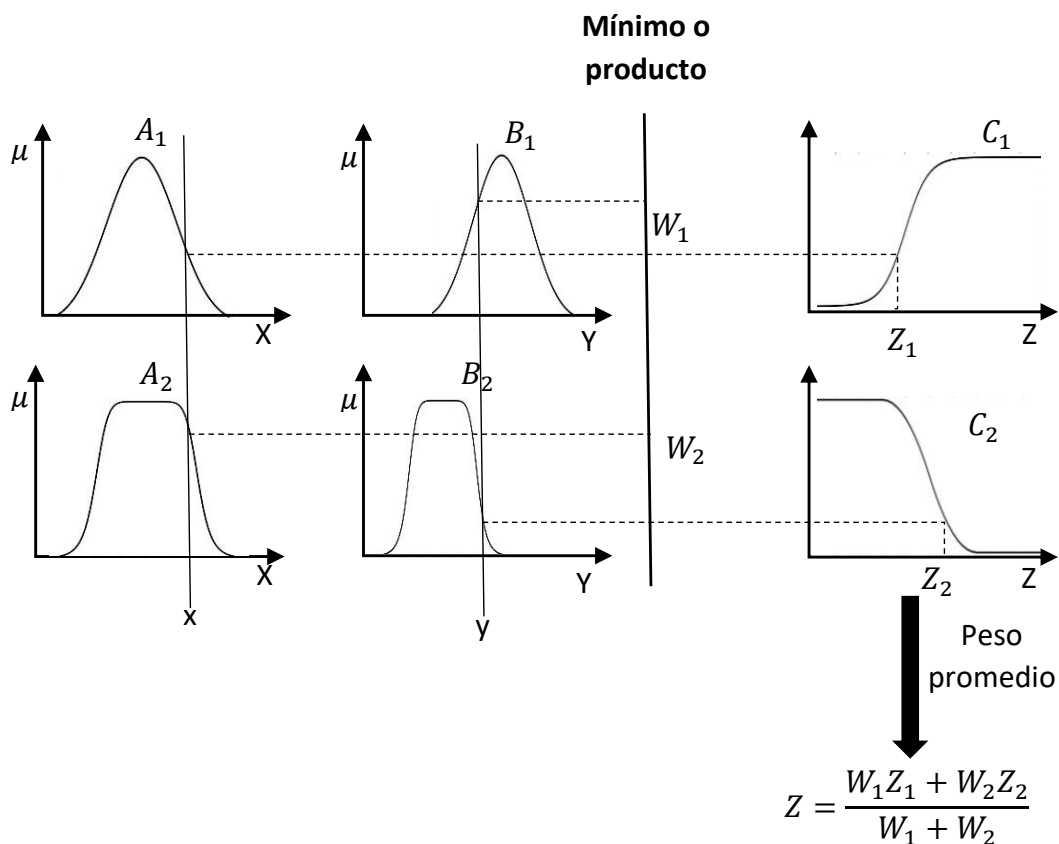


Figura 3.12: Modelo difuso Tsukamoto

Dado que cada regla deduce una salida nítida, el modelo difuso de Tsukamoto agrega la salida de cada regla por el método de peso promedio y, por lo tanto, evita el proceso de desdifusificación que consume mucho tiempo. Sin embargo, el modelo difuso Tsukamoto no se utiliza a menudo ya que no es transparente como el modelo difuso Mamdani o Sugeno.

El modelo difuso Tsukamoto con una entrada puede expresarse como:

Si  $X$  es pequeño entonces  $Y$  es  $C_1$   
 Si  $X$  es mediano entonces  $Y$  es  $C_2$   
 Si  $X$  es grande entonces  $Y$  es  $C_3$

Como el mecanismo de razonamiento del modelo difuso de Tsukamoto no sigue estrictamente la regla de inferencia compositiva, la salida siempre es nítida incluso cuando las entradas son difusas.

### **Sistema de inferencia neuro-difuso (ANFIS)**

Un sistema de inferencia neuro-difuso adaptable semánticamente equivalente es una red adaptativa basada en un sistema de inferencia difusa. Este sistema puede tener un aprendizaje híbrido para las reglas y la arquitectura puede representarse con un modelo difuso Sugeno.

#### **Arquitectura ANFIS**

Por simplicidad, se supone que el sistema de inferencia difusa bajo consideración tiene dos entradas  $x$  y  $y$ , y una salida  $z$ . Para un modelo Sugeno difuso de primer orden [34,37,38], una regla común establecida con dos reglas fuzzy if-then es la siguiente:

Regla 1: Si  $x$  es  $A_1$  y  $y$  es  $B_1$ , entonces  $f_1 = p_1x + q_1y + r_1$ ,

Regla 2: Si  $x$  es  $A_2$  y  $y$  es  $B_2$ , entonces  $f_2 = p_2x + q_2y + r_2$ .

En la Figura 3.13 se muestra la arquitectura ANFIS equivalente para un modelo Sugeno, donde los nodos de la misma capa tienen funciones similares, como se describe capa por capa en los siguientes párrafos.



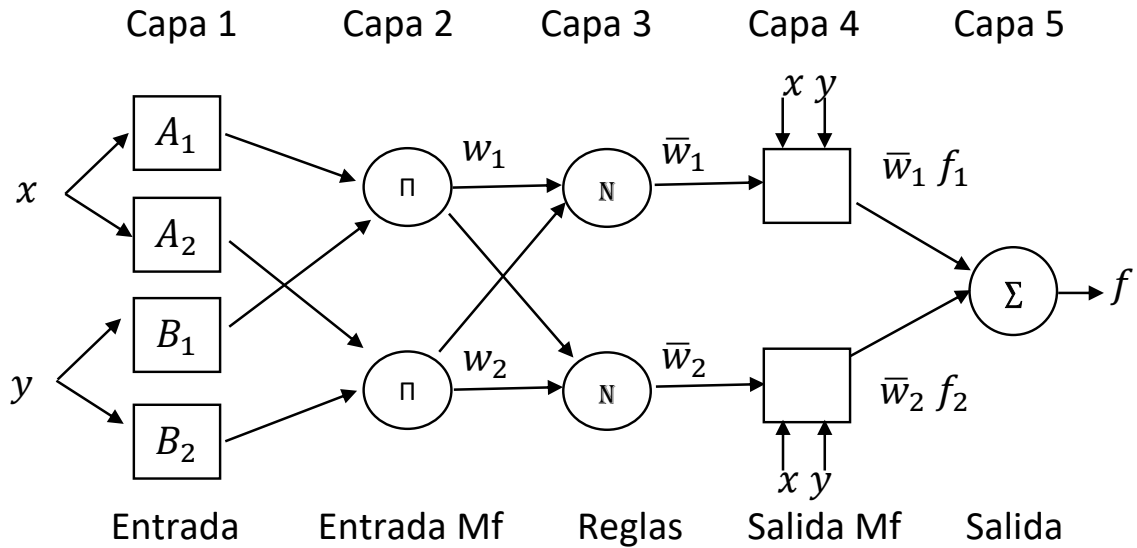


Figura 3.13: Arquitectura ANFIS

**Capa 1** Cada nodo  $i$  en esta capa es un nodo adaptativo con una función de nodo

$$\begin{aligned} O_{1,i} &= \mu_{A_i}(x), \text{ para } i = 1, 2 \text{ o} \\ O_{1,i} &= \mu_{B_{i-2}}(y), \text{ para } i = 3, 4 \end{aligned} \quad (3.25)$$

dónde  $x$  (o  $y$ ) es la entrada para el nodo  $i$  y  $A_i$  (o  $B_{i-2}$ ) es una etiqueta lingüística (como "pequeño" o "grande") asociado con este nodo. En otras palabras,  $O_{1,i}$  es el grado de pertenencia de un conjunto difuso  $A (= A_1 A_2, B_1$  o  $B_2)$  y especifica el grado dado a cada entrada  $x$  (o  $y$ ) que satisface al cuantificador  $A$ .

Los parámetros en esta capa son referidos como parámetros premisa.

**Capa 2** Cada nodo  $i$  en esta capa es un nodo fijo etiquetado  $\Pi$ , cuya salida es el producto de todas las señales de entrada:

$$O_{2,i} = w_i = \mu_{A_i}(x) \mu_{B_i}(y), i = 1, 2 \quad (3.26)$$

Cada nodo de salida representa la fuerza de disparo de una regla. En general, cualquier otro operador T-norm que ejecute AND difuso se puede usar como función de nodo en esta capa.

**Capa 3** Cada nodo  $i$  en esta capa es un nodo fijo etiquetado  $N$ . El  $i$ ésimo nodo calcula la relación de la  $i$ ésima regla de la fuerza de disparo de la regla a la suma de todas las reglas de fuerza de disparo:

$$O_{3,i} = \varpi_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, i = 1, 2 \quad (3.27)$$

Por conveniencia, las salidas de esta capa se llaman **fuerza de disparo normalizadas**.

**Capa 4** Cada nodo  $i$  en esta capa es un nodo adaptativo con una función de nodo

$$O_{4,i} = \varpi_i f_i = \varpi_i(p_i x + q_i y + r_i) \quad (3.28)$$

dónde  $\varpi_i$  es una fuerza de disparo normalizada de la capa 3 y  $\{p_i, q_i, r_i\}$  es el conjunto de parámetros de este nodo. Los parámetros en esta capa son referidos como los **parámetros consecuentes**.

**Capa 5** El único nodo en esta capa es un nodo fijo etiquetado  $\sum$ , que calcula el resultado global como la suma de todas las señales entrantes:

$$\text{Resultado global} = O_{5,1} = \sum_i \varpi_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i} \quad (3.29)$$

Por lo tanto, se construye una red adaptativa que es funcionalmente equivalente a un modelo difuso de Sugeno. Se debe tener en cuenta que la estructura de esta red adaptativa no es única, se pueden combinar las capas 3 y 4 para obtener una red equivalente con solo cuatro capas.

### 3.4. Monitoreo de condición

La definición formal de monitoreo de condición de acuerdo con la norma de Estándares Británicos BS3811: 1984 [Standard, 1984] establece que el monitoreo de condición es: "La medición e interpretación continua o periódica de un artículo para determinar la necesidad de mantenimiento". El monitoreo de condición se utiliza normalmente dentro de una estrategia de mantenimiento basado en condiciones, definido por la BS como: "El mantenimiento preventivo inicializado como resultado del conocimiento de la condición de un elemento a partir del monitoreo rutinario o continuo [Daves, 1990]" .

El monitoreo de condición abarca disciplinas como: economía, instrumentación, ingeniería, disciplinas científicas, tecnología de información y gestión, detección y predicción de anomalías / fallas, diagnósticos y pronósticos, entre otras. Utilizar técnicas apropiadas para el monitoreo de condición puede dar a la industria mejoras significativas en la eficiencia y mejorar directamente la rentabilidad [Rao, 1996].

En la actualidad la competitividad de la industria se ha convertido en un factor crítico para todas las empresas. Por lo tanto, es importante lograr un mantenimiento rentable en las plantas. En este contexto, el monitoreo es vital.

La atención inadecuada de las compañías a la gestión de mantenimiento, con respecto a muchos procesos industriales, actividades de manufactura y control, ha sido el golpe de muerte de varias empresas. Las prácticas de mantenimiento deficientes y peligrosas. La prevención es mejor que la cura, el uso del monitoreo de condición para predecir fallas de la maquinaria tiene mucho sentido.

Las herramientas y técnicas más utilizadas en el campo del monitoreo de condición son:

- Tecnología de sensores
- Tecnologías de diagnóstico

Normalmente, los sistemas de monitoreo de condiciones disponibles (CMS por sus siglas en inglés) requieren conocimientos de alto nivel sobre el sistema a monitorear. Sin embargo, este conocimiento es difícil de adquirir y muchas veces no existe. Los modelos físicos del sistema para monitorear su condición y predecir los fallos rara vez pueden ser construidos con alta precisión debido a su compleja interacción entre varios subsistemas dinámicos.

Los CMS disponibles se centran principalmente en el análisis de vibraciones. El análisis de vibraciones es el método más frecuente para el monitoreo de la condición de la maquinaria. Sin embargo, los sensores de vibración no están instalados en todas las máquinas y/o componentes debido a sus altos costos. Esto conduce a un gran número de maquinaria que no se monitorean en absoluto o sensores de vibración que se instalan solamente en los componentes principales.

### **3.5. Análisis de componentes principales**

El análisis de componentes principales (ACP) consiste en expresar un conjunto de variables en un conjunto de combinaciones lineales de factores no correlacionados entre sí, estos factores dando cuenta una fracción cada vez más débil de la variabilidad de los datos. Este método permite representar los datos originales (individuos y variables) en un espacio de dimensión inferior del espacio original, mientras limita al máximo la pérdida de información. La representación de los datos en espacios de dimensión débil le facilita considerablemente el análisis.

En un conjunto de datos con  $k$  atributos numéricos, se pueden visualizar los datos como una nube de puntos en el espacio con  $k$  dimensiones: las estrellas en el cielo, un enjambre de moscas congeladas en el tiempo, un diagrama de dispersión bidimensional en papel, como se puede visualizar en la Figura 3.14. Los atributos representaban las coordenadas del espacio. Pero los ejes que usa, el sistema de coordenadas en sí mismo, son arbitrarios. Se pueden colocar ejes horizontales y verticales en el papel y representar los puntos del diagrama de dispersión usando esas coordenadas, o puede dibujar una línea recta arbitraria para representar el eje X y

una perpendicular a él para representar  $Y$ . Para registrar las posiciones de las moscas se puede usar un sistema de coordenadas convencional con un eje norte-sur, un eje este-oeste y un eje arriba-abajo. Pero otros sistemas de coordenadas funcionarían igual de bien [Witten *et al.*, 2016].

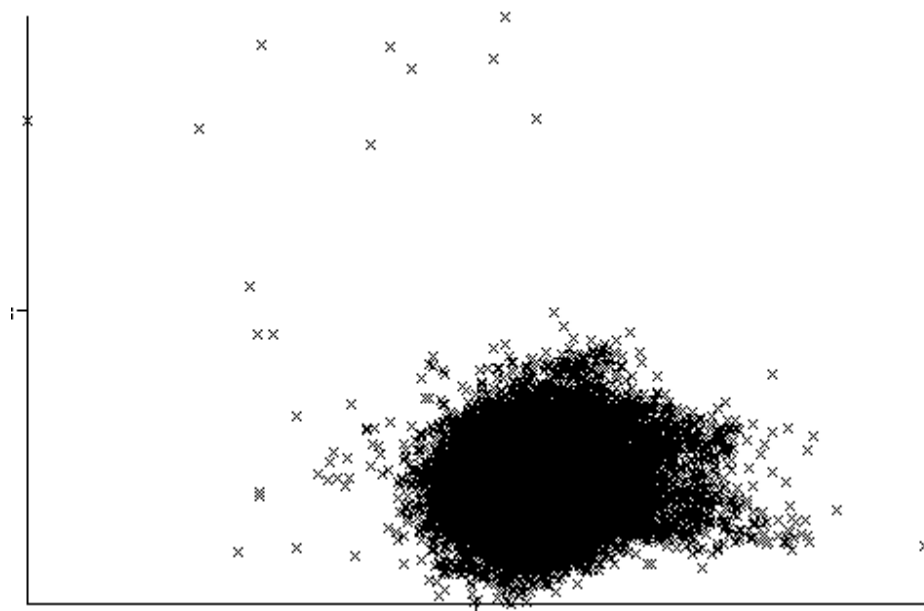


Figura 3.14: Ejemplo de diagrama del análisis de componentes principales

En la minería de datos a menudo hay un sistema de coordenadas preferido, definido por alguna convención externa, pero por los mismos datos. Independientemente de las coordenadas que utilice, la nube de puntos tiene una cierta variación en cada dirección, lo que indica el grado de dispersión alrededor del valor medio en esa dirección. Es un hecho curioso que si sumas las variaciones a lo largo de cada eje y luego transformas los puntos en un sistema de coordenadas diferente y se hace lo mismo allí, se obtiene la misma varianza total en ambos casos. Esto siempre es cierto, siempre que los sistemas sean ortogonales, es decir, cada eje esté en ángulo recto con respecto a los demás.

La idea del análisis de componentes principales es usar un sistema de coordenadas especial que depende de la nube de puntos de la siguiente manera: colocar el primer eje en la dirección de la mayor varianza de los puntos para maximizar la varianza a lo largo de ese eje. El segundo eje es perpendicular a él. En dos dimensiones no hay elección -su dirección está determinada por el primer eje- pero en tres dimensiones puede estar en cualquier lugar del plano perpendicular al primer eje, y en dimensiones más altas, hay incluso más opciones, aunque siempre está limitado a ser perpendicular al primer eje. Sujeto a esta restricción, se elige el segundo eje de la manera que maximice la varianza a lo largo de él [Witten *et al.*, 2016].

En los conjuntos de datos numéricos es común utilizar el análisis de componentes principales antes de la extracción de datos como una forma de limpieza de datos y generación de atributos. Por ejemplo, es posible que desee reemplazar los atributos numéricos con los ejes del componente principal o con un subconjunto de ellos que represente una proporción determinada, por ejemplo, el 95 % de la varianza. Tenga en cuenta que la escala de los atributos afecta el resultado del análisis de los componentes principales, y es una práctica común estandarizar todos los atributos a la media cero y la varianza de la unidad primero.

Otra posibilidad es aplicar el análisis de componentes principales recursivamente en un aprendiz de árbol de decisión. En cada etapa, un aprendiz de árbol de decisión ordinario elige dividirse en una dirección que es paralela a uno de los ejes. Sin embargo, supongamos que primero se realiza una transformación de componentes principales, y el alumno elige un eje en el espacio transformado. Esto equivale a una división a lo largo de una línea oblicua en el espacio original. Si la transformación se realiza de nuevo antes de cada división, el resultado será un árbol de decisión multivariante cuyas divisiones están en direcciones que no son paralelas con los ejes o entre sí.

## 3.6. Normalización

En estadística y sus aplicaciones, la normalización puede ser utilizada. En casos simples, la normalización se ajusta a las métricas de evaluación que se requieren en diferentes escalas. En casos más complejos, la normalización puede referirse a cálculos más sofisticados donde la intención es brindar una entera distribución de probabilidad que se ajusta a los valores de los lineamientos [Ziegel, 2004].

En otros usos dentro de la estadística, la normalización se refiere a la creación de la estadística a escala, donde la intención es tener valores normalizados que se puedan comparar con su respectivo valor, para diferentes conjuntos de datos de manera que se elimine los efectos de ciertas influencias, anomalías. Algunos tipos de normalización involucran solo la escala, los valores relativos del tamaño de algunas variables [Ziegel, 2004].

Existen varias formas de calcular la normalización dentro de la estadística, algunos ejemplos son:

1. **Puntuación estándar:** Normaliza errores, cuando los parámetros de la población se conocen (Ecuación 3.30).

$$\frac{X - \mu}{\sigma} \quad (3.30)$$

2. **T de student:** Normaliza residuos cuando los parámetros de la población no se conocen y solo son una estimación (Ecuación 3.31).

$$\frac{\hat{\epsilon}_i}{\hat{\sigma}_i} = \frac{X_i - \hat{\mu}_i}{\hat{\sigma}_i} \quad (3.31)$$

3. **Estudio de residuos:** Normaliza residuos cuando los parámetros son estimados, particularmente a través de diferentes datos (Ecuación 3.32).

$$\frac{X - \bar{X}}{s} \quad (3.32)$$

4. **Momento estandarizado:** Normaliza momentos, usando la desviación estandar  $\sigma$  como medida de la escala (Ecuación 3.33).

$$\frac{\mu_k}{\sigma_k} \quad (3.33)$$

5. **Coefficiente de variación:** Normaliza la dispersión, usando  $\mu$  como una métrica de escala, particularmente para distribuciones positivas (Ecuación 3.34).

$$\frac{\sigma}{\mu} \quad (3.34)$$

6. **Función escala:** Usada para brindar todos los valores dentro del rango  $[0, 1]$  (Ecuación 3.35).

$$X' = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \quad (3.35)$$



*”El mejor modo de predecir el futuro es inventarlo.”*

---

Alan Kay

## Capítulo 4

# Modelado e Implementación

En este capítulo se presenta la metodología utilizada para facilitar el análisis del problema de monitoreo de condición de una turbina eólica. En el análisis del problema se tomo un enfoque de lógica difusa utilizando datos del sistema SCADA de una turbina eólica marca *Komai* para poder realizar el diseño y desarrollo del sistema difuso e implementar el modelo. Los pasos a considerar para la metodología propuesta en este trabajo son los siguientes:

- Obtener la base de datos históricas del sistema SCADA sobre las cuáles se trabajará.
- Seleccionar las señales de entrada relevantes.
- Determinar el número de términos lingüísticos para cada variable de entrada y salida.
- Diseñar una colección de reglas difusas tipo Si - Entonces de anomalías.
- Representar el modelo de comportamiento de la turbina eólica
- Evaluar el modelo
- Interpretar resultados

En la Figura 4.1 se muestra un diagrama de la metodología propuesta.

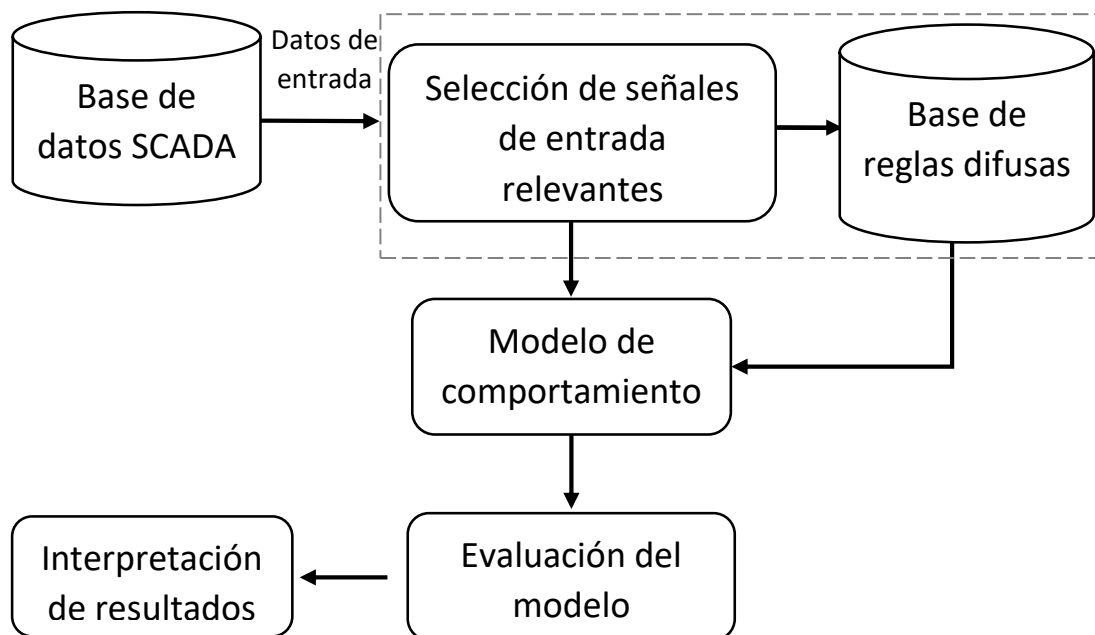


Figura 4.1: Diagrama de bloques de la metodología propuesta

## 4.1. Base de datos histórica del sistema SCADA

Para este proyecto de investigación se tomaron señales que se registran en el sistema de control supervisorio y adquisición de datos (SCADA, por sus siglas en inglés) como variables que caracterizan el comportamiento de una turbina eólica. La base de datos cuenta con 35 variables que incluyen mediciones de temperaturas, velocidades, potencia, posición, entre otras que comprenden el funcionamiento de equipos de la turbina.

La tabla 4.1 muestra las 35 variables con el nombre que tienen en el sistema SCADA y su unidad de medición. La base de datos histórica del sistema SCADA cuenta con registros que datan del 19 de marzo de 2013 al 8 de Diciembre de 2015. Los datos fueron tomados de la turbina marca *Komai*. La tabla 4.2 muestra un extracto de la base de datos original donde se visualizan algunos datos.

Tabla 4.1: Lista de variables obtenidas del sistema SCADA

Nombre de variable	Unidad	Nombre de variable	Unidad
Wp4000_Temp	°C	InverterMotorVoltage	Volts
PQSum	kVar	InverterMotorCurrent	A
CurentAverage3_phase32bit	A	RotorSpeed	rpm
InverterPP1Temperature	°C	GridActivePower	kW
PitchReqFromPitchControleller	Grados	PIAvg <sub>3</sub> 2	A
PitchAngle	Grados	GridVoltageL1	Volts
PitchPressure	bar	GridVoltageL2	Volts
SystemPressure	bar	GridVoltageL3	Volts
BrakePressure	bar	GridVoltage	Volts
BearingTempA	°C	ReactivePower1	kVar
BearingTempB	°C	WindSpeed	m/seg
ControlPanelTemperature	°C	WindDir	Grados
OutdoorTemperatureLog	°C	GearOilTemperature	°C
HighspeedBearingTemp	°C	Vibration1WP4084 <sub>1</sub>	G
IntermediateSpeedBearingtemp	°C	Vibration2WP4084 <sub>1</sub>	G
BearingTempDE	°C	Nacelleposition	Grados
BearingTempNDE	°C	NacelleTemperature	°C
GeneratorSpeed	rpm		

Tabla 4.2: Extracto de base de datos del sistema SCADA de la turbina *Komai*

Fecha	Wp4000Temp	PQSum	PIAvg	NacellePosition
09/03/2015 22:25	48.12979898	-0.60092043	34.8119045	357.3
10/03/2015 09:45	46.24337429	-3.67260713	204.433536	329.1
10/03/2015 09:50	46.64635763	-4.38316362	279.598561	335.432336
10/03/2015 10:25	49.60267915	-4.10328424	250.308785	341.739061
10/03/2015 11:35	55.18497381	-4.34269375	279.809	341.8
10/03/2015 11:40	55.5	-4.66295655	316.601982	341.8
10/03/2015 12:15	56.40110221	-3.40245727	182.102743	341.8
10/03/2015 12:20	56.49225047	-2.05673248	92.0043468	112.441981
10/03/2015 12:30	56.13935613	-3.08775532	163.04747	349.1
10/03/2015 12:50	55.93109205	-3.36341439	185.830233	354.6

## 4.2. Modelado difuso

El modelado difuso puede llevarse a cabo en dos etapas, que no son totalmente disjuntas. La primera etapa es la identificación de la estructura de la superficie y la segunda etapa es la identificación de la estructura profunda, que determina las funciones de pertenencia de cada término lingüístico. Las tareas de cada etapa se describen en la Figura 4.2.

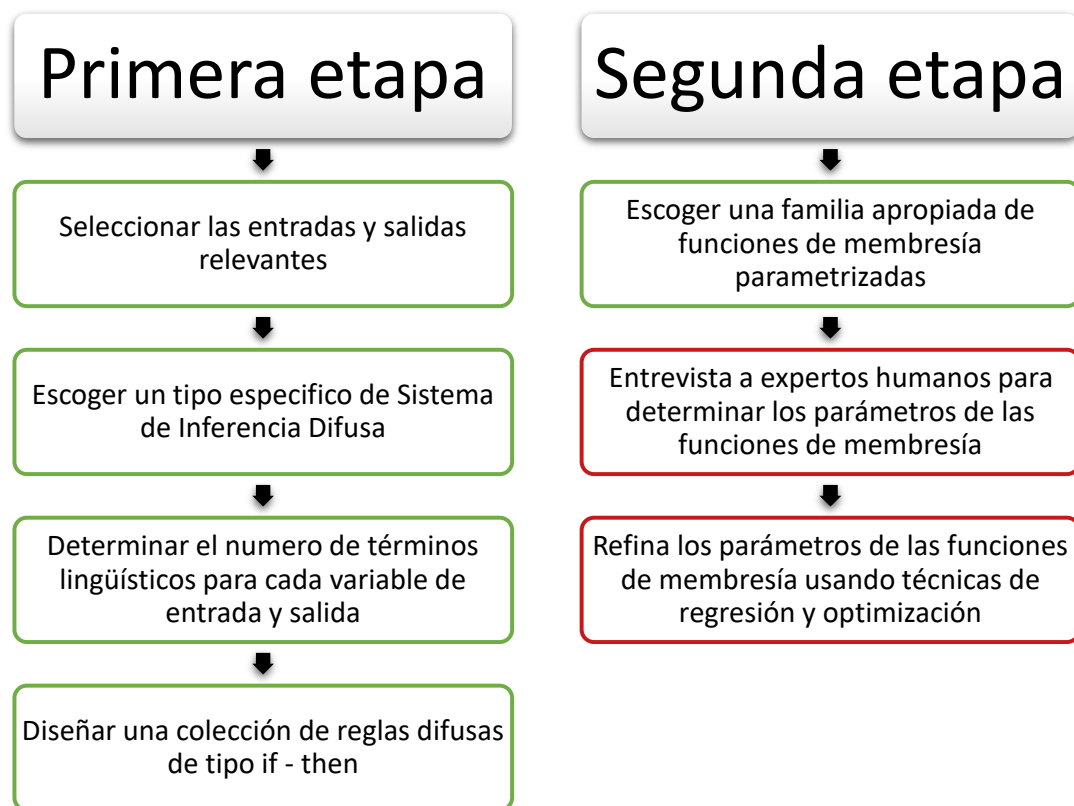


Figura 4.2: Etapas del modelado difuso

Para llevar a cabo las tareas anteriores, dependemos de nuestro propio conocimiento (sentido común, leyes físicas simples, etc.) del sistema objetivo, información provista por expertos humanos que están familiarizados con el sistema objetivo (que podrían ser los expertos humanos) o simplemente prueba y error.

### 4.3. Selección de señales relevantes

La base de datos consiste de 35 señales (Tab.4.1) del sistema de control supervisorio y adquisición de datos (SCADA) . Con registros del 19 de Marzo de 2013 al 08 de Diciembre de 2015. Los cuáles fueron tomados de la turbina *Komai*, con un total de 61,290 registros.

Las señales relevantes del sistema SCADA fueron seleccionadas utilizando la técnica de análisis de componentes principales (PCA, por sus siglas en inglés) de Weka consiste en la obtención de los componentes o ejes principales, no correlacionados entre sí. La Tab. 4.3 muestra 9 señales principales seleccionadas con la técnica de PCA. La selección realizada cuenta con diversos tipos de señales que incluyen temperaturas, velocidades o potencia de la turbina.

Tabla 4.3: Señales relevantes *Komai* en sistema SCADA

Nombre de variable	Unidad	Breve descripción
GearOilTemperature	°C	Temperatura del aceite de la caja de engranaje
GeneratorSpeed	rpm	Velocidad del generador (eje de alta velocidad)
ActivePower	kW	Potencia de salida de la turbina
WindSpeed	m/s	Velocidad del viento
NacelleTemperature	°C	Temperatura interna de la góndola
BearingTempA	°C	Temperatura de rodamientos A
BearingTempB	°C	Temperatura de rodamientos B
RotorSpeed	rpm	Velocidad del rotor
ReactivePower	kVar	Potencia reactiva

Posteriormente de la selección de señales representativas del sistema SCADA, se realizo otra selección de 3 variables para continuar con el modelado del sistema difuso.

## 4.4. Tipo de sistema de inferencia difusa

El modelado del sistema de inferencia difusa se realizo con dos tipos de sistema: Mamdani y Sugeno.

### Mamdani

Para modelar el sistema de inferencia difusa tipo Mamdani se seleccionaron 3 variables de entrada y una variable de salida como se visualiza en la Fig. 4.3, en este sistema tanto las variables de entrada como las de salida son conjuntos difusos.

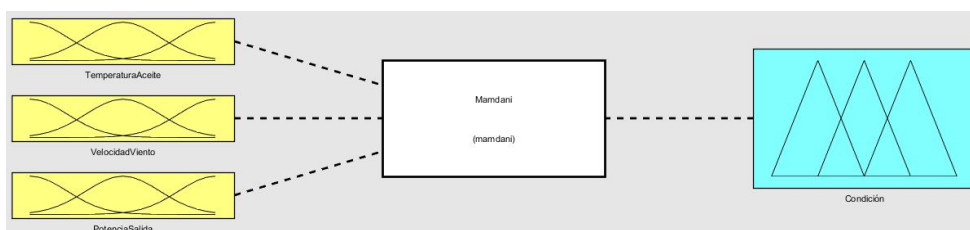


Figura 4.3: Modelado difuso Mamdani

### Sugeno

Para modelar el sistema de inferencia difusa tipo Sugeno se seleccionaron 3 variables de entrada y una variable de salida como se visualiza en la Fig. 4.4, en este sistema la variable de salida es una función que puede ser lineal o constante. Una regla típica en un modelo difuso Sugeno tiene la forma:

Si la entrada 1 es  $x$  y la entrada 2 es  $y$ , entonces la salida es  $z = ax + by + c$

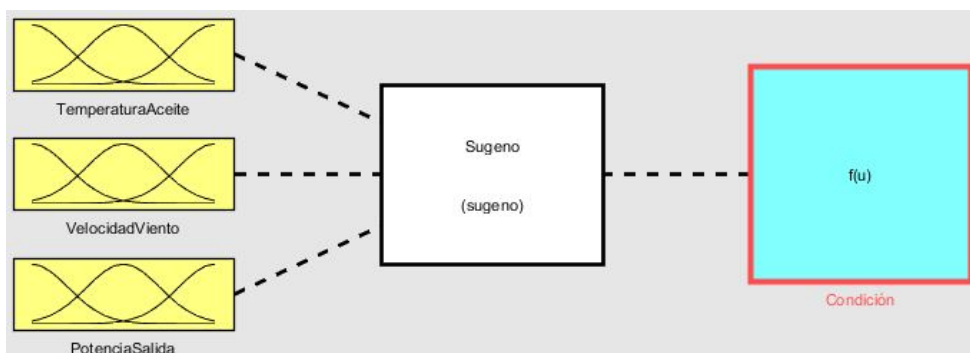


Figura 4.4: Modelado difuso Sugeno

## 4.5. Definición de términos lingüísticos

En este paso se definen los términos lingüísticos para las variables de entrada del sistema de inferencia difuso. En la Tabla 4.4 se resumen las variables de entrada del sistema que para este caso se seleccionaron tres: Temperatura del Aceite de la Caja de Engranajes, Velocidad del Viento, Potencia de Salida).

Tabla 4.4: Definición de términos lingüísticos de las variables de entrada

<b>Variables de entrada(Señales SCADA)</b>	<b>Términos lingüísticos</b>
Temperatura del Aceite de la Caja de Engranajes (TempAceite)	MB: Muy Bajo B: Bajo N: Nominal A: Alto MA: Muy alto
Velocidad del Viento (VelViento)	
Potencia de Salida (PotSalida)	

- Funciones de pertenencia: Triangular, trapezoidal.
- Universo de discurso:  $[0,1]$ .

Los términos lingüísticos para la variable de salida del sistema de inferencia difuso se muestran en la Tabla 4.5.

Tabla 4.5: Definición de términos lingüísticos de la variable de salida

<b>Variable de salida(Señales SCADA)</b>	<b>Términos lingüísticos</b>
Condición	N: Nominal AD: Advertencia AL: Alarma

- Funciones de pertenencia: Triangular, trapezoidal.
- Universo de discurso: Depende de la variable.

## 4.6. Definición de las funciones de pertenencia

Una vez definidos los términos lingüísticos, se definen las funciones de pertenencia con sus respectivos parámetros. Para este caso se utilizan funciones triangulares, trapezoidales y gaussianas. Para poder realizar la parametrización de las funciones de pertenencia, primero se sometieron los datos a un proceso de normalización. Para este caso se utilizó la normalización con la función escala que se ilustra en la Sección 3.6.

La normalización se realizó con el fin de facilitar el manejo de los datos. Un ejemplo de los datos normalizados se muestra en la Tabla 4.6 donde se observa que los datos normalizados ahora se encuentran en el rango  $[0, 1]$ .

Tabla 4.6: Ejemplo de datos normalizados

<b>Datos originales</b>			
<b>Fecha</b>	<b>Temperatura del aceite</b>	<b>Potencia activa</b>	<b>Velocidad del viento</b>
10/01/2014 13:10	23.2780198	15.6301832	7.16708352
10/01/2014 13:15	27.7228045	114.021776	6.26674517
10/01/2014 13:20	30.2	69.5757624	5.4187518
10/01/2014 13:25	31.7681209	86.6328142	5.48050056
10/01/2014 13:30	33.3101326	101.394071	5.89374399

<b>Datos normalizados</b>			
<b>Fecha</b>	<b>Temperatura del aceite</b>	<b>Potencia activa</b>	<b>Velocidad del viento</b>
10/01/2014 13:10	0.2327802	0.03126037	0.07167084
10/01/2014 13:15	0.27722805	0.22804355	0.06266745
10/01/2014 13:20	0.302	0.13915152	0.05418752
10/01/2014 13:25	0.31768121	0.17326563	0.05480501
10/01/2014 13:30	0.333101326	0.202788141	0.05893744



Las Tablas 4.7, 4.8 y 4.9 muestran las funciones de pertenencia para las variables de entrada con sus respectivos parámetros los cuales se obtuvieron a partir de las especificaciones de la turbina *Komai*.

Tabla 4.7: Parametrización de las funciones de pertenencia Triangular

Temperatura del aceite	Velocidad del viento	Potencia de salida
MB: [0, 0, 0.2]	MB: [0, 0, 0.05]	MB: [0, 0, 0.25,]
B: [0, 0.25, 0.5]	B: [0, 0.5, 0.1]	B: [0, 0.25, 0.5]
N: [0.35, 0.5, 0.65]	N: [0, 0.1, 0.3]	N: [0.25, 0.6, 0.7]
A: [0.6, 0.8, 1]	A: [0.25, 0.65, 1]	A: [0.5, 0.75, 1]
MA: [0.75, 1, 1]	MA: [0.3, 1, 1]	MA: [0.75, 1, 1]

Tabla 4.8: Parametrización de las funciones de pertenencia Trapezoidal

Temperatura del aceite	Velocidad del viento	Potencia de salida
MB: [0, 0, 0.03, 0.25]	MB: [0, 0, 0.02, 0.05]	MB: [0, 0, 0.03, 0.25]
B: [0, 0.1, 0.25, 0.5]	B: [0, 0.025, 0.055, 0.1]	B: [0, 0.225, 0.275, 0.5]
N: [0.15, 0.45, 0.55, 0.85]	N: [0, 0.075, 0.1, 0.3]	N: [0.25, 0.45, 0.6, 0.75]
A: [0.55, 0.7, 0.8, 0.9]	A: [0.2, 0.4, 0.7, 0.95]	A: [0.55, 0.72, 0.77, 0.9]
MA: [0.75, 0.95, 1, 1]	MA: [0.5, 0.9, 1, 1]	MA: [0.75, 0.95, 1, 1]

Tabla 4.9: Parametrización de las funciones de pertenencia Gaussiana

Temperatura del aceite	Velocidad del viento	Potencia de salida
MB: [0.1, 0]	MB: [0.019, 0]	MB: [0.09, 0]
B: [0.15, 0.18]	B: [0.03, 0.04]	B: [0.11, 0.25]
N: [0.17, 0.5]	N: [0.09, 0.095]	N: [0.12, 0.525]
A: [0.08, 0.75]	A: [0.2, 0.5]	A: [0.07, 0.75]
MA: [0.01, 1]	MA: [0.01, 1]	MA: [0.07, 1]

La Tabla 4.10 muestra las funciones de pertenencia para la variable de salida con sus respectivos parámetros los cuales se obtuvieron a partir de las especificaciones de la turbina *Komai*.

Tabla 4.10: Parametrización de la variable de salida

<b>Condición</b>		
<b>Triangular</b>	<b>Trapezoidal</b>	<b>Gaussiana</b>
N: [0, 0, 0.4]	N: [0, 0, 0.05, 0.45]	N: [0.2, 0]
AD: [0.1, 0.5, 0.9]	AD: [0.05, 0.45, 0.55, 0.95]	AD: [0.2, 0.5]
AL: [0.6, 1, 1]	AL: [0.55, 0.95, 1, 1]	AL: [0.2, 1]

## 4.7. Extracción de reglas difusas

Para determinar las reglas difusas, las señales del sistema SCADA deben ser representadas en términos difusos mediante las variables de las funciones de pertenencia. Las reglas fueron implementadas de manera manual de acuerdo a los datos del sistema SCADA. Para este sistema se consideraron tres variables de entrada que son la temperatura del aceite, la velocidad del viento y la potencia de salida y la variable de salida es la condición de la turbina. Las reglas difusas para el sistema de inferencia se muestran en la Tabla 4.11.

Tabla 4.11: Reglas de inferencia consideradas

Regla	Antecedente (Si - &-)			Consecuente (Entonces)
	TempAceite	VelViento	Potencia	Condición
1	MB	MB	MB	N
2	B	B	B	N
3	N	N	N	N
4	N	N	MB	AD
5	N	A	MB	AD
6	MA	N	N	AL
7	N	N	B	AD
8	N	N	A	N
9	A	B	N	AD
10	A	B	A	AD
11	A	B	B	AD
12	A	A	A	AL
13	A	N	B	AL
14	A	N	N	AL
15	MA	MA	B	AL
16	MA	MA	N	AL
17	MA	A	MB	AL
18	MA	MA	MA	AL
19	N	A	N	N
20	N	A	B	N

## 4.8. Desarrollo del sistema de inferencia difuso

En este paso se lleva a cabo el desarrollo del sistema difuso en el entorno de trabajo de Matlab (Figura 4.5a) y FisPro (Figura 4.5b). Para esto se modela el sistema de inferencia difuso de monitoreo de condición de la turbina eólica *Komai* en el toolbox de lógica difusa de Matlab y FisPro. Para construir el sistema de inferencia difuso el toolbox y FisPro proporcionan las siguientes herramientas:

- **Editor del FIS.** Muestra información general sobre el sistema de inferencia difusa, y permite definir el tipo y nombre del FIS así como el número y nombres de las variables de entrada y salida.
- **Editor de las funciones de pertenencia.** Permite visualizar y editar los parámetros de las funciones de pertenencia asociadas con las variables de entrada y salida del FIS.
- **Editor de reglas.** Permite crear y editar las reglas que define el comportamiento del sistema.



(a) Matlab



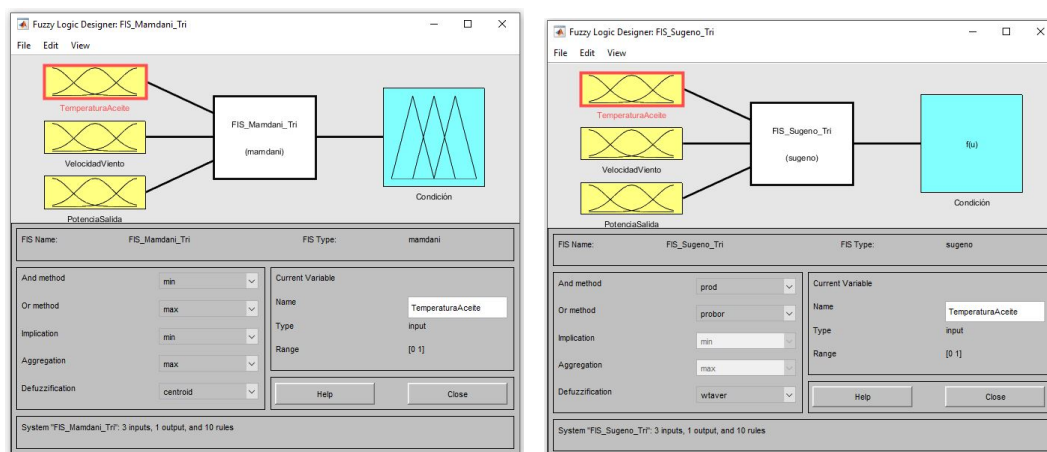
(b) FisPro

Figura 4.5: Software para el desarrollo del sistema de inferencia difuso

### 4.8.1. Modelado del sistema de inferencia difuso en Matlab

El modelado de este sistema difuso tipo Mamdani y Sugeno se realiza en el toolbox de lógica difusa de Matlab, el cual permite crear el sistema de inferencia (FIS, FuzzyInference System), definir las funciones de pertenencia y construir el conjunto de reglas de tipo: "Si-Entonces".

En la Figura 4.6 se muestra el editor del FIS para monitoreo de condición de una turbina eólica, en este caso es un sistema inferencia de tipo Mamdani (Figura 4.6a) y Sugeno (Figura 4.6b) y se definen las tres variables de entrada: "TemperaturaAceite", "VelocidadViento", "PotenciaSalida" cuyos parámetros se indicaron previamente en las Tablas 4.7, 4.8 y 4.9 y la variable de salida: "Condición" cuyos parámetros se indican en la Tabla 4.10.

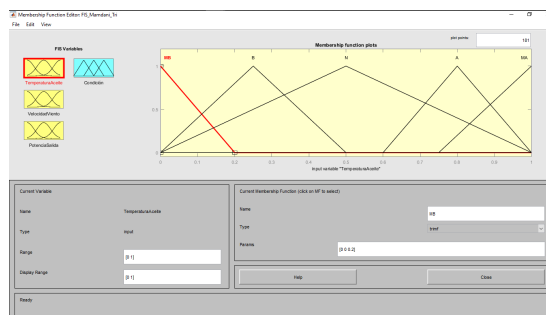


(a) Editor del sistema de inferencia difusa Mamdani

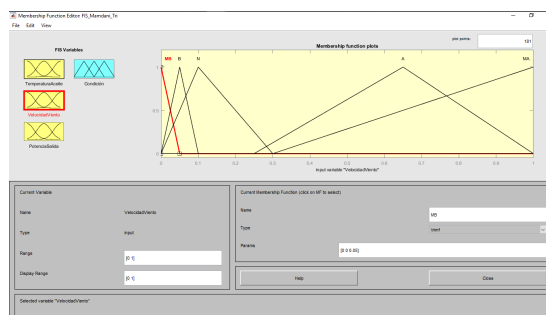
(b) Editor del sistema de inferencia difusa Sugeno

Figura 4.6: Editor para el sistema de inferencia difuso en Matlab

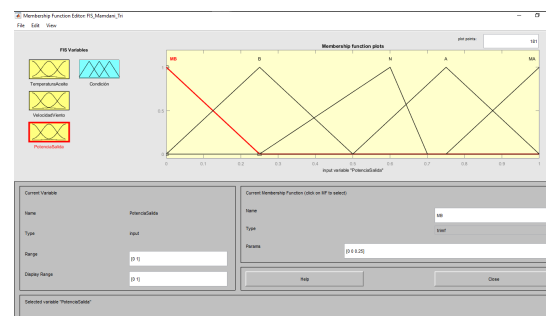
En la Figura 4.7 y Fig. 4.8 se muestran los editores de las funciones de pertenencia de las variables de entrada y salida respectivamente.



(a) Funciones de pertenencia para la variable "TemperaturaAceite"



(b) Funciones de pertenencia para la variable "VelocidadViento"



(c) Funciones de pertenencia para la variable "PotenciaSalida"

Figura 4.7: Funciones de pertenencia de las variables de entrada del FIS para monitoreo de condición

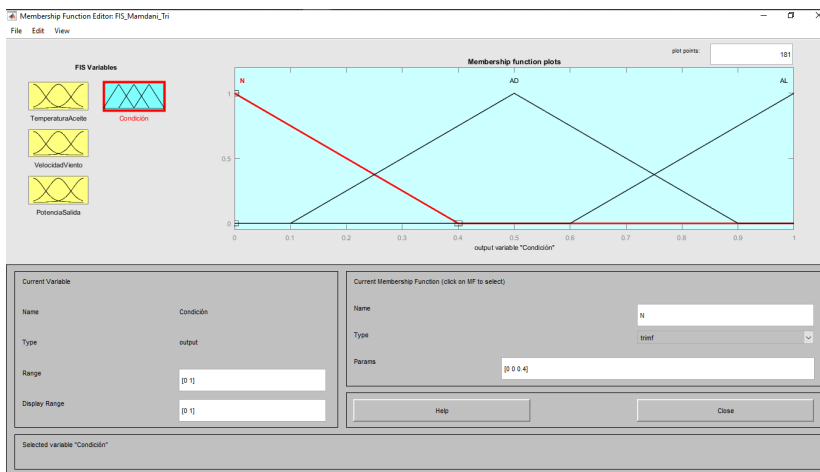


Figura 4.8: Funciones de pertenencia de la variable de salida del FIS para monitoreo de condici&ccaron;n

Para la definici&ccaron;n de las reglas difusas se utilizo el editor del toolbox de l&ouml;gica difusa, la Figura 4.9 muestra el editor y como se generan las reglas difusas a partir de las variables de entrada y salida con sus respectivas funciones de pertenencia.

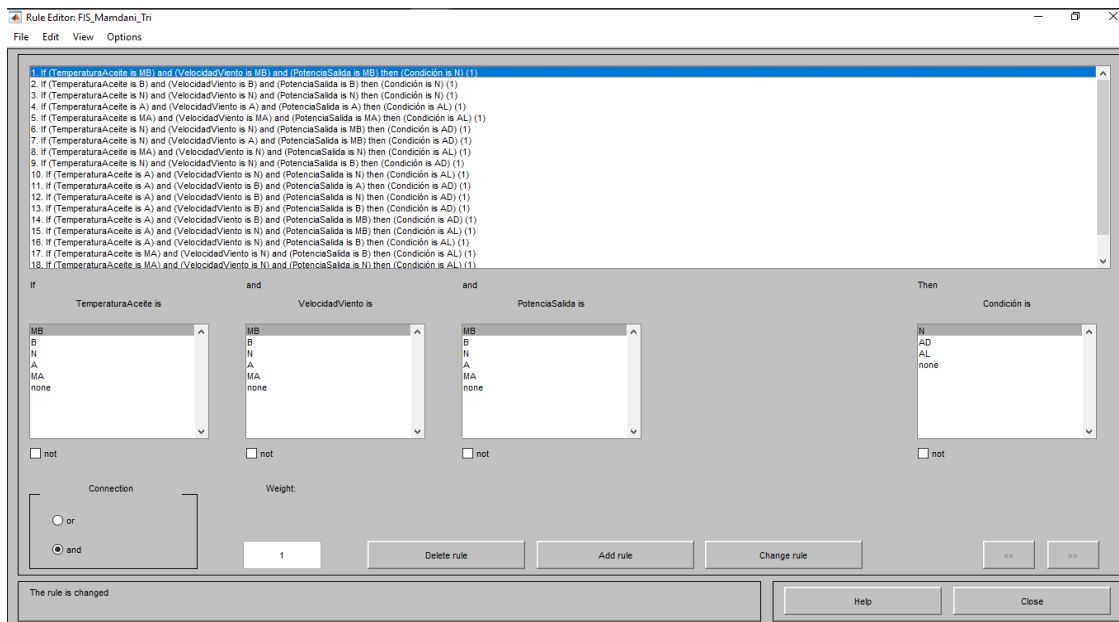


Figura 4.9: Reglas difusas para el FIS del monitoreo de condici&ccaron;n de la turbina e&ouilica Komai

### 4.8.2. Modelado del sistema de inferencia difuso en FisPro 3.5

El modelado de este sistema difuso tipo Mamdani se realiza en FisPro (Fuzzy Inference System Professional), permite crear sistemas de inferencia difusos y usarlos con fines de razonamiento [Serge Guillaume, ]. Se definen las funciones de pertenencia y se construye el conjunto de reglas de tipo: "Si-Entonces".

En la Figura 4.10 se muestra el editor del FIS para monitoreo de condición de una turbina eólica, en este caso es un sistema de inferencia tipo Mamdani en FisPro donde se definen las tres variables de entrada: "TemperaturaAceite", "VelocidadViento", "PotenciaSalida" cuyos parámetros se indicaron previamente en las Tablas 4.7, 4.8 y 4.9 y la variable de salida: "Condición" cuyos parámetros se indican en la Tabla 4.10.

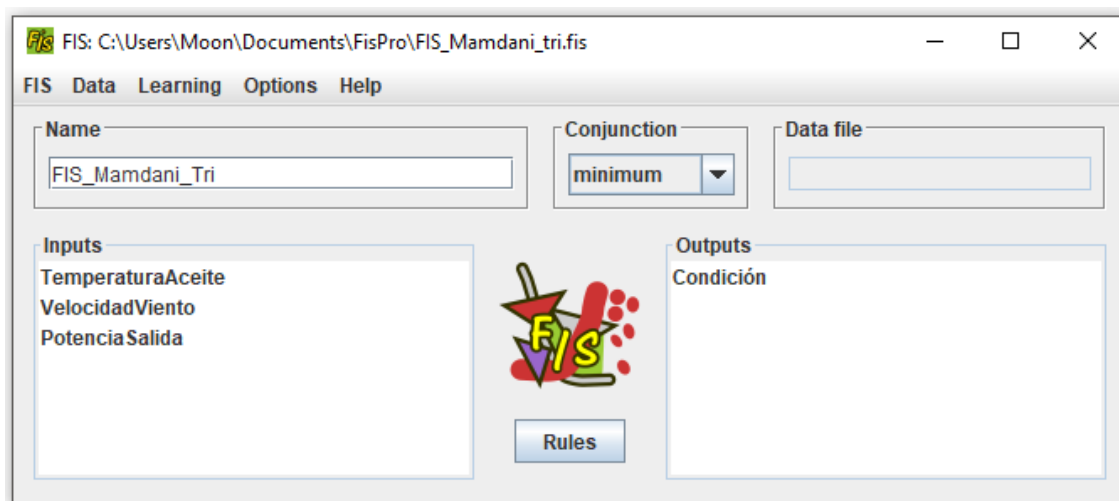
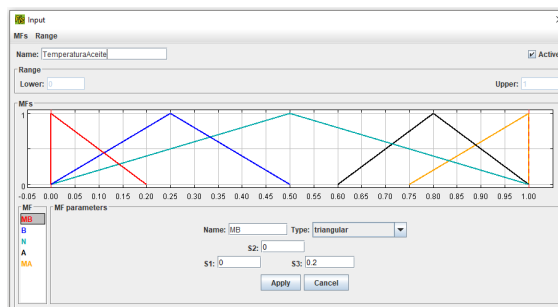


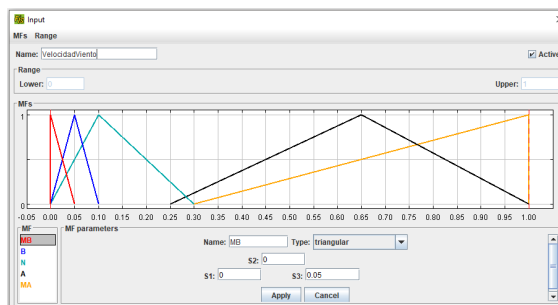
Figura 4.10: Editor para el sistema de inferencia difuso en FisPro

En la Figura 4.11 y Fig. 4.12 se muestran los editores de las funciones de pertenencia de las variables de entrada y salida respectivamente. Se puede visualizar las funciones de pertenencia parametrizadas.

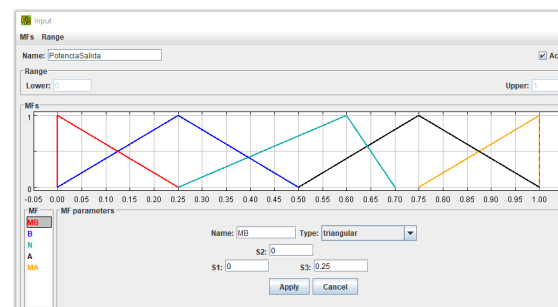




(a) Funciones de pertenencia para la variable "TemperaturaAceite"



(b) Funciones de pertenencia para la variable "VelocidadViento"



(c) Funciones de pertenencia para la variable "PotenciaSalida"

Figura 4.11: Funciones de pertenencia de las variables de entrada del FIS para monitoreo de condición

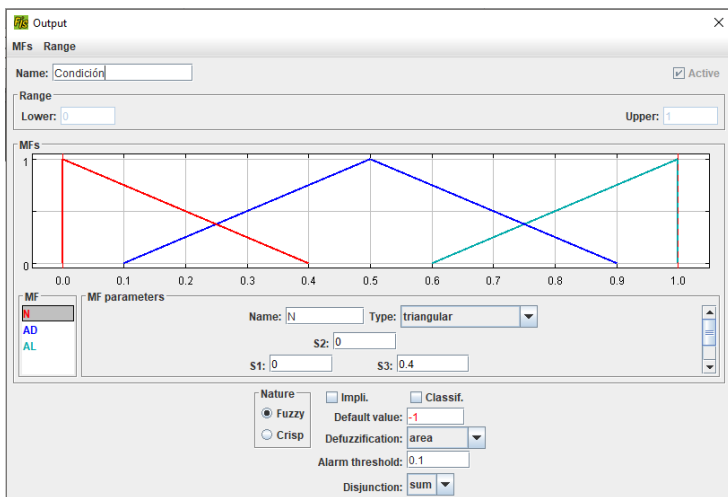


Figura 4.12: Funciones de pertenencia de la variable de salida del FIS para monitoreo de condición

Para la definición de las reglas difusas se utilizó el editor de FisPro, la Figura 4.13 muestra las reglas difusas generadas con el editor de reglas de FisPro.

Rule	Active	IF Temp...	AND Vel...	AND Po...	THEN C...
1	<input checked="" type="checkbox"/>	MB	MB	MB	N
2	<input checked="" type="checkbox"/>	N	N	N	N
3	<input checked="" type="checkbox"/>	A	A	A	AL
4	<input checked="" type="checkbox"/>	B	B	B	N
5	<input checked="" type="checkbox"/>	MA	MA	MA	AL
6	<input checked="" type="checkbox"/>	N	N	MB	AD
7	<input checked="" type="checkbox"/>	N	A	MB	AD
8	<input checked="" type="checkbox"/>	MA	N	N	AL
9	<input checked="" type="checkbox"/>	N	N	B	AD
10	<input checked="" type="checkbox"/>	N	N		AL

Figura 4.13: Reglas difusas para el FIS del monitoreo de condición de la turbina eólica *Komai*

Todos estos pasos se siguieron para modelar sistemas de inferencia difusos con diferentes tipos de funciones de pertenencia (Triangulares, Trapezoidales y Gaussianas), cuyos parámetros se indicaron en la sección 4.6.

*"Se hace más fácil cada día. Pero tienes que hacerlo todos los días, esa es la parte difícil"*

---

Bojack Horseman

## Capítulo 5

# Pruebas y Resultados

En el capítulo anterior se mostró el modelado e implementación del sistema de inferencia difuso, donde las entradas y salidas lingüísticas se transforman en valores difusos (funciones de pertenencia y reglas de inferencia difusa) lo que se llama fusificación y el siguiente paso es la desdifusificación.

En este capítulo se muestran las pruebas realizadas a diferentes conjuntos de datos de la base de datos del sistema SCADA de la turbina eólica *Komai* y posteriormente se hace una discusión sobre de los resultados obtenidos.

### 5.1. Pruebas

Para observar el comportamiento del modelo realizado en esta sección, se implementó utilizando 10 datos en la herramienta de lógica difusa para realizar una comparación de resultados. Para verificar el desempeño del sistema difuso, se realizó el modelo tipo Mamdani de la forma min-máx, de la misma forma se implementó el modelo tipo Sugeno, ambos en el Fuzzy Logic ToolBox de Matlab y para la herramienta FisPro se realizó un sistema tipo Mamdani.

#### 5.1.1. Pruebas y resultados del modelado con Matlab

Las primeras pruebas fueron con un sistema tipo Mamdani y funciones triangulares, 10 de los resultados obtenidos se muestran en la Tabla 5.1 los cuales fueron

realizados con funciones de pertenencia triangulares. La tabla ilustra los datos originales de SCADA mostrando las tres variables utilizadas.

Tabla 5.1: Datos utilizados y resultados obtenidos con funciones triangulares

	<b>TempAceite</b> (° C)	<b>VelViento</b> (m/s)	<b>Potencia</b> (kW)	<b>Mamdani</b>	<b>Sugeno</b>
1	55.8519856	38.9	29.6634111	0.445	0.598
2	40.1873735	33.9	99.8057533	0.188	0
3	65.5	49	186.918158	0.824	1
4	62.9	44.2765828	134.261516	0.558	0.949
5	62.9	45.4634121	234.318113	0.558	0.928
6	43.9138702	26.9590237	122.665072	0.186	0
7	44.2856456	31.9	193.693764	0.18	0
8	32.0600704	27.9	30.6021109	0.194	0
9	64.9	47.9	199.797538	0.803	0.999
10	50	30	1000	0.133	0

En la Fig. 5.1 se muestra el comportamiento de el sistema difuso Mamdani y Sugeno en el toolbox de lógica difusa de Matlab, dónde se puede observar una diferencia entre los modelos utilizando funciones de pertenencia triangulares, sin embargo siguen el mismo patrón de acuerdo a los datos.

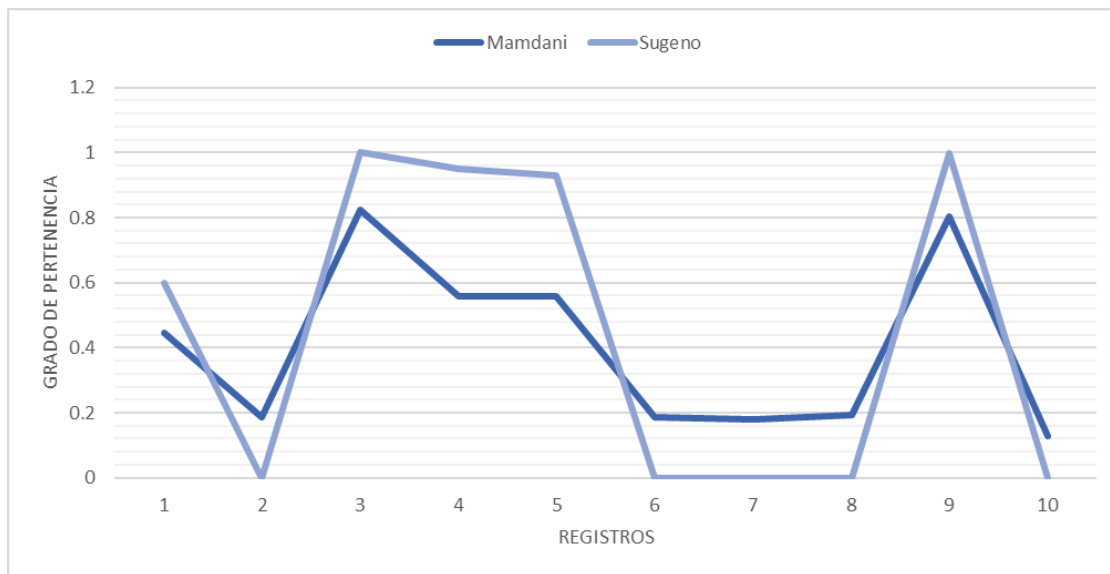


Figura 5.1: Comportamiento del FIS Mamdani y Sugeno en Matlab con funciones triangulares

Estos datos también se utilizaron para probar el sistema difuso pero ahora con funciones trapezoidales. Para verificar el desempeño del sistema difuso, se realizó el modelo tipo Mamdani de la forma min-máx, de la misma forma se implementó el modelo tipo Sugeno, ambos en el Fuzzy Logic Toolbox de Matlab, 10 de los resultados obtenidos se muestran en la Tabla 5.2 los cuales fueron realizados con funciones de pertenencia trapezoidales. Los datos de las variables de entrada se muestran normalizados.

Tabla 5.2: Datos y resultados obtenidos utilizando funciones trapezoidales

	TempAceite	VelViento	Potencia	Mamdani	Sugeno
1	0.55851986	0.05932682	0.389	0.511	0.674
2	0.40187374	0.19961	0.339	0.511	0.715
3	0.655	0.373836	0.49	0.5	0.5
4	0.629	0.268523	0.44276528	0.5	0.635
5	0.629	0.468636	0.4546	0.5	0.5
6	0.439138	0.24532	0.2695	0.539	0.75
7	0.442856	0.38738	0.319	0.5	0.5
8	0.3206007	0.06120422	0.279	0.48	0.431
9	0.649	0.39958	0.479	0.5	0.5
10	0.5	1	0.3	0.5	0.5

En la Fig. 5.2 se muestra el comportamiento de el sistema difuso Mamdani y Sugeno en el toolbox de lógica difusa de Matlab, dónde se puede observar una diferencia entre los modelos utilizando funciones de pertenencia trapezoidales. Se puede observar que el comportamiento con funciones trapezoidales es muy variable entre los tipos de sistemas Mamdani y Sugeno.

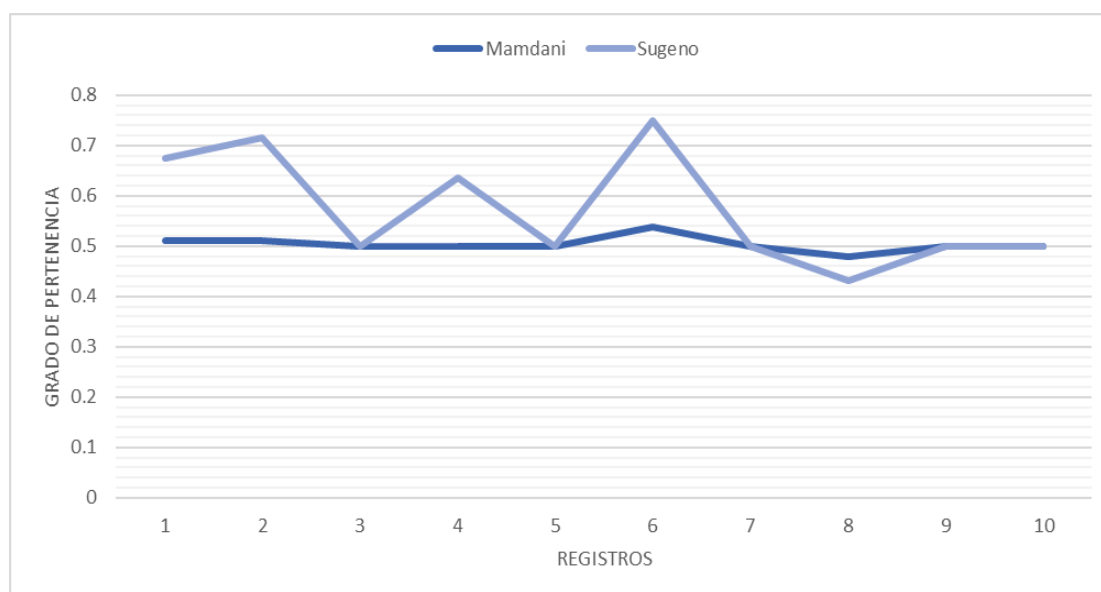


Figura 5.2: Comportamiento del FIS Mamdani y Sugeno en Matlab con funciones trapezoidales

Así mismo, los se utilizaron para probar el sistema difuso pero ahora con funciones Gaussianas. Para verificar el desempeño del sistema difuso, se realizó el modelo tipo Mamdani de la forma min-máx, de la misma forma se implementó el modelo tipo Sugeno, ambos en el Fuzzy Logic ToolBox de Matlab, 10 de los resultados obtenidos se muestran en la Tabla 5.3 los cuales fueron realizados con funciones de pertenencia gaussianas. El comportamiento de las funciones gaussianas es parecido a las trapezoidales.

Tabla 5.3: Datos y resultados obtenidos utilizando funciones gaussianas

	<b>TempAceite</b>	<b>VelViento</b>	<b>Potencia</b>	<b>Mamdani</b>	<b>Sugeno</b>
1	0.55851986	0.05932682	0.389	0.551	0.841
2	0.40187374	0.19961	0.339	0.538	0.793
3	0.655	0.373836	0.49	0.5	0.848
4	0.629	0.268523	0.44276528	0.5	0.856
5	0.629	0.468636	0.4546	0.5	0.997
6	0.439138	0.24532	0.2695	0.529	0.751
7	0.442856	0.38738	0.319	0.5	0.75
8	0.3206007	0.06120422	0.279	0.49	0.474
9	0.649	0.39958	0.479	0.5	0.93
10	0.5	1	0.3	0.5	0.5

En la Figura 5.3 se muestra el comportamiento de el sistema difuso Mamdani y Sugeno en el toolbox de lógica difusa de Matlab, dónde se puede observar una diferencia entre los modelos utilizando funciones de pertenencia Gaussianas.

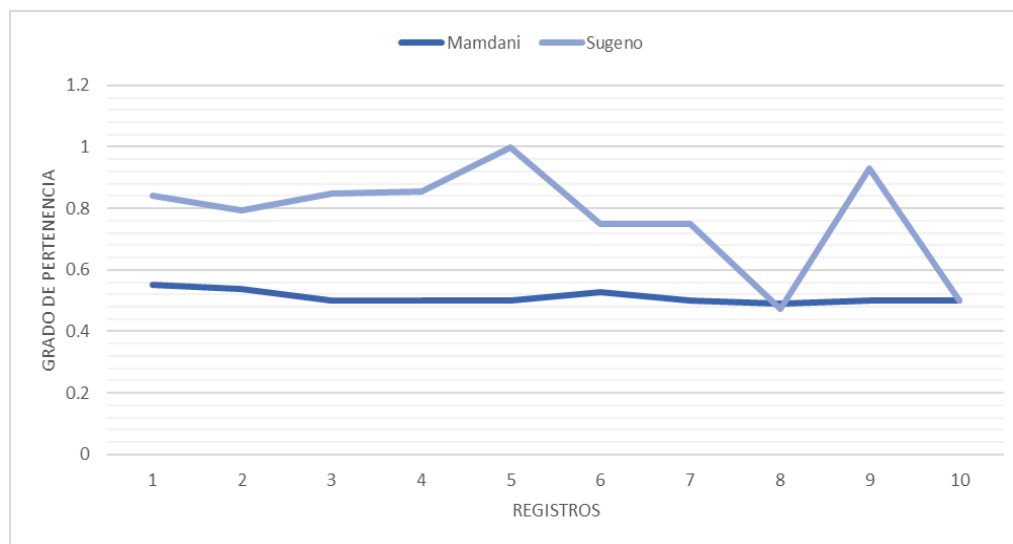


Figura 5.3: Comportamiento del FIS Mamdani y Sugeno en Matlab con funciones Gaussianas



En la Tabla 5.4 se muestran los datos para un ejemplo con datos de la turbina obtenidos en condiciones normales de operación dónde se muestra también la fecha en que se obtuvieron.

Tabla 5.4: Datos de un ejemplo de comportamiento normal con funciones trapezoidales

	<b>Fecha</b>	<b>Temp. del aceite</b>	<b>Velocidad del viento</b>	<b>Potencia de salida</b>	<b>Mamdani</b>	<b>Sugeno</b>
1	11/01/2014 13:50	0.422	0.03290668	0.02944884	0.555	0.744
2	11/01/2014 13:55	0.432	0.04002323	0.05019842	0.554	0.726
3	11/01/2014 14:00	0.432	0.03759386	0.03808354	0.558	0.737
4	11/01/2014 14:05	0.432	0.03932366	0.04627167	0.555	0.730
5	11/01/2014 14:10	0.432	0.03773607	0.0469336	0.552	0.729
6	11/01/2014 14:15	0.442	0.04015724	0.06076918	0.552	0.725
7	11/01/2014 14:20	0.442	0.0452598	0.08171841	0.559	0.711
8	11/01/2014 14:25	0.452	0.0445637	0.06935451	0.564	0.729
9	11/01/2014 14:30	0.452	0.04297727	0.0680031	0.562	0.729
10	11/01/2014 14:35	0.462	0.04658015	0.08637103	0.571	0.734
11	11/01/2014 14:40	0.462	0.05133715	0.11999009	0.581	0.728
12	11/01/2014 14:45	0.472	0.04392747	0.07260633	0.573	0.747
13	11/01/2014 14:50	0.472	0.04800876	0.09656075	0.577	0.746
14	11/01/2014 14:55	0.482	0.05471345	0.14588871	0.590	0.750
15	11/01/2014 15:00	0.482	0.04886905	0.09937897	0.581	0.750
16	11/01/2014 15:05	0.492	0.05760943	0.19490347	0.590	0.750
17	11/01/2014 15:10	0.502	0.05766442	0.18608938	0.592	0.750
18	11/01/2014 15:15	0.502	0.05351254	0.13041807	0.599	0.750
19	11/01/2014 15:20	0.512	0.05854145	0.2183486	0.593	0.750
20	11/01/2014 15:25	0.512	0.05624954	0.18868659	0.591	0.750

La Figura 5.4 muestra el comportamiento de los sistemas difusos Mamdani y Sugeno utilizando funciones triangulares, con datos de la turbina eólica tomados el 11/01/2014 13:50 hasta 15:25, con diferencia de 5 minutos siendo un total de 20 registros. Como se puede observar el comportamiento es normal y constante, sin embargo, los valores del modelo Sugeno son mas altos que los de Mamdani.

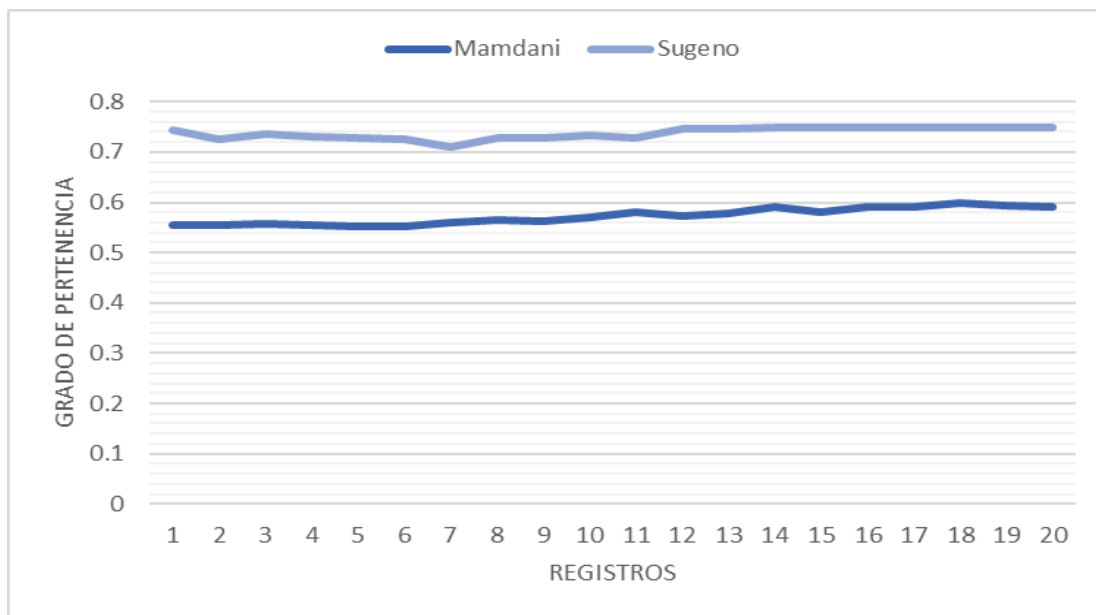


Figura 5.4: Comportamiento del FIS Mamdani y Sugeno en Matlab con funciones triangulares

### 5.1.2. Pruebas y resultados del modelado de FisPro

Las pruebas con la herramienta de FisPro fueron realizadas con el modelo tipo Mamdani con funciones triangulares, trapezoidales y gaussianas. La tabla 5.5 muestra los resultados.

Tabla 5.5: Datos y resultados de FisPro con el modelo Mamdani

<b>TempAceite</b>	<b>VelViento</b>	<b>Potencia</b>	<b>Triangular</b>	<b>Trapezoidal</b>	<b>Gaussiana</b>
0.55851986	0.05932682	0.389	0.468	0.523	0.564
0.40187374	0.19961	0.339	0.211	0.523	0.551
0.655	0.373836	0.49	0.847	0.512	0.525
0.629	0.268523	0.44276528	0.581	0.512	0.512
0.629	0.468636	0.4546	0.581	0.512	0.513
0.439138	0.24532	0.2695	0.209	0.551	0.542
0.442856	0.38738	0.319	0.203	0.512	0.513
0.3206007	0.06120422	0.279	0.217	0.492	0.503
0.649	0.39958	0.479	0.826	0.512	0.51
0.5	1	0.3	0.153	0.512	0.57

La Figura 5.5 muestra el comportamiento del sistema difuso Mamdani realizado en FisPro con los tres tipos de funciones de pertenencia utilizados para este proyecto. Como se puede observar, la función triangular difiere en resultados respecto a la trapezoidal y gaussiana cuyos resultados son similares.

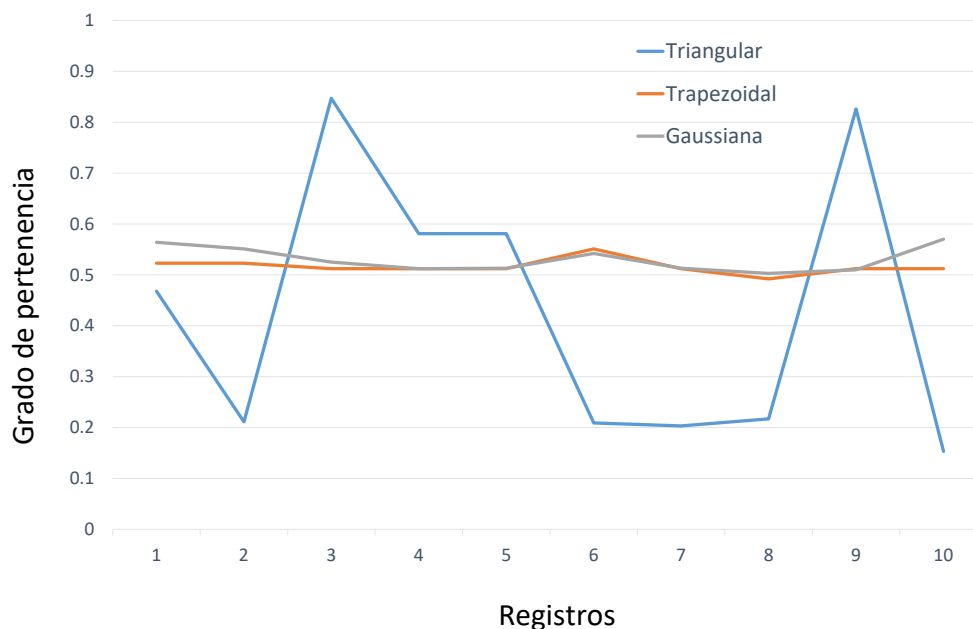


Figura 5.5: Comportamiento del FIS Mamdani en FisPro

## 5.2. Discusión

De acuerdo a los resultados de las pruebas realizadas podemos observar las variaciones que existen entre los tipos de sistemas de inferencia de tipo mamdani y sugeno, que a pesar de estar basados en reglas, el proceso de inferencia es diferente debido a que en los sistemas de tipo Mamdani el consecuente es una etiqueta lingüística y para el Sugeno es una función de entrada. Esta comparación se realizó en el ToolBox de lógica difusa de Matlab utilizando la función *mam2sug* para poder convertir en sistema difuso de tipo Mamdani a uno tipo Sugeno.

Respecto a los resultados obtenidos con la herramienta FisPro utilizando el sistema difuso Mamdani en comparación con los resultados obtenidos de Matlab, la diferencia es mínima. Por lo que podemos decir que el sistema desarrollado es adecuado para indicar la condición de la turbina eólica de acuerdo a las variables mencionadas.

## Capítulo 6

# Conclusiones y Trabajo Futuro

En este capítulo se presentan las conclusiones obtenidas tras el desarrollo del sistema de inferencia difuso para el monitoreo de condición de una turbina eólica, así como los trabajos futuros que pueden realizarse con base en el trabajo realizado en este proyecto de investigación.

### 6.1. Conclusiones

El presente trabajo tuvo como objetivo fundamental indicar la condición de una turbina eólica a partir de datos del sistema SCADA mediante un enfoque de sistemas difusos. Aplicar el conocimiento adquirido durante el tiempo de formación en diversas disciplinas de la ingeniería en computación permitió el modelado, diseño, construcción y ejecución de un sistema de inferencia difuso para monitoreo de condición de una turbina eólica.

El desarrollo del sistema se realizó mediante el modelado difuso descrito en el capítulo 4. Entre las principales características, destaca que los sistemas difusos pueden trabajar con datos imprecisos, en este caso, para poder desarrollar el sistema la base principal de extracción de conocimiento fueron manuales de la turbina. Con esos datos se pudieron obtener los parámetros y de acuerdo a los datos del sistema SCADA del comportamiento normal de la turbina, se pudieron realizar las pruebas.

El sistema difuso logro indicar el grado de pertenencia de la condición de la turbina de acuerdo a variables del sistema SCADA, en el cual el grado de pertenencia más cercano a uno indica que la turbina esta funcionando de manera adecuada y en condiciones normales, por otro lado un grado de pertenencia cerca de 0.5 indica una advertencia, lo que quiere decir que algo puede estar fallando y el grado de pertenencia más cercano a cero indica una alarma que puede traducirse como algún problema que puede afectar al equipo.

Los datos que se obtuvieron de la turbina eólica *Komai* son de condiciones normales. Por lo tanto, los resultados fueron cercanos a uno y se observo que de acuerdo al conocimiento de la base de datos de SCADA y los parámetros de funcionamiento de la turbina los mejores resultados fueron con el sistema de inferencia tipo Sugeno con funciones triangulares.

En este trabajo de investigación se muestra el diagnóstico inteligente de la condición de una turbina eólica. El enfoque de sistemas difusos utilizado ayudo a modelar el comportamiento de la turbina para poder indicar la condición en que se encuentra. Se utilizó un conjunto de datos para realizar las pruebas sobre el sistema donde se puede apreciar dos comportamientos sospechosos y cómo se muestran en el sistema. Con base en lo anterior se puede dar una respuesta favorable a la pregunta de investigación presentada en el capítulo uno de la tesis, debido a que si es posible implementar un sistema de inferencia difuso para el monitoreo de condición de una turbina eólica a partir de datos obtenidos del sistema SCADA.

## 6.2. Trabajo Futuro

Como trabajo a futuro de este proyecto de investigación se propone continuar con los siguientes puntos:

- Realizar sistemas incluyendo más variables. Esto con el objetivo de poder tener más información de la condición de la turbina.
- Poder modelar fallas a partir de los datos del sistema SCADA.
- Detectar fallas o anomalías en la turbina de manera insipiente.
- Trabajar en tiempo real con la turbina para poder alertar a los operadores sobre las anomalías que puedan presentarse.

# Bibliografía

- Bahri, A., Bejaoui, L., y Chakhar, S. (2005). On the similarity relation within fuzzy ontology components. En *The 2nd International Symposium on Computational Intelligence and Intelligent Informatics*. The Japan Society for Fuzzy Theory and Intelligent Informatics (SOFT).
- Bezdek, J. C. y Harris, J. D. (1978). Fuzzy partitions and relations; an axiomatic basis for clustering. *Fuzzy sets and systems*, 1(2):111–127.
- Bodenhofer, U. (1999). *A similarity-based generalization of fuzzy orderings*, volumen 26. Universitätsverlag Rudolf Trauner Linz, Austria.
- Caselitz, P. y Giebhardt, J. (2002). Advanced maintenance and repair for offshore wind farms using fault prediction techniques. En *Proceedings of the world wind energy conference*.
- Caselitz, P. y Giebhardt, J. (2003). Fault prediction techniques for offshore wind farm maintenance and repair strategies. *Proceedings of EWEC03*.
- Caselitz, P., Giebhardt, J., y Mevenkamp, M. (1994). On-line fault detection and prediction in wind energy converters. En *Proceedings of the EWEC*, volumen 94, pp. 623–627.
- Dao, P. B., Staszewski, W. J., Barszcz, T., y Uhl, T. (2018). Condition monitoring and fault detection in wind turbines based on cointegration analysis of scada data. *Renewable Energy*, 116:107–122.
- Daves, A. (1990). What is condition monitoring? *Management Guide to Condition Monitoring in Manufacture*, pp. 4–11.



- Deshpande, V. y Modak, J. (2002). Application of rcm for safety considerations in a steel plant. *Reliability Engineering & System Safety*, 78(3):325–334.
- El-Ashry, M. (2010). Renewables 2010 global status report. *Paris: REN21 Secretariat*. Copyright Deutsche (GTZ) GmbH, p. 2010.
- Faurous, P. y Fillard, J. (1993). A new approach to the similarity relations in the fuzzy set theory. *Information sciences*, 75(3):213–221.
- Garcia, U. A., Ibarguengoytia, P. H., Reyes, A., y Borunda, M. (2016). Modelo de comportamiento de una turbina eólica. *Congreso Mexicano de Inteligencia Artificial COMIA 2016, Tonantzintla, Puebla*.
- García Márquez, F. P., Roberts, C., y Tobias, A. M. (2010). Railway point mechanisms: condition monitoring and fault detection. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part F: Journal of Rail and Rapid Transit*, 224(1):35–44.
- Hameed, Z., Hong, Y., Cho, Y., Ahn, S., y Song, C. (2009). Condition monitoring and fault detection of wind turbines and related algorithms: A review. *Renewable and Sustainable energy reviews*, 13(1):1–39.
- Herbert, G. J., Iniyar, S., Sreevalsan, E., y Rajapandian, S. (2007). A review of wind energy technologies. *Renewable and sustainable energy Reviews*, 11(6):1117–1145.
- Hernández Montero, F. E., Ruiz Barrios, M. L., Rodríguez Suárez, J. R., Naranjo, A. R., Gerges, S., y de Miguel, L. J. (2011). Monitoreo por condición a aplicar en parques de turbinas eólicas. *Revista de Ciencia y Tecnología*, (15):17–24.
- Herrera, F. (2005). Genetic fuzzy systems: Status, critical considerations and future directions. 1:59–67.
- IEA (2012). Energy Technology Perspectives 2012. Technical report, IEA.
- IEA (2017). RENEWABLES 2017 GLOBAL STATUS REPORT. Technical report, International Energy Agency.

- Jang, J.-S. y Sun, C.-T. (1993). Functional equivalence between radial basis function networks and fuzzy inference systems. *IEEE transactions on Neural Networks*, 4(1):156–159.
- Jang, J.-S. R., Sun, C.-T., y Mizutani, E. (1997). Neuro-fuzzy and soft computing; a computational approach to learning and machine intelligence.
- Mamdani, E. H. y Assilian, S. (1975). An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller. *International journal of man-machine studies*, 7(1):1–13.
- Márquez, F. P. G., Tobias, A. M., Pérez, J. M. P., y Papaelias, M. (2012). Condition monitoring of wind turbines: Techniques and methods. *Renewable Energy*, 46:169–178.
- Marquez, F. P. G., Weston, P., y Roberts, C. (2007). Failure analysis and diagnostics for railway trackside equipment. *Engineering Failure Analysis*, 14(8):1411–1426.
- McCrone, A., Usher, E., Sonntag-Oâ™Brien, V., Moslener, U., y Grüning, C. (2011). Global trends in renewable energy investment 2011. *Frankfurt School UNEP Collaborating Centre for Climate and Sustainable Energy Finance*.
- Rao, B. (1996). *Handbook of condition monitoring*. Elsevier.
- REN21 (2017). Renewables 2017 global status report. Technical report, Paris.
- Ribrant, J. (2006). Reliability performance and maintenanceâ”a survey of failures in wind power systems. *KTH School of Electrical Engineering*, pp. 59–72.
- Rodríguez Penin, A. (2007). Sistemas scada. *Marcombo, Barcelona*.
- Ross, T. J. (2009). *Fuzzy logic with engineering applications*. John Wiley & Sons.
- Schlechtingen, M., Santos, I. F., y Achiche, S. (2013). Wind turbine condition monitoring based on scada data using normal behavior models. part 1: System description. *Applied Soft Computing*, 13(1):259–270.
- Serge Guillaume, B. C. Aprendizaje de sistemas de inferencia difusos con fispro. *Revista Internacional de Ciencias de la InformaciÃ³n*.

- Standard, B. (1984). British standard glossary of maintenance management terms in terotechnology. British Standard Institution, London.*
- Suganthi, L., Iniyan, S., y Samuel, A. A. (2015). Applications of fuzzy logic in renewable energy systems—a review. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 48:585–607.*
- Sugeno, M. y Kang, G. (1988). Structure identification of fuzzy model. Fuzzy sets and systems, 28(1):15–33.*
- Tagaki, T. y Sugeno, M. (1985). Fuzzy identification of systems and its application to modelling and control. IEEE Trans. Syst. Man and Cybernetics, 15(1):116–132.*
- Tandon, N. y Nakra, B. (1992). Vibration and acoustic monitoring techniques for the detection of defects in rolling element bearings—a review. Shock and Vibration Digest, 24(3):3–11.*
- Tsukamoto, Y. (1979). An approach to fuzzy reasoning method. Advances in Fuzzy Set Theory and Applications.*
- Walford, C. A. (2006). Wind turbine reliability: understanding and minimizing wind turbine operation and maintenance costs. Technical report, Sandia National Laboratories.*
- Witten, I. H., Frank, E., Hall, M. A., y Pal, C. J. (2016). Data Mining: Practical machine learning tools and techniques. Morgan Kaufmann.*
- Zadeh, L. A. (1965). Information and control. Fuzzy sets, 8(3):338–353.*

- Zadeh, L. A. (1971a). *Quantitative fuzzy semantics*. *Information sciences*, 3(2):159–176.
- Zadeh, L. A. (1971b). *Similarity relations and fuzzy orderings*. *Information sciences*, 3(2):177–200.
- Zadeh, L. A. (1973). *Outline of a new approach to the analysis of complex systems and decision processes*. *IEEE Transactions on systems, Man, and Cybernetics*, (1):28–44.
- Zadeh, L. A. (1994). *Fuzzy logic, neural networks, and soft computing*. *Communications of the ACM*, 37(3):77–85.
- Ziegel, E. R. (2004). *The oxford dictionary of statistical terms*. *Technometrics*, 46(2):266–267.

**Anexo A**

**Publicaciones**

## Técnicas de Monitoreo de Condición de Turbinas Eólicas: Una Revisión

M. Reyes<sup>1,a</sup>, P. H. Ibargüengoytia<sup>2,b</sup>, P.M. Quintero<sup>1,c</sup>

<sup>1</sup> Instituto Tecnológico de Apizaco, Unidad de Estudios de Posgrado

<sup>2</sup> Instituto Nacional de Electricidad y Energías Limpias, Gerencia de control, electrónica y comunicaciones

<sup>a</sup> moonthzee.36@gmail.com, <sup>b</sup> pibar@ineel.mx, <sup>c</sup> kmalakof@yahoo.fr

**Resumen**— Una de las fuentes de producción de energía que ha crecido con el paso del tiempo son las turbinas eólicas, en consecuencia, la reducción de los costos de su operación y mantenimiento es hoy una necesidad. El monitoreo de condición es una de las técnicas utilizadas para la detección de fallas, minimizar tiempos de inactividad y maximizar la productividad, dicha técnica no solo se aplica en la generación de energía eólica sino también en otras áreas como: la industria ferroviaria e incluso plantas nucleares. Este artículo pretende una revisión de la literatura acerca de las técnicas de monitoreo de condición aplicadas a turbinas eólicas y sus componentes.

*Palabras clave.* Monitoreo de condición, Turbinas eólicas, Energía eólica.

### 1. Introducción

En la actualidad el consumo de energía ha tenido un fuerte aumento debido a la globalización. Por ello, las energías limpias juegan un papel importante en el campo de los sistemas de generación de energía que ayudan a cubrir la demanda energética. Además, de que este tipo de energía ayuda a la conservación del planeta, teniendo como objetivo reducir la contaminación y con ello el efecto invernadero [1]. Unos ejemplos de este tipo de energía son: energía eólica, solar, geotérmica hidráulica / hidroeléctrica; entre otras. Estas energías se caracterizan por no emitir gases contaminantes a la atmósfera o en su caso la emisión es mínima.

La producción de energía eólica ha crecido en los últimos años, y se espera que siga así. La energía eólica se obtiene a partir de la energía cinética del viento mediante las turbinas eólicas que se encargan de convertir la energía cinética en energía eléctrica. Lograr que este tipo de energía sea competitiva con otras fuentes de energías es crucial, por lo tanto, la disponibilidad, fiabilidad y vida de las turbinas debe mejorar. Una clasificación de turbinas de acuerdo a su tamaño hecha en [2] sugiere que las turbinas eólicas más grandes fallan más frecuentemente, por lo tanto, requieren más mantenimiento.

Monitorear la condición de las turbinas eólicas para reducir los costos de inspección y mantenimiento es cada vez más importante debido a que el tamaño y cantidad de turbinas aumenta, además la ubicación remota de los aerogeneradores utilizados hoy en día hace que la disponibilidad de la turbina sea crucial. Las fallas inesperadas, principalmente de

componentes grandes, pueden conducir a un tiempo de inactividad excesivo. Sin embargo, también los problemas más pequeños y fallas de equipos auxiliares como bombas o ventiladores pueden provocar costosos tiempos de inactividad de la turbina debido a la accesibilidad restringida de la turbina. Por lo tanto, desde el punto de vista de un operador, merece la pena incrementar el esfuerzo para controlar la condición de la turbina con el fin de reducir los tiempos de inactividad no programados y, por lo tanto, los costos operativos [3].

En este artículo se presenta una revisión de la literatura acerca del monitoreo de condición de turbinas eólicas y las diferentes técnicas aplicadas como: técnicas matemáticas, métodos y procesamiento de señales o técnicas de computo suave. El artículo está organizado de la siguiente manera: en la sección dos se describen los fundamentos teóricos básicos del monitoreo de condición y las turbinas eólicas. En la tercera sección del artículo se aborda una revisión sobre diversas técnicas de monitoreo de condición de turbinas eólicas. Posteriormente, en la cuarta sección se realiza una discusión sobre la literatura y una propuesta. Finalmente, en la sección cinco se da una conclusión sobre este trabajo.

### 2. Fundamentos

En esta sección se describen los fundamentos teóricos básicos relacionados con el monitoreo de condición de turbinas eólicas.

#### A. Introducción al monitoreo de condición

La definición formal de monitoreo de condición de acuerdo con la norma de Estándares Británicos BS 3811: 1984, establece que el monitoreo de condición es: "La medición e interpretación continua o periódica de un artículo para determinar la necesidad de mantenimiento". El monitoreo de condición se utiliza normalmente dentro de una estrategia de mantenimiento basado en condiciones, definido por la BS como: 'El mantenimiento preventivo inicializado como resultado del conocimiento de la condición de un elemento a partir de monitoreo rutinario o continuo' [4].

El monitoreo de condición abarca disciplinas como: economía, instrumentación, ingeniería, disciplinas científicas, tecnología de información y gestión, detección de anomalías y predicción fallas, diagnósticos y pronósticos, entre otras.

Utilizar las técnicas apropiadas para el monitoreo de condición puede dar a la industria mejoras significativas en la eficiencia y mejorar directamente la rentabilidad [5]. En la actualidad la competitividad de la industria se ha convertido en un factor crítico para todas las empresas. Por lo tanto, es importante lograr un mantenimiento rentable en las plantas. En este contexto, el monitoreo es vital.

Normalmente, los sistemas de monitoreo de condiciones disponibles (CMS, por sus siglas en inglés) requieren conocimientos de alto nivel sobre el sistema que se va a monitorear. Sin embargo, este conocimiento es difícil de adquirir y muchas veces no existe. Los modelos físicos del sistema para monitorear su condición y predecir los fallos rara vez pueden ser construidos con alta precisión debido a su compleja interacción entre varios subsistemas dinámicos [3].

### B. Turbinas eólicas

Una turbina eólica es un dispositivo diseñado con el objetivo de convertir la energía del movimiento del viento (cinética) en energía mecánica. Posteriormente esta energía se convierte en electricidad. La cantidad de electricidad que produce una turbina depende de su tamaño y la velocidad del viento. En su mayoría las turbinas eólicas son de tres cuchillas. La electricidad puede almacenarse en baterías o se puede utilizar directamente.

Impulsadas por el viento, las palas y el rotor pueden transmitir energía a través del eje principal por los cojinetes y caja de engranajes con ello se logra una manera óptima de generar electricidad. Los aerogeneradores tienen una vida media superior a 25 años. La rápida evolución de la tecnología del viento ha propiciado el aumento de la durabilidad de los aerogeneradores.

Las turbinas eólicas se pueden dividir en dos tipos básicos determinados por el eje en que giran. Las turbinas de eje horizontal son las más comunes (tipo molino de viento), mientras que las turbinas de eje vertical se utilizan con menos frecuencia. Las turbinas comparten el diseño y sus partes básicas: palas, rotor, eje central, multiplicadora, generador, torre, góndola, freno. Estos componentes trabajan en conjunto para poder generar energía eléctrica a partir de la energía cinética del viento. La Fig. 1 muestra un diagrama de las partes básicas de una turbina eólica. Algunos componentes de las turbinas eólicas se describen a continuación:

- Sistema del rotor: Está conectado al eje principal. Las palas del rotor se diseñan para que giren con el viento, moviendo el generador de la turbina. Las turbinas del viento modernas de gran escala típicamente se equipan de rotores de tres palas.

- Caja de engranajes: Los engranajes se utilizan para aumentar la frecuencia para la producción eléctrica.
- Generador: Este es quien genera la electricidad cuando hay suficiente viento como para rotar las paletas. La electricidad se transfiere a la siguiente etapa usando el cableado (para almacenarla, enviarla a la red o para su uso directo).
- Góndola: Soporta toda la maquinaria de la turbina y debe ser capaz de rotar para seguir la dirección del viento, por lo que se une a la torre mediante rodamientos. El diseño de la góndola depende de cómo el fabricante decidió ubicar los componentes del tren de fuerza (eje del rotor con los cojinetes, caja multiplicadora, generador, acoplamiento y freno).
- Mástil meteorológico: Se encarga de medir la velocidad y dirección del viento con alta precisión y transfiere la información al controlador.
- Torre: La torre eleva el montaje de las turbinas sobre las corrientes de aire turbulentas cerca de la tierra y permite capturar un viento de mayor velocidad. El diseño de torre es particularmente crítico, pues deben ser tan altas como sea económicamente posible.

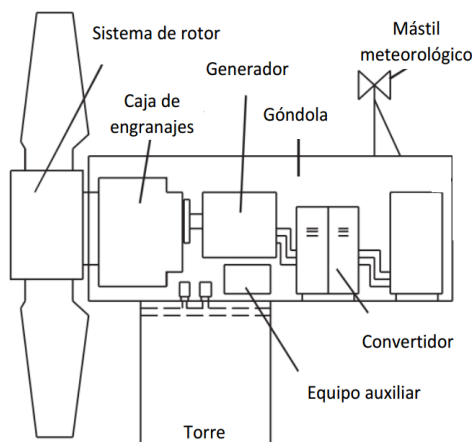


Fig. 1. Diagrama básico de una turbina eólica

### **3. Metodologías de monitoreo de condición de turbinas eólicas**

La generación de energía eólica cada vez es mayor, por lo tanto, las turbinas eólicas se han vuelto indispensables para conseguir dicha energía. A medida que este sector crece, las industrias se preocupan más por los costos. Reducir los costos de mantenimiento e inspección de las turbinas es cada vez más importante debido a que el tamaño y número de aerogeneradores aumenta. Es común que algunos componentes en las turbinas eólicas fallen antes de lo esperado, esto genera que el tiempo de inactividad sea costoso, por ello se emplean sistemas de monitoreo de condición con el fin de mejorar la disponibilidad de las turbinas.

En la literatura se han reportado diversas técnicas y métodos de monitoreo de condición de turbinas eólicas, en esta revisión se clasificarán en:

- Métodos clásicos y procesamiento de señales
- Metodologías basadas en inteligencia artificial

A continuación, se presenta una revisión sobre las metodologías de monitoreo de condición de turbinas eólicas.

#### **A. Métodos clásicos y procesamiento de señales**

Los CMS disponibles se centran principalmente en el análisis de vibraciones. El análisis de vibraciones es con mucho el método más frecuente para el monitoreo de la condición de la maquinaria [3]. Sin embargo, los sensores de vibración no están instalados en todas las turbinas y/o componentes debido a sus altos costos. Esto conduce a un gran número de maquinaria que no se monitorea en absoluto o sensores de vibración que se instalan solamente en los componentes principales.

A diferencia de los datos de vibración, hay una gran cantidad de datos operativos obtenidos de sistemas de Supervisión de Control y Adquisición de Datos [6] (SCADA, por sus siglas en inglés) disponibles, que pueden usarse para dar una indicación de la condición de la maquinaria. Estos datos son el recurso más barato para el desarrollo de un sistema de monitoreo de condición para diversas plantas o maquinarias.

Los sistemas de monitoreo de condición comprenden combinaciones de señales y procesamiento de señales que indican la condición de los componentes y se utilizan técnicas como análisis de vibración, acústica, pruebas ultrasónicas, análisis de aceite, medición de deformaciones, rayos 'x' o termografía, métodos estadísticos o algoritmos para procesar señales. En las turbinas eólicas, el monitoreo de condición se

utiliza para monitorear el estado de los componentes principales como las cuchillas, caja de engranajes, en generador, la torre, entre otros componentes.

Dicho monitoreo puede ser en línea proporcionando retroalimentación instantánea o fuera de línea. Con una buena adquisición de datos y procesamiento adecuado se pueden detectar fallos mientras los componentes están operando, así se pueden programar acciones apropiadas, esto da como consecuencia mayor fiabilidad, seguridad y disponibilidad de las turbinas, reduciendo así los tiempos de inactividad y con ello los costos que implica el mantenimiento.

Estas técnicas se utilizan para estudiar las propiedades y relaciones entre datos que fueron recolectados, organizados y analizados para hacer inferencias y saber si el equipo está dañado o presenta alguna falla. Una de las técnicas más comunes en lo que se refiere al monitoreo de condición de las turbinas eólicas es el análisis de vibración aplicado principalmente a equipos rotatorios [7]. Este análisis es apropiado para monitorear la caja de engranaje, los cojinetes entre otros elementos. Otra técnica es la emisión acústica que se utiliza para analizar cuando se altera la estructura de un metal si se produce una liberación rápida de energía generando ondas elásticas [2]. Esta técnica se utiliza para detectar fallas antes que con otras técnicas como el análisis de vibraciones. En [8] se presenta una revisión de diferentes métodos de vibración y acústica.

Las pruebas ultrasónicas son una tecnología de inspección ampliamente aplicada para la evaluación estructural de torres y palas de la turbina eólica. Estas pruebas no destructivas se emplean para detección y evaluación de defectos estructurales superficiales y subsuperficiales [9]. El análisis del aceite es otra técnica utilizada para garantizar la calidad del aceite y el estado de las partes móviles y se realiza en su mayoría mediante tomas de muestras [10], se vigila su temperatura, contaminación y humedad que puede afectar a los componentes.

Otra técnica que se aplica en turbinas eólicas es la medición de deformaciones, donde se utilizan extensómetros para pronosticar la vida útil y proteger contra altos niveles de tensión, especialmente en las cuchillas. Es importante considerar el mantenimiento basado en parámetros de proceso y detección de señales que supera los límites de control predefinido como otra técnica [2]. Así mismo, la relación entre parámetros en las señales se utiliza para evaluar la condición de la turbina y la detección temprana de fallos. También se puede analizar el voltaje y la corriente en el generador para detectar posibles fallas en el funcionamiento de la turbina eólica.



Los rayos X son rara vez utilizados en el campo del monitoreo de condición de turbinas, sin embargo; proporcionan información útil sobre la condición estructural del componente que se está inspeccionando [2]. Con los rayos X se pueden localizar defectos internos y una de las ventajas principales es la precisión. Por otra parte, la termografía se utiliza para monitorear los componentes eléctricos con el fin de identificar fallas o evaluar la estructura de las palas. Esta técnica se aplica fuera de línea debido a que implica la interpretación visual de un experto sobre los puntos calientes que surgen debido a un mal contacto o falla del sistema.

Sin importar la técnica utilizada, el monitoreo de condición se basa en: el número y tipo de sensores y los métodos asociados de procesamiento y simplificación de señales utilizados para extraer información importante. Para ello es necesario la adquisición de datos para poder procesar las señales mediante algún método. Estos datos serán la medición de las variables requeridas (corriente, voltaje, temperatura, velocidad, entre otras) las cuales se convertirán en señales electrónicas [3]. Se necesita una buena elección de qué tipo de señales se requieren para seleccionar los sensores adecuados y acondicionarlos para reducir la interferencia en los datos.

Para procesar las señales pueden emplearse técnicas de optimización, considerando la clasificación y manipulación de las mismas en caso de ser necesario. Para el análisis de señales pueden aplicarse métodos estadísticos en datos de diversos sensores de las turbinas. Se utilizan medidas estadísticas comunes como la media cuadrática o la amplitud de pico, que se utilizan para el diagnóstico de fallas [11]. También se utiliza el valor máximo, el mínimo, la media, desviación estándar, integral definida, entre otros parámetros que pueden ser útiles para el diagnóstico.

Un ejemplo es la metodología basada en el análisis de cointegración que puede aplicarse sobre datos obtenidos de SCADA para monitoreo de condición y diagnóstico de fallas en turbinas eólicas y se utiliza para monitorear las condiciones operativas y la detección de fallas automáticas y/o condiciones anormales [12]. Otro método es el análisis de tendencias en turbinas eólicas se utiliza con el fin de detectar tendencias en los datos recolectados de diversos sensores, para ello se requieren ciertos algoritmos [13], el uso más común es en los patrones de salida de potencia de los generadores de las turbinas eólicas. Está técnica es específicamente para la predicción. Se debe considerar que la información redundante que no es útil es muy común, por lo cual debe eliminarse, para ello se utilizan métodos de filtrado.

Entre otros métodos se encuentran el análisis de dominio del tiempo, análisis de Cepstrum, tiempo síncrono promedio,

transformada rápida de Fourier, demodulación de amplitud, análisis de orden, transformada Wavelet o los modelos ocultos de Markov. Este tipo de método es útil para procesar las señales y hacerlas más digeribles para un análisis que pueda indicar defectos en las turbinas eólicas, detectar fallas o realizar un diagnóstico del estado de los componentes.

Los métodos para procesamiento de señales se aplican en los datos de las cajas de engranajes, cojinetes, rotor, generador, la potencia de la turbina eólica, entre otros, en lugar de obtener un diagnóstico de todo el sistema de la turbina se obtienen diagnósticos de los subsistemas de la misma. Las técnicas mencionadas son factibles y adecuadas para las turbinas eólicas.

#### *B. Metodologías basadas en inteligencia artificial*

Las técnicas de Inteligencia Artificial se han aplicado en el campo de las energías limpias en los últimos años con el objetivo de optimizar costos de producción y tener una mejor eficiencia energética. Algunas de estas técnicas son: la lógica difusa, redes neuronales y el razonamiento probabilístico (algoritmos genéticos, redes bayesianas, sistemas caóticos).

La lógica difusa, neuro-difusa y el razonamiento probabilístico se ocupa principalmente de la imprecisión y razonamiento aproximado, las redes neuronales del aprendizaje y el razonamiento probabilístico de la incertidumbre. Para considerar a estas técnicas eficientes se debe hacer una correcta elección de los datos y la técnica a utilizar para poder inferir las fallas o anomalías en las turbinas de la mejor manera.

Estas técnicas se emplean esencialmente para reproducir el razonamiento humano lo más exacto posible, basándose en el razonamiento del comportamiento y registrándolo en términos de reglas. Los sistemas SCADA de las turbinas eólicas proporcionan información necesaria para aplicar dichas técnicas logrando así planes de mantenimiento predictivo que toman en cuenta el medio ambiente y su efecto sobre la condición de los componentes.

La detección y diagnóstico de fallas es una adaptación del monitoreo de condición que involucra algoritmos inteligentes para detección de fallas incipientes [14]. Las redes neuronales tienen como ventaja sus altas velocidades de procesamiento de datos debido a su paralelismo, la capacidad de aprendizaje para producir respuestas instantáneas y correctas a partir de datos con ruido o incompletos.

Por otra parte, los sistemas difusos son útiles para sistemas de alta complejidad cuyo comportamiento no es fácil de comprender, también pueden aplicarse donde lo que se desea es una solución aproximada pero rápida [15]. Otra ventaja de

los sistemas difusos es que pueden utilizar el conocimiento experto existente para mejorar la aproximación ajustando, eliminando o agregando funciones de membresía y reglas difusas de ser necesario.

Un ejemplo se muestra en la Fig. 2 donde se ilustra una regla difusa de tipo Si-Entonces con dos funciones de membresía de entrada representando las variables: temperatura de centrifugado y de la góndola y una función de membresía de salida que indica la condición de la turbina dependiendo de la combinación de las dos variables de entrada.

La regla para este caso es: **SI** (Temperatura del Centrifugado==Alta) & (Temperatura de la Góndola==Normal) **ENTONCES** (Condición== Mala).

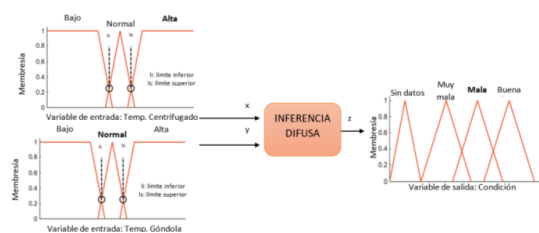


Fig. 2. Ejemplo de funciones de membresía y reglas difusas

Una técnica utilizada en años recientes para el monitoreo de condición de las turbinas eólicas es un sistema adaptativo de inferencia neuro-difusa por sus siglas en inglés ANFIS cuya estructura se ilustra en la Fig. 3 donde se muestra que está conformado por 5 capas que conforman a la red. Debido a que en este tipo de técnica se combinan las ventajas de las redes neuronales y los sistemas de inferencia difusa, que funcionan para problemas del mundo real y tienen la capacidad de acomodar los datos y el conocimiento experto en un problema es una buena opción para el monitoreo de condición de turbinas eólicas cuando no se tiene el conocimiento de un experto en la materia.

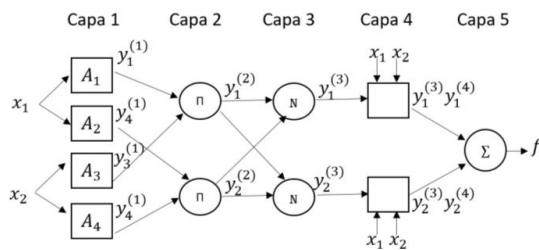


Fig. 3. Estructura de ANFIS para un modelo con dos variables y dos reglas.

Una de las ventajas de esta técnica es que puede definir un conjunto de reglas cuyos parámetros se obtengan de un entrenamiento previo. Es fundamental hacer una buena selección de datos para que los resultados indiquen de la mejor manera si se presentan anomalías en el comportamiento y poder inferir alguna falla.

Otras ventajas de esta técnica es la capacidad de procesamiento y de aprendizaje gracias a las redes neuronales. Sigue siendo un reto capturar el conocimiento de un experto, sin embargo, con esta técnica y el proceso de entrenamiento se puede obtener un buen resultado.

Para obtener mejores resultados se requiere de una amplia variedad de datos SCADA para configurar el ANFIS. Por otra parte, de no existir conocimiento experto solo se resaltan anomalías en los datos y se obtienen declaraciones generales sobre la condición de la turbina y el diagnóstico.

Por otra parte, también se puede aplicar la técnica de redes bayesianas en conjunto con datos SCADA para el diagnóstico inteligente de turbinas eólicas con el fin de detectar anomalías en el comportamiento de las turbinas eólicas y poder identificar fallas en los procesos. Esta técnica es capaz de detectar el comportamiento anormal de los datos, cuando se presenta algún evento inesperado que pueda ocasionar alguna falla en los componentes se genera un patrón de fallas, el cual sirve para realizar un diagnóstico completo y en línea sobre la turbina eólica. Aun se trabaja en la detección de fallas incipientes [16].

Dichas técnicas se aplican sobre datos SCADA de aerogeneradores para diagnosticar la condición de los componentes. Por otra parte, los sistemas de diagnóstico basados en reglas (sistemas expertos) tienen la capacidad de detectar e identificar fallas incipientes de acuerdo a la relación de las reglas con la posible condición de los equipos [2].

#### 4. Discusión y conclusiones

El monitoreo de condición y los diversos métodos matemáticos para procesar señales y análisis de datos se basan en diferentes elementos de la turbina eólica. Las técnicas mencionadas son algunas de las disponibles.

El trabajo en lo que refiere a monitoreo de condición y diagnóstico de fallas en turbinas eólicas aún tiene áreas de oportunidad, combinar diferentes mediciones para un mejor diagnóstico como por ejemplo datos de vibraciones, muestras de aceite para análisis en conjunto con los datos SCADA para obtener resultados más precisos de la falla.

Además de aplicar técnicas o algoritmos más sencillos que puedan brindar buenos resultados como las técnicas de computo suave. Combinar datos de las señales con las técnicas

*XIV Congreso Internacional sobre Innovación y Desarrollo Tecnológico,  
21 al 23 de marzo de 2018, Cuernavaca Morelos, México.*

adecuadas sigue siendo un desafío debido a la cantidad de información que se maneja en los diversos componentes de las turbinas eólicas.

La revisión presentada en este artículo sobre algunas de las diferentes técnicas y métodos de monitoreo de condición para turbinas eólicas muestra que su aplicación depende del elemento que se requiere monitorear. Algunos de los retos con los que se enfrentan los diseñadores de sistemas de monitoreo de condición son principalmente en seleccionar el número y tipo de sensores, posteriormente la técnica o método para procesar los datos de los sensores seleccionados y teniendo estos dos es indispensable realizar una adecuada combinación entre los sensores y técnicas para proporcionar el mejor rendimiento tanto de las técnicas o métodos.

Para un estudio detallado del monitoreo de condición de turbinas eólicas es necesario identificar los eventos peligrosos y evaluar sus consecuencias y la frecuencia de ocurrencia. La selección de componentes que se analizarán y la evaluación de cómo el estado de los componentes afecta las variables de condición que serán medidas por el sistema de monitoreo de condición. Esta información tiene un impacto significativo en la precisión de las técnicas utilizadas.

Detectar fallas incipientes es una de las principales aportaciones en lo que se refiere al monitoreo de condición. Es aún un desafío cuando el conocimiento de expertos no se encuentra disponible, sin embargo, las técnicas de inteligencia artificial son de gran apoyo en este sentido debido al proceso de aprendizaje que algunas técnicas implementan.

## 5. Referencias

- [1] L. Suganthi, «Applications of fuzzy logic in renewable energy systems – A review,» *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 48, pp. 585-607, 2015.
- [2] P. García, «Condition monitoring of wind turbines: Techniques and methods,» *Renewable Energy*, vol. 46, pp. 169-178, 2012.
- [3] M. Schlechtingena, «Wind turbine condition monitoring based on SCADA data using normal behavior models. Part 1: System description,» *Applied Soft Computing*, vol. 13, pp. 259-270, 2013.
- [4] A. Daves, «What is Condition Monitoring?,» de *Management Guide to Condition Monitoring in Manufacture*, 1990, pp. 4-11.
- [5] N. Rao, *Handbook of Condition Monitoring*, Elsevier, 1996.
- [6] A. Penin, «Sistemas SCADA,» Marcombo, 2007, pp. 19-26.
- [7] Y. H. Z. Hameed, «Condition monitoring and fault detection of wind turbines and related algorithms: a review,» *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 13, pp. 1-39, 2009.
- [8] N. Tandon, «Vibration and acoustic monitoring techniques for the detection of defects in rolling element bearings - a review.,» *Shock and Vibration Digest*, vol. 24, n° 3, pp. 3-11, 1992.
- [9] D. VS, «Application of RCM for safety considerations in a steel plant,» *Reliability Engineering and System Safety*, vol. 3, n° 78, pp. 325-340, 2002.
- [10] Z. Hameed, «Condition monitoring and fault detection of wind turbines and related algorithms: a review.,» *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 113, pp. 1-39, 2009.
- [11] P. Caselitz, «Fault prediction techniques for offshore wind farm maintenance and repair strategies.,» *In: Proceedings of the EWEC*, 2003.
- [12] B. Phong, «Condition monitoring and fault detection in wind turbines based on cointegration analysis of SCADA data,» *Renewable Energy*, pp. 1-16, 2017.
- [13] F. P. García Marquez, «Failure analysis and diagnostics for railway trackside equipment.,» *Engineering Failure Analysis*, vol. 14, n° 8, pp. 1411-26, 2007.
- [14] F. P. García Marquez, «Railway point mechanisms: Condition monitoring and fault detection,» *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part F: Journal of Rail and Rapid Transit*, vol. 224, n° 1, pp. 35-44, 2009.
- [15] T. J. Ross, *Fuzzy Logic with Engineering Applications*, John Wiley & Sons, 2010.
- [16] U. García y P. Ibarguengoytia, «Modelo de comportamiento de una turbina eólica,» pp. 1-11, 2016.

## 6. Biografías

**Olivia Montserrat Reyes.** Ingeniero en computación, egresado de la Universidad Autónoma de Tlaxcala. Actualmente es estudiante de la Maestría en Sistemas Computacionales en el Instituto Tecnológico de Apizaco.

**Pablo Héctor Ibarguengoytia.** Dr. en Ciencias de la Computación por la Universidad de Salford, Gran Bretaña con especialidad en inteligencia artificial, una Maestría en Ciencias por la Universidad de Minnesota E.U.A. con especialidad en Sistemas Digitales. Investigador de la Gerencia de Control, Electrónica y Comunicaciones del Instituto Nacional de Electricidad y Energías Limpias.

**Perfecto Malaquías Quintero.** Dr. en Ciencias de la Computación por l'université Montpellier y el Laboratorio de Investigación en Ciencias de la Computación, Robótica y Microelectrónica de Montpellier del Centro Nacional para la Investigación Científica (CNRS) de Francia, una Maestría en Ciencias Computacionales por el Instituto Tecnológico de Toluca, en el Estado de México. Departamento de Sistemas y Computación del Instituto Tecnológico de Apizaco y de la Facultad de Ingeniería de la Universidad Autónoma de Tlaxcala.

# Modeling a Fuzzy Inference System for a Wind Turbine Condition Monitoring

O. Montserrat Reyes<sup>1</sup>, P. Malaquías Quintero<sup>2</sup>, Pablo H. Ibarguengoytia<sup>3</sup>

<sup>1,2</sup>Technological Institute of Apizaco, Apizaco, Tlaxcala, México

<sup>3</sup>National Institute of Electricity and Clean Energies, Cuernavaca, Morelos, México

**Abstract:** Condition monitoring systems have been used to determine the need for equipment maintenance and successful results have been achieved, however, these systems in combination with fuzzy logic have not been sufficiently explored, and one area of application is wind turbines. In this paper, the state of the art of wind turbine condition monitoring is briefly reviewed and it is proposed to use fuzzy logic for the diagnosis of wind turbine condition, in order to detect the abnormal behavior of the signals through a system of fuzzy inference that can be used as a fundamental element in the diagnosis of turbine condition. The system is based on data from a Komai wind turbine whose specifications were used to model the system. The results of the tests indicate that this system can be used to represent human knowledge and the diagnosis is reliable.

**Keywords:** Fuzzy logic, condition monitoring, wind turbine

## 1. Introduction

Fuzzy inference systems (FIS) have demonstrated the ability to solve complex and ambiguous problems, applying this technique in wind turbine condition monitoring is important because the number and size of turbines increases. At the moment the consumption of energy has had a strong increase due to the globalization, the demographic growth, the human establishment, among other factors; consequently, clean energies play a fundamental role in satisfying the demand for energy as well as helping to conserve the planet [1].

According to the Mexican Association of Wind Energy in Mexico there are 42 wind farms in operation with 1935 wind turbines (WT) in operation (2016 data). In addition, the 2.5% is the percentage of the world's electricity supplied by wind power and it is expected that by 2020 this percentage will be between 8-12% and in Mexico 40% of the national renewable energy target depend of wind energy [2]. Achieving that this type of energy is competitive with other sources of energy is crucial, therefore, the availability, reliability and life of the turbines should improve [3].

Due to the increase in the production of wind energy it is important to monitor the condition of the WT to determine their need for maintenance in order to reduce inspection or maintenance costs due to the increase in the size and quantity of turbines. On the other hand, the remote location of the turbines currently used makes availability crucial if maintenance is required [4].

The article is organized as follows: section two includes a relevant background of the research area. The third section is about the importance of a WT condition monitoring. The four section shows the methodology for the development of the FIS. In the five section the experimental work is shown and finally section six is the conclusion about the work done.

## 2. Literature survey

Some of the turbine condition monitoring techniques used are vibration analysis that continues to be "the most popular technology employed in WT, especially for rotating equipment" [5]. the Acoustic monitoring is a technique that has some similarities with vibration monitoring but whereas "vibration sensors are mounted on the component involved" [6] so as to detect movement, acoustic sensors are attached with flexible glue with low attenuation and record sound directly.

The Ultrasonic testing (UT) techniques are used extensively by the wind energy industry for the structural evaluation of WT towers and blades. UT is generally employed for the detection and qualitative assessment of surface and subsurface structural defects [7]. The oil analysis it is used for the of guaranteeing oil quality or the condition of the various moving parts, "oil analysis is mostly executed off-line by taking samples" [5].

The radiographic inspection is used to obtain radiographic imaging of critical structural turbine components using X-rays is only rarely used although it does provide useful information regarding the structural condition of the component being inspected [8]. The thermography is often used for monitoring electronic and electric components and identifying failure [9]. The technique is only applied off-line, and often involves visual interpretation of hot spots that arise due to bad contact or a system fault.

Regardless of the technique, the capability of the condition monitoring relies upon two basic elements: the number and type of sensors, and the associated signal processing and simplification methods utilized to extract important information from the various signals [10].

Regarding signal processing methods are the statistical methods [11], the trend analysis [12], filtering methods [13],

Volume 7 Issue 7, July 2018

[www.ijsr.net](http://www.ijsr.net)

Licensed Under Creative Commons Attribution CC BY

time-domain analysis that are typically used for vibration analysis [14] and oil analysis [15], among others methods.

There are also Artificial Intelligence techniques that are applied in the field of clean energies in order to optimize production costs and have better energy efficiency [1]. Some of these techniques are fuzzy logic, neural networks and probabilistic reasoning (genetic algorithms, Bayesian networks, chaotic systems).

The fuzzy and neuro-fuzzy logic, and the probabilistic reasoning deals mainly with the imprecision and approximate reasoning, the neural networks of learning and the probabilistic reasoning of the uncertainty [16]. To consider these efficient techniques, a correct choice of data and the technique to be used must be made in order to infer faults or anomalies in the turbines in the best way [17].

Fault detection and diagnosis is an adaptation of condition monitoring that involves intelligent algorithms for detection of incipient faults [18]. Neural networks have the advantage of high data processing speeds due to parallelism [4]. Bayesian networks are also used for the intelligent diagnosis of WT in order to detect anomalies in the behavior of the data [19].

On the other hand, fuzzy systems are useful for highly complex systems whose behavior is not easy to understand, they can also be applied where an approximate but fast solution is desired [20].

Monitoring equipment condition is important in order to detect unexpected failures mainly of large components, which can result in excessive downtime, however, failures in auxiliary equipment or small components can also cause costly downtime. Therefore, it is worthwhile to perform an adequate monitoring of the equipment to reduce unscheduled downtime and consequently the operation times [10].

Such monitoring can be online by providing instant feedback or offline. With a good data acquisition and adequate processing, failures can be detected while the components are operating, so appropriate actions can be programmed, this results in greater reliability, safety and availability of the turbines, thus reducing downtime and thus the costs involved in maintenance.

Condition monitoring and the diverse mathematical methods for processing signals and data analysis are based on different elements of the wind turbine. The techniques mentioned are some of those available.

### 3. Importance of wind turbine condition monitoring

Wind turbines are machines that convert the kinetic energy of wind into electricity. The amount of electricity produced by a wind turbine depends on its size and the wind speed. The electrical energy can be stored in batteries or used directly. Due to the advantages of using this type of energy as inexhaustible, sustainable and non-polluting with a low

impact on the environment. Wind turbines are a fundamental part of wind power generation, so the diagnosis of the equipment and the detection of faults help determine the need for maintenance of the equipment to prevent major problems.

Condition monitoring of wind turbines is very important nowadays because the size and location of the turbines has as a consequence that their availability is crucial. Unexpected failures in large or small components lead to costly downtimes that can be excessive. Therefore, monitoring the condition of the turbines is important in order to reduce the unscheduled downtime costs and consequently the operating costs [11].

The high temperatures in the components of the turbine, for example, can cause overheating of the same and therefore generate some failure. These problems have a negative impact on the life of the turbine and to make a diagnosis expert in the area are needed. However, making diagnoses through human operators is slow and may have errors.

Therefore, the development of a fuzzy inference system that captures human knowledge and is able to adequately diagnose and in the shortest time possible the condition in which the turbine is located can help identify the need for maintenance and improve its reliability. The condition of the turbines in this research work is based on SCADA data.

#### 3.1 Komai wind turbine

For this research work we used data from the SCADA system of a turbine brand *Komai*, model: KWT300. Some features of the turbine are:

- It has a horizontal axis power generation system. It is equipped with a gearbox with active pitch regulation of three variable speed blades.
- The generator is a three-phase induction motor of 400V. It is connected to the network through an IGBT (Insulated Gate Bipolar Transistor) converter with an AC-DC-AC link system.

The Komai wind turbine located in the Regional Wind Technology Center (CERTE) of the National Institute of Electricity and Clean Energies (INEEL), located in Juchitán, Oaxaca, México; is the wind turbine from which data were obtained for the development of this research and is shown in Figure 1. The basic specifications [21] are described in Table 1, where data are indicated as the power that the turbine is capable of generating, the type of turbine, the height, position and diameter of the rotor, the wind speed and the rotor, the temperature ranges and the life of the turbine.



Figure 1: Wind turbine Komai, CERTE

Table 1: Specifications of the Komai wind turbine

Rated power	300 kW
Type	Horizontal Axis
Hub height	43.5 m
Rotor position	Up-wind
Rotor diameter	33 m
Rated wind speed	11.5 m/s
Nominal rotor speed	40.5 rpm
Cut-in wind speed	3.0 m/s
Cut-out wind speed	25 m/s (10 min average) 28 m/s (3 seg average)
Survival wind speed	70 m/s
Temperature range in operation	-15 °C to 45 °C
Temperature range out of operation	-20 °C to 55 °C
Design life time	20 years

The ambient conditions [21] for the turbine to function correctly are described in Table 2 where temperature and humidity are indicated.

Table 2: Ambient conditions

Ambient temperature	Operating temperature:	-15 °C a 45 °C
	Idling temperature:	-20 °C a 55 °C
	Average temperature:	15 °C
Humidity	Average humidity:	65% a 75%

The turbine Komai KWT300 generates power with the wind speed between 3 m / s and 25 m / s. The table 3 shows the ideal performance values of the turbine [21] and Figure 2 shows the behavior.

Table 3: Output performance

Wind speed (m/s)	Rotor rotation (rpm)	Generated power (kW)
3	12.0	0.5
4	17.4	5.4
5	21.7	24.2
6	26.0	43.2
7	30.4	72.0
8	34.7	112.3
9	39.1	165.5
10	40.5	228.2
11	40.5	297.7
12-25	40.5	300.0

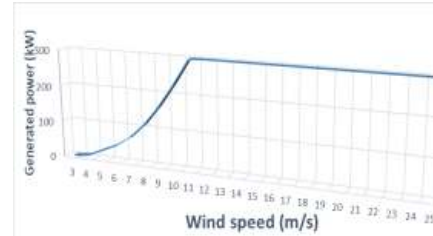


Figure 2: Power curve of the wind turbine Komai

#### 4. Modeling of a fuzzy system for monitoring the condition of a wind turbine

For the modeling of fuzzy inference system, the following methodology was used:

- Obtain the historical data base of the SCADA system on which it will be worked.
  - Select the relevant input signals.
  - Determine the number of linguistic terms for each input and output variable.
  - Design a collection of fuzzy rules type If - Then
- Represent the behavior model of the wind turbine
- Evaluate the model
- Interpretation of results

The Figure 3 shows a block diagram of the proposed methodology.

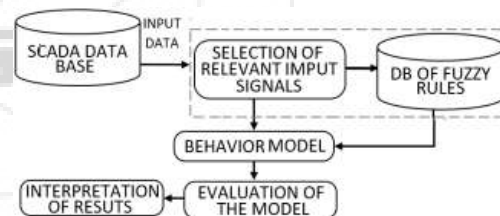


Figure 3: Block diagram of the proposed methodology

##### 4.1 Fuzzy modeling

Generally speaking, how it might construct a fuzzy inference system for a specific application. The standard method for constructing a fuzzy inference system, a process usually called fuzzy modeling, has the following features: The rule structure of a fuzzy inference system makes it easy to incorporate human knowledge about the target system directly into modeling process (domain knowledge).

When the input-output data of a target system is available, conventional identification techniques can be used for fuzzy modeling (numerical data also plays an important role in fuzzy modeling) [16].

The fuzzy modeling can be pursued in two stages. The first stage is the identification of the surface structure, which includes the following tasks:

- 1) Select relevant input and output variables
- 2) Choose a specific type of fuzzy inference system
- 3) Determine the number of linguistic terms associated with each input and output
- 4) Design a collection of fuzzy if-then rules

After the first stage, is obtained a rule base that can more or less describe the behavior of the target system by means of linguistic terms. The meaning of these linguistic terms is determined in the second stage, the identification of the deep structure, which determines the membership functions (MFs) of each linguistic terms. This stages includes the following tasks:

- 1) Choose an appropriate family of parametrized MFs
- 2) Interview human experts familiar with the target system
- 3) Refine the parameter of the MFs using optimization techniques

**4.2 Historical database of the SCADA system**

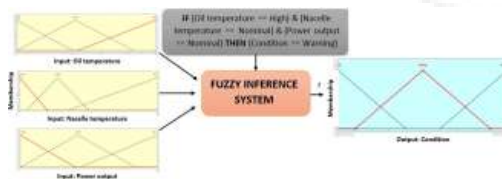
The database consists of 35 SCADA signals. With records dating from March 19, 2013 to December 8, 2015. Which were taken from the turbine *Komai*. Consists of 61290 records. Table 4 shows the relevant SCADA system data signals.

**Table 4:** Relevant SCADA data signals

Name of variable	Unit	Short description
PitchAngle	°	Inclination angle
GearOilTemperature	°C	Gear oil temperature
GeneratorSpeed	Rpm	Generator speed
ActivePower	Kw	Output power
WindSpeed	m/s	Wind speed
NacelleTemperature	°C	Temperature inside the nacelle

**4.3 Structure of the fuzzy inference system**

The structure of the proposed fuzzy inference system Sugeno type is illustrated in Figure 4, it has three input signals (oil temperature, gondola temperature and output power) and an output variable which in this case is the condition. The membership functions used are triangular and illustrate a fuzzy rule of type If-Then.



**Figure 4:** FIS with three inputs and one output

*Linguistic terms.* In this step, the linguistic terms for the input/ output variables of the fuzzy inference system are defined. For the development of the fuzzy inference system, three linguistic variables were used in the antecedent part, which are described in the Table 5, the linguistic variables 'OilTemp', 'NacelleTemp' and 'Power' are defined by the fuzzy sets 'Very Low' (VL), 'Low' (L), 'Nominal' (N), 'High' (H) and 'Very High' (VH). For the consequent part, the

parameters are described in Table 6, the linguistic variable 'Condition' are defined by the fuzzy sets.

**Table 5:** Definition of linguistic terms of the input variables

Input variables (SCADA Signals)	Linguistic Terms
Oil temperature of gearbox (GearOilTemp)	VL: Very low L: Low N: Nominal H: High VH: Very High
Nacelle temperature (NacelleTemp)	
Output power (ActivePower)	

**Table 6:** Definition of linguistic terms of the output variable

Output variable	Linguistic Terms
Condition	N: Nominal W: Warning AL: Alert

Once the linguistic terms have been defined, the membership functions with their respective parameters are defined. For this case, triangular functions are used. Table 7 shows the membership functions for the input variables with their respective parameters which were obtained from the specifications of the *Komai* turbine.

**Table 7:** Parameterization of the triangular MFs (inputs)

Oil temperature	Nacelle temperature	Output power
VL: [0, 0, 0.2]	VL: [0, 0, 0.05]	MB: [0, 0, 0.25]
L: [0, 0.25, 0.5]	L: [0, 0.5, 0.1]	B: [0, 0.25, 0.5]
N: [0.35, 0.5, 0.65]	N: [0, 0.1, 0.3]	N: [0.25, 0.6, 0.7]
H: [0.6, 0.8, 1]	H: [0.25, .065, 1]	A: [0.5, 0.75, 1]
VH: [0.75, 1, 1]	VH: [0.3, 1, 1]	MA: [0.75, 1, 1]

In the consequent part of the fuzzy system, the linguistic variable corresponds to the 'Condition', which is defined by the fuzzy sets 'Normal Condition' (N), 'Warning Condition' (W), 'Condition Alert' (A) and are shown in the Table 8. The definition of the parameters is based on the level of impact according to the behavior of the input variables, with a rating from 0 to 1, where 0 is a normal condition coefficient and 1 is a bad condition.

**Table 8:** Parameterization of the triangular MFs (output)

Triangular
N: [0, 0, 0.4]
W: [0.1, 0.5, 0.9]
A: [0.6, 1, 1]

The Figure 5 shows the triangular type membership functions used for a fuzzy inference system with 3 input variables (gearbox oil temperature, nacelle temperature and output power) and one output (condition).

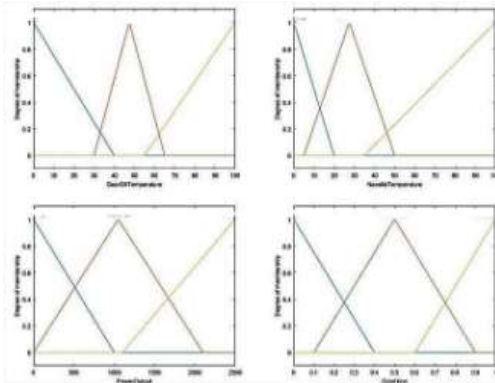


Figure 5: MFs of linguistic variables

**Fuzzy rules.** In this step, the linguistic terms for the input/output variables of the fuzzy inference system are defined. For the development of this system some of the fuzzy inference rules that were considered are shown in Table 9, these rules are of the Yes-Then form and they have the 3 input linguistic variables mentioned above (oil temperature, temperature of the gondola and power output). In the part of consequent, the condition of the wind turbine.

Table 9: Parameterization of the triangular MFs (inputs)

Rule #	Antecedent (If)			Consequent (Then)
	OilTemp	NacelleTemp	Power	Condition
1	High &	Low &	Low	Warning
2	High &	Low &	Nominal	Warning
3	High &	Low &	High	Warning
4	High &	Nominal &	Low	Alert
5	High &	Nominal &	Nominal	Alert
6	High &	Nominal &	High	Alert
7	High &	High &	Low	Alert
8	High &	High &	Nominal	Alert
9	High &	High &	High	Alert
10	Nominal &	Nominal &	Nominal	Normal
11	Low &	Low &	Low	Normal
12	Low &	Low &	Nominal	Normal
13	Low &	Low &	High	Warning
14	Nominal &	Nominal &	Low	Alert
15	Low &	Nominal &	Nominal	Normal
16	Low &	Nominal &	High	Normal
17	Low &	Nominal &	Low	Alert
18	Nominal &	High &	Nominal	Alert
19	Nominal &	Low &	High	Alert
20	Nominal &	Nominal &	Low	Normal

5. Experimental work

To observe the behavior of the model made in this section, it was implemented using 20 data in the fuzzy logic toolbox to perform a comparison of results between the fuzzy inference system Mamdani and Sugeno.

In order to verify the performance of the fuzzy system, the Mamdani model of the min-max form was performed, in the same way the Sugeno type model was implemented, both in the Matlab Fuzzy Logic ToolBox, 10 of the results obtained

are shown in the Table 10 using triangular functions.

Table 10: Parameterization of the triangular MFs (output)

OilTemp (°C)	NacelleTemp (°C)	Potencia (kW)	Mamdani	Sugeno
55.85	38.90	29.66	0.44	0.59
40.18	33.90	99.80	0.18	0.00
65.50	49.00	186.91	0.82	1.00
62.90	44.27	134.26	0.55	0.94
62.90	45.46	234.31	0.55	0.92
43.91	26.95	122.66	0.18	0.00
44.28	31.90	193.69	0.18	0.00
32.06	27.90	30.602	0.19	0.00
64.90	47.90	199.79	0.80	0.99
50.00	30.00	1000.00	0.13	0.00

The experiments throw a difference between the fuzzy system type Sugeno and Mamdani, however; both correctly indicate the condition in which the wind turbine is located according to the data.

6. Conclusion

In this research, with the aim of improving the wind turbine condition monitoring activities and due to the good performance of the fuzzy systems in the maintenance area, a fuzzy Mamdani system is proposed for the diagnosis of wind turbine conditions considering factors impact (temperatures, power, speeds), which in undesirable conditions, have a negative impact on the life of the turbine as it is the case of an increase in temperature caused by insufficient cooling that can be a consequence of a contaminated filter, this temperature increase generates more heat than the turbine is able to support under optimal conditions, which critically affects its useful life and therefore affects the wind turbine cycle.

To achieve this objective, a knowledge base was acquired through the SCADA system of the wind turbine, in addition to the available documentation, the standards of the international electrotechnical committee (IEC), and the knowledge of experts in the area. From this knowledge the fuzzy rules were extracted and a fuzzy system was developed with which the diagnosis of wind turbine condition is proposed.

The proposed system was implemented contemplating 20 data sets and using the Fuzzy Logic Toolbox of Matlab, obtaining similar results with two models of fuzzy inference system (Mamdani and Sugeno) and according to the experts consulted, both expected performance was obtained.

The application of the proposed fuzzy inference system has as a benefit the reduction of time in diagnoses made by human operators, reduction of the human error factor, improvement in the maintenance schedule of the turbines if necessary, which results in the reduction of maintenance costs and the increase in the reliability of operation of the wind turbine, which are a fundamental part in any industrial process.



As future research work, it is contemplated that the system of inference not only of the condition of the turbines to alert operators, but also be able to detect failures incipiently and also indicate the possible cause.

## References

- [1] L. Suganthi, Applications of fuzzy logic in renewable energy systems – A review, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 48, pp. 585-607, 2015.
- [2] Amdee.org. (2018). Asociación Mexicana de Energía Eólica. [online] Available at: <https://www.amdee.org/> [Accessed 20 Jun. 2018].
- [3] P. García, Condition monitoring of wind turbines: Techniques and methods, *Renewable Energy*, vol. 46, pp. 169-178, 2012.
- [4] Schlechtingen, Wind turbine condition monitoring based on SCADA data using normal behavior models. Part 1: System description, *Applied Soft Computing*, vol. 13, n° 1, pp. 259–270, 2013.
- [5] Hameed Z, Hong YS, Choa YM, Ahn SH, Song CK. Condition monitoring and fault detection of wind turbines and related algorithms: a review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol.13:1-39, 2009
- [6] Verbruggen TW. Wind turbine operation & maintenance based on condition monitoring, WT-O. Final report, ECN-Ce 03-047; April 2003.
- [7] Knezevic J. Reliability, maintainability and supportability engineering: a probabilistic approach. McGraw Hill; 1993
- [8] Raisutis R, Jasiunien e E, \_ Sliteris R, Vladisauskas A. The review of nondestructive testing techniques suitable for inspection of the wind turbines blades. *Ultrasonics (Ultrasound)*; vol. 63(1):26-30, 2008
- [9] Smith BM. Condition monitoring by thermography. *NDT International*; vol. 11(3):121-2, 1978
- [10] Márquez, F. P. Condition monitoring of wind turbines: Techniques and methods. *Renewable Energy*, vol. 46, 169-178, 2012
- [11] Caselitz P, Giebhardt J. Fault prediction techniques for offshore wind farm maintenance and repair strategies. In: *Proceedings of the EWEC 2003*; 2003.
- [12] Garcia Marquez FP, Pedregal DJ. Failure analysis and diagnostics for railway trackside equipment. *Engineering Failure Analysis*; vol. 14(8):1411-26, 2007
- [13] Tandon N, Nakra BC. Comparison of vibration and acoustic measurement techniques for the condition monitoring of rolling element bearings. *Tribology International*; vol. 25(3):205-12, 1992
- [14] Futter DN. Vibration monitoring of industrial gearboxes using time domain averaging. In: *IMEchE 2nd International conference on gearbox noise, vibration and diagnostics*. Mechanical Engineering Publications; 1995.
- [15] Leske S, Kitaljevich D. Managing gearbox failure, *Dewek. Dewi Magazine*; 2006. N. 29.
- [16] Jang, R. (1997). *Neuro-fuzzy and soft computing; a computational approach to learning and machine intelligence*. Prentice Hall.
- [17] M. Schlechtingena, Wind turbine condition monitoring based on SCADA data using normal behavior models. Part 1: System description, *Applied Soft Computing*, vol. 13, pp. 259-270, 2013.
- [18] F. P. García Marquez, Railway point mechanisms: Condition monitoring and fault detection, *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part F: Journal of Rail and Rapid Transit*, vol. 224, n° 1, pp. 35-44, 2009.
- [19] Uriel A. Garcia, Pablo H. Ibarguengoytia, Alberto Reyes, and Mónica Borunda, Modelo de Comportamiento de una turbina eólica, *Congreso Mexicano de Inteligencia Artificial COMIA 2016*, Tonantzintla, Puebla, Mayo 2016.
- [20] T. J. Ross, *Fuzzy Logic with Engineering Applications*, John Wiley & Sons, 2010.
- [21] N. Yodogawa-ku, Operating instructions for KWT300/KWT300, *Renewable Energy Business Dep*, 2009

## Author Profile



**O. Montserrat Reyes**, Computer Engineer, graduated from the Faculty of Engineering of the Autonomous University of Tlaxcala in 2014. Currently a student of the Masters in Computational Systems at the Technological Institute of Apizaco.



**P. Malaquías Quintero**, PhD. in Computer Science by l'université Montpellier and the Laboratory of Research in Computer Science, Robotics and Microelectronics of Montpellier of the Centre national de la recherche scientifique (CNRS) of France, a Masters in Computational Sciences by the Technological Institute of Toluca, in the State of Mexico. Department of Systems and Computing of the Technological Institute of Apizaco and of the Faculty of Engineering of the Autonomous University of Tlaxcala.



**Pablo H. Ibarguengoytia**, PhD. in Computer Science. Researcher of the Management of Control, Electronics and Communications of the National Institute of Electricity and Clean Energies.

## Anexo B

### Constancias



# Constancia

Artículo: **38-Técnicas de Monitoreo de Condición de Turbinas Eólicas: Una Revisión**

Autores: **Olivia Montserrat Reyes, Pablo Hector Ibargüengoytia and Perfecto Malaquías Quintero**

Área: **Ciencias de la Computación**

El Comité Técnico del **XIV Congreso Internacional sobre Innovación y Desarrollo Tecnológico CIINDET 2018**, que se llevó a cabo en la ciudad de Cuernavaca Morelos México, del 21 al 23 de marzo de 2018, hace constar que el artículo citado fue presentado de acuerdo con el programa técnico del congreso e incluido en las memorias del mismo.

La presente se expide para los fines que a los autores convengan.

Cuernavaca Morelos México, a 23 de marzo de 2018.

A handwritten signature in black ink, appearing to read "Rafael Castellanos Bustamante".

Atentamente

Dr. Rafael Castellanos Bustamante  
Presidente del Comité Técnico CIINDET 2018





## Anexo C

### Cartas



INSTITUTO NACIONAL  
DE ELECTRICIDAD Y  
ENERGÍAS LIMPIAS

"2017. Año del Centenario de la Promulgación  
de la Constitución Política de los Estados  
Unidos Mexicanos".

Dirección de Planeación, Gestión de la Estrategia y Comercialización

Cuernavaca, Mor., a 05 de diciembre de 2017  
GDCH/291-2017

Mtro. Felipe Pascual Rosario Aguirre  
Director del Instituto Tecnológico de Apizaco  
P r e s e n t e

Hago constar que la C. OLIVIA MONTSERRAT REYES VELÁZQUEZ, con número de control M16370025, de la Maestría en Sistemas Computacionales, del Instituto Tecnológico de Apizaco, ha sido admitida en nuestro Instituto para realizar una estancia de Tesis Maestría, con las siguientes características:

- a) Fecha de inicio: 17 de julio del 2017.  
Fecha de término: 19 de enero del 2018.
- b) Su permanencia en este Instituto será de lunes a viernes.
- c) Durante su estancia, no existirá relación laboral, por lo que la interesada no percibirá ningún sueldo.
- d) Durante su estancia colaborará con el siguiente tema:  
"Monitoreo de condición de una turbina eólica: un enfoque de sistemas difusos".
- e) Su asesor será el DR. PABLO H. IBARGUENGOYTIA GONZÁLEZ, de la Gerencia de Control, Electrónica y Comunicaciones de la División de Tecnologías Habilitadoras.

La presente se extiende a solicitud de la interesada para cumplir con los trámites que ante usted debe efectuar.

Atentamente,

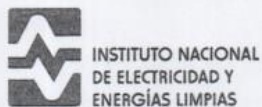
ING. GUADALUPE OJEDA PASTRANA  
Desarrollo de Capital Humano

c.c. Consecutivo  
Expediente

GOP\*bjgg



Reforma 113, colonia Palmira, C.P. 62490  
Cuernavaca, Morelos, México(777) 362 3811 y  
362 3842ineel.mx



Dirección de Planeación, Gestión de la Estrategia y Comercialización

Cuernavaca, Mor., a 19 de enero de 2018  
GDCH/016-2018

Mtro. Felipe Pascual Rosario Aguirre  
Director del Instituto Tecnológico de Apizaco  
Presente

Hago constar que la C. OLIVIA MONTSERRAT REYES VELÁZQUEZ, con número de control M16370025, de la Maestría en Sistemas Computacionales, del Instituto Tecnológico de Apizaco, cumplió en nuestro Instituto una estancia de Tesis Maestría, con las siguientes características:

- a) Fecha de inicio: 17 de julio del 2017.  
Fecha de término: 19 de enero del 2018.
- b) Su permanencia en este Instituto fue de lunes a viernes.
- c) Durante su estancia no existió relación laboral, por lo que la interesada no percibió ningún sueldo.
- d) Durante su estancia colaboró con el siguiente tema:  
"Monitoreo de condición de una turbina eólica: un enfoque de sistemas difusos".
- e) Su asesor fue el DR. PABLO H. IBARGUENGOYTIA GONZÁLEZ, de la Gerencia de Control, Electrónica y Comunicaciones de la División de Tecnologías Habilitadoras.

La presente se extiende a solicitud de la interesada para cumplir con los trámites que ante usted deba efectuar.

Atentamente,

ING. GUADALUPE OJEDA PASTRANA  
Desarrollo de Capital Humano

c.c. Consecutivo  
Expediente

GOP\*bjgg



Reforma 113, colonia Palmira, C.P. 62490  
Cuernavaca, Morelos, México(777) 362 3811 y  
362 3842ineel.mx



INSTITUTO NACIONAL  
DE ELECTRICIDAD Y  
ENERGÍAS LIMPIAS

121

Cuernavaca, Mor., a 19 de enero de 2018

**Asunto: Constancia de satisfacción**

Mtro. Felipe Pascual Rosario Aguirre  
Director del Instituto Tecnológico de Apizaco  
P r e s e n t e

Por medio del presente le envío un cordial saludo y aprovecho para hacerle constar que posterior a la aceptación de solicitud de estancias con el proyecto denominado : **"Monitoreo de condición de una turbina eólica: un enfoque de sistemas difusos"** realizado por la Ing. Olivia Montserrat Reyes Velázquez con número de control M16370025 y dirigido por el Dr. Perfecto Malaquías Quintero Flores, alumna y catedrático respectivos de la Maestría en Sistemas Computacionales, de la institución que usted destacadamente dirige, estando bajo mi supervisión durante las estancias el proyecto antes mencionado **cumple y satisface las expectativas planteadas al inicio.**

Motivo por el cual no tengo el inconveniente de otorgar la presente constancia de satisfacción. Agradeciendo su atención quedo de usted.

ATENTAMENTE

---

Dr. Pablo H. Ibarguengoytia González  
Investigador en la Gerencia de Control, Electrónica y Comunicaciones  
Tecnologías Habilitadoras

Reforma 113, colonia Palmira. C.P. 62490  
Cuernavaca, Morelos, México(777) 362 3811 y  
362 3842 ineel.mx