



Universidad  
de La Laguna

Tesis doctoral

---

# MODELADO Y SIMULACIÓN DE LOS ACTORES DE UNA MICRORRED

---

Kelin Victoria Zúñiga Meneses

2017

**Directora: Dra. Rosa María Aguilar China**  
**Codirector: Dr. Iván Castilla Rodríguez**

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 969990

Código de verificación: IgkN+Wcw

Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 969990

Código de verificación: IgkN+Wcw

Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

*A mi familia...*

iii

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 969990

Código de verificación: IgkN+Wcw

Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

# Agradecimientos

En primer lugar, quiero agradecer a la Dra. Dña. Rosa María Aguilar China, y al Dr. D. Iván Castilla Rodríguez, por compartir conmigo su conocimiento y guiarme durante el desarrollo de este trabajo. Gracias por su tiempo, dedicación y apoyo, los valoro mucho y espero que, en un futuro no muy lejano, podamos trabajar en un nuevo proyecto para continuar aprendiendo de su mano.

También quiero agradecer a mis compañeros del Departamento de Ingeniería Informática y de Sistemas, y a todos mis compañeros del laboratorio, quienes me hicieron pasar muy buenos ratos y con quienes compartí alegrías y preocupaciones durante todo este proceso.

Gracias al profesor Dr. Benjamín González Díaz, por su amabilidad y colaboración, por responder a nuestras preguntas y ofrecernos su ayuda.

Quiero agradecer también la colaboración y participación en este trabajo de algunos miembros del Instituto Tecnológico y de Energías Renovables (ITER). Gracias a Jesús Francisco Rodríguez Álamo, Jonatán Felipe García, Tania Hernán, Guillermo Galván García, y Laura Morera Hernández, por su implicación en los trabajos realizados para esta tesis.

Por último y no menos importante, quiero agradecer a mi familia, por su apoyo y comprensión, he pasado por momentos difíciles en los que sus palabras me han dado el aliento suficiente para continuar. Gracias especialmente a mi esposo Juan, quien ha sabido calmar mis angustias y me ha apoyado como ninguna otra persona durante todos estos años.

Espero no olvidar a nadie en esta corta nota, para concluir quiero agradecer a todas las personas que han estado presentes en la elaboración de este trabajo, tanto a nivel profesional como personal. Muchas gracias a todos.

iv

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 969990

Código de verificación: IqkN+Wcw

Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

# Contenido

<b>Introducción .....</b>	<b>1</b>
Objetivos.....	8
Objetivo general .....	8
Objetivos específicos .....	9
Estructura de la tesis .....	9
<b>Capítulo 1. Las Microrredes.....</b>	<b>10</b>
1.1. Definición de “Microrred” .....	10
1.1.1. Actores de una Microrred .....	12
1.1.2. ¿Cómo funciona una MR en modo autónomo? .....	14
1.2. Modelar una Microrred .....	16
1.2.1. Configuración elegida para la MR.....	18
1.2.2. Los actores y sus modelos .....	19
<b>Capítulo 2. Modelado y simulación de la curva de carga del sector residencial.....</b>	<b>20</b>
2.1. Curva de carga .....	20
2.2. Patrones de consumo .....	21
2.3. Gestión de la demanda.....	23
2.4. Estado de la técnica.....	24
2.5. Lógica difusa.....	31
2.6. Definición del perfil a modelar: tipos de aparatos eléctricos.....	34
2.6.1. Dimensiones que afectan la activación de los electrodomésticos en la vivienda .....	35
2.7. Diseño e implementación del sistema de lógica difusa .....	37
2.7.1. Proceso de diseño .....	37

v

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 969990

Código de verificación: IgkN+Wcw

Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

2.7.2.	Implementación del modelo en MATLAB.....	47
2.8.	Simulación y resultados .....	48
2.8.1.	Resultados para electrodoméstico: lavadora.....	48
2.8.2.	Resultados para electrodoméstico: cocina .....	49
2.8.3.	Resultados para la iluminación.....	50
2.8.4.	Medida del error .....	51
<b>Capítulo 3. Predicción de la generación de energía eólica .....</b>		<b>52</b>
3.1.	Introducción .....	52
3.2.	Estado de la técnica.....	54
3.3.	Redes Neuronales Artificiales.....	57
3.3.1.	Estructura de una neurona artificial.....	58
3.3.2.	Arquitecturas neuronales .....	59
3.3.3.	Entrenamiento de la red.....	59
3.3.4.	Aprendizaje de la red.....	60
3.4.	Definición y análisis de las variables asociadas a la generación .....	60
3.5.	Diseño e implementación de las redes neuronales.....	62
3.5.1.	Caso de estudio.....	62
3.5.2.	Primera propuesta .....	63
3.5.3.	Segunda propuesta .....	77
3.5.4.	Tercera propuesta .....	81
<b>Capítulo 4. Sistema para la Gestión de una Microrred .....</b>		<b>91</b>
4.1.	Estado de la técnica.....	91
4.2.	Diseño e implementación.....	94
4.3.	Herramienta para la gestión de una microrred.....	101
<b>Conclusiones y trabajos futuros .....</b>		<b>107</b>
<b>Conclusions and further work.....</b>		<b>111</b>
<b>Apéndice A. Extended abstract .....</b>		<b>114</b>

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 969990

Código de verificación: IgkN+Wcw

Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

Introduction .....	114
Research objectives .....	117
Overall objective.....	118
Specific objectives.....	118
MG selected configuration .....	118
Results and conclusions.....	119
Further work .....	127
<b>Apéndice B. Pesos y umbrales de las Redes Neuronales creadas.....</b>	<b>129</b>
Primera propuesta.....	129
Segunda propuesta.....	133
Tercera propuesta .....	138
<b>Bibliografía.....</b>	<b>140</b>

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 969990

Código de verificación: IgkN+Wcw

Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

## Lista de tablas

Tabla 1. Tabla resumen de los modelos *Top-down* y *Bottom-up* ..... 29

Tabla 2. Dimensiones a analizar en los diferentes usos finales del sector residencial. .. 35

Tabla 3. Influencia de las dimensiones en la activación de los electrodomésticos. .... 36

Tabla 4. Variables lingüísticas para la variable de entrada “Tramos del día”..... 41

Tabla 5. Reglas para el primer sistema de lógica difusa, a partir del cual se obtendrán los perfiles de activación de los electrodomésticos lavadora y cocina. E2 se refiere a Tramos del día (columnas). ..... 44

Tabla 6. Reglas para el segundo sistema de lógica difusa, a partir del cual se obtendrá el perfil de activación de la iluminación en la vivienda. E1 se refiere a la primera entrada: Horario diurno y nocturno (filas); E2 se refiere a la segunda entrada: Tramos del día (columnas). ..... 45

Tabla 7. Ejemplificación y descripción de las reglas. Se describen dos reglas, una de cada sistema de lógica difusa. .... 46

Tabla 8. Medidas de error..... 51

Tabla 9. Tipos de variables de entrada. .... 62

Tabla 10. Parámetros de la función “*feedforward*”. ..... 67

Tabla 11. Datos empleados para el entrenamiento, validación y prueba de la primera propuesta..... 69

Tabla 12. Resultados del entrenamiento de la MLP para la primera propuesta. .... 70

Tabla 13. Tabla comparativa. Cálculo de las métricas de error primera propuesta. .... 77

Tabla 14. Datos empleados para el entrenamiento, validación y prueba de la segunda propuesta..... 78

Tabla 15. Resultados del entrenamiento de la MLP para la segunda propuesta. .... 79

Tabla 16. Tabla comparativa. Cálculo de las métricas de error segunda propuesta. .... 81

Tabla 17. Parámetros de la función “*newgrnn*”..... 84

Tabla 18. Datos empleados para el entrenamiento, validación y prueba de la tercera propuesta..... 85

Tabla 19. Tabla comparativa. Cálculo de las métricas de error segunda propuesta. .... 86

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
 Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 969990

Código de verificación: IqkN+Wcw

Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55



Tabla 20. Tabla con los valores para las variables de entrada frente a los escenarios propuestos, variando los valores de velocidad y dirección del viento.....	87
Tabla 21. Tabla con los valores para las variables de entrada frente a los escenarios propuestos, variando los valores de humedad relativa y temperatura. ....	88
Tabla 22. Tabla comparativa. Tiempos de entrenamiento .....	90
Tabla 23. Datos de entrada para cada modelo y técnica empleada en cada caso. ....	95
Tabla 24. Cálculo de las métricas de error para predicción de la generación de una planta fotovoltaica, usando una red neuronal. ....	99
Tabla 25. Conjunto de entradas y salidas del sistema de gestión de la información....	102
Tabla 26. Valores para los pesos de la capa de entrada de la red neuronal para la primera propuesta.....	130
Tabla 27. Valores para los pesos de la primera capa oculta de la red neuronal para la primera propuesta. ....	131
Tabla 28. Valores para los pesos de la segunda capa oculta de la red neuronal para la primera propuesta. ....	131
Tabla 29. Valores para los umbrales de la red neuronal para la primera propuesta. ....	132
Tabla 30. Valores para los pesos de la capa de entrada de la red neuronal para la segunda propuesta. ....	133
Tabla 31. Valores para los pesos de la primera capa oculta de la red neuronal para la segunda propuesta. ....	134
Tabla 32. Valores para los pesos de la segunda capa oculta de la red neuronal para la segunda propuesta. ....	135
Tabla 33. Valores para los umbrales de la red neuronal para la segunda propuesta. ....	136
Tabla 34. Valores para los pesos y umbrales de la red neuronal.....	139

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 969990

Código de verificación: IgkN+Wcw

Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

## Lista de figuras

Figura 1. Representación de un sistema de suministro eléctrico [1]. .....	1
Figura 2. Ejemplo de una microrred funcionando en modo autónomo (switch abierto)..	6
Figura 3. Red eléctrica conformada por microrredes. ....	7
Figura 4. Diagrama de flujo del procedimiento seguido para cubrir la demanda con los tipos de energía disponibles.....	15
Figura 5. Lazo de control de una MR.....	17
Figura 6. Flujo de energía eléctrica entre los actores de una MR. ....	17
Figura 7. Curva demanda de energía del 06 de febrero de 2017, construida a partir de los datos suministrados en la página web de Red Eléctrica de España [15]. ....	20
Figura 8. Ejemplo de variables lingüísticas.....	32
Figura 9. Diagrama de bloques de un sistema de inferencia difusa. El cuadro rojo agrupa los componentes de un sistema de inferencia básico con salida difusa, adaptado de [37]. .....	34
Figura 10. Diagrama de flujo del diseño del sistema de lógica difusa. ....	38
Figura 11. Diagrama que presenta las entradas y salidas del sistema. Además, se muestra un diagrama de bloques que describe el funcionamiento de los sistemas de lógica difusa.....	39
Figura 12. Funciones de pertenencia para la entrada horario diurno y nocturno. ....	40
Figura 13. Funciones de pertenencia para la entrada tramos del día. ....	42
Figura 14. Funciones de pertenencia para la salida correspondiente al electrodoméstico lavadora. ....	42
Figura 15. Proceso de inferencia para Horario diurno y nocturno = 7 y Tramos del día =7. Las dos primeras columnas son los antecedentes y la última columna es el consecuente.....	44
Figura 16. Implementación usando Fuzzy Logic Toolbox de MATLAB®. Sistema de lógica difusa para los electrodomésticos lavadora y cocina. ....	47
Figura 17. Implementación usando Fuzzy Logic Toolbox de MATLAB®. Sistema de lógica difusa para considerar la iluminación de las viviendas.....	47

x

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 969990

Código de verificación: IgkN+Wcw

Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

Figura 18. Perfil de activación para el electrodoméstico lavadora. Curva naranja: resultado obtenido con el sistema de lógica difusa. Curva azul: datos de la encuesta de empleo del tiempo realizada por el Instituto Nacional de Estadísticas INE. .... 49

Figura 19. Perfil de activación para el electrodoméstico cocina. Curva naranja: resultado obtenido con el sistema de lógica difusa. Curva azul: datos de la encuesta de empleo del tiempo realizada por el Instituto Nacional de Estadísticas INE. .... 49

Figura 20. Perfil de activación de la iluminación. Curva naranja: resultado obtenido con el sistema de lógica difusa. Curva azul: resultados del proyecto INDEL (REE). .... 50

Figura 21. Porcentajes de generación de las diferentes fuentes del sistema eléctrico español. Datos tomados del avance del informe del sistema eléctrico español 2016 [46]. .... 52

Figura 22. Forma general de una neurona biológica, basado en [65]. .... 57

Figura 23. Modelo de una neurona artificial. Adaptado de [63]. .... 58

Figura 24. Estructura de una red neuronal multicapa con propagación hacia delante. Red con dos neuronas en la capa de entrada, dos capas ocultas con tres y dos neuronas en cada capa, y una capa de salida con una neurona. .... 59

Figura 25. Esquema de la primera propuesta. Red neuronal artificial con una capa de entrada, dos capas ocultas y una capa de salida, usando como entradas las variables meteorológicas. .... 65

Figura 26. Funciones de activación. Función de activación tangente hiperbólica en la parte izquierda de la figura. Función de activación lineal en la parte derecha de la figura. En la gráfica,  $n$  hace referencia a la entrada de la neurona y  $a$  se refiere a la salida de la neurona. .... 68

Figura 27. Primera propuesta. Diagrama de red neuronal tipo “*feedforward*” implementada en MATLAB. .... 69

Figura 28. Evolución del entrenamiento de la red neuronal. .... 73

Figura 29. Evolución del gradiente, valor de  $\mu$  y checks de validación durante el entrenamiento. .... 74

Figura 30. Histograma del error para entrenamiento, validación y prueba. .... 74

Figura 31. Regresiones que relacionan la predicción de la red neuronal con la generación real del parque eólico. .... 75

Figura 32. Esquema de la segunda propuesta. Red neuronal artificial que recibe como entrada el conjunto de variables meteorológicas y temporales. .... 78

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
 Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 969990

Código de verificación: IqkN+Wcw

Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

Figura 33. Segunda propuesta. Diagrama de red neuronal tipo “ <i>feedforward</i> ” implementada en MATLAB.....	79
Figura 34. Resultados del entrenamiento de la red neuronal de la segunda propuesta. a) Evolución del entrenamiento de la red neuronal. b) Evolución del gradiente, $\mu$ y checks de validación. c) histograma del error. d) Regresiones lineales que relacionan el valor deseado con el valor calculado. ....	80
Figura 35. Red neuronal tipo GRNN.....	83
Figura 36. Funciones de activación. Función de activación de base radial en la parte izquierda de la figura. Función de activación lineal en la parte derecha de la figura. En la gráfica, $n$ hace referencia a la entrada de la neurona y $a$ se refiere a la salida de la neurona. ....	85
Figura 37. Tercera propuesta. Diagrama de red neuronal tipo “ <i>feedforward</i> ” implementada en MATLAB.....	86
Figura 38. Análisis de sensibilidad del modelo frente a cambios en las variables de entrada velocidad y dirección del viento. ....	88
Figura 39. Análisis de sensibilidad del modelo frente a cambios en las variables de entrada humedad relativa y temperatura.....	89
Figura 40. Diagrama de bloques del sistema.....	94
Figura 41. Red neuronal artificial con una capa de entrada, una capa oculta y una capa de salida, para calcular la predicción de la generación de la planta fotovoltaica. ....	97
Figura 42. Diagrama de red neuronal tipo “ <i>feedforward</i> ” implementada en MATLAB para predicción de la generación de una planta fotovoltaica.....	98
Figura 43. Resultados del entrenamiento de la red neuronal para la predicción de la generación de una planta fotovoltaica. a) Evolución del entrenamiento de la red neuronal. b) Evolución del gradiente, $\mu$ y checks de validación. c) histograma del error. d) Regresiones lineales que relacionan el valor deseado con el valor calculado..	99
Figura 44. Fases de uso del SGM.....	102
Figura 45. Diagrama modular del SGM. ....	104
Figura 46. Interfaz gráfica del Sistema de Gestión de una Microrred.....	105
Figura 47. Pantallas del SGM. a) Superior izquierda: definición de características técnicas del sistema de almacenamiento. b) Superior derecha: sección para definir nuevos escenarios basados en estrategias para gestión de demanda. c) Inferior: visualización del reporte obtenido al terminar la simulación. ....	106

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 969990

Código de verificación: IqkN+Wcw

Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

Figure 48. Activation profile curves. a) Washing machine activation profile, b) Stove activation profile, c) Lighting activation profile. .... 122

Figura 49. Representación gráfica de los pesos y umbrales de la red neuronal entrenada para la primera propuesta. .... 129

Figura 50. Representación gráfica de los pesos y umbrales de la red neuronal entrenada para la predicción de la generación de energía solar. .... 139

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
 Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 969990

Código de verificación: IgkN+Wcw

Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

# Resumen

La energía eléctrica es un recurso que forma parte de nuestro día a día. Sin embargo, el sistema eléctrico debe cambiar para adaptarse a las nuevas necesidades de la sociedad, que implican una demanda creciente de energía y la necesidad de disminuir la emisión de gases de efecto invernadero, provocadas por el consumo de combustibles fósiles asociados a la generación de energía, entre otros factores. Uno de los elementos clave de los nuevos sistemas eléctricos son las Microrredes, consistentes en sistemas que gestionan una determinada demanda, que cuentan con generación distribuida y bancos de almacenamiento, y ubicados en un área geográfica limitada de pequeña extensión. La incorporación de las microrredes en nuestro sistema eléctrico depende de la capacidad que tengamos para predecir su comportamiento y asegurar su funcionamiento. Por este motivo, en este trabajo se desarrolla un marco para el modelado de una microrred, teniendo en cuenta los diferentes actores que la componen y prestando atención a los detalles que diferencian a cada actor, para construir un modelo adecuado en cada caso. Para el modelado de la demanda y la generación distribuida (principales componentes de la microrred), se han empleado técnicas de Inteligencia Artificial. Concretamente, para el modelo de la demanda del sector residencial se ha usado la Lógica Difusa, vinculando las características del comportamiento humano y evitando el uso de grandes grupos de datos obtenidos a partir de estudios y encuestas. Por otra parte, para la predicción de la generación de energía eólica, una de las fuentes renovables más extendidas a nivel mundial, se han empleado las Redes Neuronales Artificiales, obteniendo como resultado una reducción en el error cometido frente al uso de un ajuste polinomial. Por último, se ha implementado un Sistema de Gestión de una Microrred, que vincula los modelos construidos para cada actor y permite simular el comportamiento de la microrred, obteniendo como resultado un informe con los datos de cómo se comportará la microrred durante las próximas horas, permitiendo evaluar este comportamiento con el fin de gestionar los recursos para aumentar el tiempo de funcionamiento de la misma en modo autónomo (es decir, desconectada de la red principal).

xiv

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 969990

Código de verificación: IqkN+Wcw

Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

# Abstract

Electric power is a resource that is a part of our life. However, the electric power system must change and adapt itself to society's new needs, which include an increasing demand for electric power and a call for lower greenhouse gas emissions from the fossil fuels burned during power generation. One of the key elements of the new power systems is microgrids. These are systems that manage a specific energy demand, include distributed generation and storage systems, and are located in a specific geographical area of limited size. The incorporation of microgrids to our electrical power system depends on our ability to forecast their behavior and ensure their performance. For this reason, in this work we develop a framework to model a single microgrid that takes into account the main actors that encompass it and considers the differences between every actor to build an appropriate model for each case. Hence, we used Artificial Intelligence techniques to model the electricity demand and distributed generation (main components of a microgrid). More specifically, the demand model for the residential sector uses Fuzzy Logic by considering human behavior and avoiding the use of large datasets obtained through surveys. Additionally, the model for forecasting wind power (one of the most important renewable energy sources in the world) is based on Artificial Neural Networks, and yields better results than a polynomial approach. Finally, we implement a Microgrid Management System that brings together the models developed for each actor and allows users to simulate the behavior of the microgrid, obtaining as a result a report with information on the behavior of the microgrid for the next few hours. The correct use of this report allows users to evaluate this behavior and manage the microgrid's resources in order to prolong the length of time the microgrid can operate in autonomous mode (i.e. disconnected from a main utility grid).

XV

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 969990

Código de verificación: IgkN+Wcw

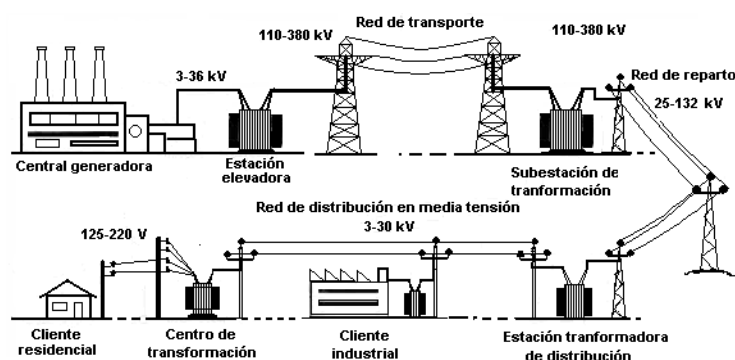
Firmado por:	Fecha:
KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

# Introducción

En la actualidad, la energía eléctrica es un elemento imprescindible para la sociedad, gracias a su uso se ponen en marcha industrias, comercio, servicios, y hogares; es el motor que mueve el mundo. Cada vez empleamos más dispositivos eléctricos para el desarrollo de nuestro trabajo y actividades cotidianas, haciendo que el consumo de energía aumente a pasos agigantados.

## *El sistema eléctrico actual*

Para que la energía eléctrica llegue a los destinos finales (hogares, fábricas, hospitales, etc.), una vez generada, se debe transportar y distribuir hasta el punto de consumo, como se ve en la Figura 1.



**Figura 1. Representación de un sistema de suministro eléctrico [1].**

El primer paso es la generación. Encontramos diferentes tipos de generación que dependen de la fuente de energía que se emplea para mover el motor; estas fuentes pueden ser renovables o no renovables. Entre las fuentes renovables encontramos las centrales hidráulicas (fuerza mecánica del agua), eólicas (viento), solares (sol), y de biomasa (quema de compuestos orgánicos). Por otra parte, tenemos las fuentes no renovables, en este grupo se encuentran las centrales térmicas (usan carbón, petróleo, gas natural, etc.), y las nucleares (fusión y fisión nuclear).

1

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 969990

Código de verificación: IqkN+Wcw

Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55



Hemos generado la energía, ahora debemos transportarla. El transporte o transmisión consiste en llevar la energía eléctrica desde la central hasta las subestaciones usando las líneas de transmisión. Esta transmisión puede ocasionar pérdidas de la energía transportada debido a factores como el efecto Joule, que hace referencia a las pérdidas por desprendimiento de calor producido por el movimiento de electrones (corriente eléctrica). Entre mayor sea la distancia entre la central y el punto de consumo, mayores serán las pérdidas por transporte.

Una vez que la energía eléctrica se encuentra en las subestaciones, queda el último paso: la distribución. En este paso se distribuye la energía hasta los hogares, industrias y/o servicios, que son los consumidores finales.

Con la energía ya en nuestros hogares, ¿qué pasa cuando encendemos una lámpara, conectamos el cargador del móvil, o encendemos la cafetera?, en el momento en el que accionamos el interruptor, o conectamos el dispositivo, se cierra un circuito eléctrico y se genera un movimiento de electrones (corriente eléctrica) en el interior del cable conductor. La energía eléctrica que nos llega desde la red, se puede transformar en energía luminosa, mecánica y térmica. Idealmente, deberíamos consumir esta energía en la misma medida en la que se genera, esto es, que la demanda sea igual a la generación, evitando de este modo el almacenamiento de los excedentes en la generación y eliminando la posibilidad de faltas en el suministro.

### ***Identificación de problemas en el sistema eléctrico***

El sistema eléctrico se ve afectado por problemas derivados de la demanda, generación, transporte y distribución.

- **Demanda**

Tal como se ha mencionado, el consumo de energía sigue creciendo por el aumento en el uso de aparatos eléctricos, necesiándose por lo tanto un incremento en la generación, lo cual implica, si hablamos de generación de tipo convencional, un aumento en el uso de combustibles fósiles, y por ende un aumento en la emisión de gases de efecto invernadero.

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 969990

Código de verificación: IgkN+Wcw

Firmado por:	Fecha:
KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

Está claro que no podemos dejar de consumir energía eléctrica, pero sí podemos cambiar nuestra forma de consumir, para hacer un uso más razonable de la energía. Se plantea como básico el uso racional de la energía, esto es, utilizar sólo la energía necesaria para la labor realizada, sin disminuir la confortabilidad del usuario.

Es habitual confundir el concepto de uso racional de energía con eficiencia energética, pero se trata de dos conceptos que están ligados a un objetivo común: modificar el comportamiento del usuario para beneficiar al sistema eléctrico. El uso racional de energía implica el uso consciente de la misma, evitando, por ejemplo, la activación de aparatos eléctricos en momentos en los que no son necesarios. Por su parte, el uso eficiente de la energía implica el mayor aprovechamiento de la energía que consumimos, optimizando nuestro consumo. Un ejemplo claro de eficiencia energética es el uso de dispositivos de bajo consumo, como las bombillas tipo LED, con la cuales obtenemos el mismo resultado (iluminación de una instancia), pero consumimos menos.

En términos macroeconómicos, se puede medir la eficiencia usando la Intensidad Energética (IE), que se calcula dividiendo el consumo energético entre el producto interno bruto de un país (PIB), obteniendo una relación entre la demanda eléctrica y la actividad económica. Un valor de IE bajo indica que se ha consumido poca energía y se ha generado un PIB alto, que es la situación deseada. El objetivo de todas las políticas nacionales es minimizar la intensidad energética, lo cual lleva a plantear diferentes estrategias de acción.

Dada la importancia de la actuación de los consumidores, la “Gestión de la Demanda” se ha convertido en uno de los principales focos de atención para las políticas energéticas de un país. La reducción del consumo de energía se considera la mejor respuesta sostenible a largo plazo [2].

Cuando hablamos de gestión de la demanda, nos referimos a las técnicas que se emplean para modificar el comportamiento de los consumidores. Cuesta mucho vincular a los usuarios en los planes para mejorar el sistema eléctrico, por su falta de compromiso y reacción ante los problemas energéticos, pero es uno de los actores con mayor peso y mayor poder de cambio. Por lo tanto, es indispensable darles las herramientas adecuadas para que gestionen su consumo, evitando la aparición de picos

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 969990

Código de verificación: IqkN+Wcw

Firmado por:	Fecha:
KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

y valles en la curva de demanda. Las estrategias de gestión de demanda incluyen: reducción del consumo, desplazamiento del consumo de horas pico a horas valle, llenado de valles en la curva de consumo, y reducción de consumo en horas punta.

El éxito de estas políticas de gestión radica en la colaboración entre las entidades gubernamentales, los consumidores, los operadores del sistema eléctrico, las compañías distribuidoras y los fabricantes de equipos eléctricos. Cada participante juega un papel primordial en la consecución de los objetivos energéticos.

- **Generación**

Nos hemos acostumbrado a tener un suministro constante de energía, y muchas veces olvidamos la importancia de preservar su existencia. No podemos ignorar que la mayor parte de la energía eléctrica que consumimos hoy proviene de fuentes fósiles. El uso de este tipo de fuentes ha hecho que el sector eléctrico sea el mayor responsable de la emisión de gases de efecto invernadero, lo que contribuye al cambio climático.

La emisión de estos gases es un tema que preocupa a nivel mundial, es más, ya se han firmado y puesto en marcha acuerdos para mantener un nivel controlado de emisión de gases de efecto invernadero. Se han fijado límites en la cuota de emisión y se han activado diferentes protocolos de acción al superar los límites establecidos, incluyendo la restricción en el uso de vehículos de transporte. Este tipo de soluciones resuelven el problema de forma puntual y temporal, no son soluciones perdurables. Entonces, es el momento de emplear otro tipo de estrategias, aquellas que actúen de forma permanente y contundente.

Frente a la generación de energía basada en el uso de fuentes fósiles, existe la alternativa que contempla el uso de fuentes renovables como la energía eólica o solar, por lo que queda claro que se debe propiciar el uso de este tipo de energía. En este sentido, la Unión Europea ha planteado la iniciativa “20-20-20” para el año 2020, en la que se contempla una reducción del 20% en el consumo de energía primaria, reducción del 20% de las emisiones de gases de efecto invernadero y elevación de la contribución de energías renovables en un 20% [2].

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 969990

Código de verificación: IqkN+Wcw

Firmado por:	Fecha:
KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

Los avances en el estudio y uso de las energías renovables son alentadores: cada vez hay más expertos dedicados a este tema y día a día aumenta su uso y consumo. Las energías obtenidas a partir de fuentes renovables son la alternativa perfecta para dejar de depender de fuentes fósiles y disminuir la emisión de gases de efecto invernadero. Si se aumenta el uso de este tipo de energía, también desaparecerá la dependencia de sistemas externos (internacionales) para el abastecimiento eléctrico.

Pero, ¿qué hace que a día de hoy éste no sea el único tipo de energía usado en todo el mundo? La respuesta es la falta de certeza en cuanto a su generación. Las energías renovables dependen de fuentes intermitentes y de difícil control, lo cual hace que sea más complejo asegurar el suministro constante y controlado de electricidad.

- **Transporte y distribución**

Como se ha mencionado, es necesario hablar de las pérdidas ocasionadas por el transporte de la energía. Dada la distribución actual de la red eléctrica, la central de generación y los lugares de consumo se encuentran ubicados en diferentes puntos geográficos y en muchas ocasiones están separados por grandes distancias, aumentando las pérdidas durante el transporte.

La “Generación Distribuida”, es una propuesta que elimina las pérdidas por transporte y da la posibilidad de establecer un nuevo sistema eléctrico, reemplazando el sistema centralizado actual. La generación distribuida se refiere a la existencia de pequeñas fuentes de generación ubicadas cerca de los consumidores. Esto hace que los consumidores también puedan participar en el sector eléctrico, pero esta vez como generadores, dando paso a un nuevo término “prosumidor”, que se refiere a un productor-consumidor.

En conclusión, vemos que el principal reto es conseguir una energía 1) segura, asegurando el suministro y evitando la dependencia de fuentes externas, 2) eficiente, aumentando la eficiencia en el uso de la energía sin disminuir la actividad económica, y 3) limpia, con el uso de fuentes renovables.

Ante este panorama resulta esencial un cambio de tendencia hacia un sistema energético sostenible basado en la eficiencia y las energías renovables. Y ello sólo se conseguirá

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 969990

Código de verificación: IqkN+Wcw

Firmado por:	Fecha:
KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

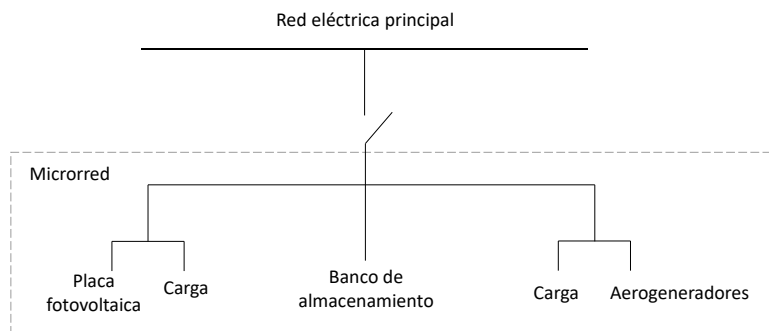
con la sustitución de un sistema energético complejo y fuertemente implantado por otro basado en conceptos como las microrredes.

**El nuevo sistema eléctrico: Las Microrredes**

Las microrredes (MR) son sistemas que integran fuentes de generación distribuida, dispositivos de almacenamiento, y demanda, todo dentro de un área geográfica limitada [3]. Las microrredes permiten disminuir las pérdidas por transporte, dado que la fuente y los consumidores están ubicados en el mismo lugar, además, las microrredes mejoran la eficiencia de utilización de la electricidad.

Las fuentes de generación comúnmente usadas en las MR son las de tipo renovable. Así, una vivienda puede tener placas fotovoltaicas instalas en su techo, para generar energía solar. Incluso puede tener pequeños aerogeneradores, para energía eólica. Toda la energía que produzca y no pueda consumir en ese momento, puede ser almacenada en las baterías, o puede ser vertida a la red principal, dependiendo de las necesidades del sistema.

Una MR puede funcionar en dos modos, conectada a la red o en modo autónomo (Figura 2).



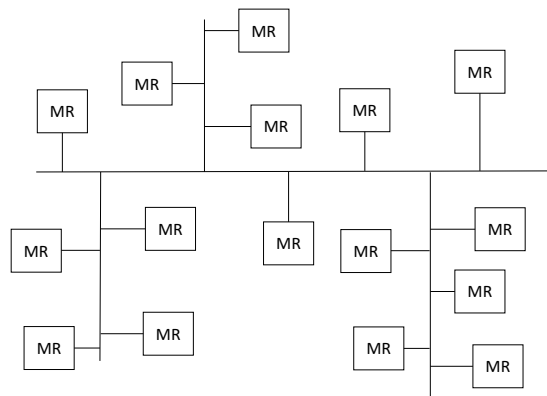
**Figura 2. Ejemplo de una microrred funcionando en modo autónomo (switch abierto).**

Una MR funcionando en modo autónomo debe ser capaz de cubrir la demanda local que le corresponde; esto se logra coordinando los elementos que la componen. Si se contrarresta el efecto de la intermitencia de la generación de energías renovables, con el

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015. Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <a href="https://sede.ull.es/validacion/">https://sede.ull.es/validacion/</a>	
Identificador del documento: 969990	Código de verificación: IgkN+Wcw
Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

uso adecuado de los bancos de almacenamiento y la gestión de la demanda, entonces es posible cubrir la demanda local.

En el futuro, se espera que el sistema eléctrico esté conformado por múltiples MR interconectadas, tal como se muestra en la Figura 3. De esta forma, si ocurre una desconexión por algún evento inesperado, las MR podrán mantener el suministro eléctrico de la zona hasta que se reestablezca la conexión. Si una de las MR, funcionando en modo autónomo, no es capaz de suplir la demanda local que le corresponde, entonces las MR más cercanas podrán complementar el suministro, evitando cortes indeseados.



**Figura 3. Red eléctrica conformada por microrredes.**

Para que la configuración basada en el uso de MR se pueda plantear como una solución real, es necesario saber si podrán suplir la demanda local que les corresponde y durante cuánto tiempo. Es aquí donde los modelos, a partir de los cuales se puede simular el comportamiento de los actores bajo determinadas condiciones, cobran importancia. Para saber cómo se va a comportar la MR necesitamos construir un modelo que reproduzca el comportamiento de las fuentes de generación, la demanda y el banco de almacenamiento. Todo esto con el fin de gestionar la producción y consumo de energía eléctrica.

Una MR está compuesta por actores de diferente índole, algunos tienen un comportamiento determinista, que no se ve afectado por condiciones externas, y otros

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015. Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <a href="https://sede.ull.es/validacion/">https://sede.ull.es/validacion/</a>	
Identificador del documento: 969990	Código de verificación: IqkN+Wcw
Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

tienen un comportamiento estocástico, en el que intervienen condiciones que cambian en el tiempo. Un ejemplo de este último caso está en las energías renovables, que dependen de condiciones meteorológicas tales como la velocidad del viento o la radiación solar.

Otro de los actores cuyo modelado presenta mayor dificultad es la demanda, principalmente la demanda del sector residencial, porque depende del comportamiento humano. El comportamiento de los seres humanos y el estilo de vida marcan el consumo de energía eléctrica en la vivienda.

Por lo tanto, si somos capaces de simular el comportamiento de la MR, entonces podremos analizar ese comportamiento para diseñar estrategias que permitan mantener, durante más tiempo y de la forma más eficiente, el funcionamiento de la MR en modo autónomo.

## Objetivos

En este trabajo se plantea el modelado y simulación de los actores de una MR, para analizar su comportamiento en condiciones habituales y extremas, usando técnicas de Inteligencia Artificial como la Lógica Difusa y las Redes Neuronales Artificiales.

Conocer el sistema permitirá a los gestores de la red eléctrica evaluar la capacidad de suministro de la MR durante las horas en las que funcionará en modo autónomo, con el fin de proponer nuevas estrategias para aumentar el tiempo de autonomía. Además, este conocimiento permitirá gestionar los recursos, tanto humanos como de equipamiento, para la reparación de posibles daños, de una manera más eficiente, ahorrando tiempo, dinero y esfuerzo.

## Objetivo general

El objetivo de este trabajo es la construcción de un marco conceptual para el modelado de los actores de una MR. Con estos modelos se espera construir un sistema de gestión que sirva como instrumento para simular el funcionamiento de la MR en modo autónomo, a partir del cual sea posible analizar su capacidad de suministro.

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 969990

Código de verificación: IgkN+Wcw

Firmado por:	Fecha:
KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

## Objetivos específicos

Objetivo 1. Modelado de la curva de carga. Modelar y simular la curva de carga del sector residencial desagregada por usos finales.

Objetivo 2. Generación Distribuida. Se deben obtener los modelos que informen con precisión de las expectativas de generación tanto en régimen especial, introduciendo para ello las previsiones meteorológicas, como de generación convencional.

Objetivo 3. Sistema para la gestión de una microrred. Contando con el desarrollo de los objetivos anteriores, construir una herramienta software que simule el funcionamiento de una MR y que permita simular diferentes eventos que afecten el equilibrio entre la generación y la demanda.

## Estructura de la tesis

Este documento se estructura de la siguiente forma: en el primer capítulo se presenta una introducción teórica con los conceptos principales para describir los componentes de una microrred, y el planteamiento seguido para abordar el modelado.

En el segundo capítulo se presenta el modelo, basado en el uso de Lógica Difusa (Borrosa), de uno de los dos componentes principales del sistema eléctrico: la demanda de energía eléctrica del sector residencial.

En el tercer capítulo, se presenta el modelo creado para predecir la generación de energías renovables. En este caso se trata de energía eólica, empleando la técnica de inteligencia artificial denominada Redes Neuronales Artificiales.

En el cuarto capítulo, se presenta la configuración del sistema de gestión de una microrred, en el que se vinculan los modelos detallados en los capítulos anteriores, y se añaden las características técnicas asociadas a los bancos de almacenamiento y la generación no renovable.

Por último, se presentan las conclusiones y trabajos futuros, que se desprenden del desarrollo de este trabajo.

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 969990

Código de verificación: IgkN+Wcw

Firmado por:	Fecha:
KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55



# Capítulo 1. Las Microrredes

Se han desarrollado diferentes proyectos a nivel mundial para comprobar las bondades de las MR, cada proyecto nos acerca un poco más al objetivo de conseguir una red eléctrica inteligente, capaz de gestionar el consumo, aumentando la eficiencia del sistema eléctrico y vinculado un mayor porcentaje de energías renovables en la red.

Los proyectos se han centrado no sólo en comprobar las bondades de la implementación de una MR, sino también en el avance de líneas tales como: técnicas de control de carga, gestión de demanda, técnicas de predicción de generación de energías renovables, entre otros. Dentro de estos proyectos cabe destacar el de la Comisión Europea titulado “*More Microgrids*”, el objetivo de este proyecto fue aumentar la penetración de microgeneración en las redes eléctricas a través de la utilización y extensión del concepto Microrredes [4].

Otro de los proyectos destacables, se está desarrollando en la isla de La Graciosa. Es un proyecto que busca implementar una MR inteligente, con el objetivo de convertirla en una isla sostenible, gracias al uso eficiente de la energía y a la optimización de las fuentes de energía renovable. El objetivo principal de este proyecto es potenciar el uso de energías renovables y lograr el autoabastecimiento de la isla, por lo tanto, uno de los retos es contar con un sistema fiable de predicción de energía eólica y solar [5].

Teniendo en cuenta la relevancia que tiene el desarrollo de las MR, debemos continuar con la definición de modelos que nos permitan avanzar en su diseño e implementación. Pero antes de pasar a la descripción de los modelos, definiremos algunos conceptos para saber a qué nos referimos con cada término. En este capítulo se hace una introducción teórica, para abordar los conceptos básicos asociados a las MR.

## 1.1. Definición de “Microrred”

En la literatura se pueden encontrar diferentes definiciones para el término Microrred. De acuerdo con la publicación de *Zhang et al.*[3], una MR se define como un sistema de energía que comprende generación distribuida (DER por sus siglas en inglés) y consumidores, posiblemente con cargas controlables, ubicados en un área geográfica

Firmado por:	Fecha:
KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

limitada. Por otra parte, en el artículo de *Liu et al.* [6] se define una MR como una red de distribución de baja tensión que contiene generación distribuida, dispositivos de almacenamiento, y cargas controlables, que pueden operar tanto en modo autónomo como conectado a la red.

El Centro Nacional de Energías Renovables (CENER) [7] presenta la siguiente definición: “las microrredes comprenden sistemas de distribución de baja tensión junto con fuentes de generación distribuida, así como dispositivos de almacenamiento. La microrred puede ser operada tanto en modo no autónomo como autónomo” [8].

En la publicación de *Stadler et al.* [9] se define una MR como un grupo de pequeñas fuentes, sistemas de almacenamiento, y cargas, que se presentan como una entidad independiente, flexible y controlable frente a la red principal.

En conclusión, las MR son sistemas eléctricos a pequeña escala, que cuentan con generación distribuida, sistemas de almacenamiento, y demanda. La generación proviene principalmente de energías renovables, los sistemas de almacenamiento son bancos de almacenamiento (baterías) y vehículos eléctricos. La demanda está representada, en el caso de las MR, por pequeños grupos de consumidores tales como conjuntos residenciales o polígonos industriales.

Como se dijo anteriormente, las MR pueden funcionar en modo autónomo o aislado, y en modo conectado a la red. Una MR en modo autónomo debe mantener el suministro eléctrico para abastecer la demanda local, lo cual requiere de la coordinación de las fuentes de generación y almacenamiento con el fin de consumir toda la energía renovable producida, contrarrestando el efecto de la intermitencia de las fuentes renovables con el uso de sistemas de almacenamiento, y evitando al máximo el uso de generación de tipo no renovable.

Cuando una MR está conectada a la red principal funciona como generador, vertiendo a la red los excesos en la generación de energías renovables, y como consumidor, cuando no puede cubrir su demanda y se ve en la necesidad de consumir energía de la red principal. Incluso conectada a la red, la MR puede contribuir a mejorar la eficiencia del sistema eléctrico, ya que puede consumir cuando hay valles en la curva de demanda y

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 969990

Código de verificación: IqkN+Wcw

Firmado por:	Fecha:
KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

depositar energía a la red principal cuando hay picos de consumo, contribuyendo así a aplanar la curva de carga.

### 1.1.1. Actores de una Microrred

Una Microrred está compuesta por diferentes actores pertenecientes a tres grupos principales: generación distribuida, demanda y almacenamiento.

#### *Generación distribuida*

La generación distribuida recibe ese nombre porque hace referencia a las fuentes de generación de energía eléctrica que están instaladas en los lugares en los que se consume la energía. Es aquí donde se rompe el sistema centralizado (convencional) en el que se tiene una central de generación desde la que se distribuye la energía a todos los consumidores.

Estas fuentes de generación distribuida pueden estar conectadas directamente al consumidor, o a la red principal. Si están conectadas a la red principal, vierten toda la generación a la red, sumándose a la generación global del sistema. Por otro lado, si la fuente está conectada al consumidor, la energía generada se usa para cubrir la demanda de ese consumidor en particular. En el segundo caso, lo ideal sería que la demanda y la generación estén perfectamente coordinadas para consumir todo lo que se genera, de otro modo, si falta energía es necesario acudir a la red principal, y si sobra se debe almacenar.

Los tipos de energía que pueden hacer parte de sistemas distribuidos, pueden ser renovables o no renovables, tratándose, por ejemplo, de motores, microturbinas, pilas de combustible, paneles solares, etc.

#### *Demanda*

La demanda se refiere al consumo de energía eléctrica proveniente de diferentes sectores, tales como el residencial, servicios o industrial. La demanda del sector residencial comprende el consumo atribuido al uso de electrodomésticos e iluminación en las viviendas. Esta demanda tiene una tendencia al alza por los hábitos de consumo y el aumento en el equipamiento de los hogares. Cada electrodoméstico tiene asociada

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 969990

Código de verificación: IgkN+Wcw

Firmado por:	Fecha:
KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

una curva de demanda que viene dada por los hábitos de consumo de los usuarios. Si hablamos, por ejemplo, del consumo de los electrodomésticos de la cocina, sabemos que su activación está asociada a los periodos del día en los cuales se preparan alimentos. Por su parte, la iluminación tiene una curva de consumo que se asocia a la presencia de luz solar e iluminación natural en el interior de las viviendas. En este caso, la curva presentará un pico de consumo, como se puede esperar, en horas nocturnas, en las que será estrictamente necesaria la activación de la iluminación.

El sector servicios se refiere al consumo proveniente de los restaurantes, hoteles, hospitales, etc. Este sector tiene otros patrones de consumo: los restaurantes, por ejemplo, presentan una curva de consumo mayor en horas asociadas a los horarios habituales de alimentación y ocio. En general, los mayores consumos de este sector provendrán de la climatización e iluminación.

El sector industrial representa el consumo atribuido a la industria. En este caso, la curva de demanda viene marcada por los procesos de producción. Existen procesos que se pueden configurar para que el consumo se produzca en determinadas horas del día. Gracias a esta posibilidad de gestión de la carga, se han implementado tarifas horarias para las industrias, que benefician el consumo en algunas horas del día y penalizan el consumo en otras horas.

### ***Almacenamiento***

En el almacenamiento tenemos las baterías y el vehículo eléctrico. El almacenamiento comprende los dispositivos habilitados para almacenar energía eléctrica, tales como las baterías. El vehículo eléctrico es considerado un dispositivo de almacenamiento porque funciona como una batería, es decir, primero se carga y en otro momento se consume la energía almacenada.

Una de las últimas innovaciones en este campo es la batería Tesla para el hogar [10], que consiste en un banco de almacenamiento que pretende dar solución a los problemas de eficiencia energética causados por los consumos excesivos en determinadas horas del día. Con estas baterías es posible consumir energía en las horas con precios más bajos, eliminando los picos de consumo en la curva de demanda. El principal inconveniente para el uso extendido de este dispositivo es su elevado precio, lo cual hace que sea

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015. Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <a href="https://sede.ull.es/validacion/">https://sede.ull.es/validacion/</a>	
Identificador del documento: 969990	Código de verificación: IgkN+Wcw
Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

inaccesible para la mayoría de consumidores. Pero es una solución en la que se sigue trabajando y seguramente saldrán al mercado nuevos modelos con precios más bajos en poco tiempo.

### 1.1.2. ¿Cómo funciona una MR en modo autónomo?

Los actores de una MR interactúan para conseguir el objetivo de mantener el suministro eléctrico constante y controlado, evitando el uso de fuentes de tipo convencional y aumentando la eficiencia del sistema.

En el diagrama de flujo de la Figura 4 se muestra el comportamiento de una MR en modo autónomo. Todo empieza con la generación de energía renovable, con la cual se espera cubrir el total de la demanda o el mayor porcentaje. Cuando esto no es posible, el siguiente paso es acudir a los bancos de almacenamiento, los cuales deberían estar en la capacidad de cubrir el exceso de demanda. Estos bancos de almacenamiento se cargan cuando hay excesos en la generación.

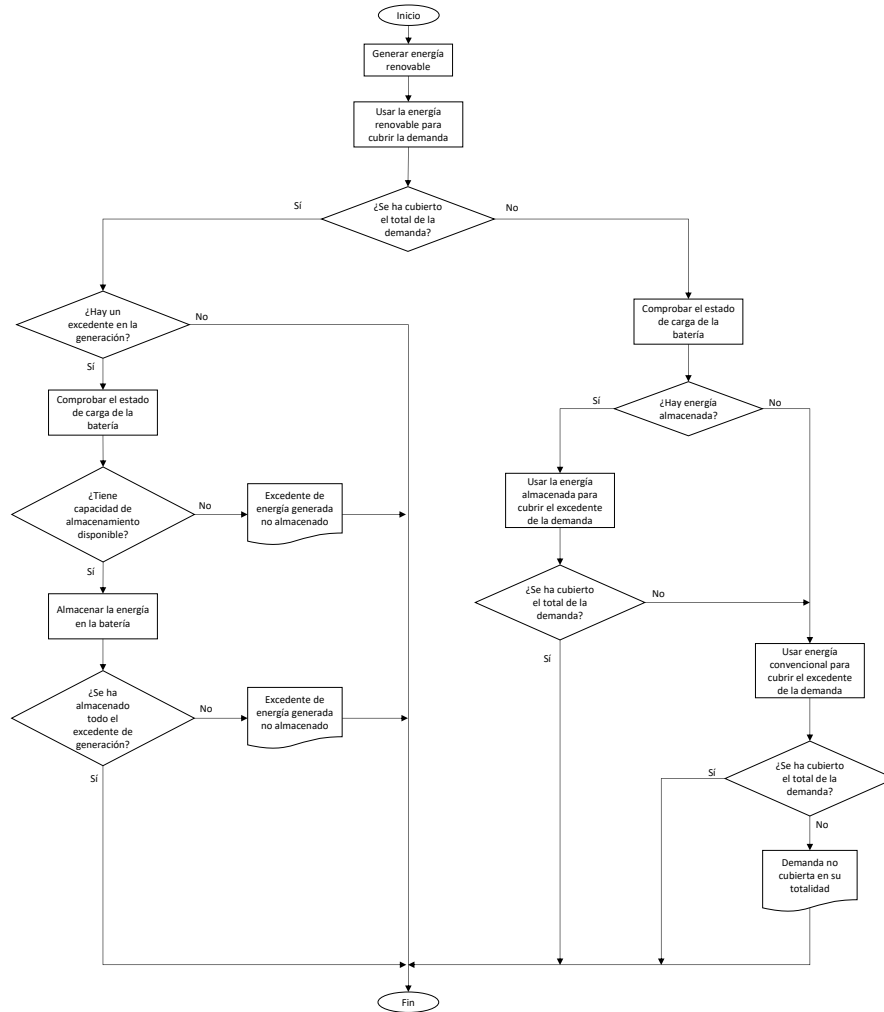
Si después de acudir a los bancos de almacenamiento, el exceso de demanda persiste o directamente los bancos de almacenamiento estaban descargados en ese momento, entonces, como última medida, se acude a la generación de tipo convencional, proveniente de pequeños generadores convencionales instalados en el punto de consumo. Cabe destacar que la activación de estos generadores no es inmediata, requiere de un tiempo de activación, lo cual puede afectar el suministro. Por lo tanto, es necesario predecir el comportamiento de la MR de la forma más acertada posible, para tener todas las situaciones controladas y evitar que los usuarios finales pierdan el suministro en algún momento. Además, la activación y puesta en marcha de una planta de generación implica mayores costes y requiere del uso de combustibles fósiles, convirtiéndose en la situación menos deseada para el sistema.

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 969990

Código de verificación: IqkN+Wcw

Firmado por:	Fecha:
KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55



**Figura 4. Diagrama de flujo del procedimiento seguido para cubrir la demanda con los tipos de energía disponibles.**

Como se ve en el diagrama de flujo, se han definido salidas de información que se usarán, en el sistema de gestión propuesto en este trabajo, para informar acerca de los peligros por falta de capacidad de almacenamiento, o por incumplimiento en el suministro.

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015. Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <a href="https://sede.ull.es/validacion/">https://sede.ull.es/validacion/</a>	
Identificador del documento: 969990	Código de verificación: IgkN+Wcw
Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

## 1.2. Modelar una Microrred

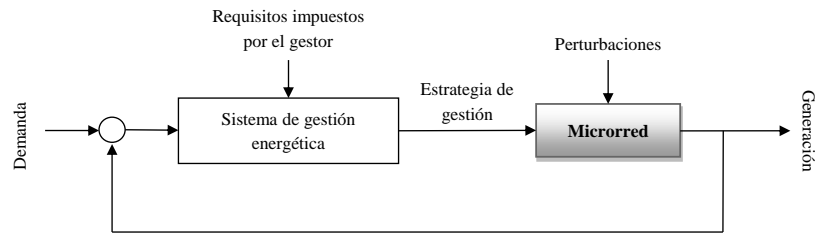
¿Cómo podemos predecir, controlar y evaluar el funcionamiento de una MR? La respuesta está en los modelos. Los modelos nos permiten representar un sistema, reproduciendo algunas propiedades relevantes del mismo. Además, permiten responder a cuestiones que interesan acerca del sistema [11].

Para abordar el modelado de la MR [12], podemos considerar que se trata de un sistema en el que se tienen entradas y salidas; las entradas principales son la generación y la demanda, las cuales marcan las pautas de comportamiento. Tal como se menciona en [13], hay cambios en las variables de entrada que no se pueden controlar y que se salen del alcance del diseñador de la MR, justamente por este motivo es importante contar con un modelo que permita reproducir el comportamiento de la MR, llegando a predecir el comportamiento de la misma para las próximas horas, concluyendo con una serie de acciones correctivas que eviten las pérdidas en la generación o la falta de suministro en un momento determinado.

Junto a la MR encontramos un sistema llamado “Sistema de Gestión Energética” (SGE), que es el encargado de gestionar los recursos, controlando la demanda, la generación y el almacenamiento.

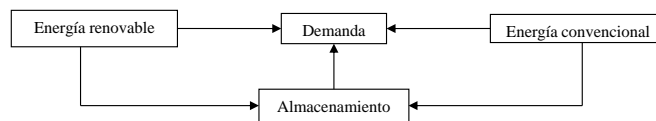
Si pensamos en el sistema como un lazo cerrado (Figura 5), se pueden distinguir dos bloques principales, el sistema de gestión energética, que contiene las estrategias de control de los recursos, y el modelo de la MR. Visto de este modo, el sistema de gestión sería el encargado de proponer y ejecutar acciones de control sobre los elementos de la MR, para cumplir con las peticiones del gestor y mantener el balance energético entre la generación y la demanda. El segundo elemento, en el que nos centraremos en este trabajo, es el modelo de la MR. Este modelo permitirá simular el comportamiento de la MR y ver su respuesta ante posibles perturbaciones y ante las estrategias de gestión que implican cambios en las entradas del modelo.

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015. Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <a href="https://sede.ull.es/validacion/">https://sede.ull.es/validacion/</a>	
Identificador del documento: 969990	Código de verificación: IqkN+Wcw
Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55



**Figura 5. Lazo de control de una MR.**

Para modelar el comportamiento de una MR es necesario modelar los actores que la componen. Entre los actores hay un flujo de energía eléctrica, representado en la Figura 6, que se debe controlar para mantener el balance entre la generación y la demanda. El camino más evidente de la energía está entre las fuentes de generación y la demanda. Sin embargo, existe otro camino entre las energías renovables y el almacenamiento porque en algún momento la generación puede estar por encima de la demanda y, por lo tanto, sería necesario almacenar el excedente de la generación. El último camino representado conecta la generación convencional con el almacenamiento, porque la eficiencia del sistema puede depender de la cantidad de energía almacenada para cubrir la demanda en algunas ocasiones.



**Figura 6. Flujo de energía eléctrica entre los actores de una MR.**

En este trabajo, la información del funcionamiento de la MR contiene datos de la generación proveniente de cada fuente, la demanda cubierta por cada tipo de generación, la energía almacenada en las baterías, el consumo de combustible por la activación de generadores convencionales, la demanda en riesgo por falta de suministro y la generación en riesgo por falta de almacenamiento. Con esta información se puede calcular el tiempo que pasará antes de que la MR no sea capaz de cubrir la demanda crítica o el total de la demanda local. Esta información permitirá gestionar los recursos

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015. Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <a href="https://sede.ull.es/validacion/">https://sede.ull.es/validacion/</a>	
Identificador del documento: 969990	Código de verificación: IgkN+Wcw
Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55



de la MR de tal forma que se garantice el suministro eléctrico al usuario final, aumentando la fiabilidad y seguridad del sistema.

### 1.2.1. Configuración elegida para la MR

Las MR se pueden configurar de diferentes maneras dependiendo del tipo de energías que se van a emplear, el sector que hará las veces de consumidor y la disponibilidad de unidades de almacenamiento. En este trabajo se ha definido una configuración que considera los dos tipos de energía renovable más empleados a nivel mundial y las necesidades más urgentes de la sociedad, con el fin de dar respuesta a uno de los principales retos actuales: el uso eficiente y controlado de la electricidad.

Como representantes de las energías renovables se han elegido dos tipos: energía eólica y energía solar. La demanda está representada por el sector residencial, que es de gran interés en el campo de la energía eléctrica, por su capacidad de cambio. El consumo del sector residencial se puede reducir hasta en un 30% si los usuarios residenciales cambian su comportamiento [14]; además, pueden desplazar sus cargas para beneficiar la eficiencia del sistema, pasando parte de su consumo de horas pico a horas valle de la curva de carga.

Para el caso de la generación de tipo convencional y los dispositivos de almacenamiento, se parte de la base de que tienen un comportamiento estático, es decir, no dependen de ningún factor que pueda variar en el tiempo. Para la generación de energía convencional, a pequeña escala, se usan los generadores (por ejemplo, diesel), cuyo comportamiento está descrito por una curva característica, en la que se relaciona el combustible fósil necesario para producir una determinada cantidad de energía eléctrica. En cuanto a los dispositivos de almacenamiento, también están descritos por curvas características, pero en este caso son curvas de carga y descarga, en las que se relaciona la capacidad de almacenamiento y el tiempo que tarda en almacenar o proveer determinada cantidad de energía.

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 969990

Código de verificación: IqkN+Wcw

Firmado por:	Fecha:
KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

### 1.2.2. Los actores y sus modelos

En el caso de una MR todos los actores no tienen el mismo comportamiento, y por ende no se pueden modelar de la misma forma. Como se definió anteriormente, una MR está compuesta principalmente por generación distribuida, demanda y almacenamiento.

La generación de tipo convencional presenta menor dificultad para su modelado, ya que consiste en vincular su curva de funcionamiento, que estará descrita por el fabricante del dispositivo. Para el banco de almacenamiento se deben vincular las curvas características de carga y descarga de los dispositivos, que también serán detalladas por el fabricante.

Por otra parte, la generación de tipo renovable requiere del uso de técnicas que permitan vincular niveles de incertidumbre elevados, debido a su dependencia de condiciones meteorológicas, tales como la velocidad o dirección del viento, por lo que en este trabajo se plantea el uso de la técnica de Inteligencia Artificial (IA) llamada Redes Neuronales Artificiales, para predecir la generación de la energía producida por un parque eólico, la descripción detallada del diseño e implementación del modelo está descrita en el Capítulo 3.

La demanda, como se definió anteriormente, está representada por el sector residencial, pero su modelado no es un caso sencillo, ya que implica el modelado del comportamiento humano. Para integrar las características propias del comportamiento de los usuarios del sector residencial, asociado a la activación de electrodomésticos e iluminación en las viviendas, en este trabajo se propone el uso de otra técnica de IA llamada Lógica Difusa. La implementación de este modelo se describe en el siguiente capítulo (Capítulo 2).

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 969990

Código de verificación: IgkN+Wcw

Firmado por:	Fecha:
KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

## Capítulo 2. Modelado y simulación de la curva de carga del sector residencial

Se han mencionado las curvas de carga o demanda, y sectores que contribuyen a formar esa curva, por lo que podríamos preguntarnos cómo se forma esa curva, y qué tipos de consumos la componen.

A diario desarrollamos tareas que vinculan el uso de dispositivos electrónicos, servicios que requieren del uso de instrumentos eléctricos, e industrias que necesitan energía para poner en marcha la producción. Todos los consumos generados por las actividades de los diferentes sectores: residencial, industrial, y servicios, se ven reflejados en las curvas de carga o demanda.

### 2.1. Curva de carga

Una curva de carga es una representación gráfica que muestra cómo varía la demanda o carga eléctrica durante un periodo de tiempo determinado. Esta curva se puede calcular por días, semanas, meses, etc.; con una unidad de medida temporal que puede fraccionarse en días, horas, o incluso minutos. Para ejemplificar el concepto, se muestra, en la Figura 7, la curva de demanda de energía eléctrica en España.

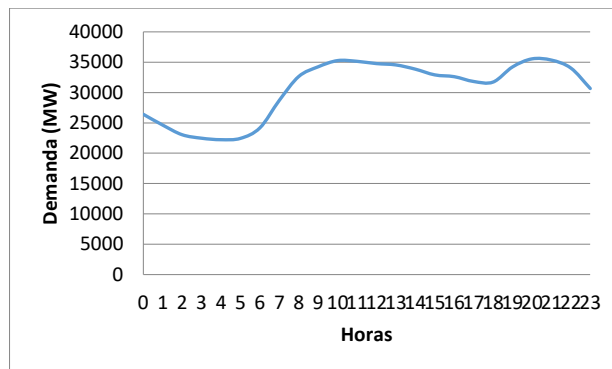


Figura 7. Curva demanda de energía del 06 de febrero de 2017, construida a partir de los datos suministrados en la página web de Red Eléctrica de España [15].

Firmado por:	Fecha:
KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

Esta curva contiene información acerca de cómo consume cada sector y muestra claramente los puntos, u horas del día, en los que se consume una mayor o menor cantidad de energía eléctrica. Los puntos de mayor consumo forman los picos de la curva, los cuales causan la activación de un elevado número de plantas generadoras, aumentando los costes de producción, y afectando la eficiencia del sistema. Por otra parte, cuando hay periodos de bajo consumo, se generan valles en la curva que, al igual que en el caso de los picos, afectan negativamente la eficiencia del sistema. En los valles de la curva es necesario almacenar la energía sobrante, que normalmente proviene de fuentes renovables. El almacenamiento de energía aumenta los costes y en ocasiones es imposible almacenar todo el excedente producido.

Por lo tanto, conviene aplanar la curva de carga para aumentar la eficiencia del sistema eléctrico, evitando la activación simultánea de múltiples plantas y asegurando el consumo de toda la energía, en el momento en el que se genera, controlando el almacenamiento. Pero, ¿cómo podemos aplanar la curva de carga? ¿qué sectores deben actuar para modificar esa curva? Para dar respuesta a estas preguntas, primero se deben analizar los sectores que contribuyen a la formación de picos y valles en la curva, para identificar sus patrones de consumo y estructurar un plan de acción

## 2.2. Patrones de consumo

Los picos de consumo están marcados por la forma en la que consumimos energía. Se pueden distinguir patrones de consumo provenientes de cada sector, relacionados con los hábitos de los consumidores, y adaptados a sus necesidades y gustos.

El sector que presenta un tipo de consumo que se podría denominar como “estable”, es el sector industrial. La industria tiene un patrón de consumo que está asociado a los procesos de producción, los cuales se pueden adaptar a las necesidades del sistema eléctrico, ya que las horas de trabajo se pueden cambiar dependiendo de los beneficios que presenten determinadas franjas horarias. Con los planes de tarificación horaria ofrecidos por las empresas operadoras de sistemas eléctricos, se ha conseguido que la curva de carga de este sector sea lo más plana posible.

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015. Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <a href="https://sede.ull.es/validacion/">https://sede.ull.es/validacion/</a>	
Identificador del documento: 969990	Código de verificación: IgkN+Wcw
Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

Por otra parte, en el sector servicios encontramos los consumos asociados a los hospitales, comercio, restaurantes, hoteles, oficinas, educación y otros servicios [16]. Estos consumos tienen relación con diferentes patrones, marcados por las necesidades de la sociedad y los tipos de servicios prestados. En este sector, la dificultad para implementar las estrategias de modificación de consumo es más elevada, dado que influyen muchos factores que no se pueden alterar; por ejemplo, en el caso de los hospitales, las necesidades de atención a la salud de los usuarios son prioritarias y no dan espera. En cuanto a los restaurantes, ven marcado su consumo por los horarios de alimentación y ocio de las personas, en este caso, se puede implementar otro tipo de estrategias, como las vinculadas a la disminución de la demanda gracias al uso de electrodomésticos y dispositivos de bajo consumo; o incluso se pueden implementar estrategias de desplazamiento de carga, que, para el caso de los restaurantes, puede implicar la activación de los lavavajillas una o dos horas más tarde de lo habitual.

El último sector, el residencial, es uno de los principales contribuyentes a la formación de picos y valles en la curva. Esto se debe a su forma de consumir, que depende de su comportamiento y hábitos de consumo. Cada hogar está compuesto por un grupo de personas que encienden los dispositivos eléctricos y la iluminación de la vivienda en cualquier momento del día, dependiendo de sus necesidades. Pero, este sector también tiene unos patrones de consumo, que se diferencian por las actividades relacionadas con los horarios de comida, ocio y sueño principalmente. Así, por ejemplo, en las horas de comida se activan los electrodomésticos de la cocina, y en las horas de ocio, se enciende el televisor y/u ordenador; mientras que en las horas de sueño baja el consumo. Además, también influye la existencia de iluminación natural en la vivienda, puesto que, en horas de poca luz natural, se activan las bombillas.

La esperanza para aplanar la curva de carga está puesta en el sector residencial. Es un sector que tiene la facilidad necesaria para cambiar sus hábitos de consumo, pero hace falta compromiso y voluntad por parte de estos consumidores.

La reestructuración del consumo de este sector no sólo es una esperanza para el sistema eléctrico convencional; también lo es para los nuevos sistemas, en este caso para las MR. Una adecuada gestión del consumo puede llevar a mantener el funcionamiento de la MR en modo autónomo durante más tiempo. Este se convertiría en uno de los

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 969990

Código de verificación: IqkN+Wcw

Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

recursos activos, permitiendo ajustar el comportamiento de la demanda al de la generación.

Pero, convencer a un usuario residencial de cambiar sus hábitos de consumo no es fácil. Aun así, ya se han puesto en marcha diferentes estrategias, que plantean cambios en la forma de consumir, sin afectar la calidad de vida y el confort en el hogar. Este grupo de estrategias se enmarcan dentro de lo que se conoce como Gestión de la Demanda.

### 2.3. Gestión de la demanda

De acuerdo con Red Eléctrica de España (REE), la Gestión de la Demanda se define como “la planificación e implementación de distintas medidas destinadas a influir en el modo de consumir energía para que se modifique el perfil de consumo diario” [17].

La gestión de la demanda persigue fundamentalmente “aplanar” la curva de carga, consiguiendo una mayor eficiencia en la generación y distribución de la energía. Con este objetivo, se plantean diferentes estrategias que incluyen variaciones de la tarificación horaria, el uso de medidores y electrodomésticos inteligentes, y el desplazamiento de cargas [18]–[20].

Para conseguir que un consumidor cambie su forma de consumir y se adapte a las estrategias de gestión, es necesario darle toda la información acerca de su consumo. Debe conocer el precio de la energía que consume, las opciones de las que dispone para su reducción, y la electricidad que está consumiendo en cada momento. Además, se le debe dar la posibilidad de ejecutar acciones tales como la modificación de tarifas, conexión o desconexión a la red, cambios en la potencia contratada, etc. En concreto, las estrategias para Gestión de Demanda contemplan los siguientes puntos [17]:

- Reducción del consumo. La reducción del consumo se puede conseguir con el uso, por ejemplo, de electrodomésticos y bombillas de bajo consumo.
- Desplazamiento del consumo de horas punta a horas valle. Este objetivo se logra con la implementación de planes de tarificación horaria y, la participación activa de la demanda en los mercados de energía eléctrica.

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 969990

Código de verificación: IgkN+Wcw

Firmado por:	Fecha:
KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

- Llenado de valles. En los valles se puede perder energía producida, para evitar estas pérdidas, se puede emplear el exceso de energía en las centrales de bombeo de plantas hidroeléctricas, en las que es necesario bombear el agua a los embalses ubicados en los niveles más altos. Otra opción es almacenar la energía, en las baterías y/o vehículos eléctricos.
- Reducción del consumo en las horas punta del sistema. En este caso se podría implementar un servicio que permita desactivar algunos electrodomésticos, sin afectar el nivel de confort del usuario, en determinados tramos del día. Por otra parte, está la gestión de cargas, que invita a retrasar el uso de un determinado electrodoméstico, usando la opción de temporizador que ya proveen diferentes aparatos eléctricos.

No todas las estrategias tienen el mismo efecto en todas las comunidades, depende del tipo de consumo que presente cada una. También depende del tipo de electrodomésticos más empleados y de las costumbres propias del lugar. Analizar el consumo del sector residencial daría a conocer cuál es la mejor estrategia a implementar en cada comunidad. La mejor forma de analizar el consumo es construyendo un modelo que permita simular y evaluar la curva de carga de este sector, teniendo en cuenta el consumo asociado a cada tipo de uso final, entendiendo como uso final el correspondiente a cada dispositivo eléctrico.

## 2.4. Estado de la técnica

Las metodologías para abordar el modelado de curva de carga o demanda residencial han sido clasificadas en dos grandes grupos: métodos *Top-down* y *Bottom-up* [21] [22]. Esta clasificación general puede dividirse en más subclases dependiendo del autor que se consulte, su clasificación dependerá principalmente del tipo de datos utilizados, la metodología empleada para su procesamiento y las salidas obtenidas del modelo.

De acuerdo con *Grandjean, Adnot y Binet* [21], un buen modelo debe contar con las siguientes características:

- Debe ser paramétrico con el fin de simular varios escenarios.

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015. Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <a href="https://sede.ull.es/validacion/">https://sede.ull.es/validacion/</a>	
Identificador del documento: 969990	Código de verificación: IgkN+Wcw
Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

- Debe ser técnicamente explícito, es decir, que incluya especificaciones de los elementos simulados (equipos, edificios, etc.) que afectan los cálculos de la curva de carga y los resultados.
- Debe ser evolutivo, es decir, que se puedan introducir nuevos elementos en el modelo para que sean simulados.
- Debe ser agregativo para que se puedan obtener resultados en diferentes niveles, como viviendas, áreas, ciudades, regiones, etc.
- Todos los usos finales domésticos deben ser considerados en los cálculos de la curva de carga: calefacción, ventilación y aire acondicionado, agua caliente sanitaria y electrodomésticos.

En los modelos no se incluyen todos estos parámetros, en ocasiones por la falta de datos y en otras por la complejidad que implica su modelado.

En los métodos *Top-down* se cuenta con datos globales de estudios y estadísticas de grandes áreas relacionados con el consumo de energía eléctrica, a partir de los cuales se busca calcular el consumo de una sola vivienda o un pequeño grupo de ellas. La principal ventaja del tipo de modelo *Top-down* es su simplicidad y la facilidad para conseguir los datos estadísticos de una población grande.

Entre los modelos *Top-down* se encuentran los modelos de desagregación estadística determinista, en los cuales se desagregan perfiles de carga para identificar varios electrodomésticos. Un ejemplo es el modelo de *Aigner et al.* [23], con el cual se obtiene una curva de carga horaria para determinados usos finales domésticos de viviendas localizadas en áreas cercanas a Los Ángeles. *Aigner et al.* usaron un método llamado análisis de demanda condicional (en inglés *Conditional Demand Analysis* o CDA), para analizar el consumo doméstico de energía. Como datos de entrada se usaron las curvas de carga medidas con un paso de tiempo de 15 minutos y las tasas de penetración de los equipos seleccionados. El modelo CDA usa 24 ecuaciones de regresión, una ecuación para cada hora del día. Cada relación matemática trata de determinar la variación de las curvas de carga de grupos de consumidores comparada con el valor promedio de demanda eléctrica diaria. Las variables consideradas para explicar la demanda eléctrica son: la temperatura deseada en casa, el tamaño de la vivienda y 9 variables binarias para representar la presencia o ausencia de 9 aparatos determinados en la vivienda (aire acondicionado central, aire acondicionado en habitaciones, calentador de agua, lavaplatos, lavadora, secadora, estufa, nevera y bomba de la piscina).

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 969990

Código de verificación: IgkN+Wcw

Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55



*Bartels et al.* [24] presentan un modelo de curva de carga llamado DELMOD, el cual está basado en la técnica CDA. Los autores quieren obtener una herramienta que sea capaz de simular el impacto de las diferentes evoluciones de la demanda eléctrica regional de un conjunto de viviendas. DELMOD está constituido por dos módulos:

- DELMOD B: el módulo base, calcula la curva de carga del sector residencial de un día de trabajo promedio de un mes específico.
- DELMOD W: módulo del clima, cuantifica la influencia climática en la demanda eléctrica y modifica los resultados del módulo base.

En este modelo se usaron las curvas de carga totales de 400 usuarios, medidas con pasos de tiempo de 15 minutos; se usó la información de las tasas de saturación de los electrodomésticos; y, además, se emplearon datos del clima, temperaturas externas medidas en el mismo periodo de toma de medidas de las curvas de carga (pico máximo y mínimo de temperatura en New South Wales, Australia). Por otra parte, se usaron escenarios de evolución socioeconómica y técnica, expresados a través de índices de crecimiento o declinación económicos, demográficos y sociales (tamaño de la vivienda, número de ocupantes e ingresos). Los autores demostraron la validez del modelo para representar la curva de carga de un día pico. En contraposición, no se demostró la validez de las curvas de carga calculadas para días de trabajo de cada mes del año. Los autores atribuyeron los fallos al hecho de que la curva de carga es mucho más dependiente del clima en los meses fríos.

Por otra parte, en los métodos *Bottom-up* se parte de datos específicos de consumo de algunas viviendas y se busca extrapolar estos datos para calcular el consumo de grandes áreas, como ciudades, regiones o naciones. Para llevar a cabo el modelado “*Bottom-up*” de la curva de carga residencial, se han considerado diferentes tipos de datos de entrada, como el producto interno bruto, la economía del hogar, los tipos de electrodomésticos, información del clima, o propiedades de construcción de la vivienda. Uno de los criterios fundamentales que sustenta la elección de un tipo u otro de datos de entrada es la accesibilidad a esos datos. Es por ello que el comportamiento humano, que influye drásticamente en la curva de consumo [21], no ha sido considerado en general como entrada en modelos de la curva de carga residencial publicados en la literatura.

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015. Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <a href="https://sede.ull.es/validacion/">https://sede.ull.es/validacion/</a>	
Identificador del documento: 969990	Código de verificación: IgkN+Wcw
Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

*Grandjean et al.* [34], presentan una revisión y análisis de modelos de curva de carga residencial. Entre los modelos mencionados, destaca el de *Walker y Pokoski*[25], propuesto en 1985, que es el primer modelo, de acuerdo con la revisión mencionada, en el que se consideró el comportamiento humano para reconstruir la curva de carga residencial. Tal como justifican los autores, la complejidad que conlleva la adquisición de estos datos les obliga a considerar un único escenario de presencia en casa de una persona que trabaja. A partir de éste, se generan variaciones usando diferentes funciones de distribución de probabilidad para modificar el inicio de las actividades principales. También se propone el uso de una función de proclividad, construida con base a otros estudios publicados, con la que se calcula la tendencia de las personas a realizar determinada actividad en un momento del día.

*Capasso et al.* [26]. desarrollaron ARGOS, que se constituye en una mejora del modelo de *Walker y Pokoski* a la vez que se convierte en un punto de referencia para los modelos posteriores, especialmente para aquellos que abarcan el modelado del comportamiento humano. ARGOS simula la curva de carga de un usuario residencial considerando cuatro actividades domésticas: cocinar, tareas de casa, ocio e higiene personal. Cada miembro de la vivienda fue caracterizado con un escenario de presencia y una especificación de la tendencia a realizar cada actividad doméstica. Algunos parámetros, tales como la estación del año o si se trata de un día laborable, no se tuvieron en cuenta en este modelo. Además, no se consideraron características térmicas de la vivienda.

El modelo de *Richardson et al.* [27], usa los datos de estudios que contienen los diarios detallados acerca de las actividades domésticas de 21000 viviendas, para crear perfiles de presencia en el hogar y de actividades cada 10 minutos. Además, tienen en cuenta datos de los electrodomésticos, tales como tasas de penetración, consumo anual o factor de carga; datos sobre el clima y las estaciones; datos demográficos estadísticos; y curvas de carga totales de 22 viviendas. Con todos estos datos, este modelo calcula la curva de demanda en una vivienda teniendo como entradas el número de habitantes de la vivienda, el día de la semana y el mes del año.

Dadas las ventajas y desventajas que presenta el uso de cada una de las metodologías abordadas, se han propuesto modelos híbridos que buscan complementar las

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 969990

Código de verificación: IgkN+Wcw

Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

metodologías *Top-down* y *Bottom-up*, intentando aprovechar los beneficios ofrecidos por cada una. Un ejemplo de este tipo de modelo es el presentado por *Train et al.* [28], en el que se usan curvas de carga totales y curvas de usos finales de electrodomésticos monitorizados en 800 usuarios; datos socioeconómicos, tales como economía de las viviendas y número de ocupantes; escenarios de presencia en casa y tiempos de uso de los electrodomésticos; tasas de penetración de los electrodomésticos; datos del clima; y características de la vivienda. Este modelo tiene en común con el anterior de *Richardson et al.*[27] la necesidad de contar con un gran número de datos para incluir características de los ocupantes de las viviendas.

Los modelos mencionados hasta ahora, ponen de manifiesto la enorme dificultad de incorporar las implicaciones del comportamiento humano. Por lo tanto, es necesario buscar una alternativa que permita modelar el comportamiento humano, vinculando las características propias del mismo, teniendo en cuenta su variabilidad e incertidumbre.

Una solución para este tipo de problemas, que incorporan cierta imprecisión en su formulación, y en los que la formulación convencional no captura el conocimiento lingüístico y heurístico de una manera efectiva, son herramientas como la lógica difusa, que permiten vincular el conocimiento del comportamiento humano mediante funciones de pertenencia y reglas difusas.

Existen varios estudios que calculan la curva de carga total usando sistemas de lógica difusa [29][30][31][32], y cuyo principal objetivo es predecir la demanda a corto plazo. Dichos estudios calculan la curva de carga total horaria usando como datos de entrada el clima, la temperatura, la ubicación geográfica, los historiales de consumo, la población, los días de la semana o las zonas del día. Este tipo de sistemas son útiles en las empresas de energía eléctrica, ya que con ellos es posible predecir la demanda de energía. Se calcula la curva de carga total, sin especificar qué porcentaje de ese consumo total proviene del sector residencial, qué del sector servicios y qué del sector industrial, esta información permitiría analizar las causas de las formaciones de picos y valles en la curva.

*Khan et al.*[33] plantean el uso de variables lingüísticas para incluir la incertidumbre del comportamiento humano en el modelo. Para recoger la información necesaria acerca del

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015. Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <a href="https://sede.ull.es/validacion/">https://sede.ull.es/validacion/</a>	
Identificador del documento: 969990	Código de verificación: IqkN+Wcw
Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

uso de los electrodomésticos encuestaron a las familias usando expresiones lingüísticas. Además, aplicaron filtros difusos para incluir la incertidumbre de las declaraciones de los usuarios en los parámetros del modelo estructural. El uso de este modelo está limitado a pequeños grupos de viviendas.

En la Tabla 1 se presenta un resumen de los modelos citados, resaltando las características relacionadas con la principal limitación para modelar la curva de carga del sector residencial: el comportamiento humano.

**Tabla 1. Tabla resumen de los modelos *Top-down* y *Bottom-up***

Autor	Tipo de modelo	Características relacionadas con el comportamiento humano
<b>Aigner et al.</b> [23]	Top-down	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Usaron curvas de carga medidas con un paso de tiempo de 15 minutos y tasas de penetración de los equipos seleccionados.</li> <li>- Consideraron como datos relevantes, la temperatura deseada en casa, el tamaño de la vivienda y 9 variables binarias para representar la presencia o ausencia de 9 aparatos: aire acondicionado central, aire acondicionado en habitaciones, calentador de agua, lavaplatos, lavadora, secadora, estufa, nevera y bomba de la piscina.</li> </ul>
<b>Bartels et al.</b> [24]	Top-down	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Usaron curvas de carga totales de 400 usuarios, medidas con pasos de tiempo de 15 minutos, también, usaron la información de las tasas de saturación de los electrodomésticos y, además, usaron datos del clima, temperaturas externas medidas en el mismo periodo de toma de medidas de las curvas de carga (pico máximo y mínimo de temperatura en New South Wales, Australia).</li> <li>- Escenarios de evolución socioeconómica y técnica, expresados a través de índices de crecimiento o declinación económicos, demográficos y sociales (tamaño de la vivienda, número de ocupantes e ingresos).</li> </ul>

Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

<b>Walker and Pokoski [25]</b>	Bottom-up	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Único escenario de presencia en casa de una persona que trabaja.</li> <li>- Uso de distribuciones de probabilidad para modificar actividades en el usuario.</li> </ul>
<b>Capasso et al. [26]</b>	Bottom-up	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Vinculan cuatro actividades domésticas: cocinar, tareas de casa, ocio e higiene.</li> <li>- Escenarios de presencia.</li> <li>- Especificación de tendencia a realizar cada actividad doméstica.</li> </ul>
<b>Richardson et al. [27]</b>	Bottom-up	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Datos de estudios que contienen los diarios detallados de las actividades domésticas de 21.000 viviendas.</li> <li>- Curvas de carga totales de 22 viviendas.</li> <li>- Perfiles de presencia en el hogar y de actividades cada 10 minutos.</li> </ul>
<b>Train et al. [28]</b>	Híbrido	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Curvas de carga totales y curvas de usos finales de electrodomésticos monitorizados en 800 usuarios. Datos socioeconómicos, tales como economía de las viviendas y número de ocupantes.</li> <li>- Escenarios de presencia en casa y tiempos de uso de los electrodomésticos.</li> </ul>
<b>Khan et al. [33]</b>	Bottom-up	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Encuestaron a un grupo de familias para obtener la información acerca del uso de electrodomésticos. Aplicaron filtros difusos para incluir la incertidumbre de las declaraciones de los usuarios en los parámetros del modelo estructural.</li> </ul>

Tal como demuestra la revisión de la literatura, la dificultad intrínseca de modelar el comportamiento humano limita el alcance de las propuestas desarrolladas para representar la curva de carga del sector residencial. Los enfoques de los modelos estudiados se basan en el uso de conjuntos de datos obtenidos a partir de encuestas realizadas a grandes grupos de usuarios. Esta forma de adquisición de datos, requiere de la participación de los consumidores, quienes deberán estar dispuestos a cumplimentar un formulario para detallar el uso, hora tras hora, de cada electrodoméstico en la vivienda, o incluso con pasos de tiempo más cortos, dependiendo de las necesidades del modelo. Esto último no siempre es fácil, puesto que hay que convencer al usuario para que dedique parte de su tiempo a suministrar esta información. El uso de la lógica

30

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 969990

Código de verificación: IqkN+Wcw

Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES  
UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA

Fecha: 28/06/2017 23:17:21

IVAN CASTILLA RODRIGUEZ  
UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA

29/06/2017 08:12:47

ROSA MARIA AGUILAR CHINEA  
UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA

29/06/2017 10:36:27

ERNESTO PEREDA DE PABLO  
UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA

07/07/2017 18:09:55

difusa nos permite representar la manera de proceder de los usuarios residenciales respecto al uso de electrodomésticos e iluminación para definir los perfiles de activación, empleando únicamente el conocimiento del experto.

## 2.5. Lógica difusa

### *Conjuntos difusos*

El concepto de conjunto difuso fue introducido por primera vez por *Lotfi A. Zadeh* [34], [35], profesor de la Universidad de California Berkeley, en el año 1964, en un intento de representar y manipular datos que no eran precisos sino difusos. Dicho concepto dio paso a la denominada *Teoría de los Subconjuntos Difusos*. Sin embargo, este concepto no es nuevo, sino la constatación matemática de un hecho que se da con frecuencia en la naturaleza: determinadas magnitudes pueden tomar valores que difícilmente se pueden clasificar en un conjunto determinado, quedando excluidos del resto de conjuntos.

En la teoría clásica de conjuntos, un subconjunto  $A$  de un conjunto  $X$  puede ser definido por una función característica  $\chi_A$  que puede tomar dos valores: 0 y 1

$$\chi_A : X \rightarrow \{0,1\}$$

La verdad o falsedad de la expresión “ $x$  está en  $A$ ” viene dada por el par ordenado  $(x, \chi_A(x))$ , de forma que será cierta si el segundo elemento del par es 1 y falsa cuando sea 0.

De forma similar se puede definir un subconjunto difuso  $A$  de un conjunto  $X$ , denominado universo de discurso, como el conjunto de pares ordenados  $(x, \mu_A(x))$ , siendo  $\mu_A$  la función de pertenencia al conjunto difuso  $A$ , definida como

$$\mu_A : X \rightarrow [0,1]$$

En este caso, dicha función puede tomar todos los valores del intervalo entre 0 y 1. El valor 0 representa la no pertenencia al conjunto  $A$  y el valor 1 representa la pertenencia total a dicho conjunto. Ante la afirmación “ $x$  está en  $A$ ”, el segundo término del par  $(x, \mu_A(x))$  nos dirá si la afirmación es cierta, si es falsa, o si se cumple en un cierto grado. Diremos, en este último caso, que  $x$  pertenece a  $A$  con un grado de pertenencia  $\mu_A(x)$ .

Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

### Números difusos

Un número difuso es un caso particular de conjunto difuso cuya función de pertenencia es continua, convexa y definida sobre un intervalo cerrado de los números reales. Dicha función de pertenencia puede adoptar diferentes formas siendo las más habituales las triangulares o trapezoidales que se caracterizan por un número reducido de parámetros, aunque también son habituales la gaussiana o la campana generalizada.

### Variables lingüísticas

Los conjuntos difusos se pueden utilizar para representar variables lingüísticas cuyos valores son números difusos que están definidos en términos lingüísticos. Por ejemplo, si la potencia se interpreta como una variable lingüística, el conjunto de valores que puede tomar podría ser {muy baja, baja, media, alta, muy alta}. Cada uno de estos términos está caracterizado por un conjunto difuso definido en el universo de discurso ([0 kW, 20 kW]) de la variable potencia (Figura 8).

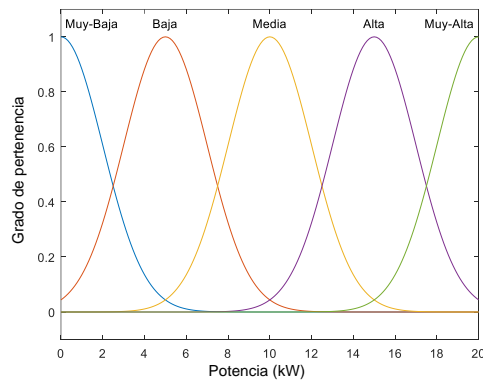


Figura 8. Ejemplo de variables lingüísticas.

Como se ve en la Figura 8, cada valor numérico de la variable potencia está asociado a una variable lingüística, a la que pertenece en un determinado grado (medido entre 0 y 1). Así, por ejemplo, el valor 1kW pertenece a dos valores lingüísticos: “muy baja” y “baja”; el grado de pertenencia al valor lingüístico “muy baja” es mayor que el correspondiente al valor lingüístico “baja”.

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 969990

Código de verificación: IgkN+Wcw

Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES  
UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA

Fecha: 28/06/2017 23:17:21

IVAN CASTILLA RODRIGUEZ  
UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA

29/06/2017 08:12:47

ROSA MARIA AGUILAR CHINEA  
UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA

29/06/2017 10:36:27

ERNESTO PEREDA DE PABLO  
UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA

07/07/2017 18:09:55

### **Reglas difusas Si-Entonces**

Las reglas se definen de acuerdo a la siguiente relación:

Si  $A=X$  &  $B=Y$  entonces  $C=Z$ .

Donde A y B son las entradas del sistema, C es la salida y X, Y, Z son los valores que toma cada variable respectivamente. Esta relación también se puede expresar de la siguiente forma: “SI antecedente ENTONCES consecuente”. En los sistemas basados en reglas se ejecuta el consecuente de una de las reglas activadas al satisfacerse todos los antecedentes de la misma. Sin embargo, en un sistema difuso, se activan simultáneamente todas las reglas cuyos antecedentes se cumplen en algún grado.

### **Sistemas de inferencia difusa**

Los sistemas de inferencia difusa constituyen una clase de algoritmos de cómputo basados en conjuntos difusos y en el razonamiento aproximado. Se componen de tres elementos. En primer lugar, un conjunto de reglas lógicas, con múltiples antecedentes y un consecuente, denominado base de reglas. En segundo lugar, el llamado “diccionario” contiene la definición de los conjuntos difusos asociados a los antecedentes y consecuentes de las reglas. Por último, un mecanismo de inferencia, que consiste en el método empleado para calcular la salida a partir de la agregación de los resultados obtenidos al evaluar el conjunto de reglas. Uno de los métodos más empleados es el método del centroide, que consiste en calcular el centro de gravedad del área resultante.

Las entradas a este tipo de sistemas pueden ser tanto números concisos (crisp) como conjuntos difusos. Cuando se trata de un número conciso hay que o bien considerarlo como un conjunto difuso particular, esto es, con pertenencia 1 para un solo valor de su universo y 0 en el resto (singleton), o bien convertirlo a un número difuso en un proceso llamado fusificación. La salida del sistema es un conjunto difuso que se obtiene a partir de las entradas, las reglas y el mecanismo de inferencia elegido. Sin embargo, en muchas aplicaciones es necesario que la salida sea un valor numérico y no un número difuso. En esos casos se realiza un proceso de defusificación mediante el cual, el conjunto difuso se convierte a un valor del universo de salida representativo de la conclusión obtenida.

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 969990

Código de verificación: IgkN+Wcw

Firmado por:	Fecha:
KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55



En la Figura 9 se presenta el diagrama de bloques de un sistema de inferencia difusa [36]. El proceso básico puede resumirse en las siguientes etapas: obtención de los grados de compatibilidad de las entradas con los antecedentes de las reglas, obtención de las fuerzas de disparo de las reglas, agregación de los consecuentes cualificados y finalmente, en los casos en los que se requiera, la desfusificación.

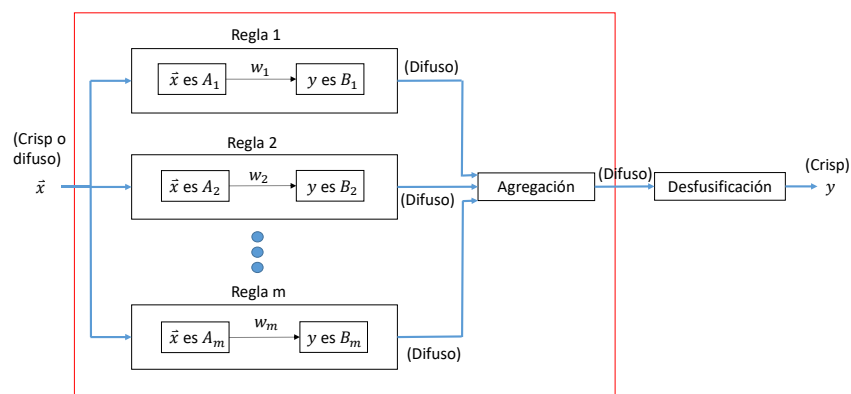


Figura 9. Diagrama de bloques de un sistema de inferencia difusa. El cuadro rojo agrupa los componentes de un sistema de inferencia básico con salida difusa, adaptado de [37].

## 2.6. Definición del perfil a modelar: tipos de aparatos eléctricos

En el modelo de lógica difusa se va a vincular el conocimiento acerca de la activación de electrodomésticos e iluminación en la vivienda. Cuando se habla de las horas en las que se enciende determinado aparato eléctrico, no se suele hablar de horas exactas, puede que se mencione un rango aproximado o incluso una parte del día (mañana, tarde o noche). Esta falta de exactitud en la definición de los rangos horarios, hace que la lógica difusa sea la mejor herramienta para vincular este conocimiento, ya que nos permite usar variables lingüísticas y funciones de pertenencia, para expresar los rangos horarios aproximados de los que hablamos.

Antes de empezar a construir el modelo, es necesario definir los electrodomésticos que se vincularán. Cada electrodoméstico está asociado a un tipo de comportamiento particular, así, por ejemplo, los electrodomésticos de la cocina se usan principalmente en horas de desayuno, almuerzo y cena.

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015. Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <a href="https://sede.ull.es/validacion/">https://sede.ull.es/validacion/</a>	
Identificador del documento: 969990	Código de verificación: IgkN+Wcw
Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

Para definir los electrodomésticos que se modelarán, el primer paso es realizar un análisis que permita determinar cuáles son los más relevantes y cómo se puede construir un modelo que asocie el comportamiento que lleva a su activación.

### 2.6.1. Dimensiones que afectan la activación de los electrodomésticos en la vivienda

Existe un gran número de factores que influyen de forma directa en los patrones de activación de los electrodomésticos. En este trabajo, se han clasificado estos factores en cuatro dimensiones: horaria, climatológica, ocupacional y física.

En la Tabla 2 se muestra una descripción de las diferentes dimensiones definidas para el análisis del comportamiento asociado a la activación de electrodomésticos en la vivienda.

**Tabla 2. Dimensiones a analizar en los diferentes usos finales del sector residencial.**

Dimensión	Descripción
<b>Horaria</b>	Vincula las zonas que se pueden diferenciar durante el día, tales como los horarios de comida, sueño y ocio; o el horario nocturno y diurno.
<b>Climatológica</b>	Se refiere a las características relacionadas con factores climatológicos, tales como la variación de las temperaturas debido a las estaciones del año.
<b>Ocupacional</b>	Relaciona las características que describen la ocupación de la vivienda, marcadas por horarios de trabajo y estudio principalmente.
<b>Física</b>	Contiene las características físicas de la vivienda, que asocian las características de iluminación natural y temperatura.

No todas las dimensiones afectan a todos los aparatos en la misma medida. Por ejemplo, en el caso del aire acondicionado, una de las dimensiones que tendrá mayor influencia en la activación del mismo será la climatológica. Mientras que, para el caso de la iluminación, la existencia de luz natural marcará las pautas de activación.

A continuación, en la Tabla 3, se presentan los electrodomésticos de mayor penetración en los hogares españoles de acuerdo con los datos del proyecto INDEL [38], y las dimensiones que afectan la activación de cada uno.

**Tabla 3. Influencia de las dimensiones en la activación de los electrodomésticos.**

Uso final	Dimensión			
	Horaria	Climatológica	Ocupacional	Física
<b>Calefacción</b>	-	X	X	X
<b>Aire acondicionado</b>	-	X	X	X
<b>Lavadora</b>	X	-	X	-
<b>Secadora</b>	X	X	X	-
<b>Lavavajillas</b>	X	-	X	-
<b>Frigorífico</b>	X	-	X	-
<b>Congelador</b>	X	-	X	-
<b>Cocina</b>	X	-	X	-
<b>Horno</b>	X	-	X	-
<b>Microondas</b>	X	-	X	-
<b>Agua caliente</b>	-	X	X	-
<b>Iluminación</b>	X	-	X	X

Como se puede ver en la Tabla 3 la dimensión que mayor influencia tiene en los electrodomésticos mencionados es la ocupacional, esto se debe al hecho de que su activación depende de la presencia de los consumidores en la vivienda. La segunda dimensión con mayor influencia es la horaria, ya que los periodos del día (horas de comida, sueño y ocio) marcan la diferencia entre la activación de uno u otro dispositivo.

En este trabajo se han seleccionado tres tipos de electrodomésticos de referencia, que presentan características relevantes relacionadas con el comportamiento humano: la lavadora, la cocina y la iluminación.

Dentro de las estrategias para la gestión de la demanda, uno de los principales electrodomésticos estudiados es la lavadora. Esto se debe a que se trata de un aparato susceptible de modificación, ya que su consumo se puede desplazar en el tiempo. A día de hoy, existe un pico de activación situado en horas de la mañana, que perjudica la eficiencia del sistema eléctrico [39]. Se espera poder desplazar parte del consumo

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015. Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <a href="https://sede.ull.es/validacion/">https://sede.ull.es/validacion/</a>	
Identificador del documento: 969990	Código de verificación: IqkN+Wcw
Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

asociado a este dispositivo, implementando estrategias de tarificación horaria y contando con la contribución de la población.

Otro representante importante del consumo residencial es la cocina. Este aparato presenta un comportamiento que está marcado por los horarios de comida. Por su importancia y por el tipo de activación que presenta se ha elegido como uno de los dispositivos a modelar.

Por último, la iluminación causa un gran pico de consumo, principalmente en la noche; y, además, presenta un comportamiento diferente, asociado a la posibilidad de aprovechar la iluminación natural de la vivienda.

Estos tres electrodomésticos/iluminación representan tres tipos de comportamiento diferentes. La bondad de los resultados en la implementación de estos modelos, indicará si esta técnica es válida para la representación del comportamiento de los consumidores del sector residencial. Con la obtención de resultados favorables, se puede plantear, como línea de trabajo futuro, la implementación de los modelos de los electrodomésticos restantes. Incluso se puede añadir a esta línea de trabajo, el modelado de estrategias de gestión de demanda basadas en la modificación de comportamientos asociados a cada tipo de electrodoméstico.

## **2.7. Diseño e implementación del sistema de lógica difusa**

Una vez identificados los electrodomésticos de interés, pasamos a plantear el sistema de lógica difusa que permitirá estimar los perfiles de activación que muestran la forma en la que los usuarios activan la lavadora, cocina e iluminación a lo largo del día, indicando los momentos de mayor y menor activación.

### **2.7.1. Proceso de diseño**

No existe un procedimiento sistemático generalizado para el diseño de sistemas de lógica difusa. Por lo tanto, la aplicación a una nueva área de conocimiento de este tipo de sistemas se basa en el análisis de ejemplos ya existentes [40].

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015. Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <a href="https://sede.ull.es/validacion/">https://sede.ull.es/validacion/</a>	
Identificador del documento: 969990	Código de verificación: IgkN+Wcw
Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

En busca de esa sistematización, se ha definido un flujo con un conjunto de pasos para el desarrollo e implementación del sistema de lógica difusa. Este flujo permite establecer un procedimiento para la definición del modelo, partiendo de la definición de las entradas, salidas, funciones de pertenencia, y reglas; para terminar con un modelo que relaciona correctamente las entradas con las salidas del sistema. En la Figura 10 se puede ver el diagrama con los pasos definidos para la construcción del modelo de lógica difusa.

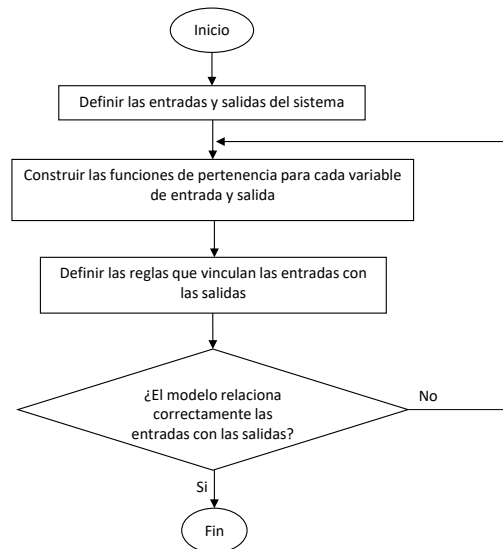


Figura 10. Diagrama de flujo del diseño del sistema de lógica difusa.

### ***Definir las entradas y salidas del sistema***

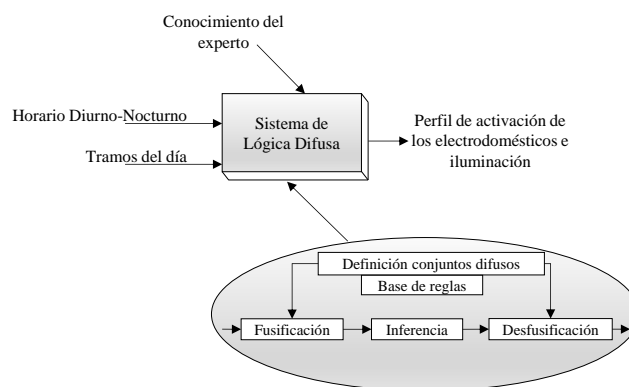
Para definir las entradas del sistema es necesario partir de la base de conocimiento heurístico de los usuarios del sector residencial respecto a su comportamiento relacionado con la activación de electrodomésticos e iluminación en la vivienda. En este caso, se han buscado, dentro del equipo investigador, personas que representen diferentes tipos de hogares, familias con hijos, sin hijos, e individuos de diferentes edades.

En base al conocimiento de los consumidores se analizan las dimensiones que influyen en la activación de los aparatos eléctricos. En el caso de la iluminación, influyen las dimensiones horaria, ocupacional, y física. Para la activación de la lavadora y la cocina,

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015. Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <a href="https://sede.ull.es/validacion/">https://sede.ull.es/validacion/</a>	
Identificador del documento: 969990	Código de verificación: IgkN+Wcw
Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

se consideran relevantes las dimensiones horaria y ocupacional. Se asume que el modelo relaciona comportamientos que requieren de la presencia de los ocupantes de la vivienda, por lo tanto, no se modela la dimensión ocupacional. Las características físicas de la vivienda no se han vinculado en el modelo, ya que presentan un alto grado de variabilidad y no son el objeto de estudio de este trabajo. Este trabajo se centra en el comportamiento de los consumidores principalmente. Por último, la dimensión horaria, que afecta a los tres tipos de electrodomésticos, se vincula en el modelo teniendo en cuenta los horarios diurnos y nocturnos, afectados por la existencia de iluminación natural; y los tramos del día, marcados principalmente por los horarios de sueño, comida y ocio.

El sistema de lógica difusa que da respuesta al objetivo planteado se muestra en la Figura 11. El sistema vincula, a través de un conjunto de reglas, una serie de entradas (horario diurno y nocturno, tramos del día) con el conocimiento del experto, de manera que se obtiene el perfil de activación de los electrodomésticos y la iluminación en las viviendas. En el bloque llamado fusificación se convierten los valores concisos de las entradas (por ejemplo, 7 a.m.) en valores lingüísticos (por ejemplo, Día), usando los conjuntos difusos en los que se definen las funciones de pertenencia. En el proceso de inferencia se usan los valores lingüísticos de las entradas y el conjunto de reglas, definidas a partir del conocimiento de los expertos, para obtener una salida con un valor lingüístico. El proceso final consiste en la desfusificación, donde se convierte el valor lingüístico de la salida en un valor conciso o crisp.



**Figura 11. Diagrama que presenta las entradas y salidas del sistema. Además, se muestra un diagrama de bloques que describe el funcionamiento de los sistemas de lógica difusa.**

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015. Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <a href="https://sede.ull.es/validacion/">https://sede.ull.es/validacion/</a>		
Identificador del documento: 969990		Código de verificación: IqkN+Wcw
Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21	
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47	
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27	
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55	

## Construir las funciones de pertenencia para cada variable de entrada y salida

### Horario diurno y nocturno

Se definieron tres periodos, madrugada, día y noche; para identificar las horas en las que el usuario cuenta con iluminación natural. La iluminación natural implica una menor necesidad de activación de la luz eléctrica en la vivienda.

Por lo tanto, la variable lingüística “Horario diurno y nocturno” tiene tres valores lingüísticos {madrugada, día y noche}, que en la Figura 12 se representan como M, D y N respectivamente. Cada término está caracterizado por una función de pertenencia definida en el universo de discurso [0 horas, 24 horas]; para este caso se ha elegido la función de pertenencia de tipo gaussiano, que es una de las más usadas. Con las funciones de pertenencia se logra cuantificar el significado de los valores lingüísticos. Por ejemplo, la línea vertical de color negro en la figura muestra el caso en el que la variable Horario diurno y nocturno = 7. En ese punto, el grado de pertenencia a la función M (madrugada) es de 0,06 y el grado de pertenencia a la función D (horario diurno) es de 0,39 (marcados en rojo). Por lo tanto, las 7 a.m. es una hora de transición que pertenece en mayor medida al horario diurno y en menor medida al horario nocturno o madrugada. De esta manera se representa la falta de límites exactos en la definición, por parte de los expertos, de las horas correspondientes a cada tramo horario.

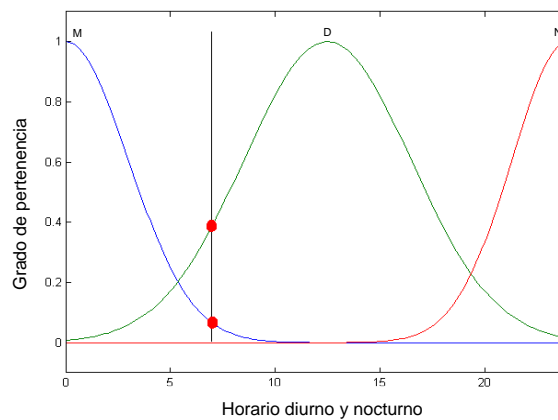


Figura 12. Funciones de pertenencia para la entrada horario diurno y nocturno.

### Tramos del día

Se han considerado diferentes tramos del día, los cuales ayudan a definir los horarios de activación de los electrodomésticos e iluminación. En la Figura 13 se observan las funciones de pertenencia para la entrada tramos del día definidas en un universo de discurso con rango [0 horas, 24 horas].

Las variables lingüísticas consideradas para esta entrada se describen en la Tabla 4.

**Tabla 4. Variables lingüísticas para la variable de entrada “Tramos del día”.**

ID	Variable	Descripción
H-O-N1	Horario de ocio nocturno complementario.	En este horario se incluyen las horas, pasada la media noche, en las cuales algunas personas continúan despiertas.
H-S1	Horario de sueño 1.	Este tramo se define como horario de sueño, es decir, horas en las que la persona está dormida.
H-D	Horario desayuno.	Tramo en el que la persona toma su desayuno.
H-O-M	Horario ocio mañana.	Tramo del día en el que no se desarrolla una actividad específica, es decir, la persona puede llevar a cabo cualquier actividad en este tiempo.
H-A	Horario almuerzo.	Tramo del día en el que la persona toma su almuerzo.
H-O-T	Horario ocio tarde.	Tramo del día en el que la persona puede llevar a cabo cualquier actividad.
H-C	Horario cena.	Tramo del día en el que la persona toma su cena.
H-O-N	Horario ocio noche.	Tramo en el que la persona puede llevar a cabo cualquier actividad.
H-S2	Horario de sueño 2.	Tramo de tiempo al final del día en el que la persona puede empezar sus horas de sueño.



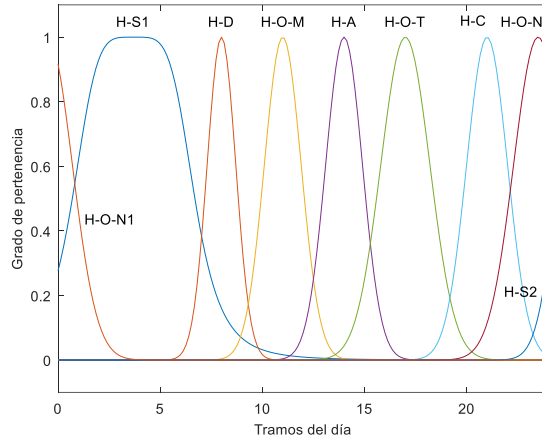


Figura 13. Funciones de pertenencia para la entrada tramos del día.

**Construcción de salidas**

En la Figura 14 se muestran cinco funciones de pertenencia definidas en el universo de discurso [0,1], para considerar los diferentes rangos de disponibilidad del usuario para activar la lavadora en cada hora del día. Las funciones de pertenencia permiten convertir los valores lingüísticos (muy alta, alta, media, baja y muy baja disponibilidad del usuario) a valores crisp comprendidos entre 0 y 1, así, un valor cercano a 1 indica mayor disponibilidad del usuario para activar los electrodomésticos o iluminación, y un valor cercano a 0 indica una menor disponibilidad del usuario.

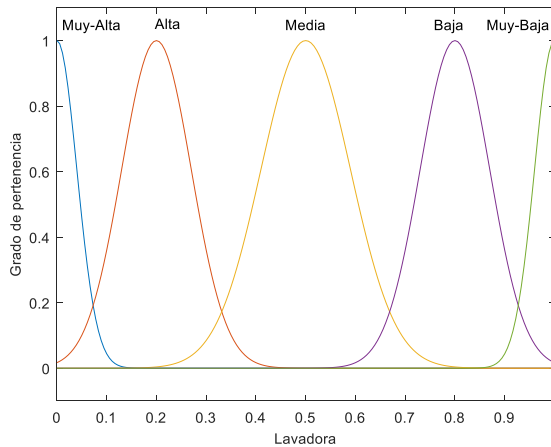


Figura 14. Funciones de pertenencia para la salida correspondiente al electrodoméstico lavadora.

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015. Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <a href="https://sede.ull.es/validacion/">https://sede.ull.es/validacion/</a>	
Identificador del documento: 969990	Código de verificación: IgkN+Wcw
Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

Para el caso de la cocina y la iluminación, se definen las mismas cinco funciones de pertenencia (Figura 14) del caso anterior. Se deben definir estas funciones de pertenencia, a pesar de ser iguales, porque es necesario tener un conjunto de salida para cada electrodoméstico. Estos conjuntos de salida permitirán considerar diferentes rangos de disponibilidad del usuario para activar la cocina y la iluminación en cada hora del día

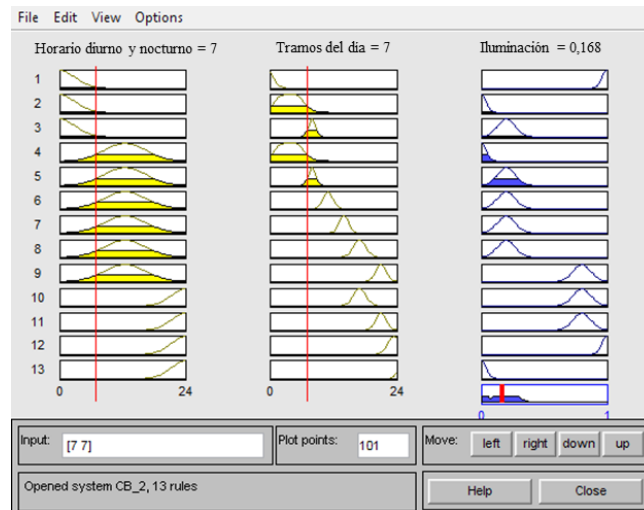
***Definir las reglas que vinculan las entradas con las salidas***

Con las entradas y salidas expresadas en variables lingüísticas es posible especificar un conjunto de reglas que capture el conocimiento del experto en cuanto a la activación de los electrodomésticos y la iluminación en la vivienda.

Los valores lingüísticos no son representaciones precisas de las cantidades que describen, por lo tanto, las reglas lingüísticas no son precisas. Son simples abstracciones de las ideas acerca de cómo se activan los electrodomésticos y la iluminación.

En la Figura 15 se muestra un ejemplo de un caso de inferencia, hay 13 reglas, en las dos primeras columnas están los dos antecedentes y en la última columna se muestra el consecuente. Para la entrada actual (Horario diurno y nocturno =7 y Tramos del día =7), se activan las reglas 4 a 9 para el primer antecedente, y las reglas 2 a 5 para el segundo antecedente. En la última fila de la tercera columna (consecuente), se muestra la agregación de los consecuentes activados, con lo que se calcula el valor crisp de salida, para este caso el resultado es 0.168.

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015. Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <a href="https://sede.ull.es/validacion/">https://sede.ull.es/validacion/</a>	
Identificador del documento: 969990	Código de verificación: IqkN+Wcw
Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55



**Figura 15. Proceso de inferencia para Horario diurno y nocturno = 7 y Tramos del día = 7. Las dos primeras columnas son los antecedentes y la última columna es el consecuente.**

En la Tabla 5 y Tabla 6 se muestran las reglas definidas para los sistemas de lógica difusa. Puesto que emplean entradas diferentes, se define un sistema para los electrodomésticos lavadora y cocina, y otro sistema para considerar la iluminación.

En la Tabla 5 se muestran las reglas definidas para el primer sistema de lógica difusa, a partir del cual se obtienen los perfiles de activación de los electrodomésticos lavadora y cocina. Cada columna representa un valor lingüístico para la entrada "tramos del día". Cada fila muestra los valores lingüísticos de las salidas para los electrodomésticos lavadora y cocina.

**Tabla 5. Reglas para el primer sistema de lógica difusa, a partir del cual se obtendrán los perfiles de activación de los electrodomésticos lavadora y cocina. E2 se refiere a Tramos del día (columnas).**

Electrodoméstico/E2	H-O-N1	H-S1	H-D	H-O-M	H-A	H-O-T	H-C	H-O-N	H-S2
<b>Lavadora</b>	MB	MB	B	MA	B	M	M	B	MB
<b>Cocina</b>	MB	MB	B	B	MA	MB	M	B	MB

En el segundo sistema de lógica difusa, definido para el caso de la iluminación, la salida está influenciada por dos entradas. En la Tabla 6, la primera columna muestra los valores lingüísticos de la entrada horario diurno y nocturno, el encabezado muestra los

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015. Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <a href="https://sede.ull.es/validacion/">https://sede.ull.es/validacion/</a>	
Identificador del documento: 969990	Código de verificación: IqkN+Wcw
Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

valores lingüísticos de la entrada tramos del día. Cada celda de la tabla presenta los valores lingüísticos que toma la salida para cada combinación de entradas.

**Tabla 6. Reglas para el segundo sistema de lógica difusa, a partir del cual se obtendrá el perfil de activación de la iluminación en la vivienda. E1 se refiere a la primera entrada: Horario diurno y nocturno (filas); E2 se refiere a la segunda entrada: Tramos del día (columnas).**

E1/E2	H-O-N1	H-S1	H-D	H-O-M	H-A	H-O-T	H-C	H-O-N	H-S2
M	MA	MB	B	-	-	-	-	-	-
D	-	MB	B	B	B	B	A	-	-
N	-	-	-	-	-	A	A	MA	MB

Los espacios no definidos en la Tabla 6 corresponden a opciones imposibles, tales como el horario de estancia en casa “día” con el tramo del día “Horario de ocio nocturno”.

La Tabla 7 explica dos de las reglas usadas en el sistema de lógica difusa. El resto de reglas tienen una estructura muy similar.

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015. Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <a href="https://sede.ull.es/validacion/">https://sede.ull.es/validacion/</a>	
Identificador del documento: 969990	Código de verificación: IgkN+Wcw
Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

**Tabla 7. Ejemplificación y descripción de las reglas. Se describen dos reglas, una de cada sistema de lógica difusa.**

Sistema	Ubicación	Regla	Justificación
Sistema de lógica difusa que considera los electrodomésticos lavadora y cocina.	Tabla 5 (columna 6)	Si el usuario está en las horas correspondientes al almuerzo (E2 = H-A) entonces la disponibilidad del usuario para activar la lavadora es baja (Lavadora = B) y para activar la cocina es muy alta (Cocina = MA).	Si el usuario está preparando el almuerzo, entonces no es prioritario activar la lavadora, por ello se considera una baja disponibilidad del usuario para la activación de este electrodoméstico.  En el almuerzo se preparan diferentes alimentos que requieren el uso de la cocina, por lo cual se considera una alta disponibilidad del usuario para la activación de la misma.
Sistema de lógica difusa que considera la iluminación de la vivienda.	Tabla 6 (fila 3, columna 6)	Si el usuario está en casa en horario diurno (E1 = D) y está en las horas correspondientes al almuerzo (E2 = H-A) entonces la disponibilidad del usuario para activar la iluminación es baja (Iluminación = B).	Aún no es necesario activar la iluminación, se cuenta con iluminación natural, por lo cual se considera una baja disponibilidad del usuario para activar las luces.

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 969990

Código de verificación: IgkN+Wcw

Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES  
UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA

Fecha: 28/06/2017 23:17:21

IVAN CASTILLA RODRIGUEZ  
UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA

29/06/2017 08:12:47

ROSA MARIA AGUILAR CHINEA  
UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA

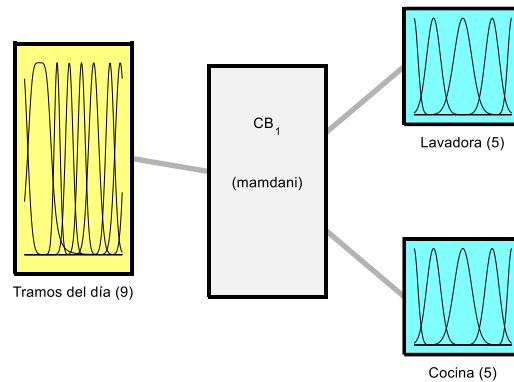
29/06/2017 10:36:27

ERNESTO PEREDA DE PABLO  
UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA

07/07/2017 18:09:55

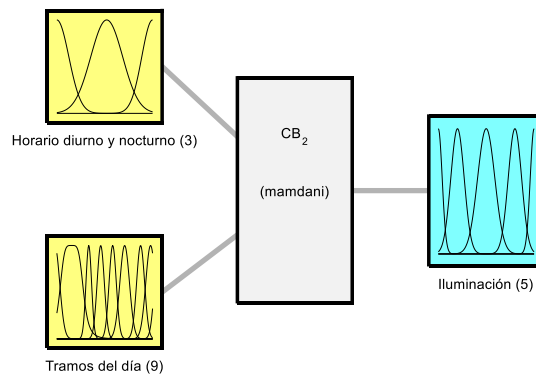
### 2.7.2. Implementación del modelo en MATLAB

Para la implementación se usó la toolbox de MATLAB® Fuzzy Logic [41]. Los sistemas de lógica difusa implementados son de tipo Mamdani [42], y se empleó el mecanismo de inferencia del centroide, que es uno de los más usados. En la Figura 16 se muestra el sistema de lógica difusa definido para obtener los perfiles de activación de los electrodomésticos lavadora y cocina.



**Figura 16. Implementación usando Fuzzy Logic Toolbox de MATLAB®. Sistema de lógica difusa para los electrodomésticos lavadora y cocina.**

En la Figura 17 se presenta el sistema de lógica difusa definido para obtener el perfil de activación de la iluminación en las viviendas, partiendo de dos entradas, horario diurno y nocturno, y tramos del día.



**Figura 17. Implementación usando Fuzzy Logic Toolbox de MATLAB®. Sistema de lógica difusa para considerar la iluminación de las viviendas.**

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015. Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <a href="https://sede.ull.es/validacion/">https://sede.ull.es/validacion/</a>	
Identificador del documento: 969990	Código de verificación: IqkN+Wcw
Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

Haciendo uso de los bloques de Simulink de MATLAB®, se genera una simulación de los sistemas para un día, de 0 a 24 horas.

*¿El modelo relaciona correctamente las entradas con las salidas?*

Esta pregunta se responde con los resultados de la simulación, si se obtiene una respuesta que representa de la forma más aproximada posible el funcionamiento del sistema real, entonces la respuesta es “sí”. En caso contrario, es necesario replantear el modelo, empezando por revisar la definición de las funciones de pertenencia y las reglas planteadas.

## 2.8. Simulación y resultados

### 2.8.1. Resultados para electrodoméstico: lavadora.

Se ha obtenido la curva que describe la forma en que los usuarios, en media, activan la lavadora. Para validar los resultados obtenidos se usaron datos extraídos de la encuesta de empleo del tiempo realizada por el Instituto Nacional de Estadísticas INE, en 2009-2010 [39]. La encuesta muestra las actividades realizadas por las personas cada 10 minutos durante las 24 horas del día, algunas actividades implican el uso de determinados electrodomésticos. Por ejemplo, la actividad “colada”, dentro del ítem “cuidado de la ropa”, implica el uso de la lavadora, así, es posible conocer los perfiles de activación de este electrodoméstico.

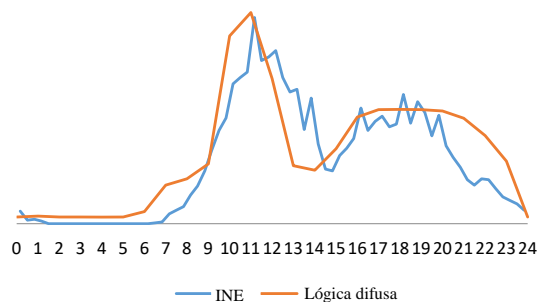
En la Figura 18 se presentan dos curvas, una en color naranja que muestra el perfil de activación de la lavadora para cada hora del día, obtenida con el sistema de lógica difusa. La segunda curva, en color azul, presenta de forma gráfica los resultados de la encuesta de empleo del tiempo, realizada por el Instituto Nacional de Estadísticas INE, para la actividad “colada”.

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 969990

Código de verificación: IgkN+Wcw

Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

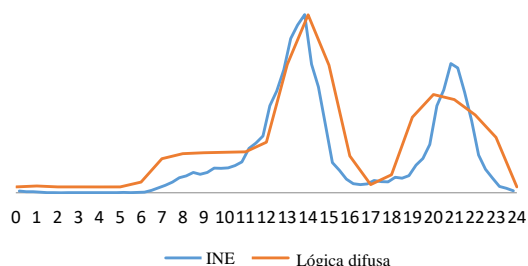


**Figura 18. Perfil de activación para el electrodoméstico lavadora. Curva naranja: resultado obtenido con el sistema de lógica difusa. Curva azul: datos de la encuesta de empleo del tiempo realizada por el Instituto Nacional de Estadísticas INE.**

Los picos de activación se ven reflejados en la curva obtenida por el sistema de lógica difusa. Aproximadamente a las 11 de la mañana se presenta el mayor pico de activación. La forma de la curva se aproxima a la obtenida en la encuesta del empleo del tiempo.

### 2.8.2. Resultados para electrodoméstico: cocina.

En la Figura 19 se muestran dos curvas, la curva de color naranja presenta el perfil de activación para el electrodoméstico cocina obtenido usando el sistema de lógica difusa. Para validar los resultados obtenidos con el electrodoméstico cocina, se muestra, en la curva de color azul, el resultado de la encuesta de empleo del tiempo para la actividad “preparación de comidas y conservación de alimentos”, donde se asume una posible activación de la cocina.



**Figura 19. Perfil de activación para el electrodoméstico cocina. Curva naranja: resultado obtenido con el sistema de lógica difusa. Curva azul: datos de la encuesta de empleo del tiempo realizada por el Instituto Nacional de Estadísticas INE.**

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015. Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <a href="https://sede.ull.es/validacion/">https://sede.ull.es/validacion/</a>	
Identificador del documento: 969990	Código de verificación: IgkN+Wcw
Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55



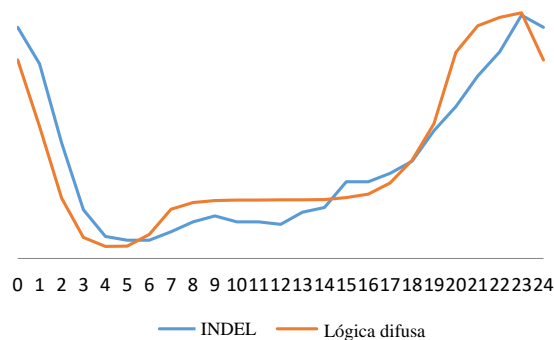
En la Figura 19 se puede ver claramente que la activación de la cocina es mayor en el horario correspondiente al almuerzo, la activación en la cena es menor y en el desayuno mucho menor.

La curva obtenida por el sistema de lógica difusa tiene una forma similar a la obtenida en la encuesta realizada por el INE. El pico más alto se presenta a las 14 horas en las dos curvas.

### 2.8.3. Resultados para la iluminación.

Dentro de los ítems propuestos en la encuesta de empleo del tiempo, no se encontró ninguno que aportara datos acerca de la activación de la iluminación. Por esto se ha tomado la curva de carga residencial para el uso de la iluminación, construida por Red Eléctrica de España en el proyecto INDEL [38], con el fin de realizar una comparación con la obtenida con el sistema de lógica difusa.

En la Figura 20 la curva de color naranja corresponde al perfil de activación de la iluminación, obtenido usando el sistema de lógica difusa. La curva de color azul muestra la gráfica del proyecto INDEL.



**Figura 20. Perfil de activación de la iluminación. Curva naranja: resultado obtenido con el sistema de lógica difusa. Curva azul: resultados del proyecto INDEL (REE).**

En la aproximación obtenida para la curva de carga de la iluminación se conserva la estructura general de la curva.

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015. Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <a href="https://sede.ull.es/validacion/">https://sede.ull.es/validacion/</a>		
Identificador del documento: 969990		Código de verificación: IgkN+Wcw
Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21	
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47	
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27	
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55	

### 2.8.4. Medida del error

En la Tabla 8 se muestran los resultados de las medidas de error calculadas para cada caso. Se presenta el error cuadrático medio (MAE por sus siglas en inglés, ecuación (1)) [43], [44], y la raíz cuadrada del error cuadrático medio (RMSE por sus siglas en inglés, ecuación (2)) [44], [45]. Para los cálculos se usaron los valores escalados de los puntos que forman las curvas, en un rango comprendido entre [0,1].

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |e_t| \quad (1)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n e_t^2}{n}} \quad (2)$$

**Tabla 8. Medidas de error**

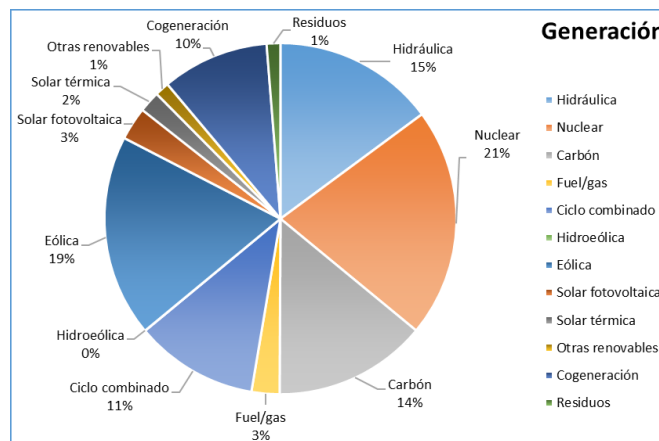
Uso final	MAE	RMSE
<b>Lavadora</b>	0.034	0.159
<b>Cocina</b>	0.025	0.143
<b>Iluminación</b>	0.02	0.126

Las métricas de error corroboran que los resultados obtenidos se aproximan al comportamiento real del perfil de consumo de los tres electrodomésticos/iluminación modelados.

# Capítulo 3. Predicción de la generación de energía eólica

## 3.1. Introducción

Tal como se ha mencionado, una de las respuestas a los retos planteados frente al aumento inminente del consumo eléctrico, es el uso de energías renovables, que aprovechan los recursos naturales para generar energía. Las fuentes renovables ya son una realidad en los sistemas eléctricos actuales; hoy por hoy se pueden ver parques eólicos y granjas solares funcionando en diferentes partes del mundo. Sin embargo, su uso sigue sin estar lo suficientemente extendido. En la Figura 21 se muestra la distribución porcentual de la generación por fuentes del sistema eléctrico español, con los datos correspondientes al año 2016. Las fuentes renovables (hidráulica, hidroeléctrica, eólica, solar fotovoltaica, solar térmica, y otras renovables) suman un 39,77 % de la generación, mientras que las fuentes no renovables (nuclear, carbón, fuel/gas, ciclo combinado, cogeneración y residuos) se quedan con un 60,23% de la generación [46].



**Figura 21. Porcentajes de generación de las diferentes fuentes del sistema eléctrico español. Datos tomados del avance del informe del sistema eléctrico español 2016 [46].**

Para aumentar la penetración de energías renovables en el sistema eléctrico, es necesario predecir, de la forma más precisa posible, la generación que se obtendrá de estas fuentes.

Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

En el caso de las fuentes convencionales la predicción de generación es siempre muy precisa, puesto que depende de la curva característica de funcionamiento del dispositivo usado para la generación. Así, por ejemplo, en el caso de un generador diésel, conociendo las especificaciones técnicas proporcionadas por el fabricante, y teniendo en cuenta la cantidad de combustible disponible, se sabe con seguridad cuánta electricidad se puede generar en cada instante de tiempo.

No ocurre lo mismo con las fuentes renovables, como es el caso de la energía eólica y solar, dos de las fuentes más extendidas a nivel mundial. Para estos tipos de energía es necesario usar modelos de predicción que vinculen las características propias de cada fuente de generación. Con la energía solar, en ocasiones, se usa una curva de generación promedio calculada a partir de datos históricos. El uso de esta curva es factible porque las condiciones para la generación de energía solar se mantienen casi constantes día tras día. Por otra parte, la predicción de la generación de energía eólica presenta un nivel de dificultad más elevado, debido a la variabilidad de la fuente: el viento.

Para controlar la producción de energía eólica, no basta con construir una curva de generación promedio, como se hace con la energía solar. En este caso, es necesario contar con un sistema de predicción más preciso, capaz de vincular los cambios diarios asociados a las variaciones en la velocidad y dirección del viento del lugar en el que está instalado el parque eólico.

Pero, ¿cuál es el mejor método para predecir la generación de un parque eólico? Para responder a esta pregunta se deben estudiar los métodos existentes, prestando atención a aquellos que vinculen las características de variabilidad de la fuente. Elegir un método que permita mejorar la predicción de la generación, aumentará el uso de este tipo de energía y permitirá afianzar las propuestas para la implementación de microrredes. Recordemos que para la gestión de una MR es necesario coordinar las fuentes de generación, dado que la planificación y distribución de los recursos se hará con base en la predicción de la generación. Un fallo en la predicción, podría llevar al desabastecimiento de la MR en modo autónomo, que es el estado menos deseado de cualquier sistema eléctrico.

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 969990

Código de verificación: IgkN+Wcw

Firmado por:	Fecha:
KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

### 3.2. Estado de la técnica

La predicción de la generación de un parque eólico se puede abordar de dos formas, directa o indirectamente [47]. La primera hace referencia al cálculo directo de la generación a partir de datos de entrada seleccionados. La forma indirecta se refiere a la existencia de un paso previo que consiste en estimar primero las condiciones meteorológicas y posteriormente calcular la generación.

En la literatura, se han propuesto diferentes aproximaciones para calcular las predicciones, tanto de forma directa como indirecta. Estas aproximaciones se pueden clasificar de acuerdo a factores como el periodo de tiempo para el cual se hace la predicción. Pueden ser modelos para previsión a corto plazo (próximos minutos-horas), que se emplean principalmente para el control y seguimiento de la generación; medio plazo (próximos días), que son indispensables para el comercio de la energía eléctrica; o largo plazo (próximas semanas), que son útiles para planificar el mantenimiento de los aerogeneradores [47].

Otra forma de clasificar estos modelos es dependiendo del enfoque: físico o estadístico. Los modelos con enfoque físico usan los principios físicos fundamentales y no requieren de datos históricos para su entrenamiento. La principal desventaja de este tipo de modelos es la complejidad de los datos que requiere, tales como la descripción detallada del parque eólico y la descripción detallada del terreno, con su orografía y rugosidad [48].

Los modelos con enfoque estadístico usan datos históricos, incluyendo modelos autorregresivos (AR), modelos de media móvil (MA), modelos autorregresivos de media móvil (ARMA), y modelos autorregresivos integrados de medias móviles (ARIMA) [48], [49]. La exactitud en la predicción de estos modelos depende de la correcta selección y ajuste de los parámetros de cada formulación matemática. La selección errónea de un parámetro puede llevar a un aumento considerable en el error de predicción.

Los modelos anteriores presentan buenos resultados para predicciones con horizontes temporales amplios, mensuales o incluso anuales. Para el caso de horizontes temporales

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015. Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <a href="https://sede.ull.es/validacion/">https://sede.ull.es/validacion/</a>	
Identificador del documento: 969990	Código de verificación: IgkN+Wcw
Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

cortos, como horas o días, los constantes cambios en las condiciones meteorológicas hacen que sea necesario emplear otro tipo de modelos, como los basados en el aprendizaje [50]. Estos últimos emplean técnicas de inteligencia artificial como las Redes Neuronales Artificiales.

Las redes neuronales artificiales aprenden el comportamiento del sistema a partir de datos históricos y representan de una forma más aproximada la relación no lineal entre las entradas y salidas del sistema. Se han probado diferentes configuraciones y tipos de redes neuronales, incluso se han planteado modelos híbridos como los neuro-fuzzy [51], [52], con el fin de lograr una predicción más acertada.

En la literatura, se encuentran modelos de redes neuronales artificiales que se han establecido para calcular la generación tanto de un solo aerogenerador como del parque eólico completo. En el primer grupo se encuentra el trabajo presentado por *Li et al.* [53], en el que se calcula la predicción de la generación de cada aerogenerador del parque eólico Fort Davis. Según los autores, una de las motivaciones para usar una red neuronal por cada aerogenerador, doce en total, es la facilidad de entrenamiento. De acuerdo también a los autores, este tipo de modelo no se ve afectado por los aerogeneradores que pueden estar fuera de servicio en determinado momento. *Li et al.* usan las mismas entradas para las doce redes neuronales de tipo perceptrón multicapa: medidas de velocidad y dirección del viento de cada 10 minutos provenientes de dos torres meteorológicas. La salida es la generación de cada turbina.

En el trabajo de *Jafarian y Ranjbar* [45] se presenta un modelo basado en el uso de lógica difusa y redes neuronales, para estimar la generación anual de un aerogenerador. La principal ventaja señalada en este artículo es que se propone un modelo que puede ser usado para cualquier región. Se usan valores de velocidad de viento recogidos por horas, de 50 estaciones ubicadas en Holanda. El modelo tiene tres entradas, velocidad de viento promedio, desviación estándar de la velocidad del viento y densidad del aire de la región.

La desventaja que presentan los modelos para calcular la generación de un solo aerogenerador es que, para predecir la generación de un parque eólico completo serán

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015. Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <a href="https://sede.ull.es/validacion/">https://sede.ull.es/validacion/</a>	
Identificador del documento: 969990	Código de verificación: IqkN+Wcw
Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

necesarios más cálculos y, probablemente, será también necesario contar con un conjunto de datos de entrada diferente y adecuado para cada aerogenerador.

En cuanto a los modelos que predicen la generación del parque eólico completo [54], se encuentran diferentes tipos en los que se usan distintos conjuntos de entrada. Entre estos modelos podemos mencionar el presentado por *Barbounis et al.* [55], en el cual se predice la velocidad de viento y la producción de un parque eólico en la isla griega de Creta. Las entradas son las previsiones meteorológicas de la dirección y velocidad del viento, provistas por el sistema de modelado atmosférico SKIRON. Usan redes neuronales recurrentes locales [56] y proponen dos nuevos algoritmos de entrenamiento: *global recursive prediction error* (GRPE) y *decoupled recursive prediction error* (DRPE).

*Yeh et al.* [57] calculan la predicción de la generación de un parque eólico de Taiwan, usando una red neuronal del tipo perceptrón multicapa [56], y proponen un nuevo algoritmo de entrenamiento llamado *improved Simplified Swarm Optimization* (iSSO). Las entradas del modelo son los datos diarios de velocidad del viento y generación de energía eólica.

Existen otros modelos [58], [59] en los que se calculan las predicciones de la generación de forma mensual, estos modelos son útiles, por ejemplo, en planeaciones de generación anual.

Entre los modelos estudiados, encontramos varios, denominados “híbridos”, que combinan diferentes técnicas tratando de lograr mejores resultados. Existen modelos híbridos tanto para la predicción de la velocidad del viento [43], [60], [61], como para la predicción de la generación de energía eólica. En el trabajo presentado por *Hong et al.* [62] se usa una red neuronal *feedforward* multicapa, las entradas son de tipo difuso, y para entrenar la red usan *simultaneous perturbation stochastic approximation* (SPSA).

A pesar de que, según sus autores, los modelos híbridos llevan a errores más bajos, estos modelos presentan una mayor complejidad en su implementación, al usar diferentes técnicas que requieren más procedimientos y ajustes.

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015. Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <a href="https://sede.ull.es/validacion/">https://sede.ull.es/validacion/</a>	
Identificador del documento: 969990	Código de verificación: IgkN+Wcw
Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

### 3.3. Redes Neuronales Artificiales

Las redes neuronales artificiales están inspiradas en las redes neuronales biológicas. Tratan de imitar el comportamiento del cerebro para desarrollar determinadas acciones tales como reconocimiento de patrones o clasificación de objetos [63].

*Haykin* [64] define una red neuronal como un procesador compuesto por unidades de procesamiento simples (neuronas) interconectadas masivamente, operando en paralelo, capaz de almacenar conocimiento experimental y proporcionarlo para su posterior uso. Se asemeja al cerebro en dos aspectos: 1) el conocimiento es adquirido por la red desde su entorno, a través de un proceso de aprendizaje; y 2) las fuerzas de conexión interneuronal, conocidas como pesos sinápticos, se usan para almacenar los conocimientos adquiridos.

Una neurona biológica (Figura 22), además del núcleo y el cuerpo celular, cuenta con algunos elementos específicos: el axón (salida de la neurona), y las dendritas (ramificaciones de entrada). También están las sinapsis, que son los elementos de unión entre el axón y las dendritas de otras neuronas. Las sinapsis pueden potenciar o inhibir la señal procedente de los axones. De este modo, las neuronas generan una señal de activación si la señal recibida supera un umbral, de otro modo permanecen inhibidas [56]. Por su parte, las redes neuronales artificiales tienen entradas (dendritas), que pasan por un proceso de ajuste de pesos sinápticos y por una función de activación, para obtener las salidas (axones).

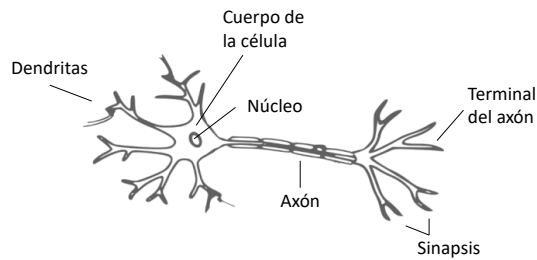


Figura 22. Forma general de una neurona biológica, basado en [65].

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015. Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <a href="https://sede.ull.es/validacion/">https://sede.ull.es/validacion/</a>	
Identificador del documento: 969990	Código de verificación: IqkN+Wcw
Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55



### 3.3.1. Estructura de una neurona artificial

El modelo de una neurona artificial se presenta en la Figura 23. En una neurona se obtiene una señal de salida sumando la multiplicación de las entradas por los pesos sinápticos de la neurona, añadiendo la polarización, y pasando el resultado de la sumatoria por una función de activación.

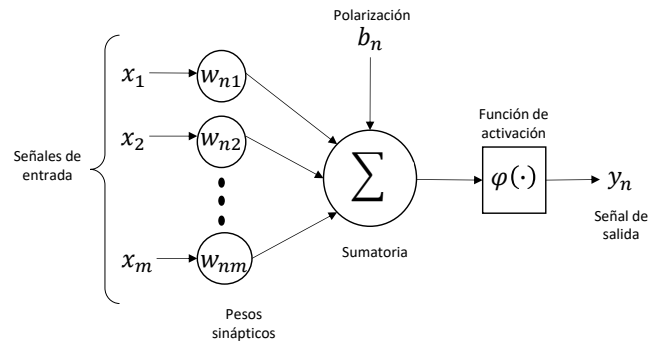


Figura 23. Modelo de una neurona artificial. Adaptado de [63].

Matemáticamente se puede expresar con las siguientes ecuaciones:

$$u_n = \sum_{j=1}^m w_{nj}x_j \quad (3)$$

$$y_n = \varphi(u_n + b_n) \quad (4)$$

Donde  $x_1 \dots x_m$  son señales de entrada,  $w_{n1} \dots w_{nm}$  son los pesos sinápticos de la neurona.  $b_n$  es la polarización o umbral,  $\varphi(\cdot)$  es la función de activación, y  $y_n$  es la señal de salida de la neurona [63].

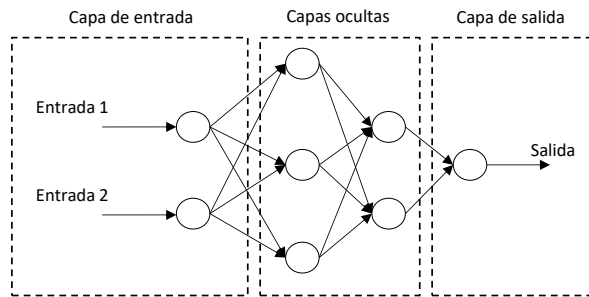
Una neurona biológica puede estar excitada o no excitada, del mismo modo, una neurona artificial puede estar activa o inactiva [66]. Este estado de activación está marcado por las funciones de activación, que pueden ser de diferentes tipos, como la función escalón, lineal o sigmoideal.

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015. Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <a href="https://sede.ull.es/validacion/">https://sede.ull.es/validacion/</a>	
Identificador del documento: 969990	Código de verificación: IgkN+Wcw
Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

### 3.3.2. Arquitecturas neuronales

Las arquitecturas de las redes neuronales se pueden clasificar en tres tipos: redes monocapa con propagación hacia delante (en inglés *Single-layer Feedforward Networks*), redes multicapa con propagación hacia delante (en inglés *Multilayer Feedforward Networks*) (Figura 24), y redes recurrentes (en inglés *Recurrent Networks*) [67]. Las primeras tienen una capa de entrada y una de salida, con neuronas en cada capa. Las redes multicapa tienen capas ocultas, además de la capa de entrada y salida. Las redes recurrentes pueden ser de una sola capa o multicapa, con la diferencia de que son de tipo *feedback*, es decir, tienen lazos de retroalimentación.

El tipo de red neuronal que se usa depende de cada caso en particular. El número de capas ocultas y el número de neuronas las elige el diseñador, normalmente se eligen a base de ensayo-error.



**Figura 24.** Estructura de una red neuronal multicapa con propagación hacia delante. Red con dos neuronas en la capa de entrada, dos capas ocultas con tres y dos neuronas en cada capa, y una capa de salida con una neurona.

### 3.3.3. Entrenamiento de la red

La red neuronal debe ser entrenada antes de empezar a usarla. El primer paso para este entrenamiento es la asignación de valores a los pesos sinápticos de la neurona y la definición de los parámetros de aprendizaje. Generalmente, estos valores iniciales se eligen de forma aleatoria [67]. En el entrenamiento se ajustan los pesos sinápticos en cada iteración siguiendo una regla de aprendizaje. Existen diferentes tipos de algoritmos de aprendizaje tales como: aprendizaje basado en la corrección del error, aprendizaje basado en memoria, aprendizaje Hebbiano, aprendizaje competitivo y aprendizaje de Boltzman [64].

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015. Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <a href="https://sede.ull.es/validacion/">https://sede.ull.es/validacion/</a>	
Identificador del documento: 969990	Código de verificación: IgkN+Wcw
Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

### 3.3.4. Aprendizaje de la red

Existen paradigmas de aprendizaje clasificados en Aprendizaje supervisado, Aprendizaje por reforzamiento y Aprendizaje no supervisado [63]. El aprendizaje supervisado implica el uso de un conjunto de datos, en los que se conocen las entradas y las salidas. En el paradigma de aprendizaje por reforzamiento, el aprendizaje se lleva a cabo por un proceso de prueba y error, vinculando la figura de un supervisor, que le indica a la red si la salida calculada es correcta o no. Por último, en el aprendizaje no supervisado sólo se utilizan conjuntos de entrada para entrenar la red, las salidas son determinadas por la red en el aprendizaje, y no requiere de la figura de un supervisor.

## 3.4. Definición y análisis de las variables asociadas a la generación

Tal como se describe en el estado de la técnica, se han obtenido resultados favorables que avalan el uso de redes neuronales artificiales como uno de los mejores métodos para predecir la generación de energía eólica.

Antes de proceder al diseño e implementación de las redes neuronales, debemos definir el conjunto de variables de entrada para el modelo. En la revisión bibliográfica, se citan diferentes variables para calcular la generación de un aerogenerador o de un parque eólico. Una de las variables más usadas en los modelos mencionados es la velocidad del viento, esto se debe a que presenta un grado de correlación alto con respecto a la generación de energía eólica. Los parámetros restantes incluyen desde dirección del viento, pasando por otros parámetros meteorológicos, hasta horas de generación y de mantenimiento. El uso de uno u otro tipo de entrada depende del método usado y de la disponibilidad de los datos, tanto previstos como medidos. La elección de las variables debe vincular un análisis de las mismas, que permita seleccionar aquellas que tengan mayor relevancia para el sistema.

Se pueden distinguir dos grupos principales: variables meteorológicas y variables temporales. Las variables meteorológicas, como su nombre lo indica, están asociadas a las condiciones meteorológicas que afectan la generación de energía eólica, tales como

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 969990

Código de verificación: IgkN+Wcw

Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES  
UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA

Fecha: 28/06/2017 23:17:21

IVAN CASTILLA RODRIGUEZ  
UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA

29/06/2017 08:12:47

ROSA MARIA AGUILAR CHINEA  
UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA

29/06/2017 10:36:27

ERNESTO PEREDA DE PABLO  
UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA

07/07/2017 18:09:55

la dirección o velocidad del viento. Por otra parte, las variables temporales asocian características del tiempo como el día o la hora.

Para dar inicio al análisis de las variables, el primer paso es revisar la ecuación que se emplea para calcular la generación. En la publicación de *Grassi y Vecchio* [58], la potencia eléctrica generada por una turbina se calcula usando la siguiente fórmula:

$$P = 0.5\rho Aw^3 \quad (5)$$

Donde  $\rho$  se refiere a la densidad del aire,  $A$  es el área barrida por la turbina y  $w$  hace referencia a la velocidad del viento.

Como se ve en la ecuación (5), la velocidad del viento es uno de los parámetros con mayor influencia en el cálculo de la generación. Por lo tanto, se debe incluir en las variables de entrada del modelo.

Por otra parte, la orografía del lugar en el que está ubicado el aerogenerador influye en la producción de energía. La velocidad del viento puede variar dependiendo de si el aerogenerador está en una zona cubierta por montañas o en un valle. Para vincular estas características en el modelo se añaden dos variables que dependen de la orografía del terreno: la temperatura y la humedad relativa. Además, en la ecuación para calcular la generación se contempla la densidad del aire ( $\rho$ ), que está afectada por la humedad relativa y la temperatura, reafirmando así la importancia de vincular estas dos variables como entradas.

En la revisión del estado de la técnica, se comprobó que, después de la velocidad del viento, la variable más empleada para el cálculo de la generación es la dirección del viento, por lo tanto, será otra de las variables a considerar.

En cuanto a las variables temporales, la existencia de variaciones temporales del viento [68], lleva a la vinculación de las mismas en el modelo de predicción. Si consideramos, por ejemplo, la formación de un ciclo diario de viento, debemos indicarle a la red neuronal, en qué momento de ese ciclo nos encontramos, añadiendo así más información al sistema. Las variables temporales a tener en cuenta para este modelo son: mes, día, y hora (Tabla 9).

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015. Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <a href="https://sede.ull.es/validacion/">https://sede.ull.es/validacion/</a>	
Identificador del documento: 969990	Código de verificación: IgkN+Wcw
Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

**Tabla 9. Tipos de variables de entrada.**

Variable	Tipo de variable	
	Meteorológica	Temporal
<b>Velocidad del viento</b>	x	-
<b>Dirección del viento</b>	x	-
<b>Humedad relativa</b>	x	-
<b>Temperatura</b>	x	-
<b>Mes</b>	-	x
<b>Día</b>	-	x
<b>Hora</b>	-	x

### 3.5. Diseño e implementación de las redes neuronales

Para el diseño e implementación de las redes neuronales se ha empleado como referencia un caso de estudio basado en un parque eólico de la isla de Tenerife. Con los datos de ese parque se han entrenado diferentes configuraciones de redes neuronales para predicción a medio plazo (el día siguiente al cálculo de la predicción), aumentando el nivel de complejidad en cada caso.

#### 3.5.1. Caso de estudio

En este trabajo, para el diseño e implementación de las propuestas basadas en el uso de Redes Neuronales Artificiales, se usaron los datos del parque eólico del Instituto Tecnológico y de Energías Renovables (ITER) [88]. El ITER, instituto creado por el Cabildo Insular de Tenerife, tiene entre sus tareas principales la generación de electricidad a partir de energías renovables, y trabaja en proyectos de investigación y desarrollo en las áreas de energías renovables, medioambiente e ingeniería.

El ITER cuenta con tres parques eólicos entre los que se encuentra el parque MADE, denominado así por el tipo de aerogeneradores que lo componen. Son ocho aerogeneradores tipo MADE AE-46, que proporcionan una potencia nominal al parque de 4,8 MW.

Con los datos extraídos de este parque se ha construido una base de datos que contiene medidas, reales y previstas, tanto de las condiciones meteorológicas y variables temporales, como de la generación del parque. El conjunto de datos abarca un periodo

comprendido entre el 01 de enero de 2014 y el 31 de marzo de 2016, para un total de dos años y tres meses.

### ***Preprocesamiento de datos***

#### **- Depuración**

El conjunto de datos inicial incluía horas en las que algunos aerogeneradores no estaban funcionando. Los aerogeneradores pueden detenerse de forma intencionada por cuestiones de mantenimiento, pero también pueden estar fuera de servicio por daños inesperados. Para este trabajo, interesa tener un conjunto de datos “limpio”, en el que sólo se tengan en consideración los datos del parque eólico con todos los aerogeneradores funcionando. Por lo tanto, se eliminan todos los datos que no cumplen con las características mencionadas, obteniendo como resultado un total de 13087 muestras por cada una de las variables de entrada y salida.

#### **- Escalado**

Es común encontrar este paso previo al proceso de entrenamiento de la red neuronal, se escalan los datos aplicando una transformación lineal en los intervalos [0,1] o [-1,1], la elección del rango depende del tipo de función de activación empleado [56]. En este caso, teniendo en cuenta el tipo de redes neuronales a emplear y las funciones de activación que se usarán, se procede a escalar los datos del conjunto de entrada y salida en el rango [-1,1].

## **3.5.2. Primera propuesta**

### ***Diseño***

La primera propuesta consiste en usar el Perceptrón Multicapa (en inglés *Multilayer Perceptron - MLP*), que es una de las redes más conocidas y utilizadas [56] [69]. Otra de las razones por las que se ha elegido este tipo de red es porque es una de las principales exponentes del aprendizaje supervisado, el cual se utiliza en problemas de predicción de series temporales [67], que es el caso que estamos tratando en este trabajo.

En el aprendizaje supervisado se debe entrenar la red con un conjunto de pares ordenados de vectores de entrada y salida deseada. En este caso, para el entrenamiento

Firmado por:	Fecha:
KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

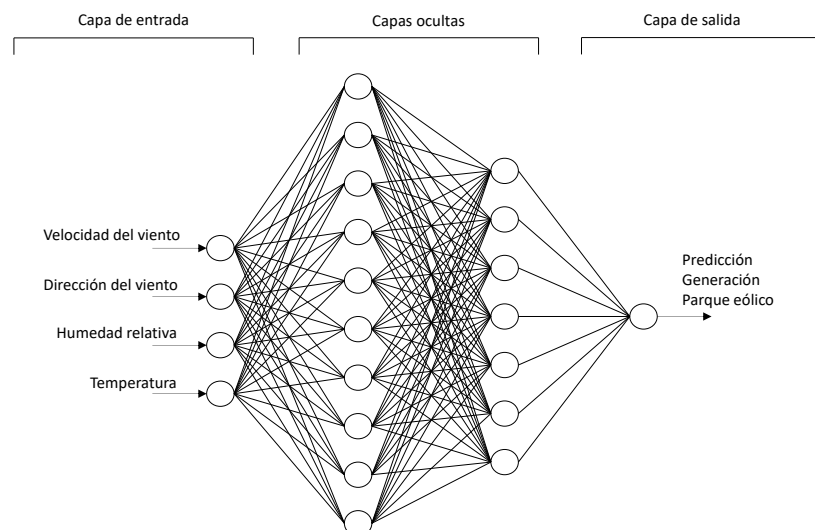
de la red se empleó el 70% de los datos disponibles, usando el 30% restante para la validación y prueba. El algoritmo de aprendizaje por corrección de error usado es el llamado algoritmo de retropropagación (en inglés *backpropagation*), lo cual se refiere a que el error cometido en la salida de la red es propagado hacia atrás, convirtiéndose en un error para cada una de las neuronas ocultas de la red.

Tal como se comentó en el estado de la técnica, las propuestas de modelos para predicción de la generación de un parque eólico, se centran en el uso de los datos de las variables meteorológicas. Teniendo como base esa información, se plantea una aproximación directa, en la que se emplean los datos de las variables meteorológicas como entradas, para calcular la generación del parque eólico.

Para la elección del número de capas y número de neuronas por cada capa, se ha empleado el método, de uso común, llamado ensayo-error [51], ya que no existe un método que determine el número óptimo de neuronas ocultas [56]. Se parte de un conjunto mínimo de capas y neuronas, aumentando progresivamente el número hasta obtener el mejor resultado.

En esta aproximación, la red neuronal se compone de cuatro neuronas en la capa de entrada, dos capas ocultas con diez y siete neuronas en cada una, y una neurona en la capa de salida correspondiente a la predicción de la generación del parque eólico (Figura 25).

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015. Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <a href="https://sede.ull.es/validacion/">https://sede.ull.es/validacion/</a>	
Identificador del documento: 969990	Código de verificación: IgkN+Wcw
Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55



**Figura 25. Esquema de la primera propuesta. Red neuronal artificial con una capa de entrada, dos capas ocultas y una capa de salida, usando como entradas las variables meteorológicas.**

La ecuación (6) representa la red neuronal de la Figura 25, y muestra cómo se calcula la salida en función de las entradas. El proceso consiste en multiplicar las entradas por los pesos sinápticos de las neuronas, sumando el valor del umbral, pasando este resultado por una función de activación y repitiendo este proceso por cada una de las capas de la red.

$$P = f^3(LW2 \cdot f^2(LW1 \cdot f^1(IW \cdot i + b_1) + b_2) + b_3) \quad (6)$$

Donde  $i$  se refiere a las entradas,  $f$  es la función de activación,  $LW$  representa los pesos de las capas intermedias,  $IW$  son los pesos de la primera capa o capa de entrada, y  $b_n$  son los valores de los umbrales.

Tal como se hace de forma general, los pesos y los umbrales se inicializaron usando valores aleatorios [56], que se ajustan durante el entrenamiento de la red neuronal.

La función de activación elegida para las capas ocultas es la función tangente hiperbólica, y, en la capa de salida, se usa una función lineal, que es la configuración comúnmente usada para este tipo de red [56].

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015. Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <a href="https://sede.ull.es/validacion/">https://sede.ull.es/validacion/</a>	
Identificador del documento: 969990	Código de verificación: IgkN+Wcw
Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55



### Implementación

- Características técnicas

La implementación se efectuó sobre un equipo con las siguientes características: procesador Intel Core i7-3612QM, CPU 2.1 GHz, memoria RAM de 8 GB, y Sistema operativo de 64 bits. Para la definición, configuración y simulación de las redes neuronales se usó la herramienta software MATLAB® [70], versión R2016a.

- Creación y configuración de la red neuronal

En esta propuesta se emplea una red neuronal de tipo *feedforward*, con dos capas ocultas, con 10 y 7 neuronas en cada capa. Para implementar este tipo de red, MATLAB provee una función llamada “*feedforwardnet*” [71]. Los dos parámetros principales que se deben pasar a esta función son el número de capas ocultas, con el número de neuronas por cada capa, y la función de entrenamiento (Tabla 10). En la función de entrenamiento se define el algoritmo de aprendizaje, en este caso se trata de *backpropagation*, con la incorporación de la técnica de optimización del algoritmo *Marquardt-Levenberg* (ecuación (7)) [72], [73], cuya finalidad es aumentar la velocidad de convergencia del algoritmo de aprendizaje.

$$\Delta \underline{x} = [J^T(\underline{x})J(\underline{x}) + \mu I]^{-1}J^T(\underline{x})e(\underline{x}) \quad (7)$$

Donde  $J$  es la matriz jacobiana que contiene las primeras derivadas de los errores de la red con respecto a los pesos y umbrales.  $e$  es el vector de errores de la red,  $I$  es la matriz identidad, y  $\mu$  (mu) es un parámetro que se multiplica por un factor para aumentar o disminuir el valor del gradiente. El valor de  $\mu$  disminuye después de que se ha conseguido disminuir el error, y se incrementa cuando existe la posibilidad de que el siguiente paso aumente el valor del error, de esta forma se consigue que el error siempre disminuya en cada iteración del algoritmo. En MATLAB, la función para usar el algoritmo de aprendizaje descrito se denomina “*trainlm*”.

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 969990

Código de verificación: IgkN+Wcw

Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES  
UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA

Fecha: 28/06/2017 23:17:21

IVAN CASTILLA RODRIGUEZ  
UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA

29/06/2017 08:12:47

ROSA MARIA AGUILAR CHINEA  
UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA

29/06/2017 10:36:27

ERNESTO PEREDA DE PABLO  
UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA

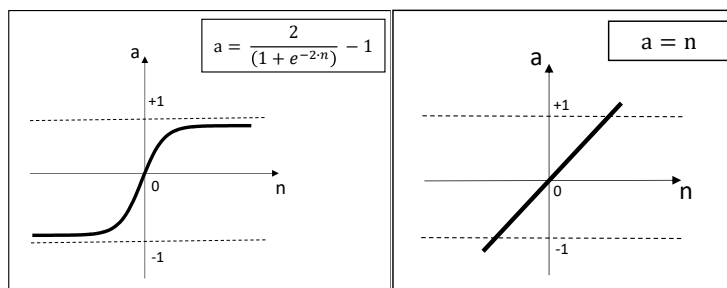
07/07/2017 18:09:55

**Tabla 10. Parámetros de la función “feedforward”.**

feedforwardnet(hiddenSizes,trainFcn)	
hiddenSizes	Número de capas ocultas y neuronas por cada capa.
trainFcn	Función de entrenamiento. Permite definir la función de entrenamiento, entre las que se encuentran la función <i>Levenberg-Marquardt backpropagation</i> (trainlm), <i>BFGS quasi-Newton backpropagation</i> (trainbfg), <i>resilient backpropagation</i> (trainrp), <i>scaled conjugate gradient backpropagation</i> (trainscg), <i>conjugate gradient backpropagation with Powell-Beale restarts</i> (traincgb), <i>conjugate gradient backpropagation with Fletcher-Reeves updates</i> (traincgf), <i>one-step secant backpropagation</i> (trainoss), y <i>gradient descent with momentum and adaptive learning rate backpropagation</i> (traingdx).
Otros parámetros para la configuración de la red neuronal	
transferFcn	Función de transferencia (activación). La función de activación puede ser sigmoideal (logsig), tangente hiperbólica (tansig), de base radial (radbas), o lineal (purelin).
divideFcn	Función de división de datos. Permite cambiar la función de división de los datos. La función para división que usa por defecto MATLAB es la aleatoria (dividerand). También están las funciones para división por bloques de índices (divideblock), usando índices intercalados (divideint), y usando índices específicos (divideind).
performFcn	Esta función se usa para medir el rendimiento de la red neuronal durante el entrenamiento. Las funciones pueden ser: error cuadrático medio (mse), entropía cruzada (crossentropy), error medio absoluto (mae), suma de errores absolutos (sae), o suma de errores cuadráticos (sse).
initFcn	Función usada para inicializar los pesos y umbrales de la red neuronal (init).

La implementación de las funciones de activación, se realiza usando las funciones tangente hiperbólica (*tansig*), para las capas ocultas, y función lineal (*purelin*) para la capa de salida, las representaciones gráficas de estas funciones se pueden ver en la Figura 26.

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015. Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <a href="https://sede.ull.es/validacion/">https://sede.ull.es/validacion/</a>	
Identificador del documento: 969990	Código de verificación: IgkN+Wcw
Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55



**Figura 26. Funciones de activación. Función de activación tangente hiperbólica en la parte izquierda de la figura. Función de activación lineal en la parte derecha de la figura. En la gráfica,  $n$  hace referencia a la entrada de la neurona y  $a$  se refiere a la salida de la neurona.**

Por defecto MATLAB asigna estas funciones de activación a las capas ocultas y la capa de salida, pero, si queremos modificar esas funciones, podemos usar la sentencia que se muestra a continuación:

```
<<nombre_red_neuronal>>.layers{<<número_capa>>}.transferFcn = 'purelin';
```

- Entrenamiento de la red neuronal

En el entrenamiento necesitamos un conjunto de datos de entrenamiento, otro de validación y uno de prueba (Tabla 11). La función “*feedforwardnet*” se encarga de crear los tres conjuntos de forma aleatoria, a partir de los datos que le pasamos como entrada, usando la función “*dividerand*”. Pero, para poder comparar los resultados obtenidos entre las diferentes pruebas de entrenamiento, se han definido los mismos conjuntos de entrenamiento, validación y prueba, para todos los casos. Para usar siempre los mismos conjuntos de datos, cambiamos la función de división de datos por “*divideind*”, con el fin de usar los índices de la posición en el vector de datos como base para la división. Una vez asignada esta función, ajustamos los parámetros *trainInd*, *valInd* y *testInd* con los índices que queremos usar. Se emplearon 9161 datos para el entrenamiento, 1963 datos para validación y 1963 datos para probar la red, esto por cada una de las variables de entrada y salida.

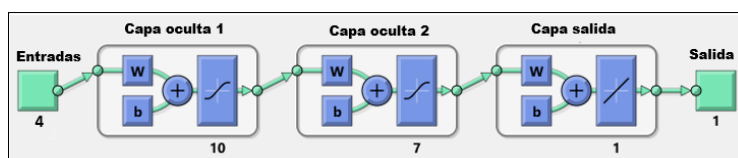
**Tabla 11. Datos empleados para el entrenamiento, validación y prueba de la primera propuesta.**

Procedimiento	Variables meteorológicas	Variables temporales	Generación real del parque
<b>Entrenamiento y validación</b>	X	-	X
<b>Prueba</b>	X	-	-

Para ejecutar el entrenamiento, en MATLAB encontramos la función “train”, que recibe tres parámetros de entrada: la red que creamos previamente (con la función *feedforwardnet*), el conjunto de datos de entrada, y el conjunto de datos de salida. Esta función retorna la red neuronal entrenada y los parámetros de entrenamiento, recogidos en una variable comúnmente llamada “tr”.

```
[<<nombre_red_neuronal>>,<<parámetros_entrenamiento>>] =  
train(<<nombre_red_neuronal>>,<<entradas_previstas>>,<<generación_real>>);
```

La representación gráfica de la red neuronal entrenada se obtiene usando la función “view” de MATLAB, donde el parámetro de entrada para evaluar la función es la red neuronal, obteniendo como resultado la Figura 27.



**Figura 27. Primera propuesta. Diagrama de red neuronal tipo “feedforward” implementada en MATLAB.**

### Resultados

- Resultados del entrenamiento

Los resultados del entrenamiento se recogen en la variable que elegimos para almacenar los parámetros de entrenamiento (<<parámetros\_entrenamiento>>). Esta variable contiene un listado con datos como los que se muestran en la Tabla 12 . En ese listado encontramos, por ejemplo, la función de entrenamiento usada (*trainFcn*), el tipo de

función empleada para dividir el conjunto de datos (*divideFcn*), el número de épocas de entrenamiento (*num\_epochs*), la mejor época (*best\_epochs*), entre otros.

**Tabla 12. Resultados del entrenamiento de la MLP para la primera propuesta.**

Resultados del entrenamiento (tr.<<parámetro>>)		
Parámetro	Valor	Descripción
trainFcn	'trainlm'	Función de entrenamiento.
trainParam	[1x1 struct]	Parámetros del entrenamiento: el número máximo de épocas, el valor objetivo para el cálculo del error (0), el gradiente mínimo, el número de fallos permitidos en la validación, el valor adaptativo inicial (mu*), el factor de aumento y disminución de mu, y el valor máximo de mu.
performFcn	'mse'	La función de rendimiento: error cuadrático medio.
performParam	[1x1 struct]	Parámetros de la función de rendimiento: regularización y normalización.
derivFcn	'defaultderiv'	Función derivativa usada para calcular los gradientes del error y las jacobianas cuando se entrena la red con un algoritmo supervisado.
divideFcn	'divideind'	La función para división del conjunto de datos: división por índice.
divideParam	[1x1 struct]	Contiene los parámetros para la conformación de los conjuntos de entrenamiento, validación y prueba.
trainInd	[1x9161 double]	Contiene los índices del conjunto de entrenamiento.
valInd	[1x1963 double]	Contiene los índices del conjunto de validación.
testInd	[1x1963 double]	Contiene los índices del conjunto de prueba.
stop	'Validation stop.'	La validación se detiene cuando se cumple alguna de las condiciones establecidas. En este caso, el entrenamiento se detuvo al cumplirse la sexta validación fallida. Esto

70

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 969990

Código de verificación: IqkN+Wcw

Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES  
UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA

Fecha: 28/06/2017 23:17:21

IVAN CASTILLA RODRIGUEZ  
UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA

29/06/2017 08:12:47

ROSA MARIA AGUILAR CHINEA  
UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA

29/06/2017 10:36:27

ERNESTO PEREDA DE PABLO  
UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA

07/07/2017 18:09:55

Resultados del entrenamiento (tr.<<parámetro>>)		
Parámetro	Valor	Descripción
		significa que se obtuvo un valor mínimo para la función de rendimiento, a partir del cual, durante 6 épocas posteriores, no se obtuvo un valor más bajo para esta función.
num_epochs	26	El número de épocas pasadas antes de detener el entrenamiento.
best_epoch	20	La época en la que se obtuvo el mejor resultado para el cálculo de la función de rendimiento (mse).
goal	0	El objetivo de la función de rendimiento.
time	[1x27 double]	El tiempo que ha tardado en cada iteración del entrenamiento.
perf	[1x27 double]	Los valores de la función de rendimiento para el conjunto de entrenamiento.
vperf	[1x27 double]	Los valores de la función de rendimiento para el conjunto de validación.
tperf	[1x27 double]	Los valores de la función de rendimiento para el conjunto de prueba.
mu	[1x27 double]	Los valores adaptativos mu definidos para cada época.
gradient	[1x27 double]	Los valores del gradiente calculados en cada época.
val_fail	[0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 1 2 3 4 5 6]	El registro de las validaciones realizadas en cada época y el conteo de aquellas en las que se obtuvo un valor para la función de rendimiento, mayor al anterior.
best_perf	0,0823	El mejor valor obtenido para la función de rendimiento durante el entrenamiento.
best_vperf	0,0824	El mejor valor obtenido para la función de rendimiento durante la validación.
best_tperf	0,0788	El mejor valor obtenido para la función de rendimiento durante la prueba.

71

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 969990

Código de verificación: IqkN+Wcw

Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES  
UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA

Fecha: 28/06/2017 23:17:21

IVAN CASTILLA RODRIGUEZ  
UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA

29/06/2017 08:12:47

ROSA MARIA AGUILAR CHINEA  
UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA

29/06/2017 10:36:27

ERNESTO PEREDA DE PABLO  
UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA

07/07/2017 18:09:55

\* mu ( $\mu$ ) término de la ecuación (7).

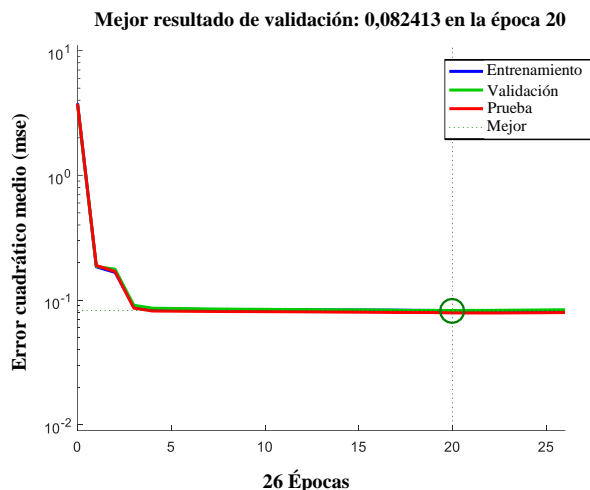
Como puede verse en la Tabla 12, para calcular el rendimiento de la red neuronal se emplea la función “mse” (error cuadrático medio), ecuación (8). Para ver la evolución de esta función durante el entrenamiento, invocamos a la función “plotperf”, pasando como parámetro de entrada la variable en la que almacenamos los parámetros de entrenamiento. Como resultado, obtenemos la gráfica de la Figura 28, donde se señala la iteración en la que se obtuvo el valor mínimo para la función de rendimiento (época 20). El entrenamiento de la red neuronal debe detenerse cuando se cumple una de las condiciones establecidas, tales como el número máximo de épocas (repeticiones), el número de fallos en las validaciones, o el tiempo. En este caso, se ha detenido cuando se ha alcanzado el número máximo de validaciones fallidas, seis en total.

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n e_t^2 \quad (8)$$

Donde  $e_t$  es la diferencia entre el valor real de generación y el valor previsto, y  $n$  es el número de muestras [61].

En la gráfica se observan tres curvas, una para entrenamiento, otra para validación y la última para prueba. Tal como se ve, el error se fue reduciendo significativamente en las primeras épocas, recordemos que en cada iteración se van ajustando los pesos sinápticos y umbrales teniendo en cuenta el cálculo de la función de rendimiento.

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015. Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <a href="https://sede.ull.es/validacion/">https://sede.ull.es/validacion/</a>	
Identificador del documento: 969990	Código de verificación: IgkN+Wcw
Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55



**Figura 28. Evolución del entrenamiento de la red neuronal.**

Otra de las funciones que permite visualizar parte de los resultados del entrenamiento es “*plottrainstate*”, donde nuevamente debemos pasar como parámetro de entrada la variable en la que almacenamos los parámetros de entrenamiento. Como resultado de evaluar esta función, obtenemos la Figura 29 que contiene la evolución de los valores del gradiente, Mu y checks de validación para cada una de las 26 épocas o repeticiones realizadas durante el entrenamiento. Como se ve en la última gráfica de esta figura (checks de validación), el entrenamiento se detuvo cuando se produjeron 6 checks de validación fallidos.

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015. Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <a href="https://sede.ull.es/validacion/">https://sede.ull.es/validacion/</a>	
Identificador del documento: 969990	Código de verificación: IgkN+Wcw
Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55



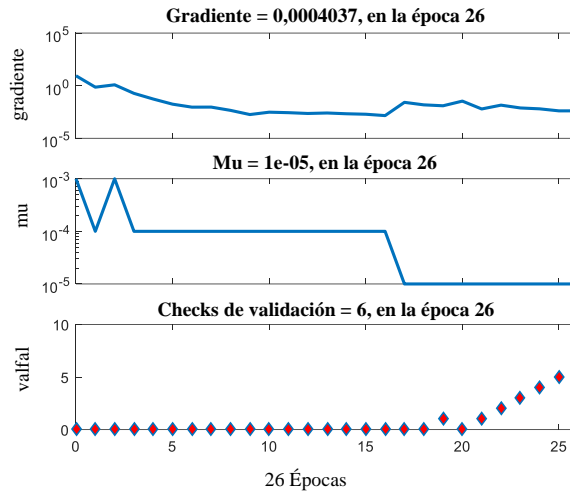


Figura 29. Evolución del gradiente, valor de mu y checks de validación durante el entrenamiento.

La siguiente gráfica (Figura 30), obtenida con la función “*ploterrhist*”, contiene un histograma de los errores (generación real – generación prevista) presentes durante las tres etapas: entrenamiento, validación y prueba. Se puede notar que la mayor concentración de errores calculados se presenta en -0,097, lo cual quiere decir que, tanto en el entrenamiento, como en la validación y prueba, de forma general, la red neuronal calculó un valor de generación que está por encima del valor real de generación.

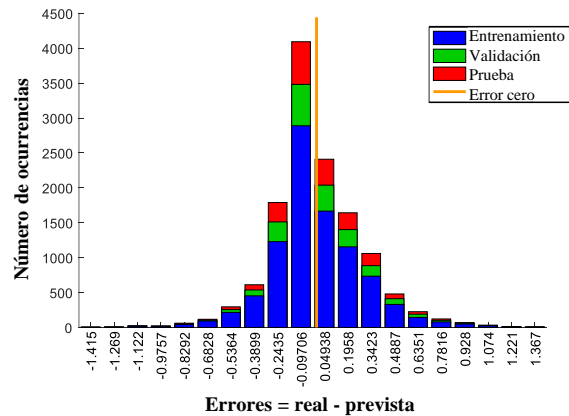
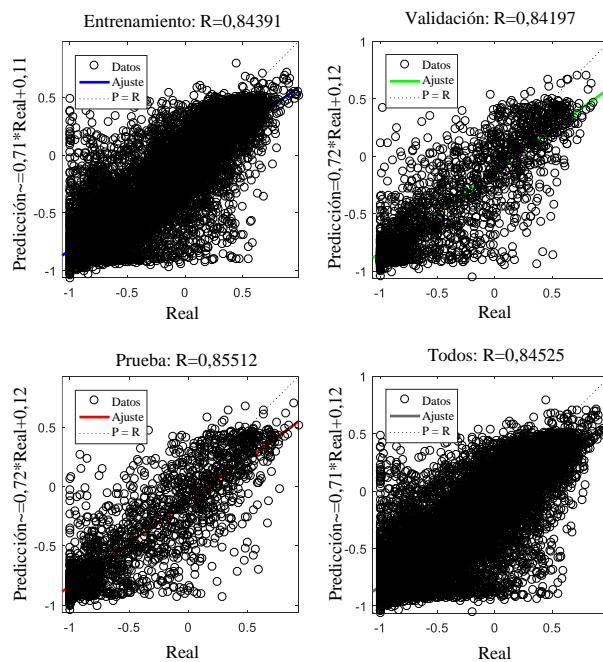


Figura 30. Histograma del error para entrenamiento, validación y prueba.

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015. Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <a href="https://sede.ull.es/validacion/">https://sede.ull.es/validacion/</a>	
Identificador del documento: 969990	Código de verificación: IgkN+Wcw
Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

La última de las gráficas aquí presentadas, consiste en un grupo de gráficas de regresión (función “*plotregression*”), que muestran la relación entre las predicciones de generación calculadas con la red neuronal y la generación real. En la Figura 31, la línea discontinua representa lo que constituiría un resultado perfecto, esto es, *predicción = real*. Cada gráfica tiene una línea continua, que representa el mejor ajuste lineal para esos puntos. El valor de R es un indicador de la relación entre las predicciones y los valores reales de generación. Un valor de 1 para R indicaría que hay una relación lineal directa entre las salidas de la red y los valores deseados. En este caso el valor de R muestra valores superiores a 0,84, destacando la relación entre los valores calculados por la red neuronal y los valores reales de generación del parque eólico.



**Figura 31. Regresiones que relacionan la predicción de la red neuronal con la generación real del parque eólico.**

- Comparación con otro método

Para evaluar los resultados obtenidos, se calcularon diferentes métricas de error: coeficiente de determinación  $R^2$  [74], la raíz cuadrada del error cuadrático medio

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015. Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <a href="https://sede.ull.es/validacion/">https://sede.ull.es/validacion/</a>		
Identificador del documento: 969990		Código de verificación: IgkN+Wcw
Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21	
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47	
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27	
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55	

normalizada (NRMSE por sus siglas en inglés) [44], y una versión modificada del porcentaje del error medio absoluto (MMAPE por sus siglas en inglés) [75].

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{t=1}^n e_t^2}{\sum_{t=1}^n (y_t - \bar{y})^2} \quad (9)$$

$$NRMSE = \frac{1}{P_{inst}} \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n e_t^2}{n}} \quad (10)$$

$$MMAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|e_t|}{\bar{y}} \quad (11)$$

Donde  $e_t$  es la diferencia entre el valor real de generación y el valor previsto,  $y$  es el valor real de generación,  $\bar{y}$  es el valor promedio de la generación del parque,  $n$  es el número de muestras, y  $P_{inst}$  es la potencia nominal del parque eólico.

Es necesario comparar los resultados de la red neuronal con los de otro método para saber si se obtienen mejores resultados con esta propuesta. En este caso, se van a comparar con el método empleado actualmente por el ITER para la predicción de la generación del parque eólico. Se trata de un ajuste polinomial que usa las predicciones de la velocidad del viento para calcular la generación.

En la Tabla 13 se muestran los resultados obtenidos con la red neuronal y el ajuste polinomial. Esta comparación permite comprobar, numéricamente, que se ha disminuido el porcentaje de error cometido en la predicción actual del parque eólico. Como se ve en la tabla, en todos los casos se obtiene un mejor resultado usando la red neuronal. Los valores de NRMSE y MMAPE son menores que el calculado para el ajuste polinomial. Por otra parte, el valor de  $R^2$  es mayor para el caso de la red neuronal, recordemos que el valor de esta métrica debe ser lo más cercano a 1 posible, para considerarse como un buen resultado, puesto que un valor de 1 representa una predicción perfecta.

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 969990

Código de verificación: IgkN+Wcw

Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

**Tabla 13. Tabla comparativa. Cálculo de las métricas de error primera propuesta.**

Propuesta	NRMSE <sup>1</sup>	MMAPE <sup>2</sup>	R2 <sup>3</sup>
<b>Ajuste polinomial</b>	0,1653	0,3693	0,6365
<b>RNA – Meteorológicas</b>	0,1422	0,3493	0,7309

<sup>1</sup>Raíz cuadrada del error cuadrático medio normalizada (NRMSE por sus siglas en inglés)

<sup>2</sup>Versión modificada del porcentaje del error medio absoluto (MMAPE por sus siglas en inglés)

<sup>3</sup>Coficiente de determinación

En términos de producción, estos errores se traducen en un error medio absoluto de 507,6 kW para la red neuronal, frente a 536,32 kW del ajuste polinomial. Por otra parte, si hablamos de la raíz cuadrada del error cuadrático medio, la red neuronal obtiene un 682,72 kW, frente a 793,46 kW del ajuste polinomial.

Con estos resultados se ha demostrado que usando una red neuronal se mejora la predicción de la generación del parque eólico, frente al método actual usado por el ITER. Este resultado se ha obtenido usando sólo los datos de las condiciones meteorológicas, por lo que debemos continuar con la exploración de los datos de entrada que no hemos considerado hasta ahora para el modelo; hablamos de las variables temporales.

### 3.5.3. Segunda propuesta

Manteniendo la configuración de la red neuronal de la primera propuesta, se plantea una modificación en el conjunto de entradas. En la sección de “Definición y análisis de las variables asociadas a la generación”, se definieron las variables de entrada a emplear, tanto meteorológicas como temporales. Las variables meteorológicas ya se han incluido en el modelo de predicción y se ha realizado una primera aproximación; ahora se incluyen también las variables temporales.

#### *Diseño*

Como en el caso de la propuesta anterior, la aproximación consiste en emplear una MLP, pero en este caso con 13 y 12 neuronas en las capas ocultas. El conjunto de entradas se aumenta hasta completar un total de 7 entradas: velocidad del viento, dirección del viento, humedad relativa, mes, día, y hora (Figura 32).

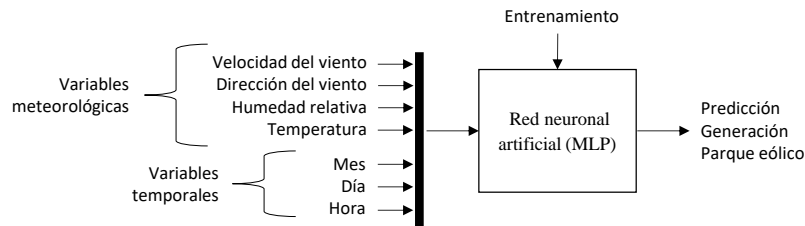
77

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 969990

Código de verificación: IgkN+Wcw

Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55



**Figura 32. Esquema de la segunda propuesta. Red neuronal artificial que recibe como entrada el conjunto de variables meteorológicas y temporales.**

### Implementación

- Creación y configuración de la red neuronal

Para la implementación de esta propuesta nuevamente empleamos la función de MATLAB “*feedforwardnet*”, pasando como parámetros de entrada a la función el número de capas y neuronas por cada capa ([13 12], y la función de entrenamiento correspondiente al algoritmo de aprendizaje *backpropagation*, con la incorporación de la técnica de optimización del algoritmo *Marquardt-Levenberg* (función *trainlm*).

- Entrenamiento de la red neuronal

Una vez que hemos creado la red neuronal, pasamos al entrenamiento con la función “*train*”. Para esta configuración, como en el caso anterior, se emplearon 9161 datos para el entrenamiento, 1963 datos para validación y 1963 datos para probar la red, por cada una de las variables de entrada y salida (Tabla 14).

**Tabla 14. Datos empleados para el entrenamiento, validación y prueba de la segunda propuesta.**

Procedimiento	Variables meteorológicas	Variables temporales	Generación real del parque
<b>Entrenamiento y validación</b>	X	X	X
<b>Prueba</b>	X	X	-

Una vez concluida la etapa de creación, configuración y entrenamiento de la red neuronal, se puede obtener la representación gráfica de la red construida, que se presenta en la Figura 33.

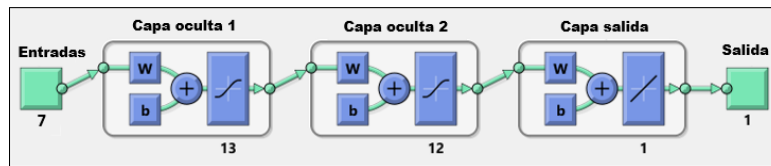


Figura 33. Segunda propuesta. Diagrama de red neuronal tipo “feedforward” implementada en MATLAB.

### Resultados

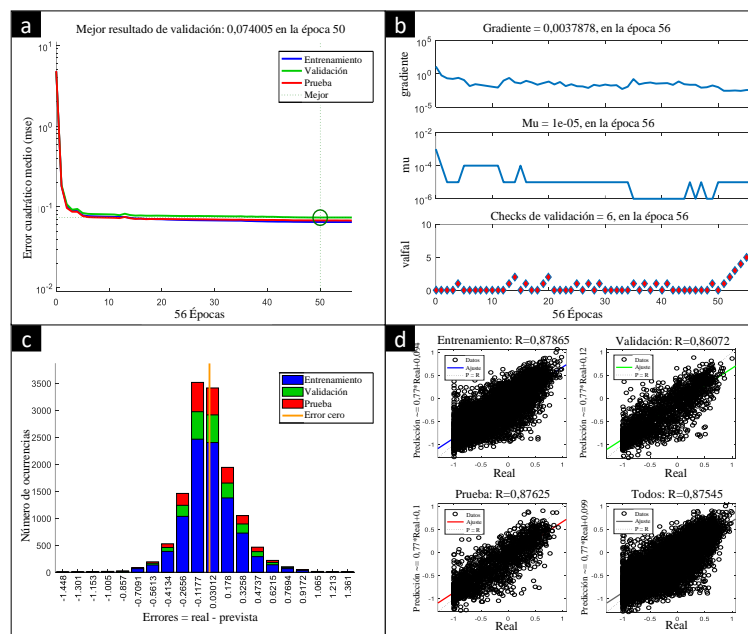
- Resultados del entrenamiento

Los resultados del entrenamiento se muestran en la Tabla 15. En este caso vemos que el entrenamiento se detuvo en la época 56 y que se produjo al cumplirse el sexto fallo en el check de validación (la descripción de cada uno de los campos se encuentra en la Tabla 12).

Tabla 15. Resultados del entrenamiento de la MLP para la segunda propuesta.

Resultados del entrenamiento (tr.<<parámetro>>)	
Parámetro	Valor
trainFcn	'trainlm'
performFcn	'mse'
derivFcn	'defaultderiv'
divideFcn	'divideind'
trainInd	[1x9161 double]
valInd	[1x1963 double]
testInd	[1x1963 double]
stop	'Validation stop.'
num_epochs	56
best_epoch	50
goal	0
val_fail	[1x57 double]
best_perf	0,0651
best_vperf	0,0740
best_tperf	0,0681

Además de los parámetros de entrenamiento, visualizamos también las gráficas de resultados correspondientes a la función de rendimiento, la evolución del cálculo del gradiente, el histograma del error, y las gráficas de regresión (Figura 34). El mejor resultado durante el entrenamiento se obtuvo en la época número 50, comprobando con la evolución del cálculo del gradiente y los checks de validación, que no se obtuvo un valor más bajo para el error durante las siguientes seis pruebas, por lo que se detuvo el entrenamiento en la época 56. El histograma muestra que los errores calculados se encuentran, en su gran mayoría, en valores que están entre -0,1177 y 0,03, indicando que esta fue la desviación en el cálculo de la generación por parte de la red neuronal, para esos datos. Los valores para R, en las regresiones lineales, son superiores a 0,86, tanto en el conjunto de entrenamiento, como validación y prueba, indicando la relación entre los valores calculados y reales de generación.



**Figura 34. Resultados del entrenamiento de la red neuronal de la segunda propuesta. a) Evolución del entrenamiento de la red neuronal. b) Evolución del gradiente, mu y checks de validación. c) histograma del error. d) Regresiones lineales que relacionan el valor deseado con el valor calculado.**

- Comparación con otro método

Tal como se hizo con la primera propuesta, es necesario comparar los resultados obtenidos con la nueva configuración de red neuronal, frente a los obtenidos con la primera propuesta y el uso del ajuste polinomial. Para realizar esta comparación, en la Tabla 16 se presentan los resultados calculados con la primera propuesta (Tabla 13), añadiendo los valores correspondientes a los resultados obtenidos con la segunda propuesta.

**Tabla 16. Tabla comparativa. Cálculo de las métricas de error segunda propuesta.**

Propuesta	NRMSE	MMAPE	R <sup>2</sup>
<b>Ajuste polinomial</b>	0,1653	0,3693	0,6365
<b>RNA – Meteorológicas</b>	0,1422	0,3493	0,7309
<b>RNA – Meteorológicas + Temporales</b>	0,1316	0,3175	0,7696

En términos de producción, estos errores se traducen en un error medio absoluto de 461,1 kW para la red neuronal, frente a 536,32 kW del ajuste polinomial. Por otra parte, para la raíz cuadrada del error cuadrático medio, la red neuronal obtiene un 631,75 kW, frente a un 793,46 kW del ajuste polinomial. En conclusión, en todos los casos, la predicción calculada con la red neuronal disminuye el error cometido por el ajuste polinomial.

Los resultados obtenidos indican que, con la segunda propuesta se disminuye el error cometido, en la predicción de la generación del parque eólico, frente al uso de la primera propuesta y el ajuste polinomial. Por lo que se concluye, que la vinculación de las variables temporales como entrada al modelo, aportan información relevante del sistema y contribuyen al cálculo de la generación.

### 3.5.4. Tercera propuesta

Ya hemos comprobado que con una red neuronal tipo MLP, que usa las variables meteorológicas y temporales como entradas para generar la predicción de generación del parque eólico, se consigue disminuir el error de predicción frente al uso de un ajuste polinomial. Pero esta disminución del error no es suficiente, el siguiente paso es buscar



un tipo de red neuronal que se ajuste al problema que estamos tratando y permita generar una predicción con un error aún más bajo.

Partiendo de la base de que la predicción de la generación de energía eólica es un problema no lineal, procedemos a buscar una red neuronal que permita abordar este tipo de problemas. Los autores *Hong-ze Li et al.* [76], proponen el uso de Redes Neuronales de Regresión Generalizada (RNRG) para problemas no lineales, destacando su efectividad. Además, se ha planteado el uso de esta red neuronal para fines como la predicción de la curva de carga eléctrica anual [76], sistemas de control de generación eólica [77], y predicción de velocidad del viento [78]. En este trabajo se propone el uso de RNRG para la predicción de la generación de un parque eólico.

### **Diseño**

Las RNRG fueron propuestas por *Donald F. Specht*, quien menciona en su trabajo que este tipo de redes se pueden usar para predicción, modelado, mapeo, interpolación y control [79]. Esta red neuronal no requiere de múltiples pasos para el aprendizaje, como ocurre con el algoritmo *backpropagation*, en el que se deben realizar varias iteraciones para ajustar los pesos usando el cálculo del error; en este caso basta con un único paso a través de los datos.

RNRG es una red neuronal probabilística y la función de densidad de probabilidad usada aquí es una distribución normal. Cada muestra del entrenamiento se usa como la media de la distribución normal [77]. La expresión matemática que representa el cálculo de la salida de la red se muestra a continuación [79]:

$$\hat{Y}(X) = \frac{\sum_{i=1}^n Y^i \exp\left(-\frac{D_i^2}{2\sigma^2}\right)}{\sum_{i=1}^n \exp\left(-\frac{D_i^2}{2\sigma^2}\right)} \quad (12)$$

Donde,

$$D_i^2 = (X - X^i)^T (X - X^i) \quad (13)$$

Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

$\hat{Y}$  es el valor de salida de la red neuronal (generación prevista),  $Y^i$  representa los valores de generación reales usados en el entrenamiento,  $X$  es el valor de entrada para el cual se quiere calcular la salida,  $X^i$  son los valores de las entradas que se usaron en el entrenamiento, y  $\sigma$  es el parámetro de suavizado. El desarrollo matemático de las ecuaciones (12) y (13) está descrito en detalle en el trabajo publicado por *Specht* [79].

Tenemos que, si el valor de  $D_i^2$ , que representa la distancia entre el valor para el cual se desea generar la predicción y los valores usados en el entrenamiento, es pequeño, significa que el punto de entrada que se está evaluando está representado por el valor de entrenamiento que se está usando en el cálculo. Y, por ende, contribuirá en gran medida al cálculo de la salida (la predicción). Por el contrario, si el valor de  $D_i^2$  es grande, quiere decir que la entrada evaluada no está representada por ese valor, y que por consiguiente, no contribuirá mucho al cálculo de la salida.

En la Figura 35 se muestra una representación gráfica de una RNRG. Las unidades de entrada cumplen una función de distribución, distribuyen los valores de las entradas a la capa oculta que contiene las unidades patrón. En las unidades patrón, se crea una unidad por cada elemento de entrada usado en el entrenamiento. En la segunda capa oculta se calculan los términos del numerador y denominador de la ecuación (12) y, por último, está la capa de salida que representa la división de los términos calculados en la capa anterior, para obtener la salida.

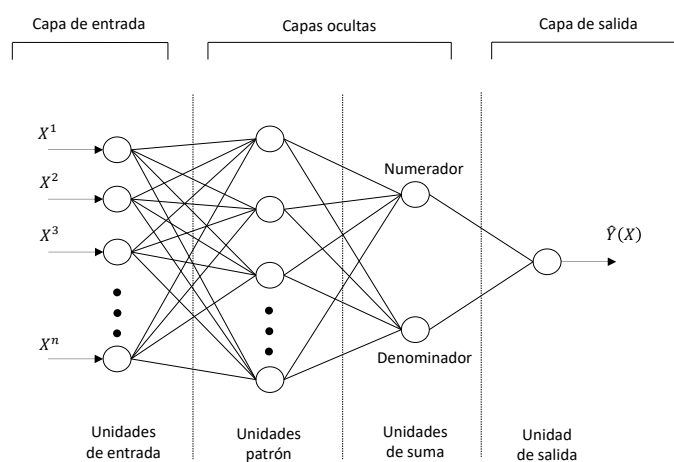


Figura 35. Red neuronal tipo GRNN

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015. Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <a href="https://sede.ull.es/validacion/">https://sede.ull.es/validacion/</a>	
Identificador del documento: 969990	Código de verificación: IgkN+Wcw
Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

### Implementación

- Creación y configuración de la red neuronal

En la implementación de la red neuronal generalizada se usó la función de MATLAB “*newgrnn*” (Tabla 17). Esta función recibe tres parámetros de entrada: el conjunto de datos de entrada, la salida deseada o real, y el parámetro de suavizado  $\sigma$  de la ecuación (12).

**Tabla 17. Parámetros de la función “*newgrnn*”**

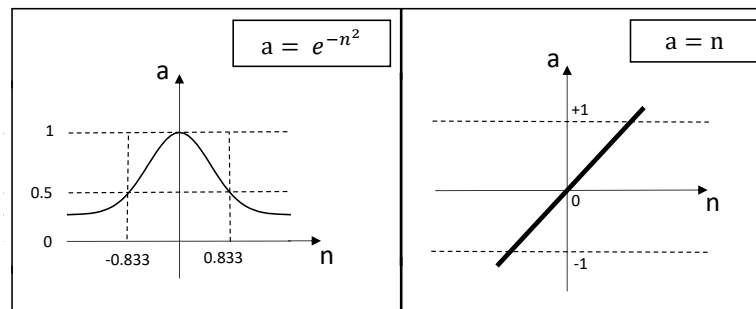
newgrnn(P, T, spread)	
P	Representa la matriz que contiene los datos de entrenamiento correspondientes a cada una de las variables de entrada.
T	Es la matriz que contiene los valores de salida deseados o reales, para el entrenamiento de la red neuronal.
$\sigma$ ó Spread	Es el parámetro de suavizado de las funciones de base radial, cuando no se fija un valor para este parámetro, la función ajusta este parámetro a 1 por defecto.

Para ajustar el valor de  $\sigma$ , *Specht* propone una técnica iterativa que se conoce como el método *holdout*. Este método consiste en, para un determinado valor de  $\sigma$ , quitar una muestra del conjunto de datos y entrenar la red con los datos restantes. La red entrenada se usa para calcular el valor del dato que fue borrado en el primer paso. Luego, se calcula el error medio cuadrático del valor calculado con la red con respecto al valor real. Por último, se elige el valor de  $\sigma$  con el que se obtuvo el error más bajo.

En este trabajo, siguiendo la aproximación de *Specht*, se construyeron 100 conjuntos aleatorios de entrenamiento y prueba. Para cada valor de  $\sigma$  se calculó el error cuadrático medio por cada uno de los 100 conjuntos. De este modo se ha determinado el valor de  $\sigma$  con el que se obtiene el error más bajo con respecto a los 100 conjuntos creados. El valor resultante de este cálculo fue  $\sigma = 0,11$ .

Por otra parte, para este tipo de red neuronal, se usan dos funciones de activación, la primera es una función de base radial (*radbas*), y la segunda es una función de tipo

lineal (*purelin*), las representaciones gráficas de estas funciones se pueden ver en la Figura 36.



**Figura 36. Funciones de activación. Función de activación de base radial en la parte izquierda de la figura. Función de activación lineal en la parte derecha de la figura. En la gráfica,  $n$  hace referencia a la entrada de la neurona y  $a$  se refiere a la salida de la neurona.**

- Entrenamiento de la red neuronal

Una vez que se ha configurado la red, se da paso al entrenamiento, donde la red aprenderá el comportamiento del sistema. Para entrenar esta red se usaron las variables meteorológicas y temporales (Tabla 18), formando un conjunto de entrada compuesto por 11124 datos por cada variable de entrada y salida. Para la prueba de la red neuronal se usaron 1963 datos por cada variable de entrada.

**Tabla 18. Datos empleados para el entrenamiento, validación y prueba de la tercera propuesta.**

Procedimiento	Variables meteorológicas	Variables temporales	Generación real del parque
<b>Entrenamiento y validación</b>	x	x	x
<b>Prueba</b>	x	x	-

En este caso no se emplea la función “*train*” para el entrenamiento, dado que no se trata de un aprendizaje iterativo, la red neuronal aprende en un solo paso. Por lo que, tanto la creación como el entrenamiento se ejecutan con una única función “*newgrnn*”.

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015. Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <a href="https://sede.ull.es/validacion/">https://sede.ull.es/validacion/</a>	
Identificador del documento: 969990	Código de verificación: lgkN+Wcw
Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

```
<<nombre_red_neuronal>> = newgrnn(P, T, spread);
```

La red que hemos creado, configurado y entrenado está representada en la Figura 37.

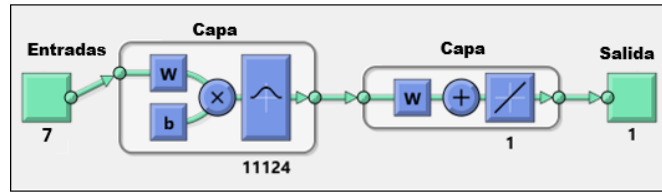


Figura 37. Tercera propuesta. Diagrama de red neuronal tipo “feedforward” implementada en MATLAB.

### Resultados

- Comparación con otro método

Nuevamente, se calculan las métricas de error tal como se hizo para la primera y segunda propuesta. Como se puede comprobar en la Tabla 19, los mejores resultados se han obtenido usando la red neuronal de regresión generalizada. El resultado de  $R^2$  con esta propuesta llega a un valor de 0.8394, convirtiendo a la tercera propuesta en la mejor opción frente a las propuestas anteriores.

Tabla 19. Tabla comparativa. Cálculo de las métricas de error segunda propuesta.

Propuesta	NRMSE	MMAPE	$R^2$
Ajuste polinomial	0,1653	0,3693	0,6365
RNA – Meteorológicas	0,1422	0,3493	0,7309
RNA – Meteorológicas + Temporales	0,1316	0,3175	0,7696
RNRG – Meteorológicas + Temporales	0,1099	0,2351	0,8394

Si hablamos de kW, tenemos que el error medio absoluto de la tercera propuesta es de 341,38 kW frente a los errores cometidos en las propuestas uno y dos de 507,26 kW y 461,1 kW respectivamente, y frente al error que presenta el ajuste polinomial de 536,32 kW. Por otra parte, en cuanto a la raíz cuadrada del error cuadrático medio, tenemos que para la tercera propuesta este error es de 527,44 kW, frente a las propuestas uno y dos, y

el ajuste polinomial, con errores de 682,72 kW, 631,75 kW, y 793,46 kW respectivamente.

### **Análisis de sensibilidad**

Un análisis de sensibilidad nos permite ver qué cambios se generan en la respuesta de la red ante variaciones en los valores de las entradas. Dentro del conjunto de variables de entrada, interesa el análisis de la respuesta del modelo frente a variaciones de las variables meteorológicas. El primer conjunto de pruebas se hará variando dos entradas en el rango de valores posibles, se trata de la velocidad y dirección del viento. Se plantean cuatro posibles escenarios, con diferentes combinaciones de valores para las 5 variables de entrada restantes: humedad relativa, temperatura, mes, día y hora (Tabla 20).

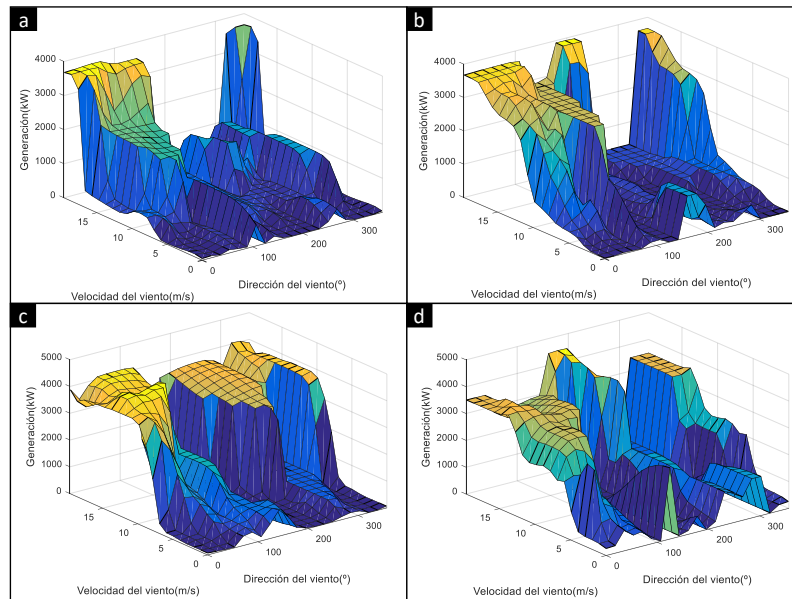
**Tabla 20. Tabla con los valores para las variables de entrada frente a los escenarios propuestos, variando los valores de velocidad y dirección del viento.**

Escenario	Humedad relativa (%)	Temperatura (°C)	Mes	Día	Hora
<b>a</b>	92	10.9	2	9	4
<b>b</b>	78	15.4	1	9	9
<b>c</b>	67	20	3	29	13
<b>d</b>	60	24.4	7	8	3

En la Figura 38 se presentan los resultados obtenidos en las pruebas realizadas. Las gráficas confirman que la velocidad del viento y, en menor medida, su dirección, son las entradas de mayor peso en el cálculo de la generación, aunque el resto de variables también afectan al resultado. Por lo tanto, es necesario cuidar especialmente la predicción de la velocidad y dirección del viento, para evitar equivocaciones en la predicción de la generación.

En las gráficas se observan también algunas respuestas anómalas para combinaciones de parámetros de entrada que no se corresponden con ningún caso que se haya presentado en los datos reales usados para el entrenamiento. Este tipo de respuestas es inevitable, al no haber aprendido la red ese comportamiento. Una alternativa de solución para esta situación, es la vinculación de un grupo de datos más completo, que incluya un amplio

conjunto de datos para todos los casos, de forma que la red neuronal pueda aprender el funcionamiento del sistema ante cualquier situación.



**Figura 38. Análisis de sensibilidad del modelo frente a cambios en las variables de entrada velocidad y dirección del viento.**

El segundo bloque de pruebas abarca las variaciones en las variables meteorológicas restantes: humedad relativa y temperatura. Se plantean cuatro nuevos escenarios que vinculan diferentes velocidades de viento, de menor a mayor valor (Tabla 21).

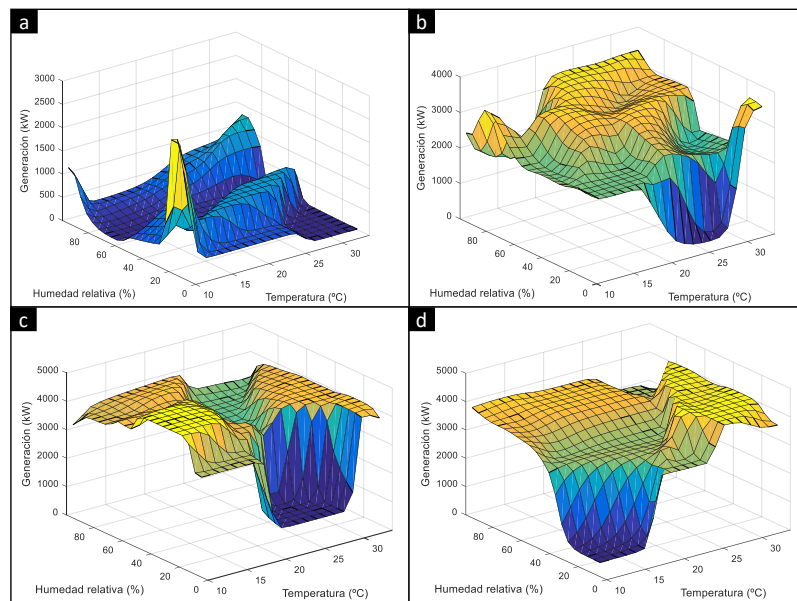
**Tabla 21. Tabla con los valores para las variables de entrada frente a los escenarios propuestos, variando los valores de humedad relativa y temperatura.**

Escenario	Velocidad del viento (m/s)	Dirección del viento (°)	Mes	Día	Hora
<b>a</b>	3.05	33	1	1	19
<b>b</b>	9.89	61	7	19	14
<b>c</b>	14.01	45	2	17	18
<b>d</b>	18.94	47	2	15	13

La Figura 39 muestra los resultados obtenidos con las pruebas realizadas con los cuatro escenarios planteados. Nuevamente comprobamos que el valor de velocidad del viento

marca una gran diferencia en cuanto al valor de generación calculado. En el primer caso (a), por ejemplo, se observa que la generación en general es baja, comparada con los otros resultados, esto se debe al valor de velocidad del viento que se ha elegido para este caso (3.05 m/s). En este mismo escenario, el pico de generación que se observa para los valores de humedad relativa cercanos a 10, corresponde a valores poco probables para el sistema real y que, por lo tanto, no están representados de forma significativa en el conjunto de datos. En los datos empleados para el entrenamiento de la red neuronal, se observó que el valor mínimo para la humedad relativa es de 9%, el cual se repite sólo una vez, el siguiente valor de humedad relativa, para el que se presentan más repeticiones es 19%.

Exceptuando los casos que corresponden a situaciones no factibles para el sistema real, se observa que no se producen cambios bruscos en las gráficas, lo cual implica que una alteración en las predicciones de estas variables no afecta al cálculo de la generación en la misma medida en la que lo haría una alteración en las variables de velocidad y dirección del viento. En este caso las transiciones entre los valores son más suaves.



**Figura 39. Análisis de sensibilidad del modelo frente a cambios en las variables de entrada humedad relativa y temperatura.**

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015. Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <a href="https://sede.ull.es/validacion/">https://sede.ull.es/validacion/</a>		
Identificador del documento: 969990		Código de verificación: IgkN+Wcw
Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21	
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47	
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27	
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55	



### ***Tiempos de entrenamiento***

Por último, se presentan también los tiempos de entrenamiento para las diferentes configuraciones, con el fin de evaluar la presentación de cada una (Tabla 22). De la Tabla 22 se puede concluir que, además de obtener mejores resultados en el cálculo de la predicción, también se requiere de un menor tiempo de entrenamiento al usar la configuración de RNRG.

**Tabla 22. Tabla comparativa. Tiempos de entrenamiento**

<b>Propuesta</b>	<b>Tiempo de entrenamiento (seg)</b>
<b>RNA – Meteorológicas</b>	1,1496
<b>RNA – Meteorológicas + temporales</b>	4,2720
<b>RNRG – Meteorológicas + temporales</b>	0,7704

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 969990

Código de verificación: IgkN+Wcw

Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

# Capítulo 4. Sistema para la Gestión de una Microrred

Se han desarrollado los modelos para la predicción de la demanda del sector residencial y la predicción de la generación de energía eólica. El paso que viene a continuación consiste en definir los modelos de los actores restantes, para componer una microrred.

Contando con todos los modelos, se puede pasar a la siguiente etapa: la simulación del funcionamiento de una microrred en modo autónomo. Con la simulación se pueden realizar estudios de factibilidad construyendo dentro de los modelos computacionales escenarios que respondan a la pregunta ¿qué pasaría si ...? (*‘what if’*). Podemos testear distintas alternativas y seleccionar aquella en la que se observa el mejor rendimiento de la microrred. Las soluciones que se proponen a los distintos problemas se pueden analizar en menos tiempo que si tuviéramos que observar los efectos de los cambios producidos en el sistema real. Además, en la simulación se pueden acotar mejor las condiciones sobre el experimento realizado, por lo que sólo se pueden comparar aquellas soluciones aplicadas en las mismas condiciones experimentales. De este modo, los gestores de las MR pueden ejecutar simulaciones con diferentes configuraciones del conjunto de valores de entrada para los modelos de los actores de la MR, componiendo escenarios diferentes y extrayendo conclusiones acerca de las opciones más eficientes para mantener el funcionamiento de la MR en modo autónomo.

## 4.1. Estado de la técnica

El modelo de una MR se puede emplear para el diseño, planificación y análisis. El diseño se refiere a la toma de decisiones en cuanto al tamaño y cantidad de elementos que harán parte de la MR, tales como aerogeneradores, placas solares, generadores diésel y baterías.

Existen herramientas software que permiten diseñar una MR teniendo en cuenta el factor económico y las condiciones del entorno. En esta línea encontramos una de las principales herramientas software llamada HOMER [80]. Es una herramienta desarrollada por el Laboratorio Nacional de Energías Renovables de los Estados Unidos

Firmado por:	Fecha:
KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

(NREL por sus siglas en inglés). Diseñada para servir de apoyo en el proceso de diseño de microrredes y para facilitar la comparación de tecnologías de generación [13]. HOMER permite dar respuesta a preguntas tales como: ¿Cuánto capital debo invertir para alcanzar un 50% o un 100% de producción de renovables? Es una herramienta útil para diseñar una MR, se realizan simulaciones a largo plazo que le indican al usuario cómo configurarla para tener el menor coste posible y la mayor eficiencia, indicándole cuántos aerogeneradores, baterías, etc., debe tener en su MR para alcanzar el objetivo que se ha propuesto.

HOMER basa su funcionamiento en tres puntos importantes: simulación, optimización y análisis de sensibilidad. En la simulación, esta herramienta permite simular diferentes configuraciones de una MR, en las que el usuario debe elegir el número y el tipo de generadores, tales como aerogeneradores, placas solares, etc. El usuario puede elegir entre una lista de dispositivos comerciales, con los que configurará su MR. Cada aparato tiene asociado un conjunto de características como la curva de funcionamiento. Con esta simulación, el usuario calcula la viabilidad de su configuración y el coste del mantenimiento de los equipos.

En la optimización, HOMER permite examinar diferentes opciones para la configuración de una MR, ordenando las opciones de acuerdo con la variable de optimización que elija el usuario (por ejemplo, coste). Por último, el análisis de sensibilidad consiste en comprobar cómo afectan los cambios en las entradas a la MR. Para esta comprobación, el usuario debe ingresar los valores o rango de valores entre los cuales cree que se encontrará la variable de entrada.

Por otra parte, los modelos usados para la planificación tienen como objetivo principal gestionar y optimizar los recursos de la generación, almacenamiento y demanda, con el fin de mantener la producción y demanda de energía al mismo nivel, de tal forma que no existan faltas en el suministro ni excesos en la generación. Los sistemas que emplean los modelos para la gestión de recursos se denominan Sistemas de Gestión Energética (SGE). Los SGE para MR se han propuesto tanto para el modo autónomo [81] como para el modo conectado a la red [82]. Las estrategias para gestionar una MR se han planteado desde diferentes puntos, intentando abarcar todas las posibilidades, controlando los actores que son factibles de modificación dentro de una MR. Entre estos

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 969990

Código de verificación: IqkN+Wcw

Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

sistemas encontramos los basados en la gestión de carga y descarga de los sistemas de almacenamiento [81], la gestión de la demanda y la programación de la generación [83], [84].

Los SGE pretenden disminuir los costes asociados a la generación y cumplir con las condiciones impuestas por el gestor de la red eléctrica, que pueden referirse al mínimo de carga a abastecer, el porcentaje de consumo de energías renovables esperado, o la disminución en la emisión de gases de efecto invernadero. Para elegir la opción que cumpla con todas las restricciones se debe optimizar el proceso de selección de la estrategia a aplicar, en los procesos de optimización una de las técnicas más usadas se basa en los sistemas multi-agente [85].

iHOGA es un programa para la optimización de sistemas híbridos de energías renovables para la generación de energía eléctrica (DC y/o AC) y/o hidrógeno. Permite trabajar con optimización mono-objetivo (minimizar costes), y con optimización multi-objetivo (minimizar costes y cumplir con las peticiones del usuario). Tiene una versión educativa gratuita pero no se permite su uso en trabajos de investigación [86]. La versión educativa no incluye análisis de sensibilidad, análisis de probabilidad, ni balance de energía (oferta = demanda).

En cuanto a los modelos usados para análisis, deben reproducir el comportamiento de los actores de la MR, aproximándose al comportamiento real del sistema, para evaluar su funcionamiento. En este sentido destacada la herramienta software Hybrid2 [87], desarrollada en la Universidad de Massachusetts. Se trata de un modelo computacional basado en series temporales. Usa datos de las cargas, condiciones meteorológicas y sistemas de potencia diseñados o seleccionados por el usuario, para predecir el comportamiento de un sistema híbrido. Se pueden implementar estrategias de control como las derivadas del uso de generación convencional y baterías. También permite hacer análisis económico calculando el valor del proyecto. Desgraciadamente, es un programa que sólo funciona con Windows® XP o versiones anteriores y no cuenta con soporte técnico porque fue desarrollado en 1996 y el proyecto no continuó.

Una característica de las herramientas presentadas es que se han centrado principalmente en la evaluación económica relacionada con el diseño y la planificación

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015. Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <a href="https://sede.ull.es/validacion/">https://sede.ull.es/validacion/</a>	
Identificador del documento: 969990	Código de verificación: IqkN+Wcw
Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

a largo plazo, dejando de lado el análisis y la obtención de información relevante del funcionamiento de la MR. En [84] y [88] han optado por usar emuladores para simular el comportamiento de los actores de la MR, tales como el emulador de placas solares o el emulador de carga.

De acuerdo con [89] un emulador se define como un dispositivo electrónico de potencia que es capaz de emular el comportamiento de diferentes elementos del sistema eléctrico, como por ejemplo los generadores y las cargas.

Como se ha visto en el estado de la técnica, es importante conocer el comportamiento de la MR, tanto para el diseño como para el control de la misma. En este sentido, las propuestas y las aplicaciones citadas, se han enfocado principalmente en el coste de implementación y mantenimiento. Al comprobar la eficiencia y viabilidad del uso de MR, está claro que son el futuro y que es necesario controlar su funcionamiento, incluso anticipándonos a su comportamiento. La forma de adquirir este conocimiento previo es empleando las simulaciones basadas en el uso de los modelos de sus actores.

## 4.2. Diseño e implementación

Con la configuración elegida, la MR se compone de cinco bloques principales, cada bloque conlleva la elaboración de un modelo. En la Figura 40 se muestra un diagrama de bloques del sistema, los cinco bloques contienen los elementos de la MR, la información de estos modelos se usa como entrada para el sistema de gestión de información de la MR, con el cual se genera el reporte que se presenta al usuario final.

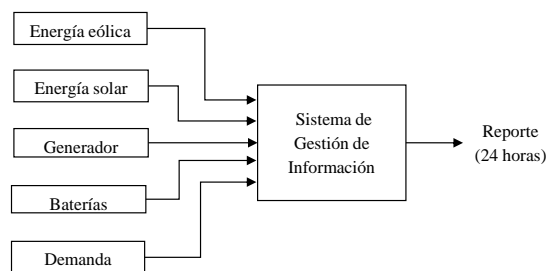


Figura 40. Diagrama de bloques del sistema.

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015. Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <a href="https://sede.ull.es/validacion/">https://sede.ull.es/validacion/</a>	
Identificador del documento: 969990	Código de verificación: IqkN+Wcw
Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

Para el desarrollo de los modelos asociados a cada bloque, se ha empleado la técnica y el conjunto de datos de entrada que más se ajusta al tipo de comportamiento. En la Tabla 23 se muestran los conjuntos de datos de entrada para los modelos y la técnica empleada para el modelado. Los datos del parque eólico y la planta fotovoltaica fueron proporcionados por el ITER.

**Tabla 23. Datos de entrada para cada modelo y técnica empleada en cada caso.**

Elemento	Datos de entrada	Técnica de modelado y/o características de funcionamiento
Generación de energía eólica	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Predicción de las condiciones meteorológicas.</li> <li>- Generación real del parque eólico.</li> </ul>	Redes neuronales artificiales.
Generación de energía solar	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Predicción de la radiación solar, nubosidad y temperatura.</li> <li>- Generación real de la planta fotovoltaica.</li> </ul>	Redes neuronales artificiales
Generación de tipo convencional	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Capacidad nominal del generador por hora.</li> <li>- Curva de consumo de combustible.</li> </ul>	Curva característica
Almacenamiento	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Capacidad nominal de almacenamiento.</li> <li>- Estado de carga inicial.</li> <li>- Estado de carga mínimo.</li> <li>- Estado de carga máximo.</li> <li>- Eficiencia de carga.</li> <li>- Eficiencia de descarga.</li> </ul>	Ecuaciones de carga y descarga
Demanda	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Definición de los periodos del día.</li> <li>- Definición de las horas de luz solar.</li> </ul>	Lógica difusa

Para generar el reporte que se muestra en el sistema se propone una simulación con un horizonte temporal de 24 horas, con el fin de informar al gestor el estado del sistema para el día siguiente, que es el horizonte temporal empleado en los mercados energéticos.

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015. Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <a href="https://sede.ull.es/validacion/">https://sede.ull.es/validacion/</a>	
Identificador del documento: 969990	Código de verificación: IqkN+Wcw
Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

### ***Predicción de la generación de energía eólica***

Para el modelado de la generación de energía eólica se han elegido las Redes Neuronales Artificiales, con las que se obtiene una predicción de la generación a partir de las predicciones de las condiciones meteorológicas y temporales.

En el Capítulo 3, se describen las configuraciones planteadas y los resultados obtenidos. De acuerdo a los cálculos de las métricas de error, la propuesta con la que se consiguen mejores resultados es la que emplea una red neuronal de regresión generalizada, razón por la que se elige esta configuración para el sistema de gestión de la microrred.

### ***Predicción de la generación de energía solar***

El modelo para la predicción de la energía solar es menos complejo, comparado con el modelo para la energía eólica, porque las condiciones necesarias para su generación no cambian de forma significativa. Esto hace que se empleen curvas promedio para predecir su generación, porque las posibles alteraciones que se pueden presentar durante el día, como la aparición de nubes, no afectan en gran medida a esa curva. Usar una curva promedio para predecir la generación de energía solar, puede llevar a cometer muchos errores, además, la predicción sería poco realista, ya que una curva promedio no considera las posibles alteraciones debidas a temporales o circunstancias similares.

Se ha comprobado que las redes neuronales presentan resultados favorables para las predicciones de generación de energía eólica. Partiendo de este hecho, y, teniendo en cuenta que la predicción de la generación de energía solar también se basa en el uso de series temporales, se propone la creación de una red neuronal diseñada para calcular la generación de energía de una planta fotovoltaica. Cabe mencionar que se profundizó principalmente en el desarrollo de redes neuronales para la predicción de energía eólica por tratarse de un recurso que conlleva mayores complicaciones para su predicción. Sabemos que en el caso de la energía eólica dependemos de un recurso muy variable, como es el viento. No ocurre lo mismo con la energía solar, donde las variaciones son menores. Sin embargo, tal como se mencionó en el Capítulo 1, no es un cálculo trivial y de su correcta predicción también depende el buen funcionamiento de la microrred en modo autónomo.

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 969990

Código de verificación: IgkN+Wcw

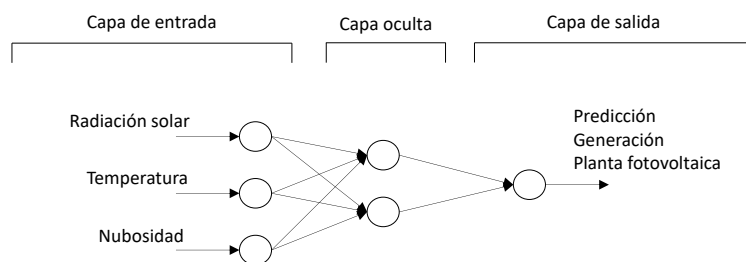
Firmado por:	Fecha:
KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

Para dar paso al diseño de este modelo, el primer punto es el análisis de las variables a usar en la entrada de la red neuronal. Las condiciones meteorológicas como la temperatura y la radiación solar afectan directamente la generación de energía solar [90], por lo tanto, es necesario vincular estas dos variables en el cálculo de la generación. Además, otro factor que puede influir en la generación de este tipo es la nubosidad, ya que la aparición de nubes implica una disminución en la generación. En conclusión, en este modelo se vinculan las tres variables mencionadas: radiación solar, temperatura y nubosidad.

Para el entrenamiento, validación y prueba de la red neuronal, se han empleado los datos recogidos durante el año 2013 para una planta fotovoltaica de 100kW, que consta de 646 módulos fotovoltaicos de células de Silicio policristalino, y cada módulo lleva a su vez 34 módulos asociados a la serie. Esta planta pertenece al ITER, donde estiman que los resultados de la energía generada serán:

- Suministro de electricidad a 35 familias
- Reducción de la emisión a la atmósfera de:
  - 120.000kg/año de CO<sub>2</sub>
  - 810 kg/año de SO<sub>x</sub>
  - 300 kg/año de NO<sub>x</sub>
  - 18 kg de CO
  - Un ahorro de 12.930 kg/año de petróleo

Para esta aproximación se emplea una red neuronal de tipo perceptrón multicapa (MLP), con una capa oculta que contiene 2 neuronas (Figura 41). El conjunto de datos está compuesto por 8088 datos, de los cuales se emplea el 70% para el entrenamiento, 15% para validación, y 15% para pruebas.



**Figura 41. Red neuronal artificial con una capa de entrada, una capa oculta y una capa de salida, para calcular la predicción de la generación de la planta fotovoltaica.**

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015. Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <a href="https://sede.ull.es/validacion/">https://sede.ull.es/validacion/</a>	
Identificador del documento: 969990	Código de verificación: IgkN+Wcw
Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55



Para la implementación se empleó la función de MATLAB “*feedforwardnet*”, pasando como parámetros de entrada: el número de capas ocultas y neuronas por capa, y la función de entrenamiento “*trainlm*”. Como puede verse en la Figura 42, las funciones de activación empleadas son tangente hiperbólica (*tansig*) para la capa oculta, y función lineal (*purelin*) para la capa de salida.

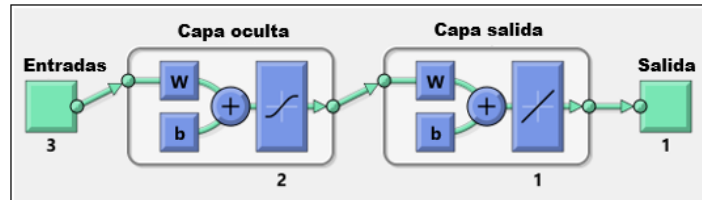
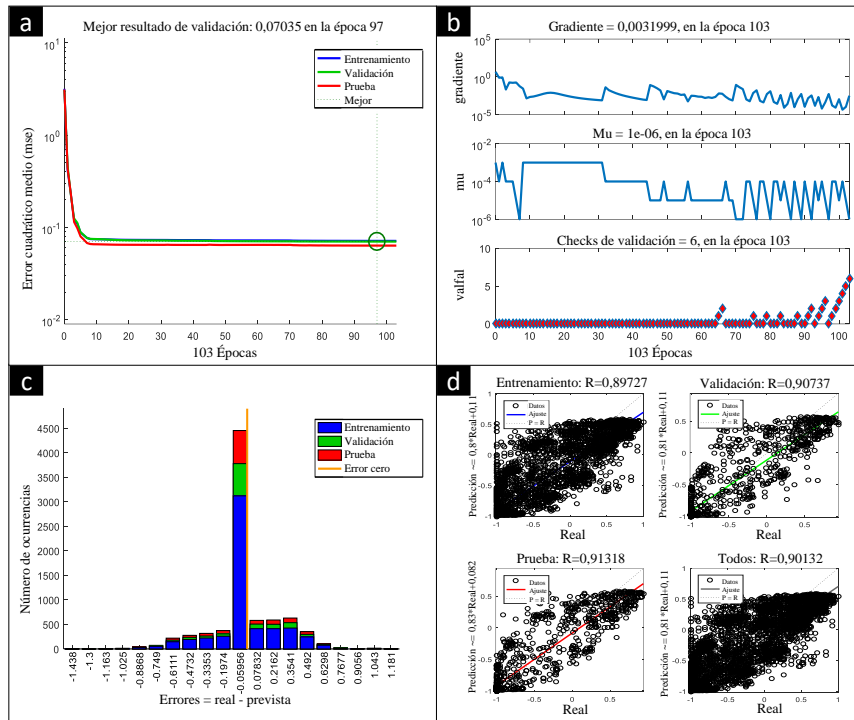


Figura 42. Diagrama de red neuronal tipo “*feedforward*” implementada en MATLAB para predicción de la generación de una planta fotovoltaica.

Una vez creada y configurada la red neuronal, se procede a realizar el entrenamiento. Durante el entrenamiento, como se ha mencionado anteriormente, la red neuronal ajusta sus pesos para aproximar la salida de la red a la salida deseada, que en este caso consiste en la generación de la planta fotovoltaica. En la Figura 43 se presentan los resultados obtenidos después del entrenamiento, validación y prueba de la red neuronal. Son cuatro gráficas que corresponden a la evolución del entrenamiento, la evolución del gradiente, el histograma del error, y las regresiones para relacionar el cálculo de la red con la salida deseada. En las gráficas se observa que el entrenamiento se detuvo en la época 103, tras obtenerse el error más bajo en la época 97. En el histograma se observa que la mayor parte de los errores cometidos se centran en valores cercanos a cero, el valor con mayor frecuencia se marca como -0,059, lo cual indica que, en esas ejecuciones, la red neuronal calculó un valor de generación de la planta fotovoltaica que está por encima del valor real de generación. Por último, en la gráfica de regresión se presentan valores para R que se aproximan a 0,9, relacionando los valores calculados por la red y los valores de generación reales.

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015. Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <a href="https://sede.ull.es/validacion/">https://sede.ull.es/validacion/</a>	
Identificador del documento: 969990	Código de verificación: IgkN+Wcw
Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55



**Figura 43. Resultados del entrenamiento de la red neuronal para la predicción de la generación de una planta fotovoltaica. a) Evolución del entrenamiento de la red neuronal. b) Evolución del gradiente, mu y checks de validación. c) histograma del error. d) Regresiones lineales que relacionan el valor deseado con el valor calculado**

Se calculan las métricas de error para esta propuesta, obteniendo los resultados que se detallan en la Tabla 24. Si observamos el valor de  $R^2$ , vemos que se trata de un valor cercano a 1, resaltando la bondad de los resultados obtenidos. Por otra parte, tenemos que en la predicción se comete un error medio absoluto (MAE) de 7,8 kW, y se obtiene un valor para el RMSE de 12,24 kW.

**Tabla 24. Cálculo de las métricas de error para predicción de la generación de una planta fotovoltaica, usando una red neuronal.**

Propuesta	NRMSE	MMAPE	R2
Red neuronal artificial	0,1224	0,3567	0,8336

### Generación convencional

El modelado de la generación de tipo convencional requiere de la curva de combustible, que relaciona la potencia generada con el combustible consumido. La ecuación para calcular el consumo de combustible fue tomada del manual de ayuda de HOMER [91].

$$F = F_0 \cdot Y_{gen} + F_1 \cdot P_{gen} \quad (14)$$

Donde  $F_0$  es el coeficiente del intercepto de la curva de combustible (L/hr/kW),  $Y_{gen}$  es la capacidad nominal del generador (kW),  $F_1$  es la pendiente de la curva de combustible (L/hr/kW), y  $P_{gen}$  es la potencia de salida del generador (kW).

Como se mencionó anteriormente, este modelo no vincula datos que puedan cambiar en el tiempo, se trata de un cálculo que permite conocer la cantidad de combustible que se puede necesitar. Cuando se implementa una MR se espera que este recurso no tenga que ser empleado, puesto que rompe los principios básicos por los que se han creado las MR “uso eficiente de la energía y aumento del uso de energías renovables”.

### Sistemas de almacenamiento (baterías)

Se calcula el estado del banco de almacenamiento, que depende de las modificaciones causadas por su uso para cubrir la demanda. Se emplean dos ecuaciones para calcular el estado de carga de las baterías, tomando como referencia el modelo propuesto en [92]. Se define la ecuación (15) para calcular la carga y la ecuación (16) para calcular la descarga.

$$SOC_t = SOC_{t-1} + \frac{BP_c \cdot BE_c}{B_{sc}} \quad (15)$$

Donde  $SOC_t$  es el estado de carga en el tiempo  $t$  (%),  $BP_c$  energía disponible para almacenar (kWh),  $BE_c$  es la eficiencia de la batería en la carga (%),  $B_{sc}$  es la capacidad de almacenamiento de la batería (kWh).

$$SOC_t = SOC_{t-1} - \frac{BP_d}{BE_d \cdot B_{sc}} \quad (16)$$

Firmado por:	Fecha:
KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

Donde  $BP_d$  energía requerida para el suministro (kWh),  $BE_d$  es la eficiencia de la batería en la descarga (%). Se limita el estado de la carga para mantener el rango adecuado de trabajo para la batería.

$$lim_{low} \leq SOC_t \leq lim_{up} \quad (17)$$

Donde  $lim_{low}$  es el límite inferior y  $lim_{up}$  es el límite superior del rango de trabajo, en la tabla de datos de entrada se corresponde con el estado de carga mínimo y máximo respectivamente.

El banco de baterías se carga y se descarga en función de los excesos en la generación y demanda.

### ***Demanda***

Para modelar la demanda del sector residencial se empleó el modelo descrito en el Capítulo 2, basado en el uso de lógica difusa, vinculando las características del comportamiento de los consumidores.

## **4.3. Herramienta para la gestión de una microrred**

Finalmente, los modelos construidos permiten implementar un Sistema de Gestión de una Microrred, que pretende servir de herramienta para evaluar el comportamiento de la misma. En este sistema se vinculan los modelos de los diferentes actores de la MR, de tal forma que el gestor puede saber lo que pasará en un horizonte temporal de 24 horas.

Esta herramienta pretende dar respuesta a preguntas de tipo “¿Qué pasaría si...?”, tales como “¿Qué pasaría si se produce un cero inesperado en la generación de energía eólica?”, “¿Qué pasaría si aumenta el uso de un aparato eléctrico?”. Los anteriores son eventos indeseados que pueden ocurrir por condiciones meteorológicas desfavorables, por daños en los componentes de la red o por cambios inesperados en el comportamiento humano.

Las entradas del sistema de gestión para una microrred, son las requeridas para calcular las predicciones de los modelos de generación y demanda, y las especificaciones técnicas de los dispositivos empleados, como los bancos de almacenamiento y las

Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

fuentes de generación convencional. Como salida, se obtienen los datos que describen el comportamiento de la MR. Datos acerca de la demanda cubierta por cada tipo de generación, el almacenamiento y el riesgo de no cubrir la demanda o de no almacenar el excedente de la generación. En la Tabla 25 se listan las entradas y salidas del sistema de gestión de una microrred.

**Tabla 25. Conjunto de entradas y salidas del sistema de gestión de la información.**

Sistema de gestión de una Microrred	
Entradas	Salida (Reporte)
- Variables de entrada para predicción de energía renovable.	- Generación desagregada por fuentes.
- Especificaciones técnicas del generador convencional.	- Demanda cubierta por cada tipo de energía.
- Especificaciones técnicas del sistema de almacenamiento.	- Estado de carga del banco de almacenamiento.
- Variables de entrada para la predicción de la demanda.	- Consumo de combustible.
	- Demanda en riesgo por falta de suministro.
	- Generación en riesgo por falta de almacenamiento.

### Diseño del Sistema de Gestión de una Microrred (SGM)

El Sistema de Gestión de la Microrred fue desarrollado pensando en los gestores que se encargarán de comprobar y controlar el funcionamiento de la MR. Este sistema cuenta con una interfaz gráfica que lleva al gestor paso a paso, hasta realizar la simulación y conseguir el reporte con toda la información relacionada con el comportamiento de la MR.

Tal como se ve en la Figura 44 todo empieza con la vinculación de las entradas en el SGM, esto da paso a la simulación, a partir de la cual se genera el reporte con la información recogida durante la simulación. Como último paso (opcional) el gestor puede crear nuevos escenarios.



**Figura 44. Fases de uso del SGM**

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015. Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <a href="https://sede.ull.es/validacion/">https://sede.ull.es/validacion/</a>	
Identificador del documento: 969990	Código de verificación: IgkN+Wcw
Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

En la Figura 45 se detalla el contenido de cada una de las fases descritas en el párrafo anterior. En la fase de simulación se calculan las predicciones de la generación de energía eólica y solar, se calcula la predicción de la demanda y se simula el funcionamiento de la MR hora tras hora, cubriendo la demanda principalmente con la generación proveniente de fuentes renovables. En esta simulación se registra el nivel de carga, por hora, del banco de almacenamiento. Además, en el reporte se comprueba si se pueden producir excesos de generación no almacenados o demanda no cubierta por ninguna de las fuentes durante el periodo simulado.

En la incorporación de nuevos escenarios, se pueden crear diferentes tipos de escenarios, modificando la demanda, la generación, o cualquier otro actor del sistema. En este caso nos vamos a centrar en dos tipos de modificaciones que pueden ser de gran utilidad para el gestor. La primera opción consiste en vincular una tarificación horaria. Se trata de una estrategia para gestión de la demanda, que consiste en definir diferentes precios para cada hora del día en función de la curva de carga, de modo que se beneficie el consumo en horas valle de la curva y se penalice el consumo en horas punta, tratando de aplanar la curva de carga total [9]. Esta no es la única estrategia para la gestión de la demanda, pero es una de las estrategias que ya se está implementando y se espera que, en un futuro, esta tarificación pueda cambiar en tiempo real, gracias a la vinculación de los contadores digitales. Si el usuario conoce el impacto que puede tener en su recibo mensual el cómo y cuándo consume energía, entonces puede llegar a plantearse cambiar su comportamiento, beneficiando su bolsillo y la eficiencia del sistema [93].

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 969990

Código de verificación: IgkN+Wcw

Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

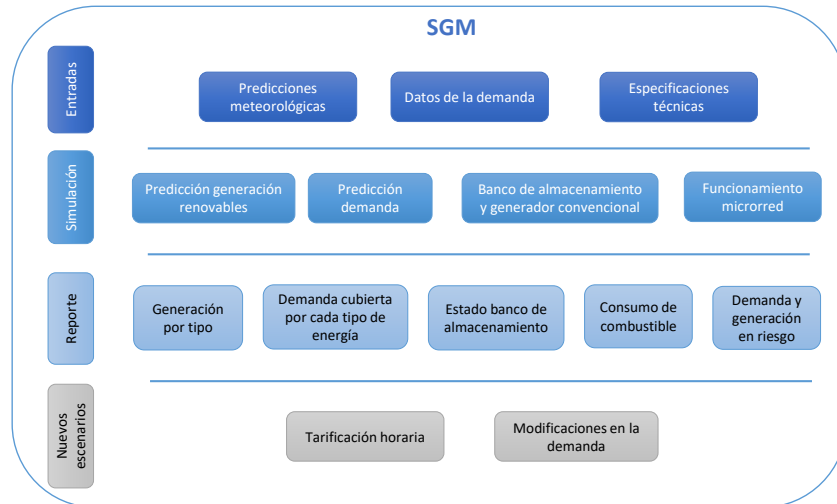


Figura 45. Diagrama modular del SGM.

### Interfaz de usuario SGM

La interfaz de usuario para el Sistema de Gestión de una Microrred se ha implementado en la herramienta software MATLAB® [70]. La pantalla principal contiene tres secciones claramente diferenciadas (Figura 46): “Entradas”, “Simulación” y “Recursos”. La primera sección contiene un conjunto de botones que permite acceder a las pantallas diseñadas para incorporar la información de entrada correspondiente a cada actor. La sección “simulación” muestra las gráficas que se obtienen después de ejecutar la simulación. La primera gráfica muestra la demanda calculada usando el modelo implementado. Al tratarse de un modelo que calcula la demanda desagregada por usos, se pueden visualizar las gráficas correspondientes a la demanda asociada a cada uso. En la segunda gráfica se pueden comparar los diferentes resultados eligiendo las opciones de gráficos que se muestran en el desplegable del recuadro “resumen”. Se pueden comparar las curvas, por ejemplo, de la demanda cubierta por energía eólica y solar. La demanda en riesgo por falta de suministro o la generación en riesgo por falta de almacenamiento. En general, se pueden visualizar y comparar de forma gráfica, los resultados que se vinculan en el reporte.

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015. Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <a href="https://sede.ull.es/validacion/">https://sede.ull.es/validacion/</a>	
Identificador del documento: 969990	Código de verificación: IqkN+Wcw
Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

La última sección “Recursos”, contiene apartados para visualizar el reporte, crear nuevos escenarios y volver al estado inicial. El reporte es el resultado de la simulación y se muestran los datos para cada ítem hora tras hora para las 24 horas simuladas. Los nuevos escenarios, como se mencionó anteriormente, dan la posibilidad de vincular una nueva tarificación horaria o un cambio en el nivel de aceptación y uso de electrodomésticos de alta calificación energética. Por último, se le permite al gestor volver al estado inicial de simulación, eliminando las modificaciones introducidas por la vinculación de un nuevo escenario. El sistema de gestión de la microrred se puede descargar a través del siguiente enlace: "[Sistema de gestión de una microrred](#)"

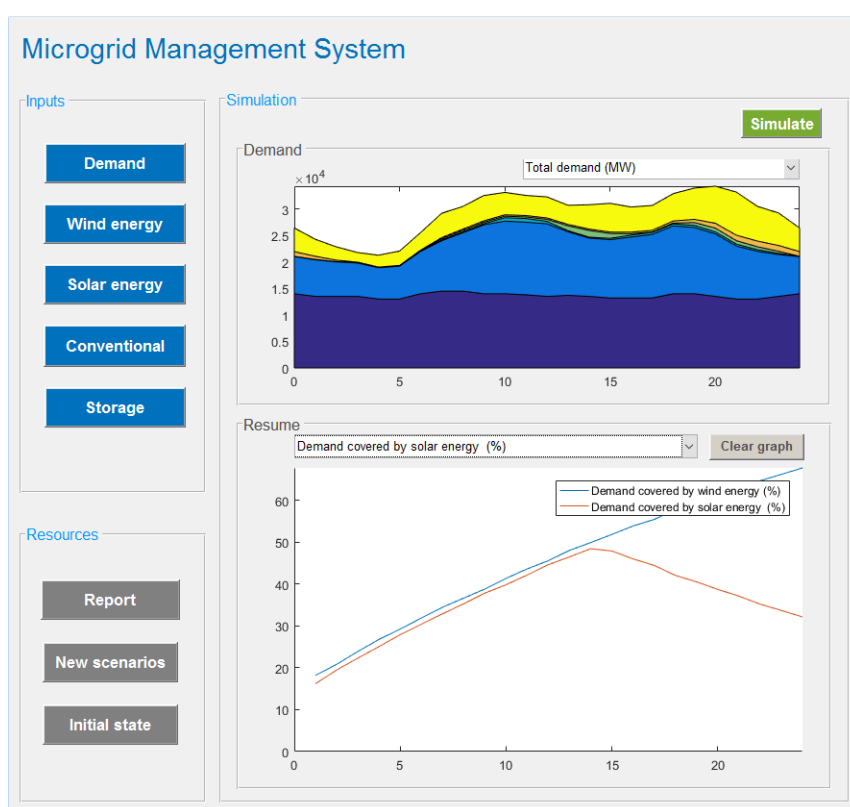


Figura 46. Interfaz gráfica del Sistema de Gestión de una Microrred.

Para ejemplificar algunas pantallas descritas, se vincula la Figura 47, con las secciones para ingresar los datos de las características técnicas del sistema de almacenamiento, la

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015. Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <a href="https://sede.ull.es/validacion/">https://sede.ull.es/validacion/</a>		
Identificador del documento: 969990		Código de verificación: IgkN+Wcw
Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21	
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47	
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27	
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55	



sección para vincular nuevos escenarios asociados a las estrategias para gestión demanda, y la visualización del reporte obtenido al terminar la simulación.

### Storage

Specifications

Nominal capacity (kWh)

Initial state of charge (%)

Charging efficiency (%)

Discharging efficiency (%)

Minimum state of charge (%)

Maximum state of charge (%)

**Apply**

### New scenarios

Smart energy tariffs

**Tariff**

Energy classification

**Classification**

**Apply**

### Report

	Demand covered by wind energy (%)	Demand covered by solar energy (%)	Demand covered by stored energy (%)	State of storage (%)	Demand covered by conventional generation (%)	Fuel consumption
1	18.1595	16.4986	3.3270	5	16.4297	
2	20.9582	19.3923	0	5	16.1496	
3	24.0026	22.1392	0	5	15.9033	
4	26.2825	24.9129	0	5	15.6016	
5	29.2708	27.6611	0	5	15.3773	
6	31.7442	30.2100	0	5	15.1472	
7	34.2556	32.8752	0	5	14.9352	
8	36.8576	35.4789	0	5	14.7154	
9	39.1734	37.6341	0	5	14.5081	
10	41.5937	39.7009	0	5	14.2353	5
11	43.4552	41.9980	0	5	13.2308	5
12	45.6750	44.4175	0	5	9.8380	4
13	47.5649	46.3717	0	5	6.0633	3
14	50.0262	48.3979	0	11.3583	1.5759	1
15	52.0200	47.8851	0.0172	51.5037	0.0777	0
16	53.9170	46.0819	0.0012	91.8821	0	
17	55.9522	44.0478	0	95	0	
18	57.6487	42.3513	0	95	0	
19	59.3810	40.6190	0	95	0	
20	61.2108	38.7892	0	95	0	
21	63.0950	36.9050	0	95	0	
22	64.6100	35.3900	0	95	0	
23	66.1989	33.8011	0	95	0	
24	67.9334	32.0666	0	95	0	

**Close**

**Figura 47. Pantallas del SGM. a) Superior izquierda: definición de características técnicas del sistema de almacenamiento. b) Superior derecha: sección para definir nuevos escenarios basados en estrategias para gestión de demanda. c) Inferior: visualización del reporte obtenido al terminar la simulación.**

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015. Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <a href="https://sede.ull.es/validacion/">https://sede.ull.es/validacion/</a>	
Identificador del documento: 969990	Código de verificación: lqkN+Wcw
Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

## Conclusiones y trabajos futuros

La evolución de las redes eléctricas ha llevado a la vinculación de elementos como las microrredes. El interés en este tipo de configuraciones va en aumento y los modelos para la simulación de estos sistemas cobran importancia por la fase de desarrollo en la que nos encontramos. Los modelos permiten comprobar el funcionamiento de una microrred, incluso antes de implementarla. Además, permiten gestionar el funcionamiento de la misma, proporcionando información relevante del comportamiento y posibles estrategias para mejorar su rendimiento.

En este trabajo, se ha propuesto un marco para el modelado de los actores de una microrred, teniendo como punto de partida las características principales asociadas a la definición de cada modelo. Se han empleado técnicas de Inteligencia Artificial como la Lógica Difusa y las Redes Neuronales Artificiales, para modelar el comportamiento de los usuarios residenciales, y para la predicción de la generación de energías renovables.

Los usuarios del sector residencial presentan una curva de consumo que está marcada por el propio comportamiento y los hábitos de los usuarios residenciales. La forma más común de incorporar la información de este sector a los modelos de consumo, se basa en el uso de datos obtenidos a través de estudios y encuestas que requieren de la participación de un gran número de usuarios. En este trabajo, se ha propuesto el uso de sistemas de lógica difusa, con los que, gracias a la vinculación del conocimiento heurístico del comportamiento del sector residencial, se obtiene un modelo basado en reglas y conjuntos de pertenencia que relaciona las características más relevantes del comportamiento humano asociado al consumo eléctrico en la vivienda.

Además, dada la carencia de un proceso sistemático para definir un sistema de lógica difusa, se ha definido un flujo con un conjunto de pasos para el desarrollo e implementación de un sistema de este tipo. Estos pasos son una guía que va desde la definición de las entradas y salidas del sistema, pasando por la definición de las funciones de pertenencia y los conjuntos de reglas, hasta llegar a la obtención de un modelo que relaciona correctamente las entradas con las salidas.

Firmado por:	Fecha:
KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

Generalmente, los modelos creados para el consumo del sector residencial abarcan el consumo global del sector. Estos modelos son útiles si pensamos, por ejemplo, en la planificación del suministro, pero ¿qué pasa si queremos estudiar e implementar estrategias de gestión de demanda basadas en el análisis del consumo? Para este último caso, requeriremos de un modelo más detallado, en este trabajo se plantea la definición de un modelo que calcula la demanda desagregada por usos finales. De este modo, se pueden estudiar las características asociadas al uso de cada dispositivo por separado. Así, por ejemplo, si tenemos la curva de demanda del electrodoméstico “lavadora”, podemos estudiar si este consumo genera picos y valles en la curva, o si se suma a los picos y valles presentados por otros consumos. Además, si detectamos que el consumo crece de forma significativa en algunas horas, podemos diseñar estrategias de gestión de demanda enfocadas en el desplazamiento del consumo de este electrodoméstico. Incluso podemos averiguar si en lugar de desplazar el consumo de este dispositivo, conviene más realizar una campaña masiva para aumentar el uso de lavadoras energéticamente eficientes, llevando a la disminución del consumo asociado a este uso final.

La dificultad para obtener curvas de carga desagregadas por usos, en el caso de las encuestas, proviene de la cantidad de datos que se deben adquirir acerca del consumo puntual de cada usuario, con pasos de minutos u horas. La propuesta planteada en este trabajo, permite desarrollar un modelo de demanda por usos finales del sector residencial, considerando las características del comportamiento humano vinculado al uso de cada tipo de electrodoméstico. Para comprobar la bondad de esta propuesta, se ha definido el modelo para tres usos finales en concreto: lavadora, cocina e iluminación. Son tres tipos de uso que no comparten características en cuanto a los perfiles de activación, permitiendo así el estudio e incorporación al modelo de diferentes características del comportamiento humano. Uno de los trabajos futuros que se desprende de este punto, es el desarrollo de los modelos para el resto de electrodomésticos del sector residencial. Para ese desarrollo se pueden tener en cuenta las dimensiones (horaria, climatológica, ocupacional y física) definidas en este trabajo, y que afectan la activación de los diferentes dispositivos.

Recordemos que, en un sistema eléctrico, además de la demanda, tenemos la generación. Para el caso de una microrred, esta generación proviene principalmente de fuentes renovables. En este trabajo, se han empleado diferentes configuraciones de

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015. Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <a href="https://sede.ull.es/validacion/">https://sede.ull.es/validacion/</a>	
Identificador del documento: 969990	Código de verificación: IqkN+Wcw
Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

redes neuronales artificiales para predecir la generación de un parque eólico. Como resultado, se ha comprobado que con el uso de redes neuronales artificiales se mejora la predicción de la generación de energía eólica frente al uso de un ajuste polinomial.

Para el cálculo de la generación del parque eólico se han empleado las predicciones de las condiciones meteorológicas tales como la velocidad y dirección del viento, humedad relativa y temperatura; además de las variables temporales que asocian el mes, día y hora correspondientes.

Por otra parte, en este trabajo se ha implementado una red neuronal de regresión generalizada, que es un tipo de red neuronal de base radial, para generar la predicción de la generación de un parque eólico. Con esta red se obtuvieron mejores resultados en el cálculo de la predicción de la generación, frente a las otras configuraciones planteadas.

Con estos modelos se da respuesta a uno de los retos planteados por el instituto proveedor de los datos (ITER), quienes cuentan con un parque eólico para el que requieren de una predicción acertada. Se ha conseguido disminuir el error de predicción frente al método actual empleado para predecir la generación del parque estudiado.

Una de las dificultades encontradas durante el desarrollo del modelo, fue la falta de un conjunto de datos completo y adecuado para el entrenamiento de la red neuronal. El proceso de depuración dio como resultado la eliminación de un gran número de datos, perdiendo también la continuidad de las horas para algunos días.

En cuanto a la energía solar, dados los resultados obtenidos para la predicción de energía eólica, se ha propuesto la creación y configuración de una red neuronal tipo MLP, que usa como variables de entrada los datos de la radiación solar, temperatura y nubosidad, para calcular la generación de una planta fotovoltaica. Los resultados obtenidos avalan el uso de esta técnica para la predicción de este tipo de energía.

Contando con los modelos de predicción de generación y demanda definidos, y teniendo en cuenta el estudio del conjunto de características técnicas para la vinculación de dispositivos de almacenamiento y generación convencional, se ha construido una

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 969990

Código de verificación: IgkN+Wcw

Firmado por:	Fecha:
KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

herramienta de gestión de una microrred, que permite simular su funcionamiento en modo autónomo. Además, se vinculan dos estrategias de gestión de demanda que permiten desarrollar pruebas de sensibilidad frente a las alteraciones en el comportamiento de los consumidores asociado al cambio de tarifa horaria y modificaciones en el nivel de penetración de electrodomésticos de alta calificación energética.

El siguiente paso para dar continuidad al desarrollo de este proyecto, sería el diseño e implementación de un sistema de gestión energética. En este trabajo se ha trabajado en el modelado y simulación de una microrred, por lo que queda claro que ahora podemos plantear las estrategias para gestionar la generación, almacenamiento y demanda, implementando algoritmos de optimización que nos permitan elegir las alternativas adecuadas para gestionar los recursos, aumentando el uso racional y la eficiencia energética, manteniendo el funcionamiento de la microrred en modo autónomo durante el mayor tiempo posible.

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
 Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 969990

Código de verificación: IgkN+Wcw

Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

## Conclusions and further work

The evolution of utility grids has led to the incorporation of elements such as microgrids (MGs). There is a growing interest in this kind of configuration, and the models for simulating these systems are made more important by our current stage of development. Models allow us to test the behavior of a MG before it is even implemented. Furthermore, models allow us to manage the operation of the MG, giving relevant information on the behavior and possible strategies for improving the MG's performance.

In this work, we have proposed a framework for modeling a MG's actors, starting from the main characteristics associated with the definition of each model. We have proposed the use of Artificial Intelligence techniques, such as Fuzzy Logic and Artificial Neural Networks, to model the behavior of residential electrical utility customers and to predict the generation of renewable power.

There is a load curve for residential electrical utility customers that is defined by the behavior and habits of said residential customers. The most common way to include the information on this sector in consumption models relies on the use of survey data, which requires many respondents. In this work, we have proposed the use of fuzzy logic systems that, by including heuristic knowledge on the behavior of the residential sector, yield a model based on rules and membership functions that relate the most relevant characteristics of human behavior involved in household electricity consumption.

Furthermore, given the absence of a systematic process for defining a fuzzy logic system, we have defined a process with a set of steps for developing and implementing such a system. These steps provide a guide that ranges from the specification of inputs and outputs to the definition of membership functions and rule bases in order to eventually yield a model that correctly relates the inputs to the outputs.

Usually, models for the residential demand sector cover the overall consumption of this sector. These kinds of models are useful to address supply planning concerns, but what if we want to develop demand-side management strategies based on the consumption analysis? In this case, we need a more detailed model. In this work, we propose a model

Firmado por:	Fecha:
KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

for calculating residential consumption disaggregated by use, thus allowing us to analyze use on a per-appliance basis. For example, given the load curve for a washing machine, we can analyze if its consumption contributes to the creation of peaks and valleys in the load curve. Furthermore, if we detect a significant increase in consumption at certain times, we can design demand-side management strategies that shift the load away from a specific appliance. We can even find out which is the best strategy to apply, including an increase in the total percentage of use of highly efficient electrical appliances.

The difficulty in obtaining end use load curves from surveys stems from the size of dataset needed to collect consumption information for every minute or hour. In this work, we develop an end use residential demand model that considers human behavior related to the use of each kind of appliance. We have verified the goodness of this proposal for three end uses: washing machine, stove and lighting, each one exhibiting a different behavior. These three end uses have different activation profiles, and incorporate different characteristics of human behavior into the model. It is beyond the scope of this work to develop the model for all remaining residential sector appliances. Researchers may take into account the dimensions (hourly, climatological, occupational and physical) defined in this work to develop the remaining models, as these dimensions are related to the activation of all appliances.

Let us recall that, in a power grid, in addition to the demand, there is the generation. In the case of a MG, the generation comes mainly from renewable energies. In this work, we have used different configurations of artificial neural networks to model wind power forecasting. As a result, we have proven that the use of artificial neural networks yields better results than a polynomial method.

In order to calculate wind farm power, we used weather conditions such as wind speed, wind direction, relative humidity and temperature, as well as time variables for the corresponding month, day and hour.

Among the different neural networks tested, a generalized regression neural network, which is a kind of radial basis neural network, achieves the best results for forecasting wind farm power.

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015. Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <a href="https://sede.ull.es/validacion/">https://sede.ull.es/validacion/</a>	
Identificador del documento: 969990	Código de verificación: IqkN+Wcw
Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

These neural network models contribute to solving a problem posed by the “Instituto Tecnológico y de Energías Renovables (ITER)”, which is the institution that provided us with the dataset used to train the neural networks. They needed to improve the forecasting for their wind farm, and we improved their predictions with these neural network models, which yield better results than those provided by the current method used by ITER.

One of the main difficulties in developing the models was the lack of a suitable, complete and clean dataset to train the neural networks. The data cleaning exercise required removing a considerable amount of incomplete or corrupted data, which resulted in a loss of continuity for a period of hours on certain days.

After the success experienced with wind power forecasting, we proposed a multilayer perceptron neural network for solar energy forecasting. This neural network uses three inputs - solar radiation, temperature and cloud cover - to calculate the generation of a photovoltaic power plant. The results obtained with this neural network support the use of this technique for forecasting this kind of renewable energy.

With the proposed models for forecasting generation and demand, and taking into account the analysis of the set of technical characteristics for modeling storage banks and conventional generation, we built a tool for MG management that is intended to simulate a MG working in autonomous mode. Furthermore, we included two demand-side management strategies that allow conducting a number of sensitivity tests based on changes in hourly pricing and the level of penetration of highly efficient electrical appliances.

The next steps of this work entail the development of a power management system. The contributions of this work can provide a foundation for designing generation, storage and demand-side management strategies that implement optimization algorithms to select the best option for managing a MG’s resources, thus increasing the rational and efficient use of electricity and allowing the MG to work in autonomous mode for longer.

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015. Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <a href="https://sede.ull.es/validacion/">https://sede.ull.es/validacion/</a>	
Identificador del documento: 969990	Código de verificación: IgkN+Wcw
Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55



# Apéndice A. Extended abstract

## Introduction

Nowdays, electric power is an essential element for society, thanks to its use are starting up industries, services, and dwellings; it is the engine that moves the world. We are increasingly using more electrical devices for the development of our work and daily activities, making energy consumption increase by leaps and bounds.

### *Current electric power system*

For electric power to reach the final destinations (households, factories, hospitals, etc.), once generated, it must be transported and distributed to the point of consumption. Different energy sources are used in the generation, which can be renewable or non-renewable. Among the renewable sources we find hydraulic, wind, solar, and biomass power plants. On the other hand, we have non-renewable sources, in this group are thermal and nuclear power plants.

The transportation or transmission consists of taking the electrical energy from the plant to the substations using the transmission lines. Once the electrical energy is in the substations, there is the last step, the distribution. In this step, the energy is distributed to households, industries and / or services, which are the final consumers. With electric power in our homes, it can be transformed into light, mechanical and thermal energy.

### *Identification of problems in the electric power system*

The electric power system is affected by problems arising from demand, generation, transportation and distribution.

## Demand

As mentioned above, energy consumption continues growing due to the increase in the use of electrical appliances, thus requiring an increase in generation, which implies, if

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 969990

Código de verificación: IqkN+Wcw

Firmado por:	Fecha:
KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

we speak in terms of generation of conventional type, an increase in the use of fossil fuels, and thus an increase in the emission of greenhouse gases.

It is clear that we cannot stop consuming electric power, but we can change the way we consume, to make a more reasonable use of energy.

Given the importance of consumer action, "Demand-side management" has become one of the main focuses of attention for a country's energy policies. Reducing energy consumption is considered the best long-term sustainable response [2].

### **Generation**

The use of fossil sources for the generation of electric power generation has made the electricity sector the biggest responsible for the emission of greenhouse gases, which contributes to climate change.

Facing the power generation based on the use of fossil sources, there is an alternative that contemplates the use of renewable sources such as wind or solar power, so it is clear that the use of this type of energy should be promoted.

The uncertainty in renewable power forecasting limits the use of this type of energy. Renewable energies depend on intermittent sources and are difficult to control, making it more complex to ensure a constant and controlled electricity supply.

### **Transportation and distribution**

Given the current distribution of the power grid, the power stations and the places of consumption are located in different geographical locations and they are often separated by large distances, increasing losses during transportation.

"Distributed Generation" is a proposal that eliminates transportation losses and it gives the possibility of establishing a new electrical system, replacing the current centralized system. Distributed generation refers to the existence of small generation sources located close to consumers.

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 969990

Código de verificación: IgkN+Wcw

Firmado por:	Fecha:
KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

In conclusion, we have seen that the main challenge is to obtain 1) safe energy, ensuring supply and avoid dependence on external sources, 2) efficient, increasing efficiency in energy use without reducing economic activity, and 3) clean, with the use of renewable sources.

Against this backdrop a change of trend towards a sustainable power system based on efficiency and renewable energies is essential. And this will only be achieved with the substitution of a complex and strongly implanted power system, by another based on concepts such as microgrids.

***The new electric power system: The Microgrids***

Microgrids (MG) are systems that integrates distributed generation sources, storage devices, and demand, all within a limited geographical area [3]. Microgrids allows to reduce transport losses, since the source and the consumers are located in the same place, in addition, the microgrids improve the efficiency of electricity use.

The generation sources commonly used in MGs are renewable ones. Thus, a home can have photovoltaic panels installed on its roof, to generate solar energy. It may even have small wind turbines for wind power. All the energy produced and not consumed at that time can be stored in the batteries, or can be discharged to the main network, depending on the needs of the system.

The MG can operate in two modes, connected to the network or in stand-alone mode. The MG operating in autonomous mode must be able to cover the local demand that corresponds to it; this is achieved by coordinating all its elements. If the effect of the intermittent generation of renewable energies, with the proper use of storage banks and demand management is counteracted, then it is possible to cover local demand.

In the future, it is expected that the electric power system will consist of multiple interconnected MGs, so if a disconnection occurs due to an unexpected event, MGs will be able to maintain the electrical supply of the area until the connection is reestablished.

In order for MG based configuration to be considered as a real solution, it is necessary to know if they can supply their local demand and for how long. It is here where the

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015. Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <a href="https://sede.ull.es/validacion/">https://sede.ull.es/validacion/</a>	
Identificador del documento: 969990	Código de verificación: IqkN+Wcw
Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

models, from which the behavior of the actors can be simulated under certain conditions, takes on importance. To know how MG is going to behave we need to construct a model that reproduces the behavior of generation sources, demand and storage bank. All this in order to manage the generation and consumption of electric power.

A MG is composed of different actors, some have a deterministic behavior, which is not affected by external conditions, and others have a stochastic behavior, involving conditions that change over time. An example of this latter case are the renewable energies, which depends on weather conditions such as wind speed or solar radiation.

Another actor whose modeling presents greater difficulty is the demand, mainly the demand of the residential sector, because it depends on the human behavior. The behavior of humans and lifestyle sets the consumption profiles of electric power in dwellings.

Therefore, if we are able to simulate the behavior of the MG, then we can analyze that behavior to design strategies that allow to maintain, for a longer time and in the most efficient way, the operation of the MG in autonomous mode.

## Research objectives

In this thesis we propose the modeling and simulation of the MG actors, to analyze their behavior under usual and extreme conditions, using Artificial Intelligence techniques such as Fuzzy Logic and Artificial Neural Networks.

Knowing the system will allow the managers of the power grid to evaluate the supply capacity of the MG during the hours in which it will operate in autonomous mode, in order to propose new strategies to increase the autonomy time. In addition, this knowledge will allow the management of resources, both human and equipment, for the repair of possible damages, in a more efficient way, saving time, money and effort.

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015. Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <a href="https://sede.ull.es/validacion/">https://sede.ull.es/validacion/</a>	
Identificador del documento: 969990	Código de verificación: IgkN+Wcw
Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

## Overall objective

The objective of this work is the construction of a conceptual framework for the modeling of MG actors. With these models, it is expected to construct a management system that serves as an instrument to simulate the operation of the MG in autonomous mode, from which it is possible to analyze its supply capacity.

## Specific objectives

Objective 1. Modeling of the load curve. To model and to simulate the load curve of the residential sector disaggregated by end uses.

Objective 2. Distributed generation. Models must be obtained that accurately report the generation expectations both under special regime, by introducing meteorological forecasts, and conventional generation.

Objective 3. Microgrid Management System. With the development of the previous objectives, to build a software tool that simulates the operation of a MG and that allows to simulate different events that affect the balance between generation and demand.

## MG selected configuration

MGs can be configured in different ways depending on the type of energy sources to be used, the sector that will act as a consumer, and the availability of storage units. This work has defined a configuration that considers the two worldwide most used types of renewable energy and the most urgent needs of society, in order to respond to one of the main current challenges: the efficient and controlled use of electricity.

As representatives of renewable energies, two types have been chosen: wind energy and solar energy. The demand is represented by the residential sector, which is one of the most important sectors in the field of electric power, because the possibility to apply different demand-side management strategies to modify their behavior. Consumption in the residential sector can be reduced by up to 30% if residential users change their behavior [14]; in addition, they can shift their loads to benefit the efficiency of the

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 969990

Código de verificación: IgkN+Wcw

Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES  
UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA

Fecha: 28/06/2017 23:17:21

IVAN CASTILLA RODRIGUEZ  
UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA

29/06/2017 08:12:47

ROSA MARIA AGUILAR CHINEA  
UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA

29/06/2017 10:36:27

ERNESTO PEREDA DE PABLO  
UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA

07/07/2017 18:09:55

system, shifting part of their consumption of peak hours to valley hours of the load curve.

In the case of conventional generation and storage devices, it is assumed that they have a static behavior, i.e. they do not depend on any factor that can vary in time. For example, generators (e.g. diesel) behavior is described by a characteristic curve, in which the fossil fuel necessary to produce a certain amount of electric power is related. In the case of storage devices, they are also described by characteristic curves, but in this case they are charge and discharge curves, which relates storage capacity and the time it takes to store or supply a certain amount of energy.

## Results and conclusions

Taking into account the objectives and the configuration selected for the MG, the models for the different actors are defined. The main results obtained in the development of this work are presented below.

### *Modeling of residential sector load curve disaggregated by end uses*

The methods for determining how to model the load curve or residential demand are classified into two main groups: the Top-Down and the Bottom-Up methods [21], [22]. These methods refer to types of inputs used by the two approaches. In Top-Down methods, general information and statistics from large-area studies of electricity consumption are available and used to calculate the consumption in a single dwelling or in a small group of dwellings. In contrast, Bottom-Up methods start with specific consumption data for some dwellings and seek to extrapolate those data to calculate consumption for wider areas such as cities, regions or countries. The demand models of this sector, try to link the characteristics of the human behavior associated to the use of domestic appliances in the dwelling.

According to the review of the state of the art, the intrinsic difficulty for modeling human behavior, limits the scope of the proposals developed to represent the load curve of the residential sector. The approaches of the models studied are based on the use of

Firmado por:	Fecha:
KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

datasets obtained from surveys conducted to large groups of users. This form of data acquisition requires the participation of residential customers, who must be willing to complete a form to detail the use, hour after hour, of each household appliance, or even with shorter time steps, depending on the needs of the model. The latter is not always easy, since the user must be convinced to devote part of his time to provide this information. The use of fuzzy logic allows us to represent the way of proceeding of residential customers regarding the use of appliances and lighting to define the activation profiles, using only the knowledge of the expert.

There are a large number of factors that directly influence the activation patterns of household appliances. In this work, these factors have been classified into four dimensions: hourly, climatological, occupational and physical.

Each appliance is affected by different dimensions, so three types of reference appliances have been selected, which present relevant characteristics related to human behavior: washing machine, stove and lighting.

There is no systematic procedure for the design of fuzzy logic systems. Therefore, the application to a new area of knowledge of this type of systems is based on the analysis of already existing examples [40].

In search of this systematization, this work has defined a flow with a set of steps for the development and implementation of a fuzzy logic system. This flow allows to establish a procedure for the definition of the model, starting from the definition of the inputs, outputs, membership functions, and rules; to end with a model that correctly relates the inputs to the outputs of the system. The steps defined in this flow are:

1. Define the inputs and outputs of the system
2. Construct the membership functions for each input and output variable
3. Define the set rules that link inputs with outputs
4. Evaluate if the model correctly relates the inputs to the outputs. In case of not complying with this point, it must return to point 2.

In order to define the inputs, the dimensions related to the activation of each appliance have been taken into account. In the case of illumination, it is influenced by hourly, occupational, and physical dimensions. For the activation of the washing machine and

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015. Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <a href="https://sede.ull.es/validacion/">https://sede.ull.es/validacion/</a>	
Identificador del documento: 969990	Código de verificación: IqkN+Wcw
Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

the stove, the hourly and occupational dimensions are considered relevant. It is assumed that the model relates behaviors that require the presence of occupants of the dwelling, therefore, the occupational dimension is not modeled. The physical characteristics of the house have not been included in the model, since they have a high degree of variability and they are out of the scope of this work. This work focuses on customer behavior mainly. Finally, the time dimension, which affects all three types of appliances, is included in the model taking into account the daytime and nighttime schedules, affected by the existence of natural lighting. As well as the periods of the day, defined mainly by the schedules of sleep, food and leisure.

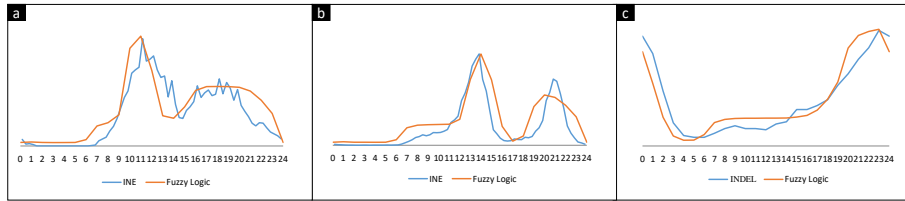
The membership functions for the inputs were constructed: daytime and nighttime, and periods of the day. And the membership functions for the outputs were constructed, which represents the user's availability to activate these appliances during each hour of the day. With these membership functions it is possible to express the values of the inputs in linguistic variables. With these linguistic variables we can define the set of rules, which include the knowledge about the activation of domestic appliances in the dwelling.

Two models of fuzzy logic were constructed, one to calculate the activation profile of washing machine and stove, and another for the lighting activation profile. For these systems, 18 and 13 rules were proposed respectively.

Simulations were carried out with the models obtained and, in order to verify the goodness of the results, they were compared with data obtained from surveys carried out by statistical institutes and other projects (Figure 48). The results of these comparisons indicate that an activation profile has been obtained for these appliances, which approximates the real behavior of residential sector customers. The advantage of using this method over the proposed ones is that it does not require the use of large datasets.

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015. Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <a href="https://sede.ull.es/validacion/">https://sede.ull.es/validacion/</a>	
Identificador del documento: 969990	Código de verificación: IgkN+Wcw
Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55





**Figure 48. Activation profile curves. a) Washing machine activation profile, b) Stove activation profile, c) Lighting activation profile.**

The use of fuzzy logic has led to the development of a model that describes the behavior of users in the residential sector in an approximate way, allowing the analysis of consumption derived from each end use, which facilitates the design and implementation of demand-side management strategies.

### *Wind power forecasting*

In the case of conventional sources the generation prediction is always very precise, since it depends on the characteristic curve of the device used for generation. For example, in the case of a diesel generator, knowing the technical specifications provided by the manufacturer, and taking into account the quantity of fuel available, it is clearly known how much electricity can be generated at each instant of time.

This is not the case of renewable sources, such as wind and solar power, two of the most widespread sources in the world. For these types of energy it is necessary to use forecasting models that include the characteristics of each generation source. With solar energy, an average generation curve calculated from historical data is sometimes used. The use of this curve is feasible because the conditions for the generation of solar energy remain almost constant day after day. On the other hand, the wind power forecasting presents a higher level of difficulty, due to the variability of the source: the wind.

To control the production of wind power, it is not enough to build an average generation curve. In this case, it is necessary to have a more precise prediction system, capable to include the daily changes associated with the variations in wind speed and direction of the place where the wind farm is installed.

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015. Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <a href="https://sede.ull.es/validacion/">https://sede.ull.es/validacion/</a>	
Identificador del documento: 969990	Código de verificación: IgkN+Wcw
Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

The review of the state of the art showed that favorable results have been obtained to support the use of artificial neural networks as one of the best methods to predict the generation of wind power. One of the most commonly used variables in the models mentioned is the wind speed, this is due to the fact that it presents a high degree of correlation with respect to the generation of wind power. The remaining parameters includes wind direction, other meteorological parameters, generation and maintenance schedules. The use of one or another type of input depends on the method used and the availability of the data, both predicted and measured.

In this work, after analyzing the input variables, we chose seven variables that are grouped into two blocks. The first block corresponds to meteorological variables (wind speed, wind direction, relative humidity, and temperature). And, the second block consists of the temporal variables (month, day and time).

For the design and implementation of neural networks, a case study based on a wind farm on the Tenerife island (Spain) has been used as a reference. With the data from this wind farm, different configurations of neural networks have been trained for medium-term forecasting (the day after the calculation of the forecasting), increasing the level of complexity in each case.

The first proposal is to use a Multilayer Perceptron (MLP), which is one of the most known and used networks [56], [69]. Another reason for choosing this type of network is because it is one of the main exponents of supervised learning, which is used in time series prediction problems [67], which is the case presented in this work.

For this first approach a neural network was constructed with two hidden layers, with 10 and 7 neurons in each layer. Since the set of input variables consists of two blocks, the first neural network is configured using only the set of meteorological variables.

For the training of the neural network, 9161 data were used for training, 1963 data for validation, and 1963 data for testing the network, for each input and output variables.

The results obtained with this configuration were compared with the method currently used by the institute provider of the data. This institute uses a polynomial approach, in

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015. Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <a href="https://sede.ull.es/validacion/">https://sede.ull.es/validacion/</a>	
Identificador del documento: 969990	Código de verificación: IgkN+Wcw
Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

which only the wind speed is used as the input variable. When comparing the error metrics, it was verified that with the trained neural network the prediction error is reduced against the current method.

Keeping the configuration of the neural network of the first proposal, we propose a modification in the inputs set to create the second proposal. The approximation consists in to use a MLP, but in this case with 13 and 12 neurons in the hidden layers. The set of inputs is increased to complete 7 inputs: wind speed, wind direction, relative humidity, temperatura, month, day, and hour.

Once the training, validation and testing process is completed, the error metrics are calculated by checking that with the second proposal the error is reduced in the wind farm power forecasting, against the use of the first proposal and the polynomial approach. The results have shown that the linkage of the temporal variables as input to the model, provides relevant information of the system and contribute to the calculation of the generation.

At this point, all available input data have already been used, the next step is the definition of a new type of neural network for this problem.

Based on the fact that the prediction of wind power generation is a non-linear problem, we proceeded to search for a neural network that allows us to address this type of problem. The authors Hong-ze Li et al. [76], propose the use of Generalized Regression Neural Networks (GRNN) for non-linear problems, highlighting their effectiveness. In addition, it has been proposed the use of this neural network for purposes such as the annual electric load curve forecasting [76], wind power control systems [77], and wind speed forecasting [78]. In this work we have proposed the use of GRNN for wind farm power forecasting.

With this neural network we obtained better results than in the previous cases (first and second proposal), obtaining a more accurate wind farm power forecasting. In addition, it was verified that it requires a shorter training time compared to the other neural networks proposed.

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015. Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <a href="https://sede.ull.es/validacion/">https://sede.ull.es/validacion/</a>	
Identificador del documento: 969990	Código de verificación: IqkN+Wcw
Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

With the results obtained in this work, we have contributed to improve the forecasting for the wind farm power of the institute provider of the data, who argue that the failures in the prediction of the generation imply economic sanctions by the electrical distribution company, becoming a problem for them and a barrier to increase the incorporation of renewable energies in the current electrical power system.

### ***Microgrid Management System***

The microgrid configuration chosen for this work contains five main components: wind power, solar power, conventional generator, batteries, and residential sector demand.

We have already introduced the models for the prediction of demand in the residential sector and the wind farm power forecasting, the next step is to define the models of the remaining actors, to compose the MG.

The model for the solar power forecasting is less complex, compared to the model for wind energy, because the weather conditions related to its generation do not change significantly. This causes that average curves are used to predict their generation, because the possible alterations that can appear through the day, such as the appearance of clouds, do not affect to a great extent that curve. Using an average curve to predict the generation of solar energy can lead to many errors, and the prediction would be unrealistic, since an average curve does not consider possible changes due to storms or similar circumstances.

It has been verified that the neural networks present favorable results for the predictions of wind power generation. Based on this fact, and considering that the prediction of solar energy generation is also based on the use of time series, in this work a neural network has been configured to calculate the photovoltaic plant power forecasting, using as input data: solar radiation, temperature and cloud cover.

For modeling the conventional generation, it has been used the curve of fuel consumption, which relates the power generated by the device with the consumed fuel. For the batteries, two equations are used to calculate the charge and discharge of the battery taking into account parameters such as the efficiency of the battery in charge and discharge, and the storage capacity.

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015. Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <a href="https://sede.ull.es/validacion/">https://sede.ull.es/validacion/</a>	
Identificador del documento: 969990	Código de verificación: IgkN+Wcw
Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

Finally, the built models have allowed to implement a Microgrid Management System, which pretends to be a tool to evaluate the behavior of the MG. This system are composed by the models of the different MG actors, so that the manager can know what will happen in a time horizon of 24 hours. With this information it will known at which point can appear undesirable situations in the MG, such as lack of supply.

This system receives as input the data to calculate the predictions of the generation and demand models and the technical specifications of the devices used, such as storage banks and conventional generation sources. As an output, we obtain data describing the behavior of the MG. Data on the demand covered by each type of generation, storage and risk of not meeting the demand or not storing the generation surplus.

The microgrid management system was developed for the managers in charge of checking and controlling the operation of MG. It has been built with a graphical interface that guides the manager step by step, until the simulation and the generation of the report with all the information related to the MG behavior.

The first step to use this system is to load the input data, to continue with the simulation phase. In this phase the wind and solar power forecasting are calculated, demand forecasting is calculated and the MG operation is simulated hour after hour, covering demand mainly with generation from renewable sources. In this simulation, the load level, per hour, of the storage bank is recorded. In addition, the report checks if there can be excesses of generation not stored or demand not covered by any of the sources during the simulated period.

The last phase is the incorporation of new scenarios. Different types of scenarios can be created, modifying the demand, the generation, or any other actor of the system. In this case we have focused on two types of modifications that can be very useful for the manager. The first option is to include an hourly rate. It is a demand-side management strategy, which consists of defining different prices for each hour of the day depending on the load curve, so that the consumption in valley hours of the curve will benefit and the consumption will be penalized in peak hours, trying to flatten the load curve [9]. This is not the only demand-side management strategy, but it is one of the strategies that is already being implemented and it is expected that, in the future, this pricing may

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015. Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <a href="https://sede.ull.es/validacion/">https://sede.ull.es/validacion/</a>	
Identificador del documento: 969990	Código de verificación: IqkN+Wcw
Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

change in real time, thanks to the linkage of digital counters. If the user knows the impact that can have, on its monthly bill, how and when consumes more energy, then the user may come to consider changing its behavior, benefiting the efficiency of the system [92].

## Further work

From the different stages of development of this work, the following lines of further work may be considered:

### *Modeling of household appliances activation profiles using fuzzy logic*

Models were designed and implemented for three types of appliances which have different activation characteristics. The next step would be the implementation of the models of other household appliances in the residential sector, analyzing the behavior of the users associated to the activation of each one.

For the development of this section, the researchers can use the dimensions defined in this work, as well as the procedure defined for the design of fuzzy logic systems.

### *Study of other methods for solar energy forecasting*

In this work, the development of neural networks for the prediction of wind power was deepened mainly because it is a resource that entails greater complications for its prediction. We know that in the case of wind power we depend on a very variable resource, such as the wind. This is not the case with solar power, where variations are smaller. However, as mentioned in Chapter 1, it is not a trivial calculation and the proper functioning of the microgrid in autonomous mode also depends on the solar power forecasting. Therefore, the research line linked to the study of other methods for solar power forecasting remains open. For the development of this segment, the researchers can start from the set of input variables defined in this work.

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015. Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <a href="https://sede.ull.es/validacion/">https://sede.ull.es/validacion/</a>	
Identificador del documento: 969990	Código de verificación: IgkN+Wcw
Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

### *Energy management strategies*

One of the most interesting further lines of work is related to the modeling and simulation of energy management strategies. These strategies can be based, for example, on the management of charge and discharge of storage banks, or demand management. The application of one or another strategy could include multi-objective optimization techniques, to try to meet with the conditions imposed by the manager and to maintain the operation of the microgrid in autonomous mode for longer. The conditions imposed may include specific values for the percentage of greenhouse gas emissions, the amount of renewable power to be produced, the maximum allowable consumption for each hour of the day, etc.

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 969990

Código de verificación: IgkN+Wcw

Firmado por:	Fecha:
KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

## Apéndice B. Pesos y umbrales de las Redes Neuronales creadas

Cuando se entrena la red neuronal, se produce un proceso de ajuste de pesos y umbrales, los cuales se inicializan con valores aleatorios, que se modifican hasta conseguir la respuesta deseada.

### Primera propuesta

La Figura 49 representa la red neuronal de tipo MLP creada en la primera propuesta para la predicción de la generación del parque eólico. En esta figura se representa la ubicación de los pesos calculados dentro de la red neuronal creada. En la Tabla 26, Tabla 27, Tabla 28, y Tabla 29 se detallan los valores obtenidos para cada peso y umbral de la red neuronal.

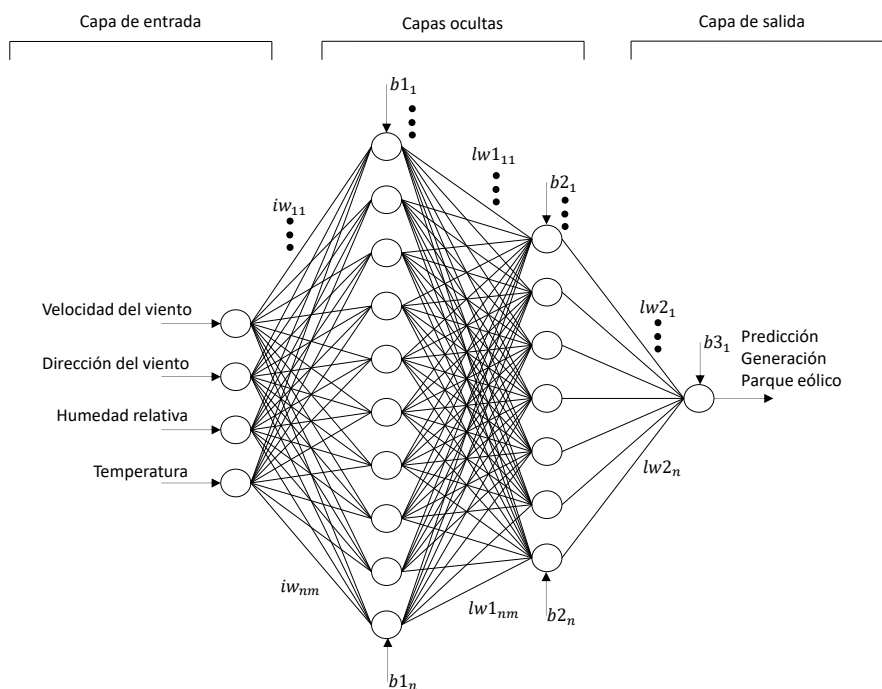


Figura 49. Representación gráfica de los pesos y umbrales de la red neuronal entrenada para la primera propuesta.



Dado que la entrada “Dirección del viento”, en el proceso de escalado, se dividió en dos variables (seno y coseno del ángulo), se generan cinco variables de entrada en lugar de cuatro, tal como se observa en la Tabla 26.

**Tabla 26. Valores para los pesos de la capa de entrada de la red neuronal para la primera propuesta.**

Valores de los pesos de la red entrenada						
$iw_{nm}$		<b>n</b>				
		1	2	3	4	5
<b>m</b>	1	-2,2017	0,6641	-0,2489	-0,5234	0,8044
	2	-1,8958	-1,4626	0,9884	-0,6025	-0,0437
	3	-2,3093	0,0187	-0,4502	-0,0976	-0,228
	4	-0,239	0,7451	-1,5579	1,4748	-0,8487
	5	0,9189	-0,3854	-1,304	0,2069	-1,3305
	6	-0,724	-0,6522	-0,0295	0,376	-2,1436
	7	-1,5174	-0,2378	-0,0609	0,3663	-0,5112
	8	-1,9025	1,8481	0,2768	-1,4233	-1,4044
	9	-0,4391	-2,1151	-2,3541	-1,3415	0,1034
	10	1,4195	0,7406	-1,8219	-0,2253	-0,9581

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 969990

Código de verificación: IgkN+Wcw

Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES  
UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA

Fecha: 28/06/2017 23:17:21

IVAN CASTILLA RODRIGUEZ  
UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA

29/06/2017 08:12:47

ROSA MARIA AGUILAR CHINEA  
UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA

29/06/2017 10:36:27

ERNESTO PEREDA DE PABLO  
UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA

07/07/2017 18:09:55

**Tabla 27. Valores para los pesos de la primera capa oculta de la red neuronal para la primera propuesta.**

Valores de los pesos de la red entrenada											
$lw1_{nm}$	n										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
m	1	0,6492	-1,3648	0,0706	0,0152	-1,0213	-0,824	0,3718	0,7577	-0,5633	-0,2958
	2	-0,028	-0,6751	-0,4593	-0,2403	0,5854	-0,528	0,2819	-0,6196	-0,4902	-0,8523
	3	-0,2081	-0,3353	0,6001	0,4153	0,0098	-0,8118	-0,4466	0,789	0,8383	0,2447
	4	0,9571	0,2618	0,5531	-0,3882	1,0887	1,3524	-0,2336	-1,1335	0,033	0,5601
	5	-0,0946	-0,3216	-1,318	1,3212	-0,6815	1,1462	-1,9388	-0,0108	0,1007	-0,0571
	6	-0,8477	0,9271	0,5041	0,2867	-0,268	0,639	0,7857	-1,0423	-1,0211	0,7931
	7	0,2766	-0,1154	1,1597	0,7297	0,5443	1,1405	-1,5068	1,0603	-1,1316	0,147

**Tabla 28. Valores para los pesos de la segunda capa oculta de la red neuronal para la primera propuesta.**

Valores de los pesos de la red entrenada	
$lw2_1$	-0,8291
$lw2_2$	0,1993
$lw2_3$	-0,0005
$lw2_4$	-0,4648
$lw2_5$	0,464

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.

Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 969990

Código de verificación: IqkN+Wcw

Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES  
UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA

Fecha: 28/06/2017 23:17:21

IVAN CASTILLA RODRIGUEZ  
UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA

29/06/2017 08:12:47

ROSA MARIA AGUILAR CHINEA  
UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA

29/06/2017 10:36:27

ERNESTO PEREDA DE PABLO  
UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA

07/07/2017 18:09:55

$lw2_6$	-0,2623
$lw2_7$	-0,8411

**Tabla 29. Valores para los umbrales de la red neuronal para la primera propuesta.**

Valores de los umbrales de la red entrenada	
$b1_1$	3,0126
$b1_2$	1,6196
$b1_3$	0,6041
$b1_4$	0,5833
$b1_5$	0,4653
$b1_6$	-0,8044
$b1_7$	-0,6053
$b1_8$	-1,1617
$b1_9$	-1,602
$b1_{10}$	1,9658
$b2_1$	-1,7504
$b2_2$	-1,1334
$b2_3$	0,4835
$b2_4$	0,1593

132

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.

Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 969990

Código de verificación: IgkN+Wcw

Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES  
UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA

Fecha: 28/06/2017 23:17:21

IVAN CASTILLA RODRIGUEZ  
UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA

29/06/2017 08:12:47

ROSA MARIA AGUILAR CHINEA  
UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA

29/06/2017 10:36:27

ERNESTO PEREDA DE PABLO  
UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA

07/07/2017 18:09:55

$b2_5$	0,0324
$b2_6$	-1,1975
$b2_7$	1,7255
$b3_1$	0,4348

## Segunda propuesta

La segunda propuesta, tal como se describió en el Capítulo 3, consiste en una MLP de dos capas ocultas con 13 y 12 neuronas en cada capa. A continuación, se presentan los valores calculados para los pesos y umbrales de esta configuración (Tabla 30, Tabla 31, Tabla 32, y Tabla 33).

**Tabla 30. Valores para los pesos de la capa de entrada de la red neuronal para la segunda propuesta.**

Valores de los pesos de la red entrenada									
$iw_{nm}$		n							
		1	2	3	4	5	6	7	8
m	1	-2,2405	-0,7982	0,0501	1,2692	0,9223	-1,4906	-3,8907	-0,4326
	2	-1,3403	-0,1687	0,1066	1,3131	2,7064	4,5289	-0,6528	-0,0218
	3	1,1772	-0,1346	0,3012	-1,2319	0,2466	0,0216	-0,1583	1,5126
	4	0,2263	0,3809	0,7644	3,3529	-0,5079	0,3175	-1,1269	-2,8616
	5	-2,4654	1,3189	-2,3014	2,4498	0,1568	-0,8969	-0,4143	0,4981

133

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 969990

Código de verificación: IqkN+Wcw

Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES  
UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA

Fecha: 28/06/2017 23:17:21

IVAN CASTILLA RODRIGUEZ  
UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA

29/06/2017 08:12:47

ROSA MARIA AGUILAR CHINEA  
UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA

29/06/2017 10:36:27

ERNESTO PEREDA DE PABLO  
UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA

07/07/2017 18:09:55

Valores de los pesos de la red entrenada									
6	5,3134	-2,5004	0,4302	-3,1586	-5,0006	-0,4501	4,3162	-4,8201	
7	-1,0961	-0,4595	-0,0473	-1,0102	0,8928	1,7092	-0,4471	0,3291	
8	0,1864	-0,2334	-0,1187	0,232	1,0743	-0,9392	0,3641	0,3907	
9	1,5602	0,0644	0,3799	-0,2616	-0,13	0,1642	0,0142	-0,02	
10	0,7472	-0,4423	-0,1891	-0,0616	0,0946	-0,7057	0,5204	3,7212	
11	1,992	1,7571	3,8814	-0,9711	2,0068	-1,1897	-0,5077	0,1108	
12	1,9064	0,5651	-0,0584	-2,7728	-5,9864	-0,6259	0,5304	0,5059	
13	-0,1303	-0,8215	-0,0048	-0,3684	0,2319	0,6594	-0,3047	0,7609	

**Tabla 31. Valores para los pesos de la primera capa oculta de la red neuronal para la segunda propuesta.**

Valores de los pesos de la red entrenada														
$lw1_{nm}$	n													
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	
m	1	0,0225	-0,2615	-0,2371	-1,5191	2,6234	-0,0364	0,3733	-0,9222	0,3133	-1,4018	1,1001	0,164	-2,9292
	2	-0,1909	0,08	-1,1323	0,4243	-1,3953	-0,5135	-0,4266	-0,0735	-0,1554	-0,891	-0,6576	-0,1732	-0,8163
	3	1,3888	-0,1973	-0,1588	-0,2257	-0,3489	-0,0059	-0,2853	-2,3057	0,6464	0,8941	-0,1354	-0,4608	-1,0422
	4	-1,4428	0,1229	0,1426	0,2582	0,472	0,0258	0,5093	2,6602	-0,5391	-1,012	0,1735	0,4775	1,3114
	5	-5,6491	-1,2267	2,2406	0,6089	1,1429	-0,5585	2,1207	-0,0944	3,4701	0,047	-0,0434	0,099	0,059

134

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 969990

Código de verificación: IqkN+Wcw

Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES  
UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA

Fecha: 28/06/2017 23:17:21

IVAN CASTILLA RODRIGUEZ  
UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA

29/06/2017 08:12:47

ROSA MARIA AGUILAR CHINEA  
UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA

29/06/2017 10:36:27

ERNESTO PEREDA DE PABLO  
UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA

07/07/2017 18:09:55

Valores de los pesos de la red entrenada													
6	-0,1777	0,3497	1,8322	1,1609	-1,1363	-0,6343	0,6274	3,6895	-0,5158	-0,4624	-0,611	1,1598	-2,4067
7	-0,867	-0,1569	2,7126	0,3476	1,9636	0,1693	1,1184	-0,4593	-0,7881	0,1058	-0,0736	1,03	0,1215
8	0,5855	4,4744	-0,4566	-1,2582	-3,4198	1,3461	-0,3995	-4,4344	2,3271	0,4781	-0,8216	3,3006	2,8878
9	-3,4129	-1,854	-3,3503	-0,1124	2,7409	0,5358	1,949	-2,3669	3,1025	-3,2934	-1,5641	0,0918	-4,2729
10	-1,924	-1,0537	-1,4744	-0,4489	0,3082	0,429	-0,131	0,9047	0,1932	0,4801	0,588	-0,7405	1,4362
11	2,564	1,7329	-0,456	-0,9088	-1,4677	0,0332	-2,2084	3,1834	-1,7814	-0,9196	0,2895	-0,2521	-0,5506
12	0,4563	-0,2357	0,2983	-0,2404	0,2498	0,2333	0,8893	0,2688	-1,8121	-0,6215	0,5755	-0,0199	-0,4892
13	0,0225	-0,2615	-0,2371	-1,5191	2,6234	-0,0364	0,3733	-0,9222	0,3133	-1,4018	1,1001	0,164	-2,9292

**Tabla 32. Valores para los pesos de la segunda capa oculta de la red neuronal para la segunda propuesta.**

Valores de los pesos de la red entrenada	
$lw2_1$	0,2477
$lw2_2$	0,5484
$lw2_3$	4,2506
$lw2_4$	3,4564
$lw2_5$	0,2472
$lw2_6$	0,5613
$lw2_7$	0,4294

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 969990

Código de verificación: IqkN+Wcw

Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES  
UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA

Fecha: 28/06/2017 23:17:21

IVAN CASTILLA RODRIGUEZ  
UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA

29/06/2017 08:12:47

ROSA MARIA AGUILAR CHINEA  
UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA

29/06/2017 10:36:27

ERNESTO PEREDA DE PABLO  
UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA

07/07/2017 18:09:55

$lw_{2_8}$	-0,1269
$lw_{2_9}$	0,1145
$lw_{2_{10}}$	0,7496
$lw_{2_{11}}$	0,3512
$lw_{2_{12}}$	-0,5958

**Tabla 33. Valores para los umbrales de la red neuronal para la segunda propuesta.**

Valores de los umbrales de la red entrenada	
$b_{1_1}$	4,6947
$b_{1_2}$	-3,2342
$b_{1_3}$	-0,7395
$b_{1_4}$	1,143
$b_{1_5}$	1,8487
$b_{1_6}$	-1,6134
$b_{1_7}$	-0,3114
$b_{1_8}$	-0,4068
$b_{1_9}$	0,1336
$b_{1_{10}}$	0,7245
$b_{1_{11}}$	0,4379

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.

Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 969990

Código de verificación: IgkN+Wcw

Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES  
UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA

Fecha: 28/06/2017 23:17:21

IVAN CASTILLA RODRIGUEZ  
UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA

29/06/2017 08:12:47

ROSA MARIA AGUILAR CHINEA  
UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA

29/06/2017 10:36:27

ERNESTO PEREDA DE PABLO  
UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA

07/07/2017 18:09:55

<b>b1<sub>12</sub></b>	2,9575
<b>b1<sub>13</sub></b>	1,9723
<b>b2<sub>1</sub></b>	2,6443
<b>b2<sub>2</sub></b>	1,4776
<b>b2<sub>3</sub></b>	-1,4505
<b>b2<sub>4</sub></b>	1,509
<b>b2<sub>5</sub></b>	6,8184
<b>b2<sub>6</sub></b>	1,1618
<b>b2<sub>7</sub></b>	0,1482
<b>b2<sub>8</sub></b>	0,8465
<b>b2<sub>9</sub></b>	-3,0923
<b>b2<sub>10</sub></b>	-1,6698
<b>b2<sub>11</sub></b>	0,8506
<b>b2<sub>12</sub></b>	1,3203
<b>b3<sub>1</sub></b>	0,7685

137

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 969990		Código de verificación: IqkN+Wcw	
Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA		Fecha: 28/06/2017 23:17:21	
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA		29/06/2017 08:12:47	
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA		29/06/2017 10:36:27	
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA		07/07/2017 18:09:55	



## Tercera propuesta

Los valores de los pesos y los umbrales de la tercera propuesta corresponden a la configuración de la red neuronal de regresión generalizada. Estos valores se pueden consultar en el siguiente enlace: ["Pesos y umbrales"](#).

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 969990

Código de verificación: IgkN+Wcw

Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

# Red neuronal para la predicción de la generación de una planta fotovoltaica

En la Figura 50 se representa la ubicación de los pesos calculados dentro de la red neuronal creada. En la Tabla 34 se detallan los valores obtenidos para cada peso y umbral de la red neuronal.

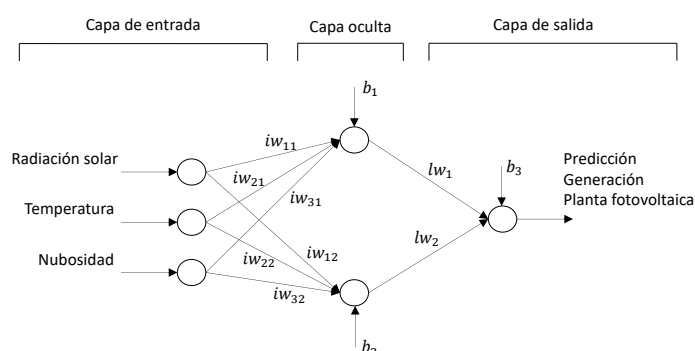


Figura 50. Representación gráfica de los pesos y umbrales de la red neuronal entrenada para la predicción de la generación de energía solar.

Tabla 34. Valores para los pesos y umbrales de la red neuronal

Valores para pesos y umbrales de la red entrenada	
$iw_{11}$	-0,2161
$iw_{12}$	20,1583
$iw_{21}$	-0,0118
$iw_{22}$	0,1531
$iw_{31}$	0,0021
$iw_{32}$	9,4526
$lw_1$	-7,058
$lw_2$	0,1065
$b_1$	-0,9834
$b_2$	9,6161
$b_3$	-5,4149

# Bibliografía

- [1] "Archivo: Redelectrica2 © PACO-commonswiki bajo Licencia de documentación libre GNU." [Online]. Available: <https://es.m.wikipedia.org/wiki/Archivo:Redelectrica2.png>.
- [2] Comisión de las Comunidades Europeas, "Comunicación de la comisión. Eficiencia energética: alcanzar el objetivo 20%," 2008. [Online]. Available: <http://eur-lex.europa.eu/legal-content/ES/TXT/PDF/?uri=CELEX:52008DC0772&from=ES>.
- [3] Y. Zhang, N. Gatsis, and G. B. Giannakis, "Robust energy management for microgrids with high-penetration renewables," *IEEE Trans. Sustain. Energy*, vol. 4, no. 4, pp. 944–953, 2013.
- [4] European Commission, "Advanced Architectures and Control Concepts for More Microgrids," 2009. .
- [5] ITC, "El Gobierno de Canarias y ENDESA colaboran en un estudio para el autoabastecimiento energético de la isla de La Graciosa." [Online]. Available: [http://www.itccanarias.org/web/itc/proyectos-terr/noticias/nota\\_convenio\\_lagradosa.jsp?lang=es](http://www.itccanarias.org/web/itc/proyectos-terr/noticias/nota_convenio_lagradosa.jsp?lang=es).
- [6] G. Liu, M. Starke, B. Xiao, X. Zhang, and K. Tomsovic, "Microgrid optimal scheduling with chance-constrained islanding capability," *Electr. Power Syst. Res.*, vol. 145, pp. 197–206, 2017.
- [7] CENER, "Centro Nacional de Energías Renovables." [Online]. Available: <http://www.cener.com/es/>.
- [8] CENER, "Introducción a las Microrredes." [Online]. Available: <http://www.cener.com/es/areas-de-investigacion/departamento-de-integracion-en-red-de-energias-renovables/infraestructuras-y-recursos-tecnicos/atenea-microgrid-cener/introduccion-a-las-microrredes/>.
- [9] M. Stadler *et al.*, "Value Streams in Microgrids: A literature Review," *Appl. Energy*, vol. 162, pp. 980–989, 2016.
- [10] Tesla, "Powerwall." [Online]. Available: [https://www.tesla.com/es\\_ES/powerwall](https://www.tesla.com/es_ES/powerwall).
- [11] R. M. Aguilar China, "Aportaciones metodológicas basadas en simulación e inteligencia artificial para la toma de decisiones en la gerencia hospitalaria," Universidad de La Laguna, 1998.
- [12] K. V. Zúñiga Meneses, I. Castilla Rodríguez, and R. M. Aguilar China, "Modelado y simulación de los actores de una microrred," in *XII Simposio CEA de Control Inteligente*, 2016.
- [13] T. Lambert, P. Gilman, and P. Lilienthal, "Micropower System Modeling with Homer," in *Integration of Alternative Sources of Energy*, 2006, pp. 379–418.
- [14] a. Tascikaraoglu, a. R. Boynuegri, and M. Uzunoglu, "A demand side management strategy based on forecasting of residential renewable sources: A smart home system in Turkey," *Energy Build.*, vol. 80, pp. 309–320, 2014.
- [15] REE, "Demanda de energía eléctrica en tiempo real," 2017. [Online]. Available: [http://www.ree.es/operacion/curvas\\_demanda.asp](http://www.ree.es/operacion/curvas_demanda.asp).
- [16] IDAE, "Estudios, informes y estadísticas." [Online]. Available: <http://www.idae.es/index.php/idpag.802/releategoria.1368/releategoria.1368/mod.pags/mem.detalle>.
- [17] REE, "Gestión de la demanda de electricidad," 2017. [Online]. Available: <http://www.ree.es/es/actividades/operacion-del-sistema-electrico/gestion-de-demanda>.
- [18] G. Strbac, "Demand side management: Benefits and challenges," *Energy Policy*, vol. 36, no. 12, pp. 4419–4426, Dec. 2008.

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 969990

Código de verificación: lgkN+Wcw

Firmado por:	Fecha:
KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

- [19] P. Clipping, "The Concept of Demand-Side Management for Electric Utilities," no. 10, pp. 1468–1470, 1985.
- [20] P. Palensky, S. Member, and D. Dietrich, "Demand Side Management : Demand Response , Intelligent Energy Systems , and Smart Loads," vol. 7, no. 3, pp. 381–388, 2011.
- [21] a. Grandjean, J. Adnot, and G. Binet, "A review and an analysis of the residential electric load curve models," *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 16, no. 9, pp. 6539–6565, Dec. 2012.
- [22] L. G. Swan and V. I. Ugursal, "Modeling of end-use energy consumption in the residential sector: A review of modeling techniques," *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 13, no. 8, pp. 1819–1835, Oct. 2009.
- [23] D. J. Aigner, C. Sorooshian, and K. Pamela, "Conditional Demand Analysis for Estimating Residential End-Use Load Profiles.," *Energy J.*, vol. 5, pp. 81–97, 1984.
- [24] R. Bartels, D. G. Fiebig, M. Garben, and R. Lumsdaine, "An end-use electricity load simulation model: Delmod," *Util. Policy*, vol. 2, no. 1, pp. 71–82, 1992.
- [25] C. F. Walker and J. L. Pokoski, "Residential Load Shape Modeling Based on Customer Behavior," *IEEE Power Energy Soc.*, no. 7, pp. 1703–1711, 1985.
- [26] A. Capasso, W. Grattieri, R. Lamedica, and A. Prudenzi, "A bottom-up approach to residential load modeling," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 9, no. 2, pp. 957–964, 1994.
- [27] I. Richardson, M. Thomson, D. Infield, and C. Clifford, "Domestic electricity use: A high-resolution energy demand model," *Energy Build.*, vol. 42, no. 10, pp. 1878–1887, Oct. 2010.
- [28] K. Train, J. Herriges, and R. Windle, "Statistically adjusted engineering models of end use load curves.," *Energy*, 1985.
- [29] R. Mamlook, O. Badran, and E. Abdulhadi, "A fuzzy inference model for short-term load forecasting," *Energy Policy*, vol. 37, no. 4, pp. 1239–1248, Apr. 2009.
- [30] S. Chentur Pandian, K. Duraiswamy, C. Christofer Asir Rajan, and N. Kanagaraj, "Fuzzy approach for short term load forecasting," *Electr. Power Syst. Res.*, vol. 76, no. 6–7, pp. 541–548, Apr. 2006.
- [31] U. Commitment, "POWER DEMAND PREDICTION USING FUZZY LOGIC," vol. 3, no. 9, pp. 1291–1298, 1995.
- [32] D. K. Ranaweera, N. F. Hubele, and G. G. Karady, "Fuzzy logic for short term load forecasting," *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 18, no. 4, pp. 215–222, May 1996.
- [33] M. E. Khan, W. Mielczarski, and C. S. Engineering, "RESIDENTIAL SECTOR : 2 . THE USE OF LINGUISTIC VARIABLES TO INCLUDE UNCERTAINTY OF CUSTOMERS '," vol. 22, no. 10, pp. 949–958, 1997.
- [34] T. S. PERRY, "Lotfi a. zadeh," pp. 32–35, 1995.
- [35] L. A. Zadeh, I. Introduction, and U. S. Navy, "Fuzzy Sets \* -," vol. 353, pp. 338–353, 1965.
- [36] J. Jang, C. Sun, and E. Mizutani, "Neuro-Fuzzy and Sof Computing," *Prentice Hall*, 1997.
- [37] V. Muñoz Cruz, L. Moreno Ruiz, and R. M. Aguilar China, "Diseño e implementación de planificadores instruccionales en sistemas tutoriales inteligentes mediante el uso combinado de metodologías borrosa y multiagente.," Universidad de La Laguna, 2007.
- [38] R. eléctrica de España, "Proyecto INDEL - Atlas de la Demanda Eléctrica Española," 1998. [Online]. Available: [http://www.ree.es/sistema\\_electrico/pdf/indel/atlas\\_indel\\_ree.pdf](http://www.ree.es/sistema_electrico/pdf/indel/atlas_indel_ree.pdf).
- [39] INE (Instituto Nacional de Estadísticas), "Encuesta de empleo del tiempo 2009-2010," 2010. [Online]. Available:

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 969990

Código de verificación: IqkN+Wcw

Firmado por:	Fecha:
KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

<http://www.ine.es/jaxi/menu.do?L=0&type=pcaxis&path=/t25/e447&file=inebase>.

- [40] K. Passino and S. Yurkovich, *Fuzzy Control*, vol. 20106837. 2010.
- [41] MathWorks, "Fuzzy Logic Toolbox," 2013. [Online]. Available: <http://www.mathworks.es/products/fuzzy-logic/index.html;jsessionid=88a48524ef4ae256848dd3a6af70>.
- [42] I. Iancu, "A Mamdani Type Fuzzy Logic Controller," 1979.
- [43] Z. Guo, W. Zhao, H. Lu, and J. Wang, "Multi-step forecasting for wind speed using a modified EMD-based artificial neural network model," *Renew. Energy*, vol. 37, no. 1, pp. 241–249, Jan. 2012.
- [44] P. Zhao, J. Wang, J. Xia, Y. Dai, Y. Sheng, and J. Yue, "Performance evaluation and accuracy enhancement of a day-ahead wind power forecasting system in China," *Renew. Energy*, vol. 43, pp. 234–241, 2012.
- [45] M. Jafarian and a. M. Ranjbar, "Fuzzy modeling techniques and artificial neural networks to estimate annual energy output of a wind turbine," *Renew. Energy*, vol. 35, no. 9, pp. 2008–2014, Sep. 2010.
- [46] REE, "El Sistema Eléctrico Español - Avance 2016," 2016. [Online]. Available: [http://www.ree.es/sites/default/files/downloadable/avance\\_informe\\_sistema\\_electrico\\_2016.pdf](http://www.ree.es/sites/default/files/downloadable/avance_informe_sistema_electrico_2016.pdf).
- [47] a Costa, a Crespo, J. Navarro, G. Lizcano, H. Madsen, and E. Feitosa, "A review on the young history of the wind power short-term prediction," *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 12, no. 6, pp. 1725–1744, Aug. 2008.
- [48] J. Jung and R. P. Broadwater, "Current status and future advances for wind speed and power forecasting," *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 31, pp. 762–777, Mar. 2014.
- [49] M. Lei, L. Shiyang, J. Chuanwen, L. Hongling, and Z. Yan, "A review on the forecasting of wind speed and generated power," *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 13, no. 4, pp. 915–920, May 2009.
- [50] A. M. Foley, P. G. Leahy, A. Marvuglia, and E. J. McKeogh, "Current methods and advances in forecasting of wind power generation," *Renew. Energy*, vol. 37, no. 1, pp. 1–8, Jan. 2012.
- [51] G. Sideratos, N. D. Hatzigrygiou, and S. Member, "An Advanced Statistical Method for Wind Power Forecasting," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 22, no. 1, pp. 258–265, 2007.
- [52] J. P. S. Catalão, H. M. I. Pousinho, A. Member, and V. M. F. Mendes, "Hybrid Wavelet-PSO-ANFIS Approach for Short-Term Wind Power Forecasting in Portugal," *IEEE Trans. Sustain. Energy*, vol. 2, no. 1, pp. 50–59, 2011.
- [53] S. Li, D. C. Wunsch, E. A. O'Hair, and M. G. Giesselmann, "Using Neural Networks to Estimate Wind Turbine Power Generation," *IEEE Trans. Energy Convers.*, vol. 16, no. 3, pp. 276–282, 2001.
- [54] N. Amjadi, F. Keynia, and H. Zareipour, "Short-term wind power forecasting using ridgelet neural network," *Electr. Power Syst. Res.*, vol. 81, no. 12, pp. 2099–2107, Dec. 2011.
- [55] T. G. Barbounis, J. B. Theocharis, M. C. Alexiadis, and P. S. Dokopoulos, "Long-Term Wind Speed and Power Forecasting Using Local Recurrent Neural Network Models," *IEEE Trans. Energy Convers.*, vol. 21, no. 1, pp. 273–284, Mar. 2006.
- [56] P. Isasi Viñuela and I. M. Galván León, *Redes de Neuronas Artificiales. Un Enfoque Práctico*. Madrid: Pearson Educación, S.A., 2004.
- [57] W.-C. Yeh, Y.-M. Yeh, P.-C. Chang, Y.-C. Ke, and V. Chung, "Forecasting wind power in the Mai Liao Wind Farm based on the multi-layer perceptron artificial neural network model with improved simplified swarm optimization," *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 55, pp. 741–748, Feb. 2014.
- [58] G. Grassi and P. Vecchio, "Wind energy prediction using a two-hidden layer neural network," *Commun. Nonlinear Sci.*

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 969990

Código de verificación: IqkN+Wcw

Firmado por:	Fecha:
KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

- Numer. Simul.*, vol. 15, no. 9, pp. 2262–2266, Sep. 2010.
- [59] Y.-L. Tu, T.-J. Chang, C.-L. Chen, and Y.-J. Chang, “Estimation of monthly wind power outputs of WECS with limited record period using artificial neural networks,” *Energy Convers. Manag.*, vol. 59, pp. 114–121, Jul. 2012.
- [60] H. Liu, H. Tian, D. Pan, and Y. Li, “Forecasting models for wind speed using wavelet, wavelet packet, time series and Artificial Neural Networks,” *Appl. Energy*, vol. 107, pp. 191–208, Jul. 2013.
- [61] T. G. Barbounis and J. B. Theocharis, “A locally recurrent fuzzy neural network with application to the wind speed prediction using spatial correlation,” *Neurocomputing*, vol. 70, no. 7–9, pp. 1525–1542, Mar. 2007.
- [62] Y.-Y. Hong, H.-L. Chang, and C.-S. Chiu, “Hour-ahead wind power and speed forecasting using simultaneous perturbation stochastic approximation (SPSA) algorithm and neural network with fuzzy inputs,” *Energy*, vol. 35, no. 9, pp. 3870–3876, Sep. 2010.
- [63] E. N. Sánchez Camperos and A. Y. Alanis García, *Redes neuronales: Conceptos fundamentales y aplicaciones a control automático*. Madrid: Pearson Educación, S.A., 2006.
- [64] S. Haykin, *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*, Second edi. New Jersey, USA: Prentice Hall International, 1999.
- [65] “Imagen Neuronas © pixabay bajo Licencia Creative Commons.” [Online]. Available: <https://pixabay.com/es/cerebro-neuronas-nervios-celular-2022398/>.
- [66] D. J. Match, “Redes Neuronales: Conceptos Básicos y Aplicaciones.” 2001.
- [67] J. M. Corchado, F. Díaz, L. Borrajo, and F. Fernández, *Redes Neuronales Artificiales. Un enfoque práctico*. Universidad de Vigo, 2000.
- [68] J. M. Escudero López, *Manual de energía eólica*. Ediciones Mundi Prensa, 2003.
- [69] I. A. Basheer and M. Hajmeer, “Artificial neural networks : fundamentals , computing , design , and application,” *J. Microbiol. Methods*, vol. 43, pp. 3–31, 2000.
- [70] The MathWorks Inc., “MATLAB®.” [Online]. Available: [www.mathworks.com](http://www.mathworks.com).
- [71] The MathWorks Inc., “Feedforwardnet documentation.” [Online]. Available: <https://es.mathworks.com/help/nnet/ref/feedforwardnet.html?requestedDomain=www.mathworks.com>.
- [72] M. T. Hagan and M. B. Menhaj, “Training Feedforward Networks with the Marquardt Algorithm,” *IEEE Trans. Neural Networks*, vol. 5, no. 6, pp. 989–993, 1994.
- [73] D. W. Marquardt, “An Algorithm for Least-Squares Estimation of Nonlinear Parameters,” *Journal of the Society for Industrial and Applied Mathematics*, vol. 11, no. 2, pp. 431–441, 1963.
- [74] R. E. Walpole, R. H. Myers, S. L. Myers, and K. Ye, *Probability and Statistics for Engineers and Scientists*, vol. 3rd. 2012.
- [75] N. Amjadi, F. Keynia, and H. Zareipour, “Short-term wind power forecasting using ridgelet neural network,” *Electr. Power Syst. Res.*, vol. 81, no. 12, pp. 2099–2107, 2011.
- [76] H. Li, S. Guo, C. Li, and J. Sun, “A hybrid annual power load forecasting model based on generalized regression neural network with fruit fly optimization algorithm,” *Knowledge-Based Syst.*, vol. 37, pp. 378–387, 2013.
- [77] C.-M. Hong, F.-S. Cheng, and C.-H. Chen, “Optimal control for variable-speed wind generation systems using General Regression Neural Network,” *Electr. Power Energy Syst.*, pp. 14–23, 2014.

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 969990

Código de verificación: IgkN+Wcw

Firmado por:	Fecha:
KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55

- [78] G. Kumar and H. Malik, "Generalized Regression Neural Network Based Wind Speed Prediction Model for Western Region of India," *Procedia Comput. Sci.*, vol. 93, no. September, pp. 26–32, 2016.
- [79] D. F. Specht, "A General Regression Neural Network," *IEEE Trans. Neural Networks*, vol. 2, pp. 568–576, 1991.
- [80] "HOMER." [Online]. Available: <http://www.homerenergy.com/>.
- [81] a Etxeberria, I. Vechiu, H. Camblong, and J. M. Vinassa, "Hybrid Energy Storage Systems for renewable Energy Sources Integration in microgrids: A review," *IPEC, 2010 Conf. Proc.*, pp. 532–537, 2010.
- [82] C. D. Korkas, S. Baldi, I. Michailidis, and E. B. Kosmatopoulos, "Intelligent energy and thermal comfort management in grid-connected microgrids with heterogeneous occupancy schedule," *Appl. Energy*, vol. 149, pp. 194–203, 2015.
- [83] T. Logenthiran, D. Srinivasan, A. M. Khambadkone, and H. N. Aung, "Multiagent system for real-time operation of a microgrid in real-time digital simulator," *IEEE Trans. Smart Grid*, vol. 3, no. 2, pp. 925–933, 2012.
- [84] M. Marzband, A. Sumper, A. Ruiz-álvarez, J. L. Domínguez-García, and B. Tomoiagá, "Experimental evaluation of a real time energy management system for stand-alone microgrids in day-ahead markets," *Appl. Energy*, vol. 106, pp. 365–376, 2013.
- [85] B. Zhao, M. Xue, X. Zhang, C. Wang, and J. Zhao, "An MAS based energy management system for a stand-alone microgrid at high altitude," *Appl. Energy*, vol. 143, pp. 251–261, 2015.
- [86] R. Dufo López, "Manual del Usuario iHOGA," 2014. [Online]. Available: [http://personal.unizar.es/rdufo/images/ihoga/Manual\\_Uusuario.pdf](http://personal.unizar.es/rdufo/images/ihoga/Manual_Uusuario.pdf).
- [87] U. of M. Wind Energy Center, "Hybrid2." [Online]. Available: <https://www.umass.edu/windenergy/research/topics/tools/software/hybrid2>.
- [88] C. Bordons, F. García-Torres, and L. Valverde, "Gestión Óptima de la Energía en Microrredes con Generación Renovable," *Rev. Iberoam. Automática e Informática Ind.*, vol. 12, pp. 117–132, 2015.
- [89] I. Beausoleil-morrison, *An Experimental and Simulation-Based Investigation of the Performance of Small-Scale Fuel Cell and Combustion-Based Cogeneration Devices Serving Residential Buildings Energy Conservation in Buildings and*, no. April. 2008.
- [90] S. X. Chen, H. B. Gooi, and M. Q. Wang, "Solar radiation forecast based on fuzzy logic and neural networks," *Renew. Energy*, vol. 60, pp. 195–201, 2013.
- [91] "HOMER help manual," 2015. [Online]. Available: <http://www.homerenergy.com/pdf/HOMERHelpManual.pdf>.
- [92] J. P. Fossati, A. Galarza, A. Martín-villate, J. M. Echeverría, and L. Fontán, "Optimal scheduling of a microgrid with a fuzzy logic controlled storage system," *Electr. Power Energy Syst.*, vol. 68, pp. 61–70, 2015.
- [93] I. Faber, W. Lane, W. Pak, M. Praker, C. Rocha, and J. V Farr, "Micro-energy markets: The role of a consumer preference pricing strategy on microgrid energy investment," *Energy*, vol. 74, pp. 567–575, 2014.

Este documento incorpora firma electrónica, y es copia auténtica de un documento electrónico archivado por la ULL según la Ley 39/2015.  
Su autenticidad puede ser contrastada en la siguiente dirección <https://sede.ull.es/validacion/>

Identificador del documento: 969990

Código de verificación: IqkN+Wcw

Firmado por: KELIN VICTORIA ZUÑIGA MENESES UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	Fecha: 28/06/2017 23:17:21
IVAN CASTILLA RODRIGUEZ UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 08:12:47
ROSA MARIA AGUILAR CHINEA UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	29/06/2017 10:36:27
ERNESTO PEREDA DE PABLO UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA	07/07/2017 18:09:55