

**PONTIFICIA UNIVERSIDAD CATÓLICA DEL PERÚ**  
**FACULTAD DE CIENCIAS E INGENIERÍA**



**PONTIFICIA  
UNIVERSIDAD  
CATÓLICA  
DEL PERÚ**

**DISEÑO DE UN SISTEMA INTELIGENTE DE AHORRO  
DE ENERGÍA ELÉCTRICA**

Tesis para optar el Título de Ingeniero Electrónico, que presenta el bachiller:

**Luis Felipe Poma Aliaga**

**ASESOR: Jorge Benavides Aspiazu**

Lima, junio de 2017

## RESUMEN

En la actualidad, la demanda del consumo de energía eléctrica se ha incrementado significativamente. Este fenómeno se ha presentado tanto en el sector doméstico como en el sector industrial. Por lo que es necesario, la construcción de nuevas fuentes energéticas para satisfacer las demandas actuales. Asimismo, se debe considerar el tiempo, el costo y el impacto ambiental que ocasionaría la construcción de las mismas.

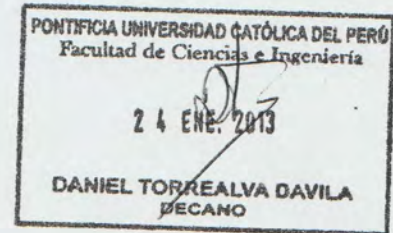
Ante este hecho, se plantea establecer planes de ahorro de energía eléctrica con ayuda de sistemas inteligentes en instalaciones domésticas para uso racional de la energía eléctrica, como una alternativa eficaz para no recurrir a nuevas fuentes energéticas.

En la presente tesis, se tiene como objetivo el diseño de un sistema inteligente por medio de algoritmos de aprendizaje por redes neuronales que permita el uso racional y eficiente de la energía eléctrica en el sector doméstico.

El desarrollo de la tesis incluye diseñar dispositivos que nos permitan medir la potencia eléctrica consumida. Estos dispositivos se desarrollarán con la ayuda de un conjunto de sensores de potencia. Como también el diseño y simulación de sensores de presencia que nos permita monitorear la presencia del usuario. En cuanto al control inteligente se desarrollará algoritmos de aprendizaje basadas en redes neuronales, de tal forma que sean capaces de aprender del horario de la rutina del usuario. También, se incluye el diseño de una interfaz adecuada con el usuario que permita el ingreso de datos para su procesamiento y visualización. Además, el diseño de un protocolo de comunicación más adecuada orientada a la domótica. Finalmente, se desarrollarán simulaciones y pruebas del funcionamiento del sistema inteligente, como los dispositivos desarrollados como el conjunto de sensores y el control inteligente.

## TEMA DE TESIS PARA OPTAR EL TÍTULO DE INGENIERO ELECTRÓNICO

Título : Diseño de un Sistema Inteligente de Ahorro de Energía Eléctrica.  
Área : Electrónica #1094  
Asesor : Jorge Benavides Aspiazu  
Alumno : Luis Felipe Poma Aliaga  
Código : 20080268  
Fecha : 20/11/2012



### Descripción y Objetivos

En la actualidad, la demanda del consumo de energía eléctrica se ha incrementado significativamente. Este fenómeno se ha presentado tanto en el sector doméstico como en el sector industrial. Por lo que es necesario, la construcción de nuevas fuentes energéticas para satisfacer las demandas actuales. Asimismo, se debe considerar el tiempo, el costo y el impacto ambiental que ocasionaría la construcción de las mismas.

Ante este hecho, se plantea establecer planes de ahorro de energía eléctrica con ayuda de sistemas inteligentes en instalaciones domésticas para uso racional de la energía eléctrica, como una alternativa eficaz para no recurrir a nuevas fuentes energéticas.


En la presente tesis, se tiene como objetivo el diseño de un sistema inteligente por medio de algoritmos de aprendizaje por redes neuronales que permita el uso racional y eficiente de la energía eléctrica en el sector doméstico.

El desarrollo de la tesis incluye el diseño de dispositivos que nos permitan medir la potencia eléctrica consumida, estos dispositivos se desarrollarán con la ayuda de sensores de corriente y sensores de voltaje, como también el diseño y simulación de sensores de presencia que nos permitirá monitorear la presencia del usuario. En cuanto al control inteligente se desarrollará algoritmos de aprendizaje basadas en redes neuronales, de tal forma que sean capaces de aprender del horario de la rutina del usuario; se incluye también el diseño de una interfaz adecuada con el usuario que permita el ingreso de datos para su procesamiento y visualización. Además, el diseño de un protocolo de comunicación adecuada y orientada a la domótica. Finalmente, se desarrollarán simulaciones y pruebas del funcionamiento del sistema inteligente, integrando adecuadamente los dispositivos desarrollados como el conjunto de sensores y el control inteligente.

MÁXIMO 50 PÁGINAS

PONTIFICIA UNIVERSIDAD CATÓLICA DEL PERÚ  
SECCIÓN ELECTRICIDAD Y ELECTRÓNICA

Dr. Ing. BENJAMÍN CASTAÑEDA APHAN  
Coordinador de la Especialidad de Ingeniería Electrónica



TEMA DE TESIS PARA OPTAR EL TÍTULO DE INGENIERO ELECTRÓNICO

Título : Diseño de un Sistema Inteligente de Ahorro de Energía Eléctrica.

Índice

Introducción

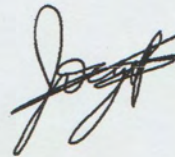
1. Antecedentes de sistemas inteligentes de ahorro de energía eléctrica
2. Redes neuronales artificiales y sus requerimientos para el ahorro de energía eléctrica
3. Diseño del sistema inteligente
4. Simulaciones y Pruebas

Conclusiones

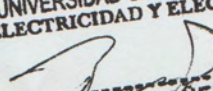
Recomendaciones

Bibliografía

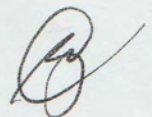
Anexos



PONTIFICIA UNIVERSIDAD CATÓLICA DEL PERÚ  
SECCIÓN ELECTRICIDAD Y ELECTRÓNICA

  
Dr. Ing. BENJAMÍN CASTAÑEDA APHAN  
Coordinador de la Especialidad de Ingeniería Electrónica

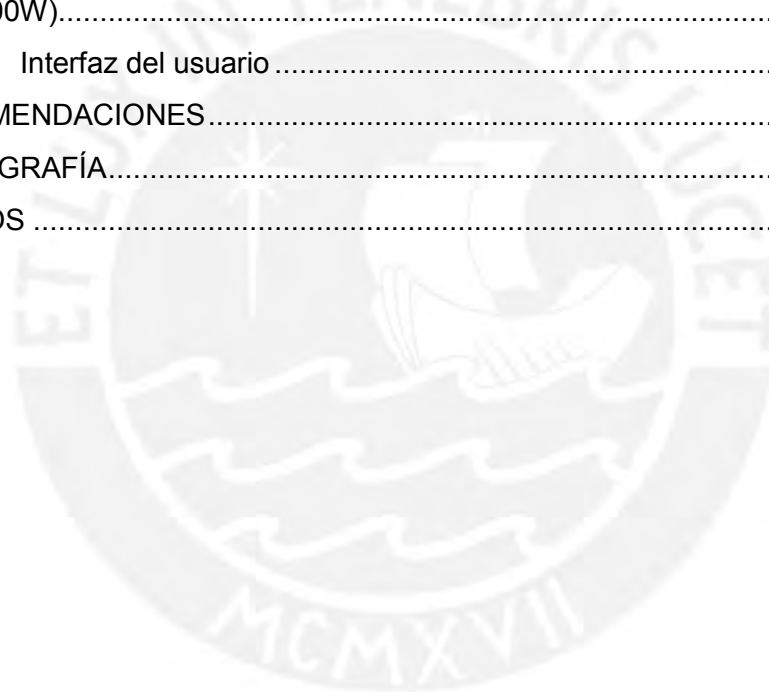
MÁXIMO 50 PÁGINAS



## ÍNDICE

RESUMEN.....	i
LISTA DE FIGURAS.....	vi
LISTA DE TABLAS.....	viii
CAPÍTULO 1: SISTEMAS INTELIGENTES DE AHORRO DE ENERGÍA ELÉCTRICA .....	1
1.1.    Introducción.....	1
1.2    Estado del arte .....	1
1.2.1    Estado de la investigación .....	1
1.2.2    Síntesis de la investigación .....	4
CAPÍTULO 2: SISTEMAS INTELIGENTES Y SUS REQUERIMIENTOS PARA EL AHORRO DE ENERGÍA.....	6
2.1 Redes Neuronales.....	6
2.1.3 Red Perceptrón Multicapa (MLP).....	7
2.1.4 Paradigmas de Aprendizaje .....	8
2.1.5 Aprendizaje Error-Corrección.....	9
2.1.6 Algoritmo Backpropagation .....	9
CAPÍTULO 3: DISEÑO DEL SISTEMA INTELIGENTE.....	12
3.1. Objetivos y alcances del proyecto .....	12
3.1.1 Diagrama de bloques.....	12
3.2. Algoritmo de aprendizaje.....	13
3.2.1 Número de capas ocultas .....	14
3.2.2 Número de entradas y salidas .....	14
3.2.3 Variables de entradas de la red neuronal.....	14
3.2.4 Variables de salida de la red neuronal. ....	16
3.2.5 Función de transferencia.....	16
3.2.4 Algoritmo de aprendizaje .....	17
3.3 Sensor de potencia .....	20
3.3.1 Selección del microcontrolador .....	21
3.3.2 Selección del sensor de voltaje.....	22
3.3.3 Selección del sensor de corriente .....	25
3.4 Sensor de presencia .....	28
3.4 Reloj Contador .....	28
3.5 Actuadores para el control de energía.....	29
3.6 Protocolo de comunicación .....	30

CAPÍTULO 4: SIMULACIONES Y PRUEBAS .....	33
4.1 Simulación de cada sensor de Potencia.....	33
4.1.1 Prueba del sensor de voltaje.....	33
4.1.2 Prueba del sensor de corriente .....	36
4.2 Simulación del reloj DS1307 .....	41
4.3 Simulación de la etapa de comunicación.....	43
4.4 Simulación de la comunicación de los módulos Xbee .....	45
4.5 Simulación de los actuadores .....	46
4.6 Simulación del software desarrollado para el control inteligente. ....	48
4.6.1 Resultados del aprendizaje de las redes neuronales en el uso de un televisor (200W). ....	49
4.6.2 Resultados del aprendizaje de las redes neuronales en el uso de un foco (100W).....	54
4.7 Interfaz del usuario .....	60
RECOMENDACIONES.....	62
BIBLIOGRAFÍA.....	63
ANEXOS .....	67



## LISTA DE FIGURAS

Fig. 1.1: Medidor de energía convencional .....	2
Fig. 1.2: Red de comunicación para monitoreo de medidores.....	2
Fig. 1.3: Parámetros de entrada y salida de la red neuronal [4] .....	3
Fig. 1.4: Diagrama de carga diaria [2] .....	3
Fig. 1.5: Sistema de casa inteligente [18] .....	4
Fig. 2.1: Esquema de una red de tres capas totalmente interconectadas .....	6
Fig. 2.2: Esquema de una unidad de proceso típico .....	7
Fig. 2.3: Arquitectura del PERCEPTRON multicapa .....	8
Fig. 3.1: Diagrama de bloques .....	13
Fig. 3. 2: Arquitectura de la red neuronal (Diseño 1).....	18
Fig. 3. 3: Arquitectura de la red neuronal (Diseño 2).....	19
Fig. 3. 4: Circuito esquemático del sensor de voltaje .....	22
Fig. 3. 5: Señal teórica del sensor de voltaje.....	24
Fig. 3. 6: Voltaje de salida del sensor de corriente ACS712 (5A) [5] .....	25
Fig. 3. 7: Voltaje de salida del sensor de corriente ACS712 (30A). [5] .....	26
Fig. 3.8: Circuito esquemático del sensor de corriente.....	27
Fig. 3. 9: Circuito esquemático del DS1307 .....	29
Fig. 3. 10: Circuito esquemático del TRIAC .....	30
Fig. 3.11: Diagrama de flujo de la recepción de datos realizado en Matlab.....	31
Fig. 3. 12: Diagrama de flujo de la recepción de datos realizado en Matlab.....	32
Fig. 4.1: Señal real del sensor graficadas en Matlab.....	33
Fig. 4. 2: Esquema de conexión de la maleta de pruebas para relés SMRT36 y el circuito de medición .....	34
Fig. 4. 3: Señal real del sensor graficadas en Matlab.....	35
Fig. 4. 4: Señal real del sensor obtenida graficadas en Matlab .....	35
Fig. 4. 5: Datos del sensor del sensor ASC712-5A graficadas en Matlab .....	36
Fig. 4. 6: Datos del sensor ASC712-30A graficadas en Matlab.....	37
Fig. 4.7: Señal real del sensor ASC712-30A graficadas en Matlab .....	38
Fig. 4. 8: Medición de voltaje y corriente AC graficada en el programa Matlab .....	39
Fig. 4. 9: Medición de voltaje con diferentes ángulos de disparo .....	40
Fig. 4.10: Medición de corriente con diferentes ángulos de disparo.....	41

Fig. 4.11: Circuito esquemático del reloj DS1307.....	42
Fig. 4. 12: Estados de los registros del RTC.....	42
Fig. 4. 13: Simulación del reloj DS1307 por Virtual terminal.....	43
Fig. 4. 14: Estado de la comunicación .....	44
Fig. 4. 15: Simulación del envío de los parámetros de tiempo .....	44
Fig. 4. 16: Prueba de comunicación entre módulos Xbee .....	45
Fig. 4. 17: Prueba de comunicación entre módulos Xbee .....	45
Fig. 4. 18: Simulación de la activación de la energía eléctrica .....	46
Fig. 4. 19: Visualización de las formas de onda de la activación de la energía eléctrica.....	46
Fig. 4. 20: Visualización de las formas de onda de la activación de la energía eléctrica.....	47
Fig. 4. 21: Rutina del usuario en el uso de un televisor .....	49
Fig. 4. 22: Rutina del usuario en el uso de un televisor .....	50
Fig. 4. 23: Rutina del usuario en el uso de un televisor .....	50
Fig. 4. 24: Rutina del usuario en el uso de un televisor .....	51
Fig. 4. 25: Rutina del usuario en el uso de un televisor .....	51
Fig. 4. 26: Rutina del usuario en el uso de un televisor .....	51
Fig. 4. 27: Rutina del usuario en el uso de un televisor por red neuronal .....	52
Fig. 4. 28: Consumo de potencia activa en una semana.....	52
Fig. 4. 29: Consumo de potencia activa en una semana.....	53
Fig. 4. 30: Consumo de potencia activa en una semana.....	53
Fig. 4. 31: Consumo de potencia activa en una semana.....	54
Fig. 4. 32: Rutina del usuario en el uso de un foco 100W .....	54
Fig. 4. 33: Rutina del usuario en el uso de un foco 100W .....	55
Fig. 4. 34: Rutina del usuario en el uso de un foco 100W .....	55
Fig. 4. 35: Rutina del usuario en el uso de un foco 100W .....	56
Fig. 4. 36: Rutina del usuario en el uso de un foco 100W .....	56
Fig. 4. 37: Rutina del usuario en el uso de un foco 100W .....	57
Fig. 4. 38: Rutina del usuario en el uso de un foco 100W .....	57
Fig. 4. 39: Consumo de potencia activa en una semana.....	58
Fig. 4. 40: Consumo de potencia activa en una semana.....	58
Fig. 4. 41: Consumo de potencia activa en una semana.....	59
Fig. 4. 42: Consumo de potencia activa en una semana.....	59
Fig. 4. 43: Interfaz con el usuario.....	60



## LISTA DE TABLAS

Tabla 2.1: Tecnologías disponibles de los sensores de presencia .....	10
Tabla 2.2: Comparativa de tecnologías Wireless [4]. .....	11
Tabla 3.1: Días de la semana con su respectivo valor numérico para la red neuronal .....	15
Tabla 3.2: Minutos con su respectivo valor numérico para la red neuronal .....	15
Tabla 3.3: ON/OFF con su respectivo valor numérico para la red neuronal .....	16
Tabla 3.4: Nivel de luminosidad con su respectivo valor numérico .....	16
Tabla 3.5: Rango de voltaje señal del sensor .....	24
Tabla 3.6: Consumo de potencia del sensor de voltaje .....	24
Tabla 3.7: Característica de la medición del sensor de voltaje .....	25
Tabla 3.8: Tabla de selección del valor de condensador. [5] .....	26
Tabla 3.9: Característica de la medición del sensor de corriente ASC712-5A .....	27
Tabla 3.10: Característica de la medición del sensor de corriente ASC712-30A .....	27
Tabla 3.11: Trama para el envío de datos .....	30
Tabla 3.12: Trama para el envío de datos del microcontrolador a PC .....	31
Tabla 3.13: Trama para el envío de datos de la PC al microcontrolador .....	32
Tabla 4.1: Rango de voltaje del sensor .....	34
Tabla 4.2: Prueba de voltaje del sensor .....	36
Tabla 4.3: Prueba de medición del sensor ASC712-5A .....	37
Tabla 4.4: Prueba de medición del sensor ASC712-30A .....	38
Tabla 4.5: Cálculos de parámetros eléctricos .....	39
Tabla 4.6: Medición del Voltaje RMS .....	40
Tabla 4.7: Medición de la Corriente RMS .....	41
Tabla 4.8: Medición de la potencia activa .....	41
Tabla 4.9: Parámetros de tiempo .....	45
Tabla 4.10: Resultados variando el número de neuronas de entrada diseño 1 .....	48
Tabla 4.11: Resultados variando el número de neuronas de entrada diseño 2 .....	48

# **CAPÍTULO 1: SISTEMAS INTELIGENTES DE AHORRO DE ENERGÍA ELÉCTRICA**

## **1.1. Introducción**

En la actualidad, la demanda del consumo de energía eléctrica se ha incrementado significativamente. Este fenómeno se ha presentado tanto en el sector doméstico como en el sector industrial. Por lo que es necesario, la construcción de nuevas fuentes energéticas para satisfacer las demandas actuales. Asimismo, se debe considerar el tiempo, el costo y el impacto ambiental que ocasionaría la construcción de las mismas.

Ante este hecho, se plantea establecer planes de ahorro de energía eléctrica con ayuda de sistemas inteligentes en instalaciones domésticas para uso racional de la energía eléctrica, como una alternativa eficaz para no recurrir a nuevas fuentes energéticas.

En la presente tesis, se tiene como objetivo el diseño de un sistema inteligente por medio de algoritmos de aprendizaje por redes neuronales que permita el uso racional y eficiente de la energía eléctrica en el sector doméstico.

## **1.2 Estado del arte**

### **1.2.1 Estado de la investigación**

Para el proceso específico de ahorro de energía eléctrica, existen diversas formas y métodos para su realización. Para ello, se debe tener en cuenta la diversidad de tecnologías actuales y su innovación continua.

Uno de los primeros proyectos orientados al ahorro de energía eléctrica fue la implementación de una red de sensores de presencia; de tal forma que si en un período determinado el sensor de ocupación no detecta la presencia de una persona, interpreta que en esa área no hay gente y automáticamente corta la energía eléctrica [15]

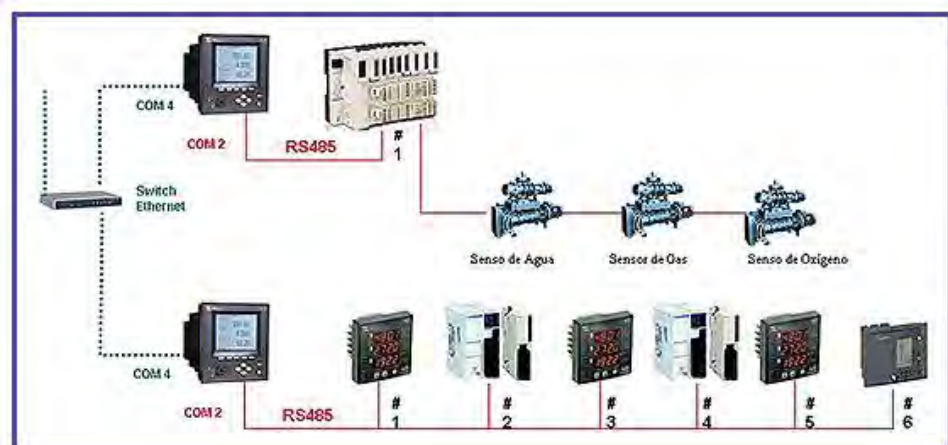
Con la finalidad de conseguir un suministro eléctrico eficiente, seguro y sostenible se desarrolló el concepto de SMART GRID como una red inteligente que no solo pueda monitorear el consumo de energía eléctrica, sino que también pueda gestionar el consumo de cada usuario. Para ello se dividió en dos partes.

- **Telemida:** Consiste en cuantificar el consumo de energía eléctrica, de manera remota mediante el uso de contadores eléctricos, llamados también como contadores inteligentes. La mayor ventaja en el uso de estos equipos es que se pueden obtener mediciones en tiempo real y evitar de esta forma las lecturas estimadas en los medidores convencionales.



**Fig. 1.1: Medidor de energía convencional**

- **Telegestión:** Implica una revolución del equipo de medida. El contador puede ser leído y puede realizar operaciones de manera remota. Se requiere de una comunicación bidireccional. La mayor ventaja de este enfoque es que se puede realizar la gestión de eventos automáticos, registro de detección de falla de la red eléctrica y pueden ser conectados a una red de comunicaciones. Como se puede observar en la Figura 1.2, una red de comunicaciones para el monitoreo de medidores inteligentes.



**Fig. 1.2: Red de comunicación para monitoreo de medidores**

En los últimos años, se han desarrollado controladores inteligentes aplicados a técnicas de ahorro de energía eléctrica basadas en algoritmos de aprendizaje. Entre las áreas de investigación más relevantes del Control Inteligente se encuentran las Redes Neuronales Artificiales y la Lógica Difusa [24].

Una aplicación interesante es el desarrollo de sistemas inteligentes para control de climatización, como en [19]. En este trabajo, se propone mediante el uso de lógica difusa es posible detectar patrones de comportamiento del usuario como también se pueden detectar situaciones en las que puede decidir entre maximizar el confort y/o maximizar el ahorro.

Más adelante, en [4] se muestra simulaciones de sistemas inteligentes desarrollados por redes neuronales para el control de iluminación por patrones de comportamiento del usuario. Es interesante el trabajo desarrollado en [2], ya que se emplean las redes neuronales como módulos predictivos. Por lo que permite controlar el ahorro de energía bajo el concepto de gestión de demanda.

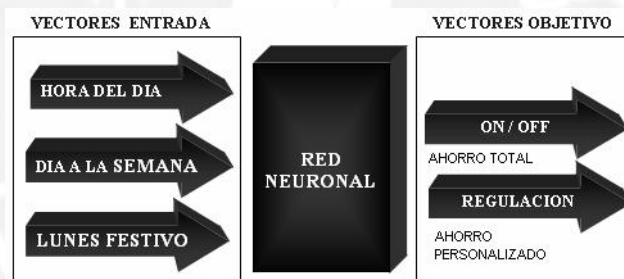


Fig. 1.3: Parámetros de entrada y salida de la red neuronal [4]

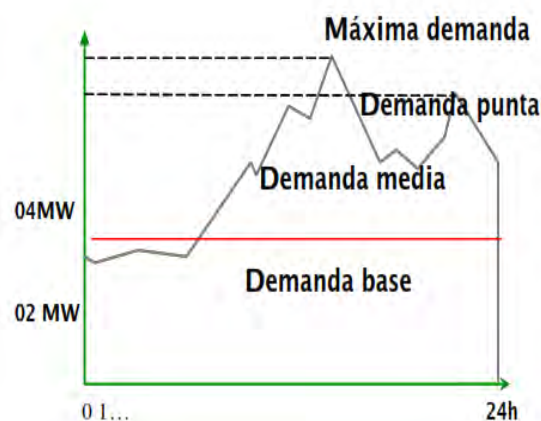


Fig. 1.4: Diagrama de carga diaria [2]

En [18] nos describe la implementación de un sistema inteligente completo, además de una red inalámbrica con un protocolo de comunicación adecuado para el

monitoreo de energía residencial, el control de la intensidad de la luz, control de interruptores, enchufes inteligentes, cables de extensión con controladores a distancia, sensores PIR inalámbricos y un controlador de energía en el hogar.



**Fig. 1.5: Sistema de casa inteligente [18]**

### 1.2.1 Síntesis de la investigación

En este contexto, los requerimientos para un sistema de ahorro de energía que permita a los usuarios de seguir un plan de ahorro energético eficiente son los siguientes.

- Controladores. Permiten actuar sobre el sistema, de forma automática o por una decisión tomada por centrales previamente programadas. Estos elementos emiten órdenes que necesitan un medio de transmisión.
- Medio de transmisión. Según la tecnología a utilizar existen distintos medios tales como: fibra óptica, bus dedicado, red eléctrica, línea telefónica, TCP/IP, inalámbrico.
- Actuadores. Reciben las órdenes y las transforman en señales de aviso, regulación o conmutación. Ejercen acciones sobre los elementos a controlar en el hogar.
- Sensores. Son los encargados de realizar la adquisición de datos del sistema. Estos datos pueden ser órdenes directas a los actuadores o señales que se transmitirán a un centro de control para su procesamiento, donde se enviará la orden final al actuador correspondiente.

Por tal motivo la presente investigación propone: el diseño de un sistema inteligente de ahorro de energía eléctrica en el uso de televisor y un foco, mediante un control inteligente, un conjunto de sensores implementados con una red de comunicación y un conjunto de actuadores para la activación de los circuitos de potencia.



## CAPÍTULO 2: SISTEMAS INTELIGENTES Y SUS REQUERIMIENTOS PARA EL AHORRO DE ENERGÍA

En la literatura, existen muchos enfoques para diseñar un sistema dedicado para el ahorro de energía eléctrica. De acuerdo a la literatura, uno de los más empleados enfoques es el uso de redes neuronales. Por lo que en la siguiente sección se describirá brevemente esta teoría, así como también los elementos complementarios para diseñar un sistema para el ahorro de energía eléctrica.

### 2.1 Redes Neuronales

Una Red Neuronal Artificial es un paradigma de procesamiento de información que busca emular el comportamiento en el cual el sistema nervioso biológico procesa la información [1]. También se pueden definir como sistemas de computación inspirados en el funcionamiento del cerebro humano.

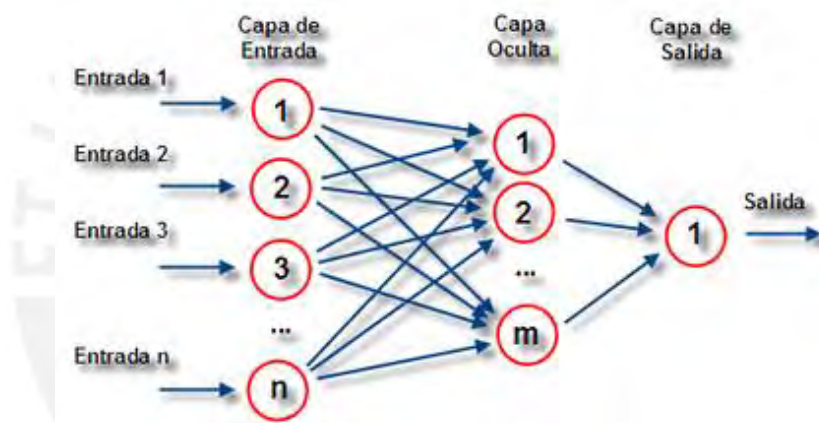
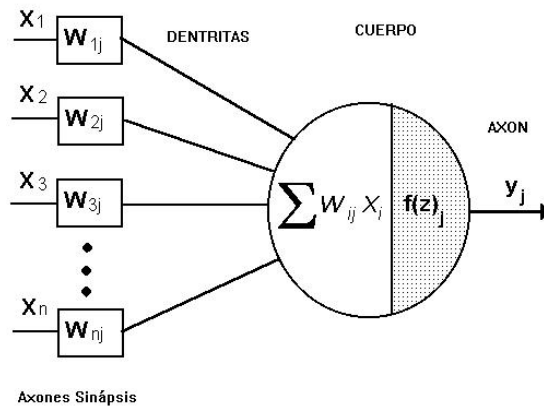


Fig. 2.1: Esquema de una red de tres capas totalmente interconectadas

#### 2.1.1 Forma de aprendizaje de las redes neuronales

Al sistema se le proporcionan un conjunto de entradas y las salidas para cada uno de estos ejemplos la red va reorganizando los pesos de las conexiones. Cada peso está relacionado con la conexión de una neurona con la siguiente.



**Fig. 2.2: Esquema de una unidad de proceso típico**

Aquí un grupo de entradas  $X_1, X_2, \dots, X_n$  son introducidas en una neurona artificial. Estas entradas, corresponden a las señales de las sinapsis de una neurona biológica. Cada señal se multiplica por un peso asociado a  $W_{1j}, W_{2j}, \dots, W_{nj}$  antes de ser aplicado a la sumatoria  $\Sigma$ . [8]. Además, la sumas ponderadas algebraicamente pasan por una función llamada función de activación representada por  $f(z)_j$ . Esta función de activación puede ser definida de la siguiente manera:

- Lineal
- Sigmoidal
- Tangente hiperbólica

### 2.1.2 Redes Multicapa

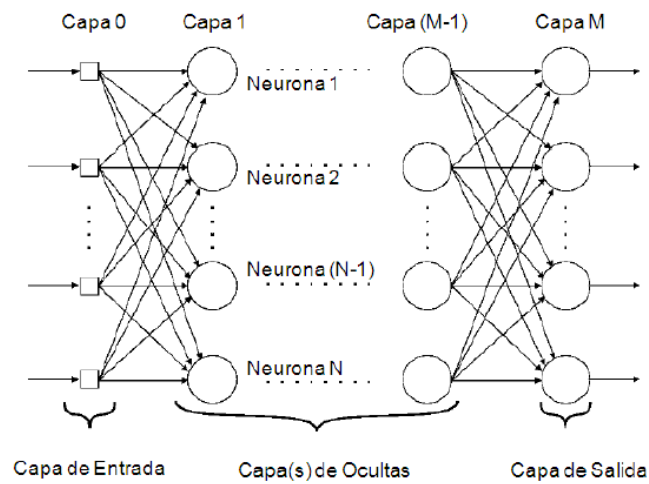
Es aquella red conformada por una capa de entrada, una capa de salida y una o más capas ocultas. Existen la red Perceptrón Multicapa (Multi-Layer Perceptron, MLP) y la red de Base Radial (Radial-Basis Function Networks, RBF).

La red MLP "es una generalización del perceptrón y surgió como consecuencia de las limitaciones de dicha arquitectura en lo referente al problema de la separabilidad no lineal" [14]. Estas redes multicapa han sido empleadas en aplicaciones para el reconocimiento de patrones, aproximación de funciones, predicción, control [9].

### 2.1.3 Red Perceptrón Multicapa (MLP)

La arquitectura del Perceptrón multicapa se caracteriza porque sus neuronas están agrupadas en capas de diferentes niveles. Cada una de las capas está conformada por un conjunto de neuronas. Los principales elementos son las siguientes: La capa de entrada, las capas ocultas y la capa de salida





**Fig. 2.3: Arquitectura del PERCEPTRON multicapa**

Es importante mencionar que las neuronas de la capa de entrada no actúan como neuronas propiamente dichas, sino que se encargan únicamente de recibir señales o patrones que procedan del exterior y propagar dichas señales a todas las neuronas de la siguiente capa.

La última capa actúa como salida de la red, proporcionando al exterior la respuesta de la red para cada uno de los patrones de entrada [14].

Dentro de las redes de neuronas, el PERCEPTRON multicapa es una de las arquitecturas más utilizadas en la resolución de problemas [22]. Debido a la habilidad de aprender a partir de un conjunto de ejemplos, aproximar relaciones no lineales, hace que un modelo sea adecuado para abordar problemas reales [14].

#### 2.1.4 Paradigmas de Aprendizaje

- Aprendizaje supervisado: El conjunto de datos de aprendizaje tienen dos tipos de atributos: los datos propiamente dichos y cierta información relativa a la solución del problema. Cada vez que un ejemplo es introducido y se procesa para obtener una salida, dicha salida se compara con la salida que debería haber introducido, y de la que se dispone al estar incluida dicha información
- Aprendizaje no supervisado: En este aprendizaje los datos del conjunto de aprendizaje solo tienen información de los ejemplos, y no hay nada que

permita guiar en el proceso de aprendizaje. La red modificará los valores de los pesos a partir de información interna.

### **2.1.5 Aprendizaje Error-Corrección**

En este método, se define la señal de error mediante la comparación entre la salida de la red ante el estímulo de un ejemplo y la señal deseada. De esta forma, la función objetivo es minimizar esta señal de error definiendo una "función de costo".

De esta forma, el aprendizaje es definido como un problema de optimización mediante el ajuste de los pesos sinápticos [6]. Entre los algoritmos de aprendizaje que utilizan este método se encuentran el algoritmo LMS (Least Mean Square, Mínimo Error Cuadrático Medio), Backpropagation, Adaline, Madaline.

### **2.1.6 Algoritmo Backpropagation**

Los pasos del algoritmo de Backpropagation son los siguientes:

1. Tras inicializar los pesos de forma aleatoria y con valores pequeños, seleccionamos el primer par de entrenamiento.
2. Calculamos la salida de la red
3. Calculamos la diferencia entre la salida real de la red y la salida deseada, con lo que obtenemos el vector de error
4. Ajustamos los pesos de la red de forma que se minimice el error
5. Repetimos los tres pasos anteriores para cada par de entrenamiento hasta que el error para todos los conjuntos de entrenamiento sea aceptable [8].

## **2.2 Elementos requeridos para el sistema de ahorro de energía eléctrico**

En esta sección se describirá los elementos requeridos para el sistema de ahorro de energía eléctrica. Como se ha mencionado antes, los sistemas de ahorro de energía eléctrica están conformados por un conjunto de sensores y una red comunicación adecuada para la aplicación.

### **2.2.1 Sensor de potencia eléctrica**

La potencia consumida en un elemento eléctrico es definida como la velocidad con que la energía eléctrica es convertida en otra forma de energía.

La potencia es la energía eléctrica consumida en la unidad de tiempo.

Consideremos una carga resistiva.

Sea

$$V(t) = V_{max} \sin(\omega t)$$

$$I(t) = I_{max} \sin(\omega t)$$

Entonces su potencia instantánea

$$P(t) = V_{max} \sin(\omega t) * I_{max} \sin(\omega t)$$

$$P(t) = \frac{V_{max} * I_{max}}{2} * (1 - \cos(2\omega t))$$

Su potencia media:

$$p = \frac{1}{T} \int_t^{t+T} P(t) dt \quad \text{Donde T: Período de la onda periódica}$$

Por ello, para su monitoreo de la potencia consumida (potencia media) es necesario el uso de sensores de voltaje y corriente tal como se muestra en la siguiente tabla [27].

Sensores	Tipos
Sensor de voltaje	Transformador de voltaje
	Divisor resistivo
	Resistencia Shunt
Sensor de corriente	Transformador de corriente
	Efecto Hall

**Tabla 2.1: Tecnologías disponibles de los sensores de presencia**

### 2.2.2 Sensor de presencia (PIR)

Los sensores de presencia, han sido desarrollados diferentes tecnologías. La más empleada es la tecnología PIR que presenta las siguientes características [21].

- Denominado infrarrojo pasivo
- Reaccionan solo ante determinadas fuentes de energía como el cuerpo humano.
- Captan la presencia detectando la diferencia entre el calor emitido por el cuerpo humano y el espacio alrededor.
- Cuando se da un cambio de temperatura en alguna de estos radios o zonas, se detecta la presencia y el sensor actúa.

### 2.2.3 Protocolo de comunicación

Durante los últimos años, hemos vivido una gran expansión de dispositivos de control remoto en nuestra vida diaria. Es importante conocer los protocolos más usados en la actualidad para formar redes inalámbricas (Wireless). De esta forma, entender en

que aplicaciones es recomendable usar el protocolo Zigbee. En cuanto a la capacidad interna de la red, con respecto a las demás Wireless más usados.

Las redes basadas en el protocolo Zigbee, en similitud con las que usan Bluetooth, son tecnologías inalámbricas de área personal que buscan un ahorro de energía sacrificando otros recursos del sistema como es el Ancho de Banda.

Comparando los distintos grados de ahorro de energía entre Bluetooth y Wi-Fi. Zigbee tendría un menor consumo energético. Esto se debe a que el sistema Zigbee permanece la mayor parte del tiempo dormido, mientras que en una comunicación Bluetooth siempre se está transmitiendo y recibiendo [16, 17]. En la tabla 2.3 representamos una comparativa de las tres tecnologías más conocidas y ya en proceso de expansión.

ZigBee (WPAN)	Bluetooth (WLAN/WPAN)	Wi-Fi (WLAN)
<ul style="list-style-type: none"> <li>• Estándar 802.15.4</li> <li>• 250 kbps</li> <li>• TX: 35 mA</li> <li>• Standby: 3µA</li> <li>• 32-60KB memoria</li> <li>• Iluminación, sensores, control remoto, etc.</li> <li>• Red en malla, punto a punto o punto a multipunto</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Estándar 802.15.1</li> <li>• 1 Mbps</li> <li>• TX: 40 mA</li> <li>• Standby: 200µA</li> <li>• &gt;100KB memoria</li> <li>• Telecomunicaciones, audio, etc.</li> <li>• Punto a multipunto</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Estándar 802.11</li> <li>• Hasta 54Mbps</li> <li>• TX: &gt;400 mA</li> <li>• Standby: 20mA</li> <li>• &gt;100KB memoria</li> <li>• Internet, etc.</li> <li>• Punto a multipunto</li> </ul>

**Tabla 2.2: Comparativa de tecnologías Wireless [4].**

El protocolo ZigBee está definido para su uso en aplicaciones con requerimientos muy bajos de transmisión de datos y consumo energético. Se pretende su uso en aplicaciones de propósito general con características auto-organizativas y bajo costo (redes en malla, en concreto). La red en su conjunto consumirá una cantidad muy pequeña de energía de forma que cada dispositivo individual pueda tener una autonomía de hasta 5 años antes de necesitar un recambio en su sistema de alimentación.

## **CAPÍTULO 3: DISEÑO DEL SISTEMA INTELIGENTE**

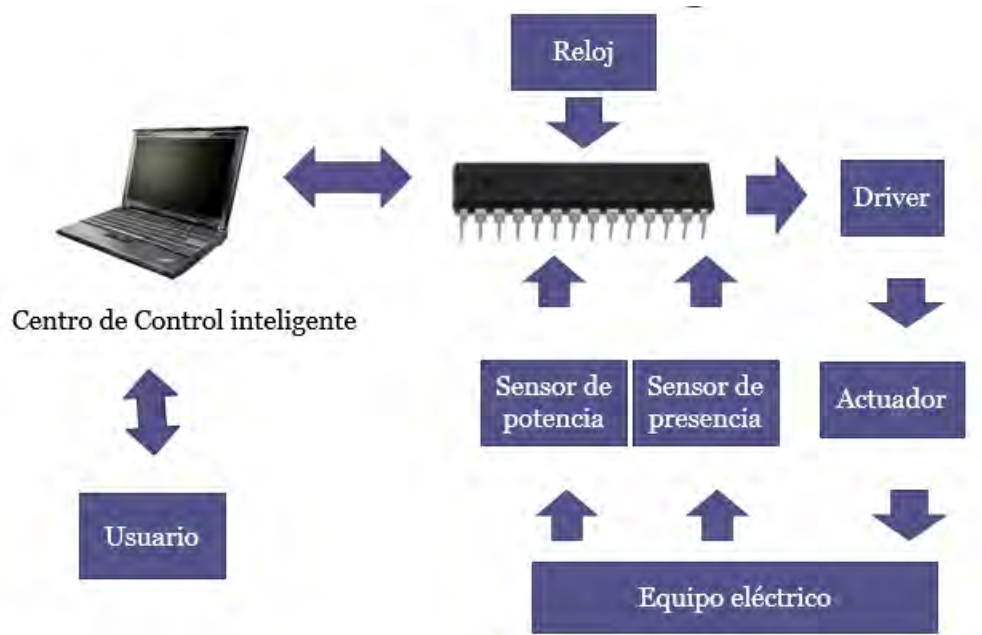
En este capítulo, se pretende diseñar de manera específica cada uno de los bloques necesarios para poder obtener el sistema inteligente de ahorro de energía.

### **3.1. Objetivos y alcances del proyecto**

1. Diseñar un módulo electrónico que nos permita medir la potencia eléctrica doméstica.
2. Diseñar el método de comunicación seleccionando el protocolo más adecuado para esta aplicación.
3. Diseñar un interfaz de usuario adecuado que permita el ingreso de datos, el procesamiento de datos como también la visualización de los parámetros deseados.
4. Desarrollar algoritmos de aprendizaje para el control inteligente.
5. Diseñar actuadores adecuados para los circuitos de potencia.

#### **3.1.1 Diagrama de bloques**

El diagrama de bloques del sistema de estabilización a desarrollar se observa en la Figura 3.1. Para iniciar con el sistema, el usuario hace uso de un equipo eléctrico durante una semana. El registro de la potencia eléctrica consumida del equipo, tiempo de uso y el detector de presencia será enviada al microcontrolador por medio de los sensores mostrados en el diagrama de bloque y un reloj en tiempo real. Luego, el microcontrolador, quien se encarga de procesar la información recibida, envía dicha información finalmente a la PC. La implementación de la red neuronal es realizada en la PC mediante el Toolbox de Matlab. Después de una semana de uso del equipo eléctrico la red neuronal será entrenada con los datos recolectados. Una vez que la red neuronal pueda predecir y controlar los equipos eléctricos la siguiente semana el equipo eléctrico se activará o desactivará de forma automática. Además, con la ayuda del monitoreo de los sensores de presencia de modificará la rutina del usuario para reducir el consumo de energía eléctrica y no afectar el confort del usuario. Finalmente, las señales de salida de la red neuronal entrenada serán enviadas al microcontrolador, quien se encargará de procesarla y en base a ellas envía señales de actuación a los equipos eléctricos



**Fig. 3.1: Diagrama de bloques**

### 3.2. Algoritmo de aprendizaje

Uno de los principales problemas de las redes neuronales es la definición de su arquitectura. En cuanto a la topología se debe elegir el número de capas ocultas y la cantidad de neuronas en cada una, esta resulta ser más compleja que la anterior, ya que de ella depende la capacidad de generalización de la red neuronal y otras características importantes respecto al aprendizaje.

Para la elección del número de capas ocultas no existe una base teórica ni un criterio de diseño establecido. Por lo que solo depende de la complejidad del problema que se requiera solucionar al momento de elegir el número de capas. Como también, para determinar el número de neuronas en cada capa oculta se suelen utilizar ciertas reglas empíricas que no tienen un estricto sustento matemático. Sin embargo, estas reglas empíricas han demostrado tener buenos resultados en diversas aplicaciones prácticas. Las siguientes reglas son las siguientes:

- Regla de la pirámide geométrica
- Regla de la capa oculta- capa entrada
- Regla de la capa oculta-número de patrones

Todas estas reglas mencionadas están explicadas con mayor detalle en [25].

### **3.2.1 Número de capas ocultas**

Como se comentó en el apartado anterior no existe un criterio estricto sobre la elección del número de capas ocultas. Sin embargo, un punto de partida es el comentario que se hace en [25], donde se menciona que se ha demostrado que para aproximar universalmente las funciones de una red multicapa se requiere un mínimo de dos capas ocultas, por el cual se pueden obtener resultados óptimos.

Por otra parte en [26] se recomienda no usar más de dos capas ocultas, debido a que el aprendizaje se vuelve más lento, la gradiente se comporta de forma más inestable y hay peligro del fenómeno conocido como sobre-aprendizaje. Además se recomienda partir de una sola capa oculta. Debido al nivel de complejidad medio que se desea abordar en este caso. La arquitectura de nuestra red neuronal será de dos capas ocultas.

En cuanto el número de neuronas ocultas, se siguió los criterios empíricos mencionados y las arquitecturas mostradas en [6], de tal forma que en la primera capa oculta se asignó veinte neuronas y en la segunda capa oculta treinta neuronas como un diseño inicial de la red neuronal.

### **3.2.2 Número de entradas y salidas**

Se definió que la red neuronal debe aprender los patrones de comportamiento del usuario respecto al consumo de energía eléctrica, por lo que las variables de entrada deben ser las del tipo tiempo como se ve en [2] y en [4], así también la variable de salida debe indicar el estado del equipo eléctrico si esta prendido o apagado.

A continuación, se describe las entradas y salidas para nuestra red neuronal, como también el valor numérico asignado para cada una de ellas

### **3.2.3 Variables de entradas de la red neuronal.**

Se definieron tres entradas que son el día, hora y minuto. Previamente, se debe asignar un valor numérico a las entradas para el entrenamiento de la red neuronal y son mostrados en las Tablas 3.1 y 3.2.

Día	Valor numérico asignado
Lunes	'1'
Martes	'2'
Miércoles	'3'
Jueves	'4'
Viernes	'5'
Sábado	'6'
Domingo	'7'

**Tabla 3.1: Días de la semana con su respectivo valor numérico para la red neuronal**

Minuto	Valor numérico asignado
0	'0.1'
6	'0.2'
12	'0.3'
18	'0.4'
24	'0.5'
30	'0.6'
36	'0.7'
42	'0.8'
48	'0.9'
54	'1.0'

**Tabla 3.2: Minutos con su respectivo valor numérico para la red neuronal**

En el caso de la asignación numérica de las horas, para la red neuronal toma el mismo valor numérico.



### 3.2.4 Variables de salida de la red neuronal.

En este caso se propone dos tipos de salida según el tipo de carga asignada.

Para el caso de un TV tenemos la siguiente tabla con los estados On/Off (Diseño 1 de red neuronal)

On/Off	Valor numérico asignado
Apagado	'0'
Prendido	'1'

**Tabla 3.3: ON/OFF con su respectivo valor numérico para la red neuronal**

Para el caso de un foco tenemos la siguiente tabla con los grados de luminosidad considerados (Diseño 2 de red neuronal)

Nivel de luminosidad	Valor numérico asignado
Nivel 0	'0.00'
Nivel 1	'0.25'
Nivel 2	'0.50'
Nivel 3	'0.75'
Nivel 4	'1.00'

**Tabla 3.4: Nivel de luminosidad con su respectivo valor numérico**

### 3.2.5 Función de transferencia

Como se explicó en el capítulo 1 y 2 cada neurona posee una función de transferencia conocida como la función de activación. En este caso la función de activación a elegir será de acuerdo al problema que se desea abordar.

- Función sigmoideal

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad 0 < f(x) < 1$$

- Función tangente hiperbólica

$$f(x) = \frac{1 + e^x}{1 + e^{-x}} \quad -1 < f(x) < 1$$

Como se observa el rango de valores de la función sigmoïdal es de [0 1], mientras que el rango de valores de la función tangente hiperbólica es de [-1 1]. Para el problema que se desea abordar, la elección de la función de activación más conveniente es el sigmoïdal, debido a que nuestra variable de salida es ON y OFF, por el cual fácilmente se puede interpretar como 1 y 0.

### 3.2.4 Algoritmo de aprendizaje

El algoritmo de aprendizaje elegido es el de retro propagación como se explica en el I y II sobre la característica más importante. Esta regla de aprendizaje se basa en las variaciones de pesos sinópticos de acuerdo al criterio de la gradiente descendente.

$$Error(n) = S(n) - Y(n)$$

$$E(n) = \frac{(S(n) - Y(n))^2}{2} \dots \dots \dots (1)$$

*S(n): Salida deseada*

*Y(n): Salida de la red neuronal*

La variación de pesos es formulado con el método de la gradiente descendente.

$$w(n) = w(n - 1) + \alpha(n) \cdot \frac{\partial E(n)}{\partial w(n)} \dots \dots \dots (2)$$

*w: Pesos sinápticos*

*E(n): Error cuadrático medio*

*α(n): Coeficiente de aprendizaje*

Dónde:

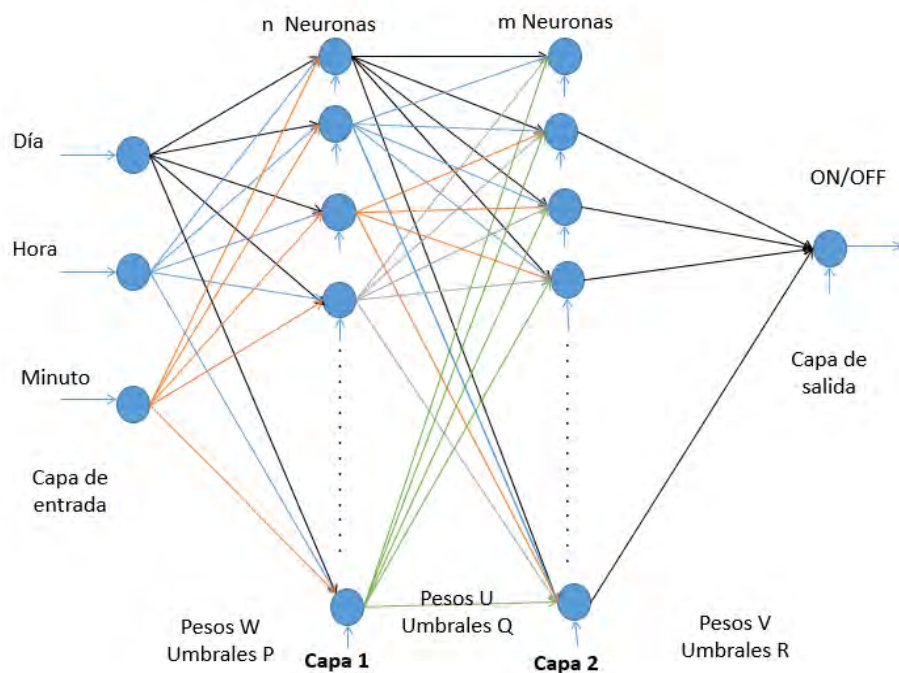
El coeficiente de aprendizaje  $\alpha(n)$  es considerado adaptativo para un menor tiempo de aprendizaje y es formulado de la siguiente manera:

$$\alpha(n) = \begin{cases} \alpha(n-1) + INC & ; \text{Error}(n) > \text{Error}(n-1) \\ \alpha(n-1) - DEC & ; \text{Error}(n) < \text{Error}(n-1) \end{cases}$$

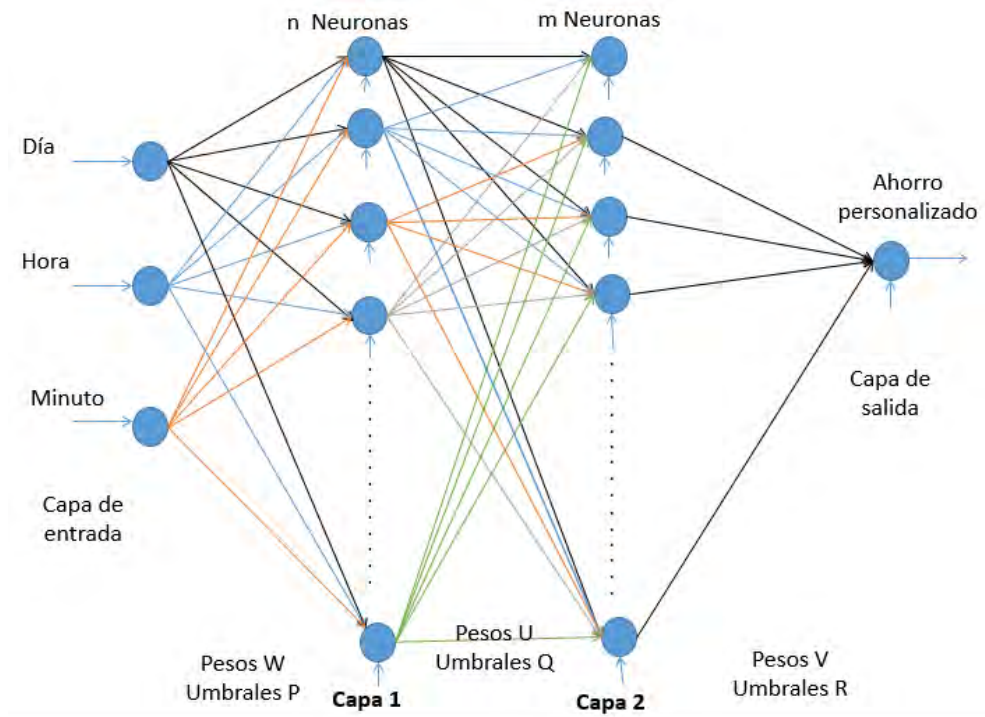
Si el error aumenta se debe disminuir la tasa de aprendizaje y si el error disminuye se debe aumentar la tasa de aprendizaje. De esta forma, la red neuronal es entrenada mediante la variación en cada ciclo de aprendizaje.

En nuestro caso, el coeficiente de aprendizaje será variable, con la finalidad de que el tiempo de aprendizaje sea lo menor tiempo posible [14].

Como ya se definió la arquitectura de la red neuronal se puede deducir las ecuaciones que gobiernan los pesos sinápticos. La arquitectura de la red neuronal serán considerados para dos casos de estudio (carga 1 y carga 2) que será descrito en el capítulo 4.



**Fig. 3. 2: Arquitectura de la red neuronal (Carga 1)**



**Fig. 3. 3: Arquitectura de la red neuronal (Carga 2)**

Los pesos sinópticos de la arquitectura se representarán en matrices y su notación será la siguiente:  $W_{i.j}$

Los pesos sinápticos que unen las variables de entrada con la primera capa oculta

$$W = \begin{bmatrix} W_{1.1} & W_{2.1} & W_{3.1} \\ W_{1.2} & W_{2.2} & W_{3.2} \\ W_{1.3} & W_{2.3} & W_{3.3} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ W_{1.n} & W_{2.n} & W_{3.X} \end{bmatrix}$$

Umbral que corresponden a la primera capa oculta de la red neuronal:

$$P = \begin{bmatrix} P_1 \\ P_2 \\ P_3 \\ \vdots \\ P_n \end{bmatrix}$$

Pesos sinápticos que unen las variables de la primera capa oculta con la segunda capa oculta.

$$U = \begin{bmatrix} U_{1.1} & U_{2.1} & U_{3.1} & \dots & U_{X.1} \\ U_{1.2} & U_{2.2} & U_{3.2} & \dots & U_{X.2} \\ U_{1.3} & U_{2.3} & U_{3.3} & \dots & U_{X.3} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ U_{1.m} & U_{2.m} & U_{3.m} & \dots & U_{X.30} \end{bmatrix}$$

Umbral que correspondiente a la segunda capa oculta de la red neuronal:

$$Q = \begin{bmatrix} Q1 \\ Q2 \\ Q3 \\ \vdots \\ Qm \end{bmatrix}$$

Pesos sinápticos que unen la segunda capa oculta con la variable de salida.

$$V = [V1.1 \ V2.1 \ V3.1 \ V4.1 \ \dots \ Vm.1]$$

Umbral que corresponden a la variable de salida.

$$R = [R1]$$

Los valores de n y m serán determinados basados en los resultados obtenidos en el entrenamiento de la red neuronal, estos valores se determinarán en el capítulo 4.

#### **3.2.4.1 Ecuaciones de los pesos sinápticos de los dos modelos de redes neuronales**

Para la demostración de las ecuaciones de los pesos sinápticos W y U, como también de los umbrales P y Q, estos se encuentran descritos en el anexo 6 del documento.

Como ya se explicó en apartado anterior se requieren dispositivos que nos permitan informar el estado de un aparato eléctrico o electrónico. Además, de un dispositivo que nos permite obtener parámetros de tiempo. Finalmente un protocolo de comunicación adecuado.

### **3.3 Sensor de potencia**

Este dispositivo nos permitirá informar el estado de un aparato eléctrico, como también la cantidad de potencia eléctrica que consume. Para el monitoreo de la potencia eléctrica son necesarios los siguientes componentes:

- Microcontrolador
- Sensor de corriente
- Sensor de voltaje
- Conversor A/D

## Métodos para la obtención de la potencia eléctrica activa (Suma de Riemman)

La potencia media es definida por la siguiente ecuación:

$$P_{activa} = \frac{1}{T} \int_t^{t+T} P(t) dt \quad \text{Donde T: Período de la onda periódica.}$$

$$P_{activa} = \frac{1}{T} \int_t^{t+T} V(t) * I(t) dt$$

Para poder calcular la potencia activa es necesario capturar muestras discretas a una frecuencia adecuada para las señales de voltaje y corriente. Luego, el concepto de suma de Riemman más conocido como cálculo de área por rectángulos será empleado para esta aplicación y es representada por la siguiente ecuación:

$$P_{activa} = \frac{1}{T} \sum_{k=0}^T V(k) * I(k) * \Delta x$$

$\Delta x$ : Ancho de rectángulo.

$V(k)$ : Muestra de voltaje en un tiempo k.

$I(k)$ : Muestra de corriente en un tiempo k.

### 3.3.1 Selección del microcontrolador

Para la selección del microcontrolador se tienen diversas empresas que proporcionan estos dispositivos, cada uno con una serie de características que definen el uso que se les puede proporcionar. A continuación, se van a presentar los criterios que se deben tener en cuenta para la selección del microcontrolador.

- Contar con un conversor análogo-digital interno
- Resolución mínima de 10 bits para la conversión
- Buen tiempo de conversión menor a 8.33ms que es el tiempo de muestreo mínimo para una señal de 60Hz.
- Velocidad de procesamiento: se debe tener en cuenta la frecuencia a la que trabaja el microcontrolador (su frecuencia de reloj),
- Precio: debe verificarse el dispositivo que tenga el menor precio.

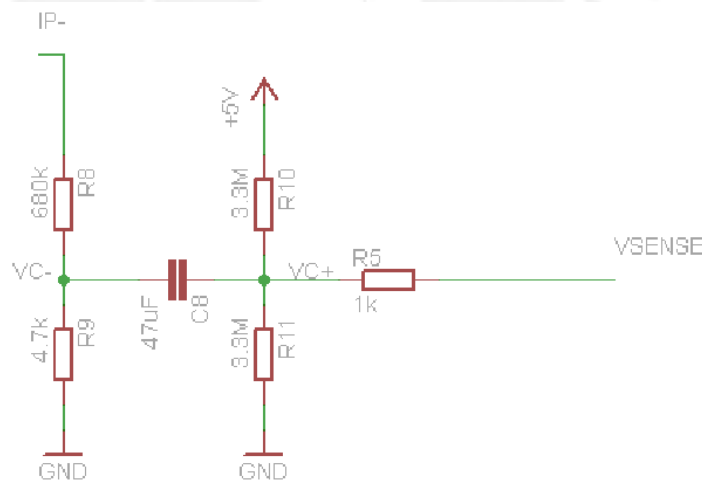
Ahora bien, el microcontrolador que se escogió para el sistema de control en estudio es el ATMEGA88PA de la familia ATMEL, ya que cumple con los requerimientos mencionados según [3] y se puede obtener a un bajo costo. Además, este microcontrolador es utilizado en los cursos de formación académica de la Pontificia Universidad Católica del Perú.

### 3.3.2 Selección del sensor de voltaje

El sensor de voltaje es un dispositivo capaz de detectar y medir el voltaje eléctrico variable AC. A continuación se presentará elección del tipo de sensor y sus justificaciones.

- Se eligió el sensor de voltaje tipo resistivo.
- Este tipo de sensor es muy fácil de implementar porque está compuesto por un arreglo de resistencia y condensador, tal como se muestra en la figura 3.4.
- Al implementarlo, se usaron componentes SMD, ya que reduce significativamente su tamaño.
- El consumo de potencia propio del sensor será calculado para evaluar si está en orden de los mW, por los objetivos de la tesis.
- Además, la medición con este tipo de sensor nos ofrece un gran rango dinámico y alta linealidad.

El siguiente diseño del sensor está basado en [13]. A continuación, se presenta el circuito esquemático:



**Fig. 3. 4: Circuito esquemático del sensor de voltaje**

Donde

$$IP = 220V_{rms}$$

Se requiere acondicionar la señal de 0 a 5V para que el conversor del microcontrolador pueda medirlo correctamente.

En la figura 3.4, Vc- se debe obtener una señal 2.5Vpp (Voltaje a reducir)

$$\frac{220V_{rms} * R9}{R8 + R9} = 2.5V_{pp}$$

$$\frac{R9}{R8 + R9} = \frac{5}{622.25}$$

Se eligió los valores comerciales de resistencia.

$$R9 = 4.7K$$

$$R8 = 680K$$

La señal de salida del sensor con estos valores de resistencia será lo siguiente:

$$V_{c-} = \frac{220V_{rms} * R9}{R8 + R9} = 1.51V_{rms} = 2.14V_{pp}$$

En la figura 3.4,  $V_{c+}$  se debe obtener una señal de 2.5VCC (Voltaje de referencia)

$$\frac{5V * R11}{R11 + R10} = 2.5V \Rightarrow R11 = R10$$

Se escogió:  $R10 = 3.3M$  y  $R11 = 3.3M$

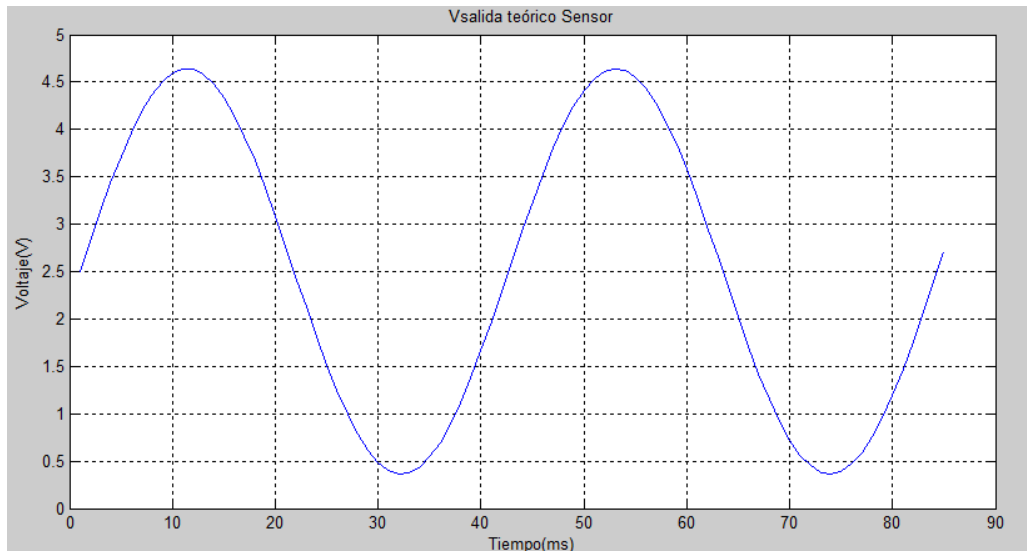
Se escogen estos valores altos de resistencia, de tal forma que se tenga una alta impedancia que sea inmune al ruido y tenga un mínimo consumo de corriente.

Por lo tanto se tendrá una señal teórica en la salida del sensor

$$V_{salida} = 2.14V_{pp} + 2.5V_{ref}$$

$$V_{salida} = 2.14\text{Sen}(wt) + 2.5$$





**Fig. 3. 5: Señal teórica del sensor de voltaje**

Voltaje	Señal obtenida de salida del sensor
Vmax	4.64V
Vmin	0.36V

**Tabla 3.5: Rango de voltaje señal del sensor**

Como se mencionó en los requerimientos se va calcular el consumo de potencia de cada uno de los componentes del sensor

Resistencia	Corriente	Potencia
R9	0.454mA	0.484mW
R8	0.454mA	70.079mW
R10 y R11	0.750uA	1.875uW

**Tabla 3.6: Consumo de potencia del sensor de voltaje**

Como se puede apreciar el valor de consumo de potencia significativa en este caso es de R8 con 70,079mW. Este valor es tolerable debido a que se encuentra en el orden de los mW.

El cálculo del error de medición de voltaje es representado en la Tabla 3.7. El rango de voltaje es de 220 Vrms, por el cual se considera un voltaje pico a pico de 622.25V

Rango	Divisiones	Resolución	Error de medición
622.25V	$2^{10} = 1024$	$\frac{622.25V}{1024} = 0.61V$	$\pm 0.31V$

**Tabla 3.7: Característica de la medición del sensor de voltaje**

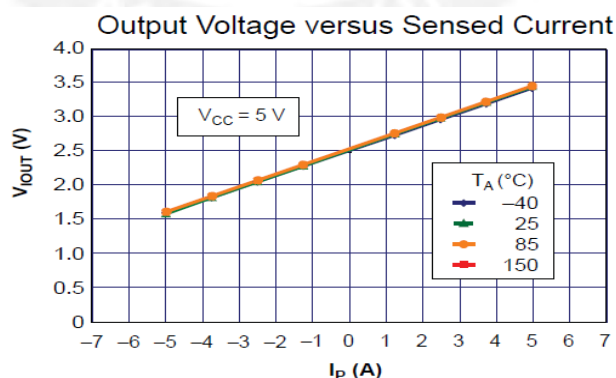
### 3.3.3 Selección del sensor de corriente

El sensor de corriente es un dispositivo capaz de detectar y medir la corriente eléctrica variable AC. A continuación, se presentará elección del tipo de sensor y sus justificaciones.

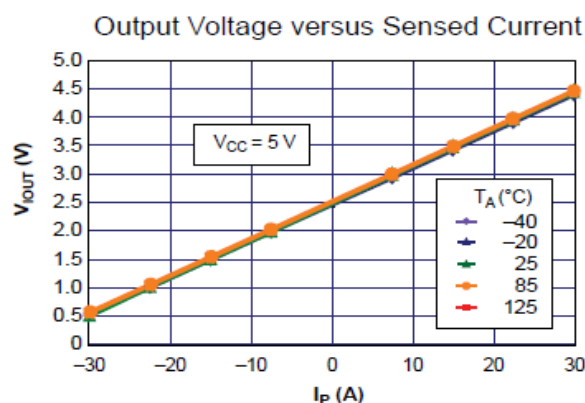
Se debe tomar en cuenta los siguientes requerimientos necesarios para la elección del sensor de corriente.

- Se eligió sensor tipo efecto Hall por el resultado de la comparación realizada en el anexo 10.
- El consumo de potencia del mismo sensor debe ser en orden de los mW.
- Las dimensiones del sensor implementado deben ser lo mínimo posible.
- Buen aislamiento eléctrico
- Inmunidad al ruido.

Un ejemplo de ello es el sensor ACS712 de Allegro MicroSystems de efecto hall. Este sensor, contiene elementos que minimiza las desventajas que posee este tipo de sensor, la medición varía de acuerdo a la temperatura, y a un bajo precio [5]. Se eligieron los modelos ASC712-5A y el ASC712-30A



**Fig. 3. 6: Voltaje de salida del sensor de corriente ACS712 (5A) [5]**



**Fig. 3. 7: Voltaje de salida del sensor de corriente ACS712 (30A). [5]**

En ambas gráficas de diferente capacidad de medición se puede apreciar que la salida del sensor de corriente es independiente a la temperatura.

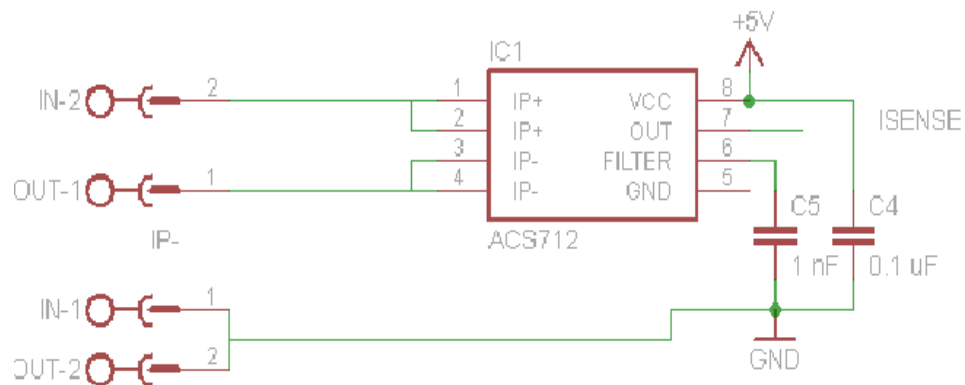
En consecuencia, se escogió este sensor ASC712, el cual será descrito a continuación:

- Provee de una económica y precisa solución para realizar mediciones de corriente eléctrica alterna.
- El sensor es un circuito integrado, el cual ocupa un espacio bien reducido para la aplicación.
- No requiere de una resistencia externa para realizar la medición, simplemente se coloca la línea de paso de la corriente por los pines indicados. Los pines 1 y 2 son de entrada y los pines 3 y 4 son de salida de la línea de paso de la corriente).
- Posee la posibilidad de implementar un filtro pasabajo mediante el uso del pin 6, con la finalidad de eliminar el ruido, pero sin provocar una indeseable atenuación en su salida, la cual se produciría si se implementara dicho filtro en el pin de salida.

$C_F$ (nF)	$t_r$ ( $\mu$ s)
0	6.6
1	7.7
4.7	17.4
10	32.1
22	68.2
47	88.2
100	291.3
220	623.0
470	1120.0

**Tabla 3.8: Tabla de selección del valor de condensador. [5]**

- De lo mencionado en el punto anterior, se elige el valor de condensador de 1nF recomendado por el fabricante, ya que este valor es utilizado para la medición de picos de corriente. Por lo tanto el ancho de banda será  $f(-3dB) = \frac{0.35}{tr} = 45.45Khz$ .
- Además, presenta una etapa para la minimización del error de desplazamiento no deseado y otra etapa para estabilización mediante interruptores, las cuales logran producir un voltaje de salida precisa y proporcional. Esta última técnica es conocida como la estabilización de Chopper.



**Fig. 3.8: Circuito esquemático del sensor de corriente**

El cálculo de error de medición de corriente es representado en la Tabla 3.9 y 3.10, considerando un rango de corriente pico a pico de 10A y 60A, respectivamente.

Rango	Divisiones	Resolución	Error de medición
10A	$2^{10} = 1024$	$\frac{10}{1024} = 0.01A$	$\pm 0.005A$

**Tabla 3.9: Característica de la medición del sensor de corriente ASC712-5A**

Rango	Divisiones	Resolución	Error de medición
60A	$2^{10} = 1024$	$\frac{60}{1024} = 0.06A$	$\pm 0.030A$

**Tabla 3.10: Característica de la medición del sensor de corriente ASC712-30A**

### 3.4 Sensor de presencia

Se ha seleccionado **el sensor PIR (Marca ETC)**, por presentar las siguientes características que satisfacen las necesidades de esta investigación descritos en el anexo 11.

- Voltaje de alimentación 5VCD
- Salida de 2.5V cuando realiza la detección
- Dimensiones de 32mm x 24mm
- Diámetro de lente de 23mm
- Tiempo de actuación del sensor ajustable de 0.3s a 7s

Por otro lado, conviene saber que una de los principales beneficios de este tipo de detector se relaciona al ahorro que genera en la electricidad. Es más, considerando que el encendido solo se origina cuando hay una persona en movimiento. Este comportamiento puede ser aprovechado como patrón de entrada a la red neuronal [11].

### 3.4 Reloj Contador

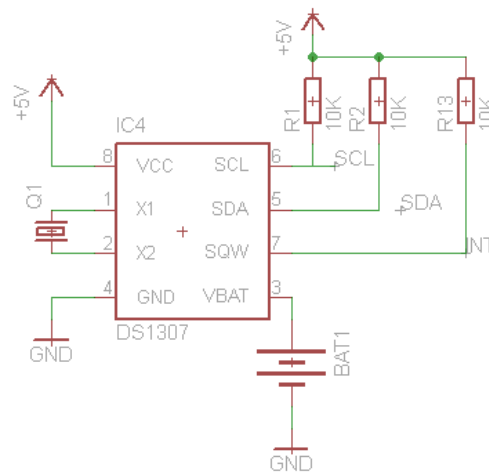
Para la realización de este proyecto se requiere el uso de un reloj contador con los siguientes requerimientos.

- Capaz de registrar los parámetros día , hora y minuto
- Compatible con el tipo de comunicación del microcontrolador maestro que se va emplear.
- Voltaje de alimentación 5V
- Batería externa de 3,3V

DS1307 es uno de los RTC comerciales de fácil implementación. A continuación, se describirá sus características más importantes descritas también en [7]:

- Computa los segundos, minutos, horas, días de la semana, días del mes, meses y años hasta el año 2099
- Aparte de los registros de hora y fecha del RTC, ofrece una SRAM de 56 bytes que se podrían usar como RAM extendida del microcontrolador.
- Alimentación alterna usando una *batería*. En ausencia o deficiencia de la alimentación principal de Vcc, el DS1307 pasa automáticamente a alimentarse de la batería.

Este dispositivo nos permitirá saber a través de la red neuronal en qué minuto, hora y día de la semana se está usando el dispositivo electrónico.



**Fig. 3. 9: Circuito esquemático del DS1307**

### 3.5 Actuadores para el control de energía

Este dispositivo, como su nombre lo indica, es el encargado de permitir o impedir el paso de la energía eléctrica. Por ello, tiene un contacto directo con la línea de alimentación de 220 VRMS; es decir, se encuentra en la etapa de potencia del sistema de control.

El dispositivo TRIAC es la tecnología más adecuada para emplearse en el sistema de control del paso de energía. A continuación se presentan las ventajas de emplear dicha tecnología.

- No presenta desgaste mecánico
- No produce arcos eléctricos
- Rápida conmutación en orden de los microsegundos.
- Costo muy bajo

El componente elegido es el TIC225 por las siguientes razones:

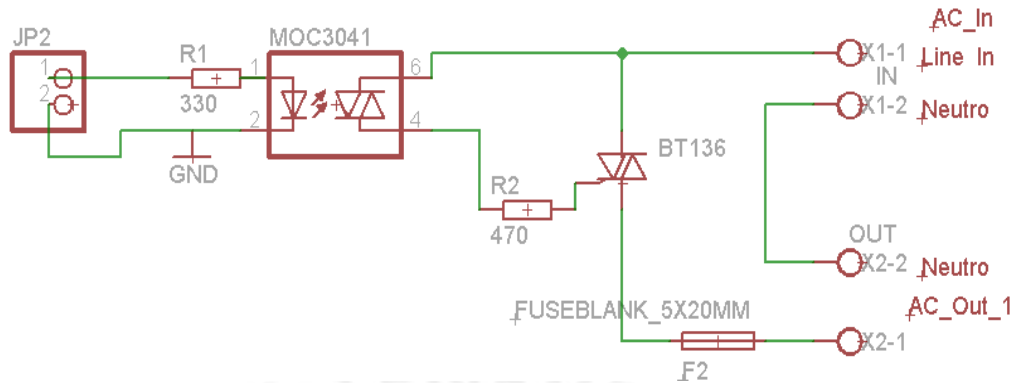
- Permite conmutar circuitos eléctricos que trabajen con energía eléctrica alterna, es decir con voltaje y corriente alterna, los cuales son los que se emplean en este sistema de control.
- La corriente máxima que soporta es de 8A.

El componente que nos permite la separación de la etapa de control y potencia es el MOC3041.

- Se eligió este componente específicamente porque presenta en su circuitería interna un detector de cruce por cero.

- De tal forma que si el circuito de control dio la orden de cierre, lo efectuará una vez detectado el cruce por cero. Por el cual el tiempo de vida del semiconductor será mayor.

El siguiente circuito esquemático es una aplicación de la hoja de datos.



**Fig. 3. 10: Circuito esquemático del TRIAC**

### 3.6 Protocolo de comunicación

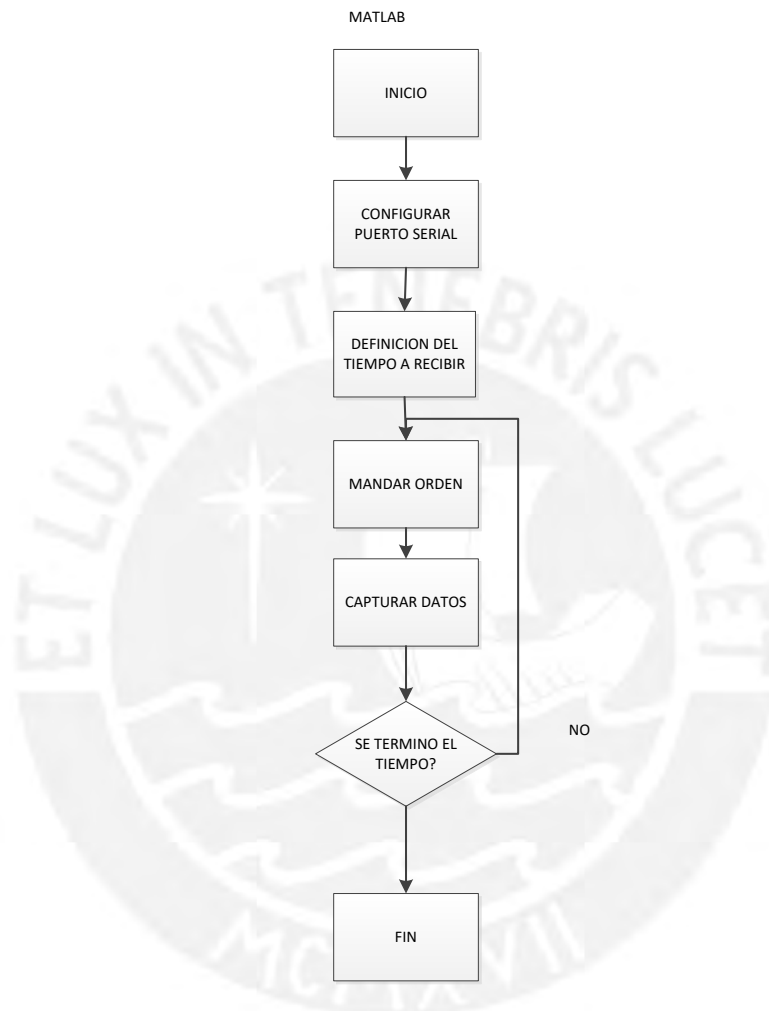
Es necesario que el microcontrolador envíe una trama adecuada a la computadora de tal forma que los datos estén ordenados y sean fáciles de identificarlos. Para ello, la PC capturará los datos adecuados para mostrar al usuario y para ser enviados a la red neuronal para empezar con el aprendizaje.

Trama de 504 bytes de datos	Trama de 8 Bytes de datos	Trama de 6 bytes de datos
<ul style="list-style-type: none"> <li>• 84 x2 bytes de voltaje</li> <li>• 84 x2 bytes de corriente</li> <li>• 84 x2bytes del sensor de presencia</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• 1 byte de día</li> <li>• 1 byte de mes</li> <li>• 1 byte de año</li> <li>• 1 byte de hora</li> <li>• 1 byte de minuto</li> <li>• 1 byte de segundo</li> <li>• 1 byte de día de la semana</li> <li>• 1 byte que indica el fin de trama</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• 1 byte de signo</li> <li>• 1 byte de millar</li> <li>• 1 byte de centena</li> <li>• 1 byte de decena</li> <li>• 1 byte de unidad</li> <li>• 1 byte de fin</li> </ul> <p><b>Nota: Corresponde a las cifras de la potencia activa que calcula el microcontrolador</b></p>

**Tabla 3.11: Trama para el envío de datos**

La orden de envío de datos se realizará a través del programa Matlab y lo definimos con el carácter 'A'. Al enviar al microcontrolador este carácter ejecutará la orden de envío de datos con una trama de 518 bytes descritos en la Tabla 3.11.

El siguiente diagrama de flujo explica mejor como se ejecuta la orden al microcontrolador para la transmisión de datos. Posteriormente, se define un intervalo de tiempo que se ejecuta la orden, en ese lapso de tiempo el microcontrolador enviará constantemente datos. De esta forma, se asegura una sincronización entre el transmisor y receptor. En este caso el microcontrolador y la computadora.



**Fig. 3.11: Diagrama de flujo de la recepción de datos realizado en Matlab**

Del mismo modo, cuando la red neuronal haya concluido con el aprendizaje correspondiente a la rutina del usuario en el uso de un aparato electrodoméstico, se define una nueva trama para la transmisión y recepción de datos. El microcontrolador enviará a la computadora la siguiente trama.

Trama de 1Byte de dato	Trama de 1Byte de dato	Trama de 1Byte de dato	Trama de 1 Byte de dato
Día de la semana	Hora	Minuto	Presencia

**Tabla 3.12: Trama para el envío de datos del microcontrolador a PC**

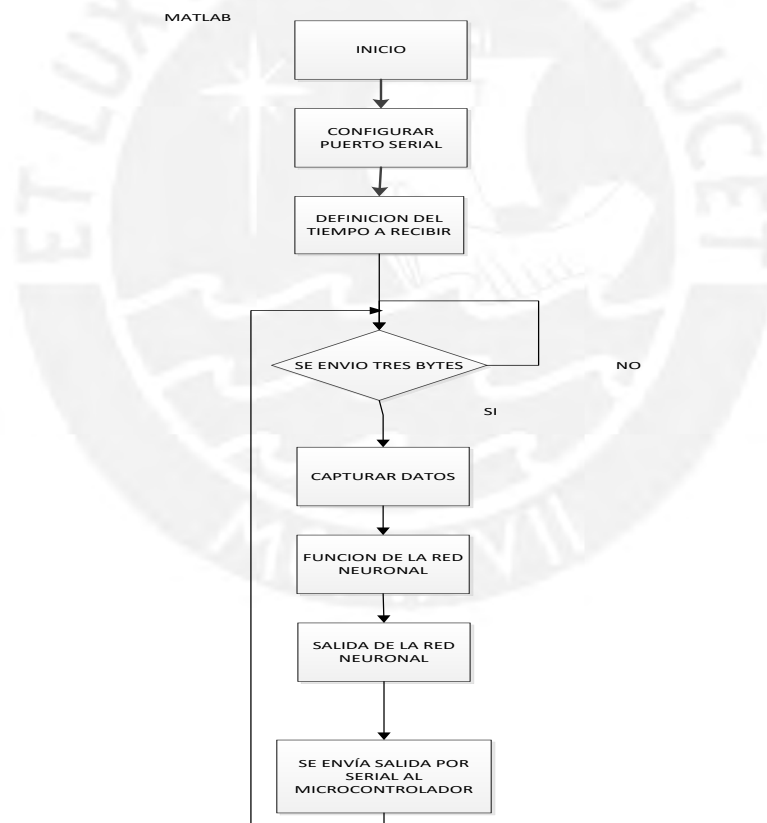


La computadora responderá al microcontrolador enviando 1byte

1Byte
Estado: ON/ OFF
Caracter '1' cuando es ON
Carácter '0' cuando es OFF

**Tabla 3. 13: Trama para el envío de datos de la PC al microcontrolador**

El envío de datos se realizará a través del microcontrolador, según la trama tres bytes descritos en la Tabla 3.11. El siguiente diagrama de flujo explica mejor como se ejecuta el envío de datos del microcontrolador a la PC. Estos datos servirán como entradas a nuestra red neuronal, de tal forma que el resultado de la salida se envía al microcontrolador para ejecutar la orden de activación o desactivación del equipo eléctrico.



**Fig. 3. 12: Diagrama de flujo de la recepción de datos realizado en Matlab**

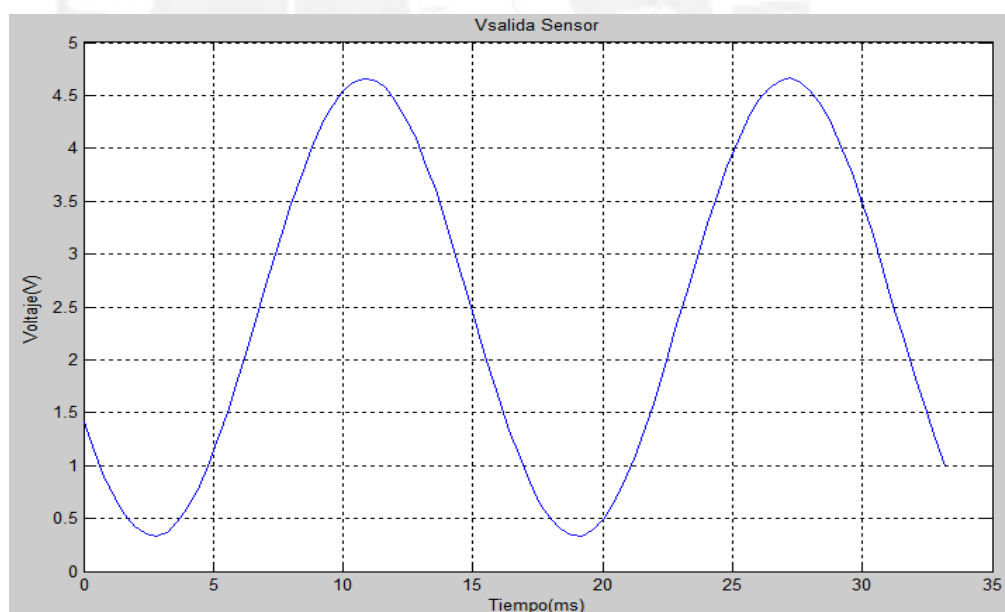
## CAPÍTULO 4: SIMULACIONES Y PRUEBAS

En el presente capítulo se muestra las pruebas y los resultados obtenidos del sistema inteligente. Se realizará la validación del sistema desarrollado mediante la rutina de uso de dos equipos eléctricos durante una semana. En este trabajo, los equipos eléctricos considerados con un televisor de 200W (carga 1) y un foco de 100W (carga 2). Después la red neuronal será entrenada hasta que pueda controlar y predecir el tiempo de uso del equipo eléctrico. Además, la red neuronal entrenada será capaz de corregir los malos hábitos del usuario en el uso de equipos eléctricos y también no afectar el confort mediante el uso del sensor de presencia.

### 4.1 Simulación de cada sensor de Potencia.

Se comenzará con las simulaciones y pruebas de los sensores de voltaje y corriente alterna. Verificando que en su salida nos muestre una señal adecuada para el microcontrolador.

#### 4.1.1 Prueba del sensor de voltaje



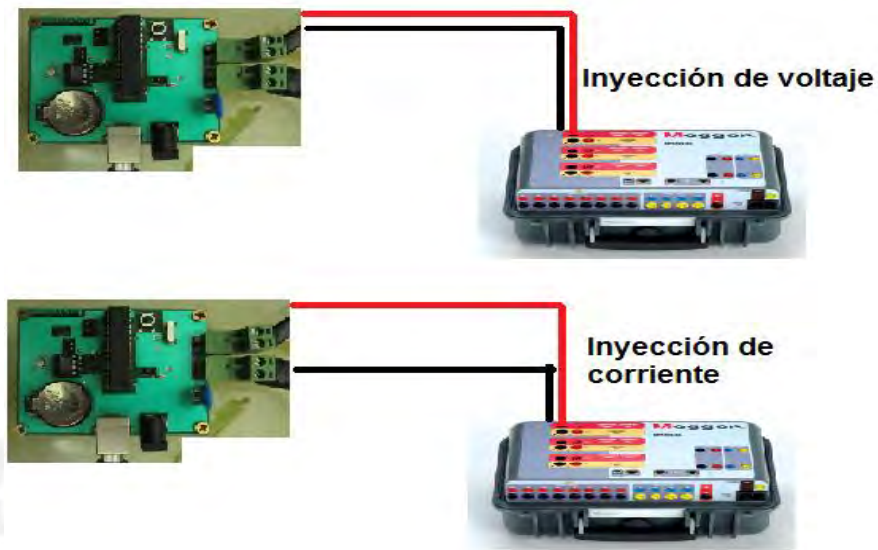
**Fig. 4.1: Señal real del sensor graficadas en Matlab**

Señal de entrada	Señal obtenida de salida
$V_{max}=220V_{rms}$	4.67V
$V_{min}=-220V_{rms}$	0.34V

**Tabla 4. 1: Rango de voltaje del sensor**

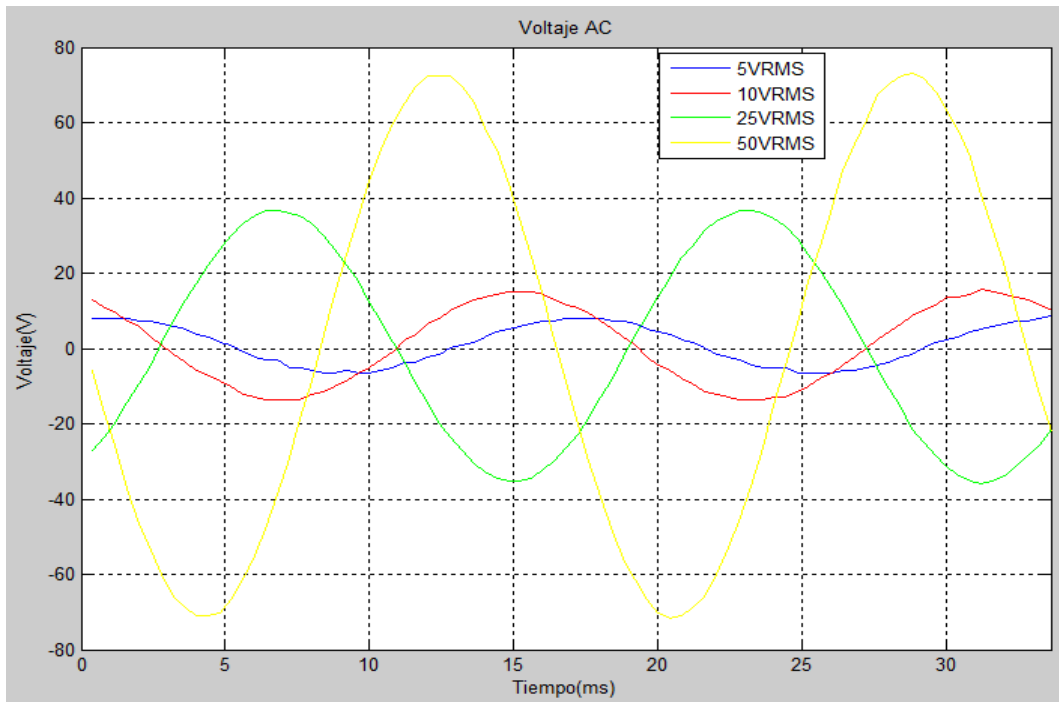
Se puede observar que los valores de las señales obtenidas son muy cercanas al teórico, al simulado y al real por lo que se procede a realizar pruebas de medición con diferentes niveles de voltaje.

Para las pruebas del sensor de voltaje se empleó una maleta de pruebas para relés de la marca SMART 3600 (Certificado de calibración se encuentra en el ANEXO 7) con la finalidad de calcular el error de medición del sensor de voltaje

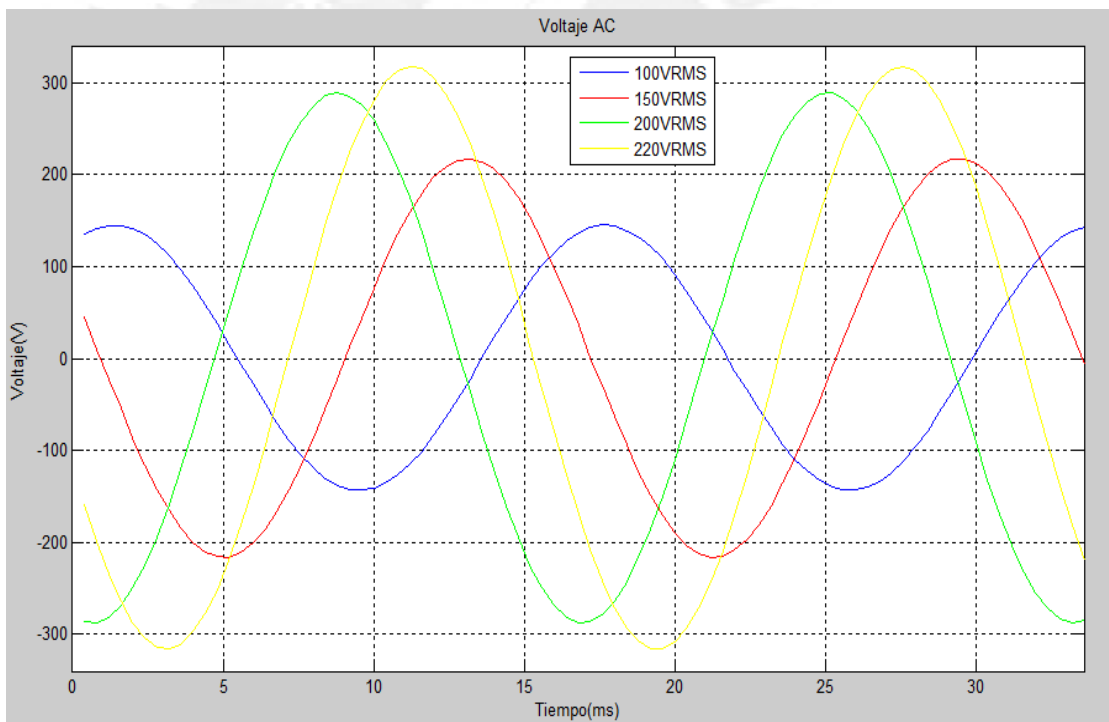


**Fig. 4. 2: Esquema de conexión de la maleta de pruebas para relés SMART36 y el circuito de medición**

MCMXVII



**Fig. 4. 3: Señal real del sensor graficadas en Matlab**



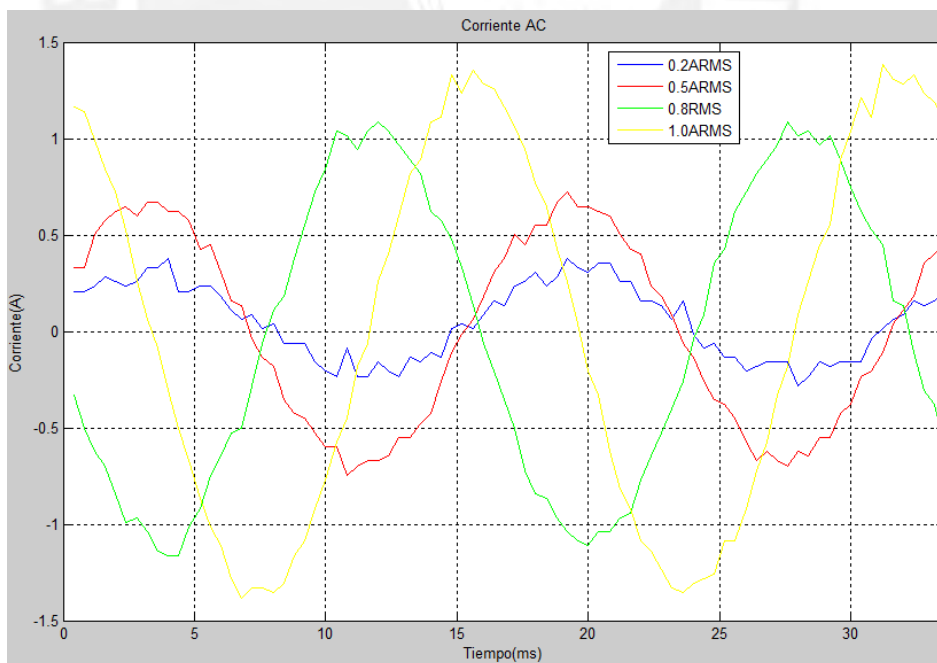
**Fig. 4. 4: Señal real del sensor obtenida graficadas en Matlab**

Vreal (VRMS)	Vmedido ( VRMS)	Error= (Vreal-Vmedido)/Vreal*100%
5V	5.26V	-5.2%
10V	10.23V	-2.3%
25V	25.45V	-1.8%
50V	50.29V	-0.58%
100V	103.40V	-3.4%
150V	151.04V	-0.69%
200V	206.88V	-3.44%
220V	223.13V	-1.42%

**Tabla 4.2: Prueba de voltaje del sensor**

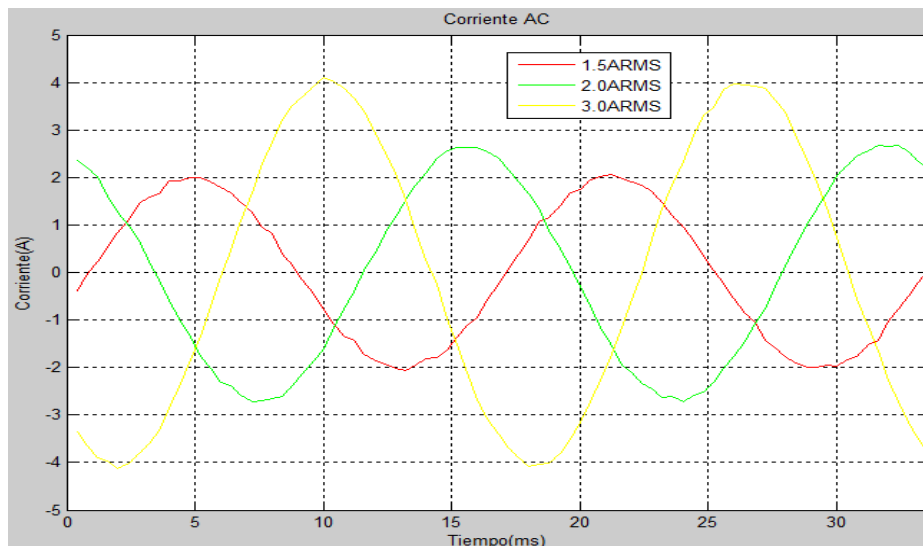
Se puede observar que a menor voltaje RMS el error de medición es más notorio como se muestran en las figuras de voltajes. Sin embargo, para la medición del voltaje 220VRMS (voltaje de interés) se tiene una buena resolución y un error de medición del 1.42%.

#### 4.1.2 Prueba del sensor de corriente



**Fig. 4. 5: Datos del sensor del sensor ASC712-5A graficadas en Matlab**

Se observa que para corrientes menores a 1ARMS no se tiene una buena resolución de la forma de onda del equipo de medición.

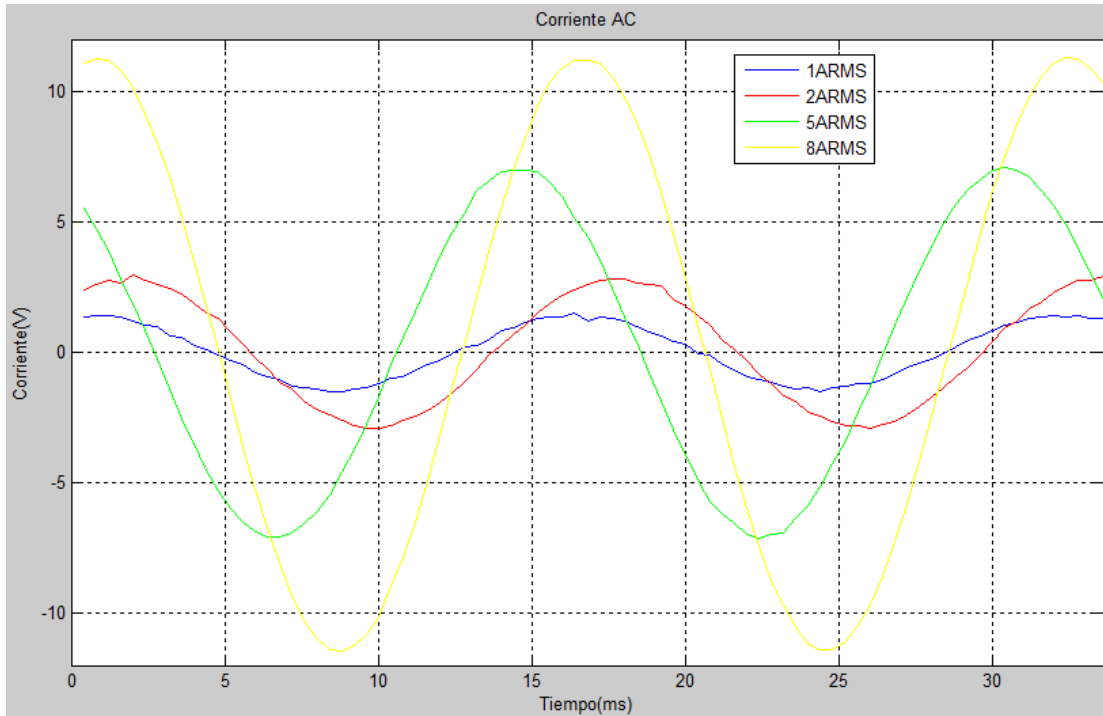


**Fig. 4. 6: Datos del sensor ASC712-30A graficadas en Matlab**

Conforme se va aumentando el valor RMS de corriente se obtiene una mejor resolución de la onda de corriente

Ireal (IRMS)	Imedido ( IRMS)	Error= (Ireal-Imedido)/Ireal*100%
0.2A	0.19A	5%
0.5A	0.48A	4%
0.8A	0.76A	5%
1A	0.96A	4%
1.5A	1.4A	6.67%
2A	1.9A	5%
3A	2.88A	4%

**Tabla 4.3: Prueba de medición del sensor ASC712-5A**



**Fig. 4.7: Señal real del sensor ASC712-30A graficadas en Matlab**

Para el caso del ASC712-30A, posee el mismo comportamiento conforme va aumentando el valor RMS de corriente se obtiene una mejor resolución de la onda de corriente.

Ireal (IRMS)	Imedido ( IRMS)	Error= (Ireal-Imedido)/Ireal*100%
1A	1.03A	3%
2A	2.06A	3%
5A	4.95A	1%
8A	8.23A	-2.88%

**Tabla 4.4: Prueba de medición del sensor ASC712-30A**

En el anexo 12 se detallan las pruebas realizadas para determinar si se obtienen mejores resultados al tomar en cuenta la resolución del conversor A/D o capturar un mayor número de muestras.

## Pruebas con un foco de 100W

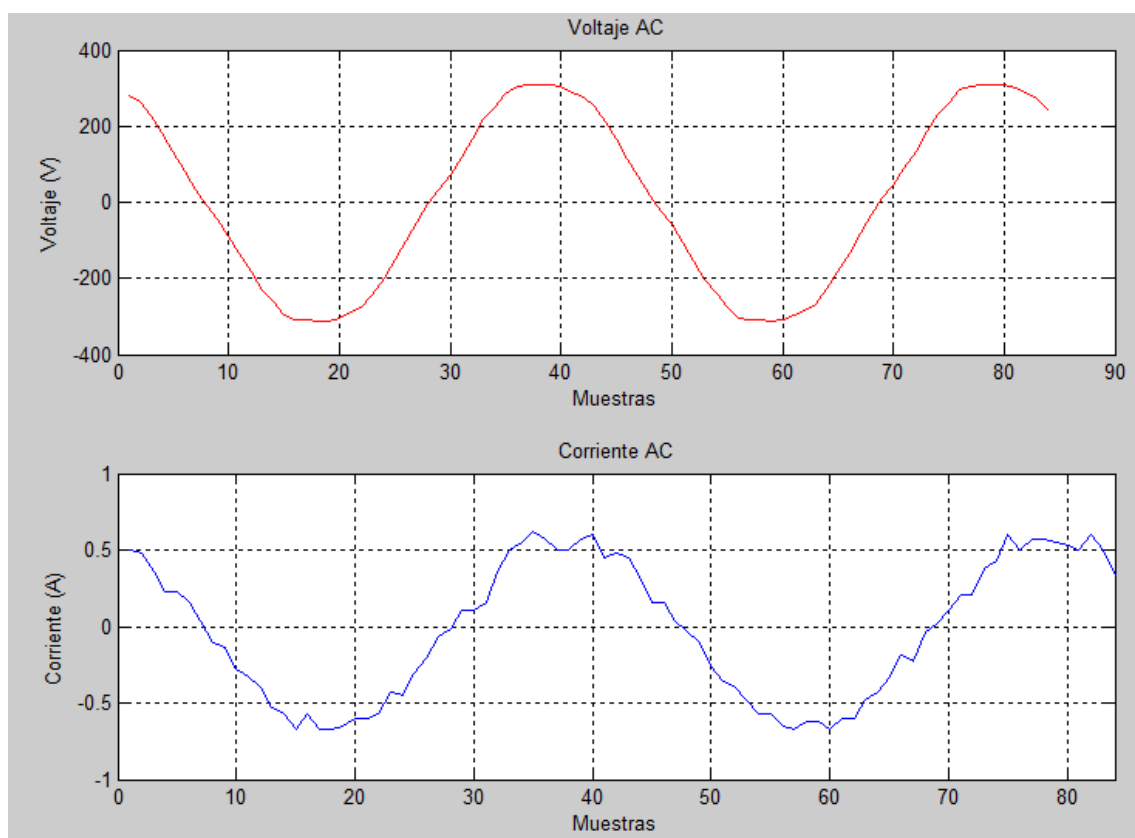


Fig. 4. 8: Medición de voltaje y corriente AC graficada en el programa Matlab

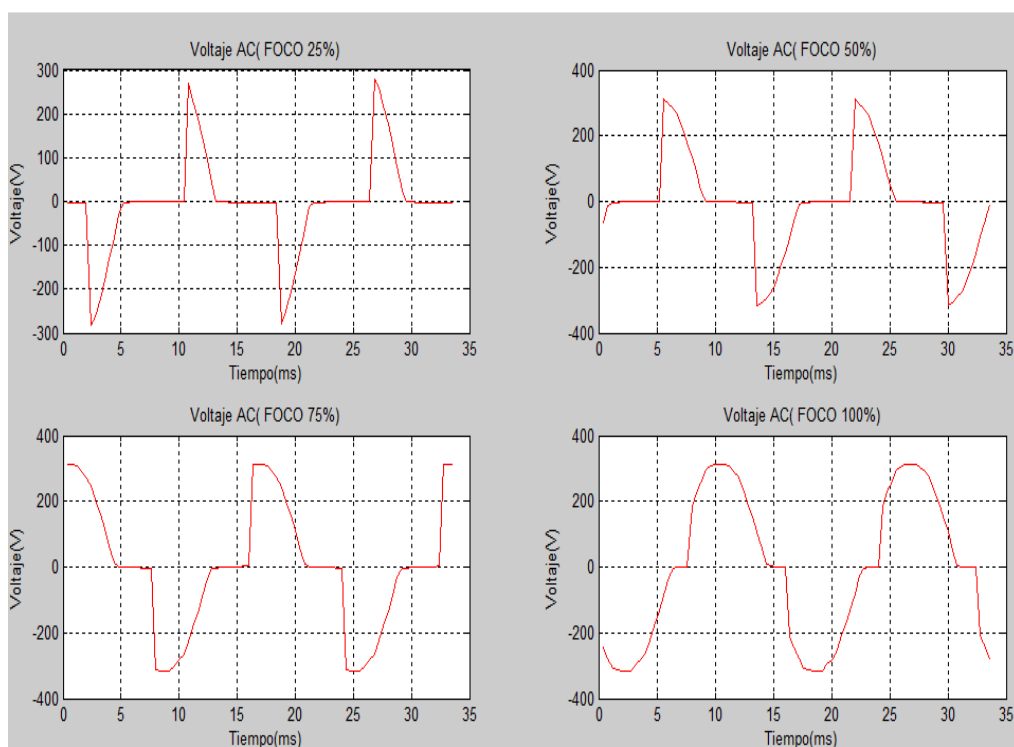
	Vrms(V)	Irms(A)	Potencia Activa(W)
Teórico	220	0.45	100
Calculado	226.8	0.44	100.19
Error	-2.72%	2.22%	-0.19%

Tabla 4.5: Cálculos de parámetros eléctricos

Equipo de medición aplicado a un foco de 100W. Se puede apreciar que los valores calculados son muy cercanos a los valores teóricos como se observa en la tabla 4.6.



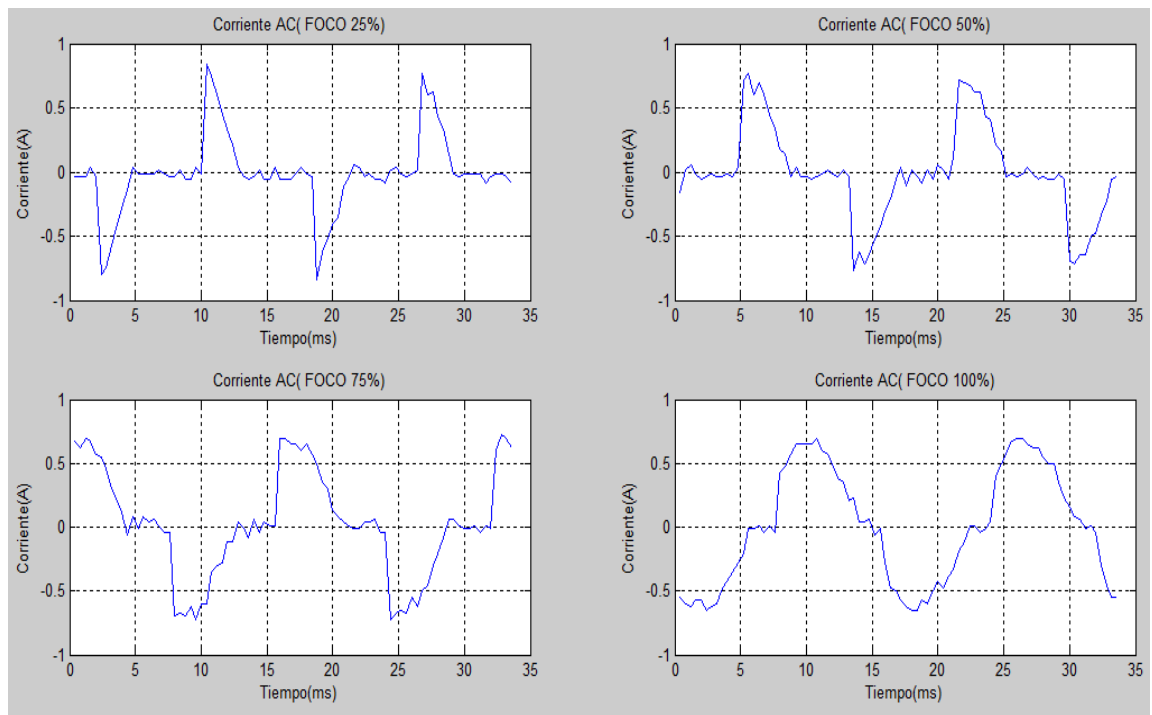
## Pruebas con variación de luminosidad de un foco de 100W



**Fig. 4. 9: Medición de voltaje con diferentes ángulos de disparo**

Nivel de luminosidad	VRMS(V)
25%	105.07
50%	149.96
75%	191.48
100%	223.48

**Tabla 4.6: Medición del Voltaje RMS**



**Fig. 4.10: Medición de corriente con diferentes ángulos de disparo**

Nivel de luminosidad	IRMS(A)
25%	0.29
50%	0.35
75%	0.42
100%	0.45

**Tabla 4.7: Medición de la Corriente RMS**

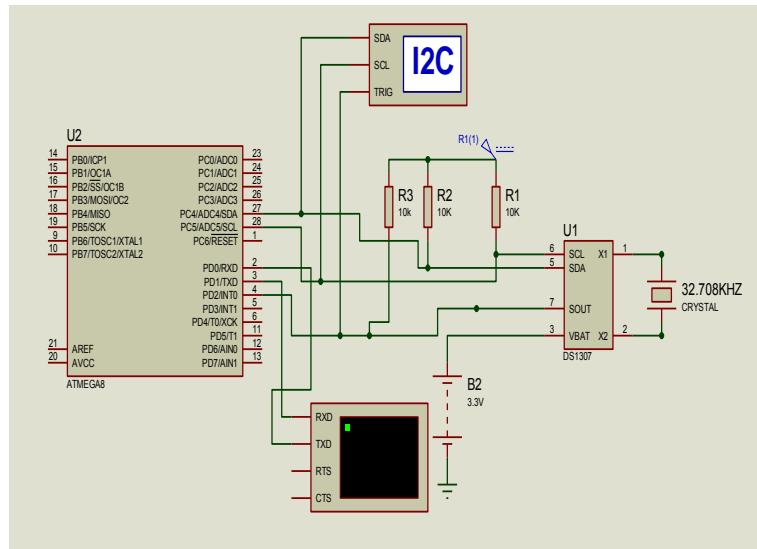
Nivel de luminosidad	POTENCIA ACTIVA( W)
25%	28.79
50%	49.70
75%	76.28
100%	98.79

**Tabla 4. 8: Medición de la potencia activa**

#### 4.2 Simulación del reloj DS1307

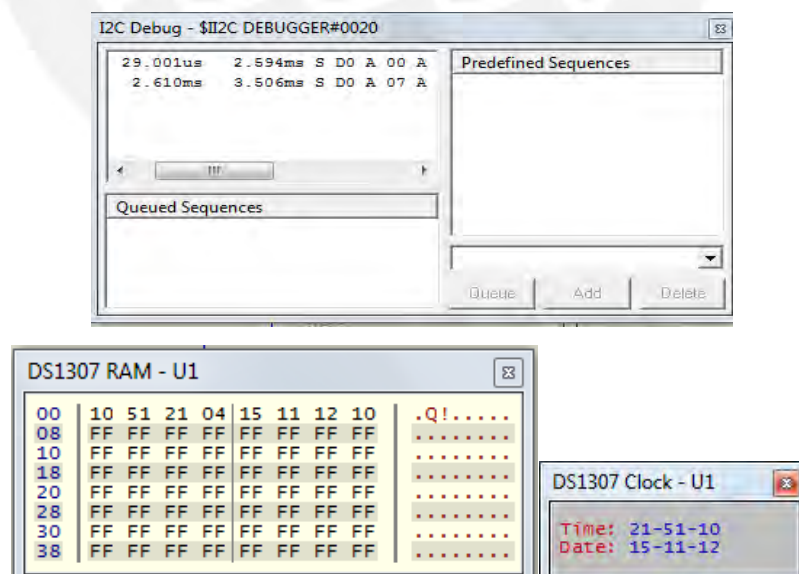
Para simular el funcionamiento del reloj DS1307 fue necesario crear un programa particular para poder obtener los registros correspondientes a los parámetros de tiempo ya descritos. El diagrama de flujo correspondiente se encuentra en el anexo 8. Se empleará el software de simulación Proteus, debido a que posee entornos de

simulación para la comunicación serial, de esta forma comprobar el correcto envío de datos.



**Fig. 4.11: Circuito esquemático del reloj DS1307**

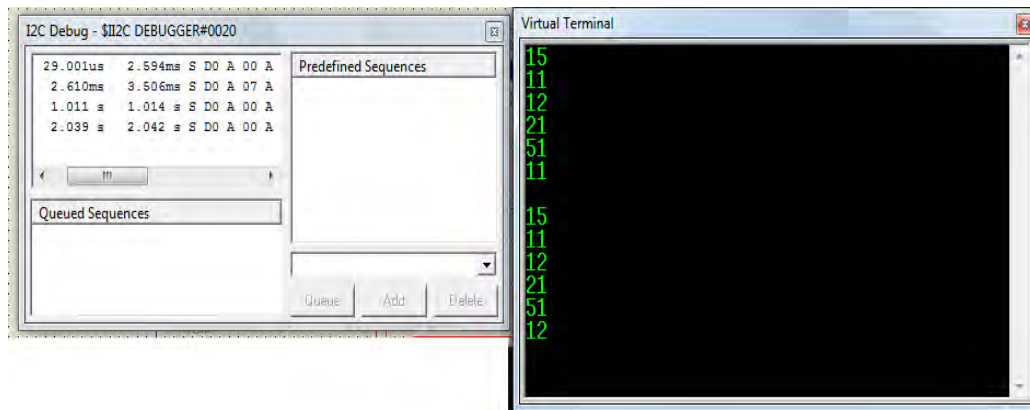
Para la simulación del reloj DS1307 y enviarlo de forma serial se simuló en el programa Proteus con la ayuda del virtual terminal con la finalidad de comprobar el correcto envío de datos del reloj de tiempo real y el I2C Debugger para comprobar si los registros del DS1307 se están configurando correctamente. La interrupción externa se generará cada segundo debido a que la señal de salida configurada del reloj es de una frecuencia de 1Hz.



**Fig. 4. 12: Estados de los registros del RTC**

En este caso, el RTC se inicializó para una fecha del 15 de noviembre del 2012 y hora 21:51:10. Como se observa en los recuadros solo se configura los registros de

tiempo que pertenece a la dirección \$00 a \$07 como se observa en el DS1307 RAM. Para asegurarnos que se está comunicando con el esclavo, en este caso el reloj, se observa que la dirección es \$0D, dirección que pertenece al esclavo DS1307 y está definido ese valor en su hoja de datos.



**Fig. 4. 13: Simulación del reloj DS1307 por Virtual terminal**

Se observa que el envío serial está funcionando correctamente ya que se está enviando por cada segundo, como se indica en el I2C Debugger

En el tiempo 1.011s están leyendo los registros del esclavo y se envían por serial la trama (15/11/12 y 21:51:11). En el tiempo 2.039s están leyendo los registros del esclavo y se envían por serial la trama (15/11/12 y 21:51:12). Se puede hacer una observación a la hora de direccionar al esclavo con \$D0, ya que este valor es de escritura y el valor correcto debe ser \$D1. Sin embargo esto no se puede visualizar en la simulación, debido a que el procedimiento de lectura de registro de esclavo, también incluye el procedimiento de escritura como se especifica en la hoja de datos del DS1307, por ello en las simulaciones solo se puede apreciar el primer valor que se le asigno.

#### **4.3 Simulación de la etapa de comunicación**

La siguiente simulación se realiza con el software MATLAB observando en la línea de comando el estado del puerto COM por el cual se realiza la comunicación con el microcontrolador.

Serial Port Object : Serial-COM20

Communication Settings

Port: COM20  
BaudRate: 9600  
Terminator: 'LF'

Communication State

Status: open  
RecordStatus: off

Read/Write State

TransferStatus: idle  
BytesAvailable: 518  
ValuesReceived: 0  
ValuesSent: 1

Fig. 4. 14: Estado de la comunicación

Se puede observar que la velocidad del puerto está configurada a 9600Kbaudios, el estado del puerto está abierto. El Read/ Write State nos indicará la transmisión y recepción de datos. Como ya se explicó, la orden de la computadora se ejecuta al enviar un carácter 'A', como se observa en la primera línea de codificación. En la parte de Read/Write State se encuentra en BytesAvaliable que nos indica la cantidad de bytes que es de 518bytes.

Una vez que la red neuronal ha sido entrenada, el microcontrolador empezará a a enviar parámetros de tiempo, definido en la segunda trama de comunicación explicada en el capítulo 3.

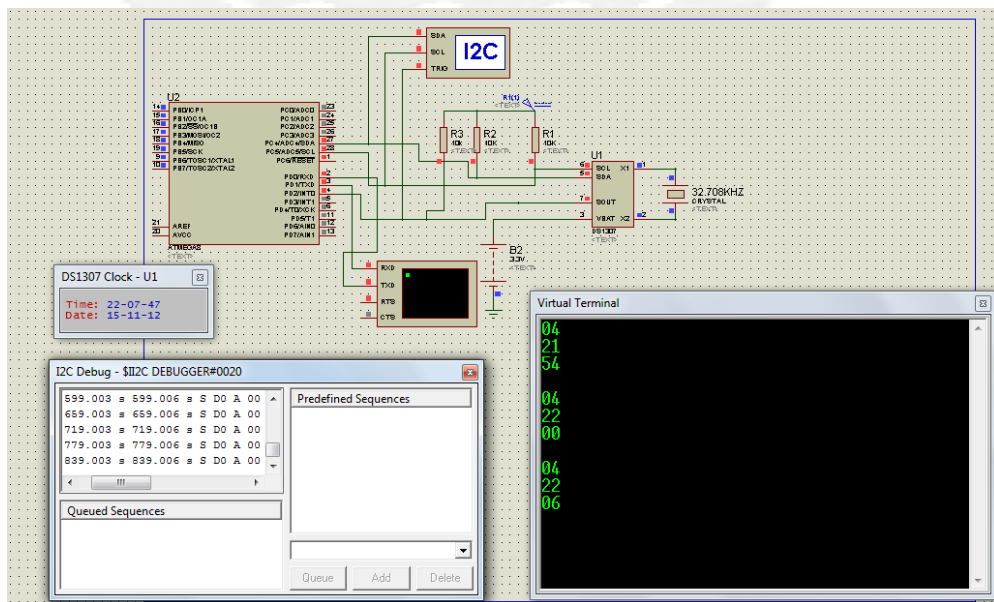


Fig. 4. 15: Simulación del envío de los parámetros de tiempo

En este caso, el envío a la computadora es cada 6 minutos, debido a que la red neuronal en su aprendizaje se efectuó por cada 6 minutos. Se observa en la Figura 4.15 el envío de tres muestras en el formato día de la semana, hora y minuto.

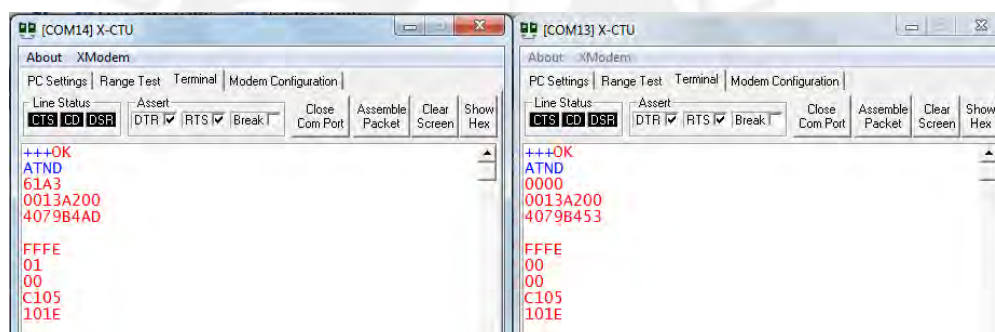
Día de la semana	04	04	04
Hora	21	22	22
Minuto	54	00	06

**Tabla 4.9: Parámetros de tiempo**

#### 4.4 Simulación de la comunicación de los módulos Xbee

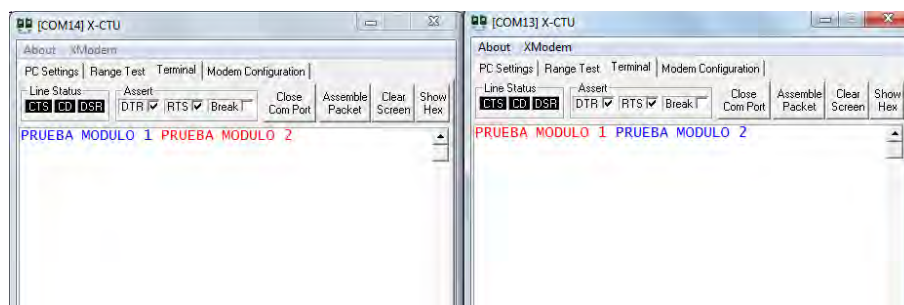
En este caso, usaremos el comando AT para comunicar estos dos módulos Xbee. El primero de ellos lo configuramos como coordinador AT y el segundo como router.

Usaremos el entorno de comunicación a través del software XCTU.



**Fig. 4. 16: Prueba de comunicación entre módulos Xbee**

Escribimos el comando +++ para asegurarnos la correcta lectura del módulo respecto a su correspondiente puerto COM. Luego, escribimos el comando ATND seguido por la tecla ENTER, en seguida aparecerá el modelo del Xbee con el cual se está enlazando.



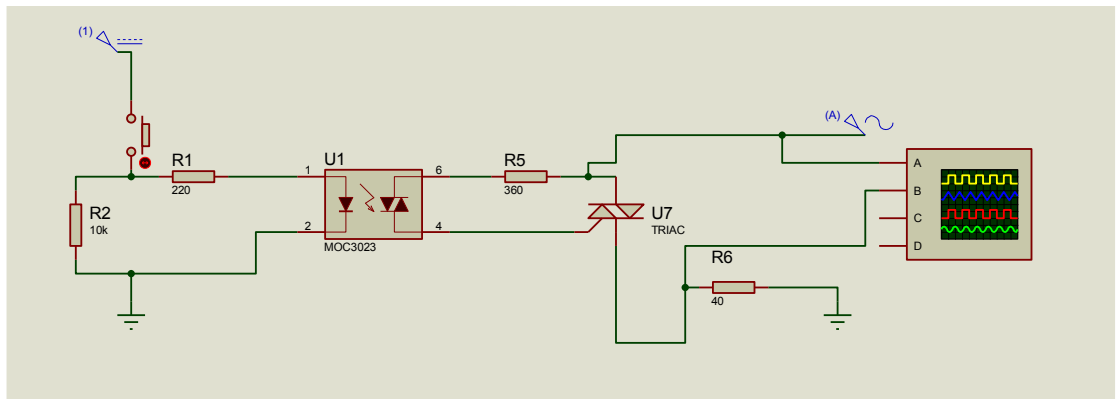
**Fig. 4. 17: Prueba de comunicación entre módulos Xbee**

En este caso probaremos el envío de datos en ambos módulos. La letra azul corresponde al envío de datos y las letras rojas a la recepción de datos. Como se observa en la figura anterior se logra comunicar ambos módulos escribiendo primero en el puerto COM13, luego escribiendo el puerto COM14.

#### Comparación con otro módulo de comunicación (Bluetooth)

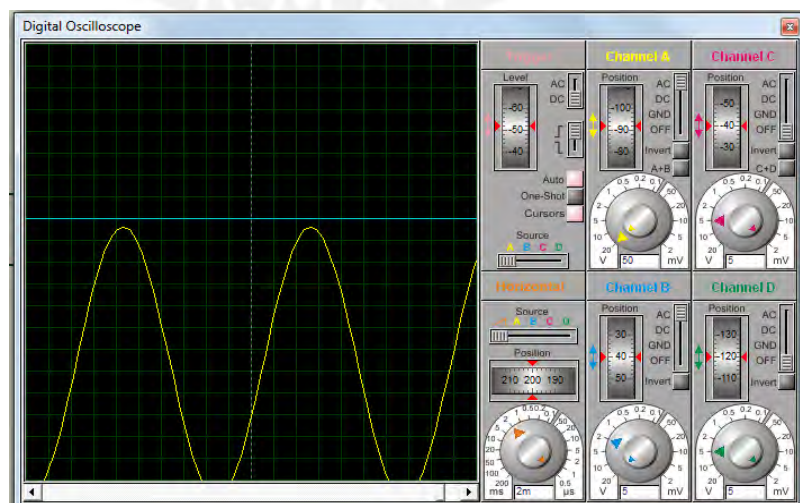
En el anexo 9, se detallan las pruebas realizadas con la finalidad de determinar si los módulos Xbee son más robustos con un módulo Bluetooth.

#### 4.5 Simulación de los actuadores



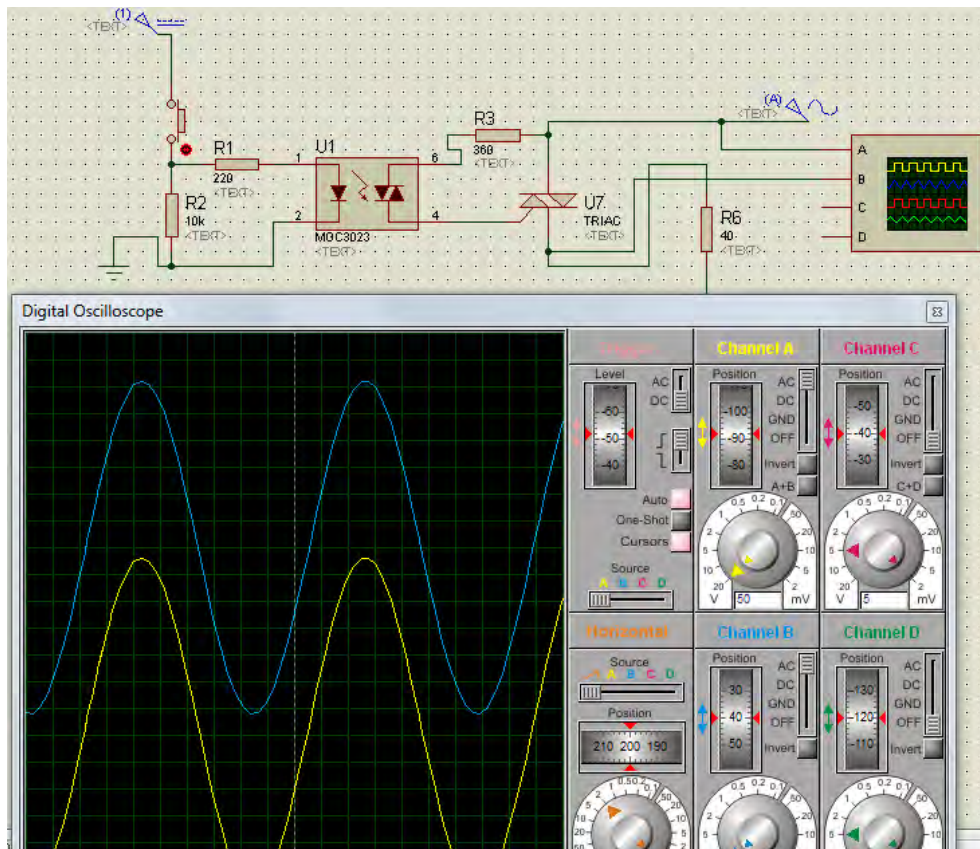
**Fig. 4. 18: Simulación de la activación de la energía eléctrica**

Como se puede observar en la figura correspondiente a la simulación del circuito de la parte de potencia. En este caso, el control se está llevando a cabo por un pulsador y una resistencia Pull Down, de tal forma que al presionar se energiza la carga (asumimos una carga resistiva de 40ohmios). Con la ayuda del osciloscopio podremos visualizar las formas de onda tanto de la fuente como de la carga, la señal A corresponde a la fuente y la señal B al de carga.



**Fig. 4. 19: Visualización de las formas de onda de la activación de la energía eléctrica**

Al no presionar se obtiene que no haya alimentación en la carga, correspondiente a la señal B, mientras que en la señal A se puede apreciar el voltaje de alimentación 220VRMS



**Fig. 4. 20: Visualización de las formas de onda de la activación de la energía eléctrica**

Al presionar el pulsador se observa en el simulador de osciloscopio que la carga está llegando la alimentación 220VRMS. Por el cual se obtiene un buen control del paso de energía usando TRIAC. Podemos agregar que este mismo circuito se puede emplear al momento de usar el sensor PIR.



#### 4.6 Simulación del software desarrollado para el control inteligente.

Una vez terminado las simulaciones y pruebas de todos los componentes que conforman al sistema inteligente, se procederá con la simulación del control inteligente correspondiente al aprendizaje de las redes neuronales, procedimientos descritos en [12].

No.	No. de neuronas en la capa de entrada	No. de neuronas en la capa oculta	Tiempo de entrenamiento	MSE
1	8	10	25seg	0.00099
2	10	10	40seg	0.0446
3	12	10	50seg	0.0084
4	18	10	16seg	0.000222
5	40	10	37seg	0.00995
6	50	10	32seg	0.000932

**Tabla 4.10: Resultados variando el número de neuronas de entrada carga 1**

No.	No. de neuronas en la capa de entrada	No. de neuronas en la capa oculta	Tiempo de entrenamiento	MSE
1	5	10	38seg	9.92e-05
2	10	10	5seg	8.74e-05
3	15	10	2seg	0.109
4	20	10	21seg	8.99e-05
5	50	10	27seg	9.10e-05
6	100	10	55seg	4.02e-05

**Tabla 4.11: Resultados variando el número de neuronas de entrada carga 1**

Como se puede observar se ha testeado el entrenamiento de la red neuronal para el uso de un televisor (Tabla 4.10) y el uso de un foco (Tabla 4.11). La modificación de la arquitectura en la primera capa oculta ha sido muy influyente en los resultados de

tiempo de entrenamiento y MSE. Los resultados del entrenamiento para la carga 1 y 2 son mostrados en la Tabla 4.10 y 4.11, respectivamente. Para el diseño final de la red neuronal, se eligió el resultado con menor tiempo de entrenamiento y menor MSE. Por lo tanto, para el diseño 1 se eligió el resultado número 4 de la Tabla 4.11 y para el diseño número 2 se eligió el resultado número 2.

El entorno de simulación es desarrollado por la opción Toolbox del Matlab, en el cual es necesario importar las entradas y las salidas de nuestra red neuronal. Sin embargo para que el algoritmo se desarrolle en un entorno GUI es necesario que se llame al entorno de simulación de red neuronal a través de códigos de programación.

#### 4.6.1 Resultados del aprendizaje de las redes neuronales en el uso de un televisor (200W).

Se compara la rutina de uso de un televisor en una semana. Se comparan los datos obtenidos de nuestro sistema (barras azules) con el aprendizaje de la red neuronal (barra roja).

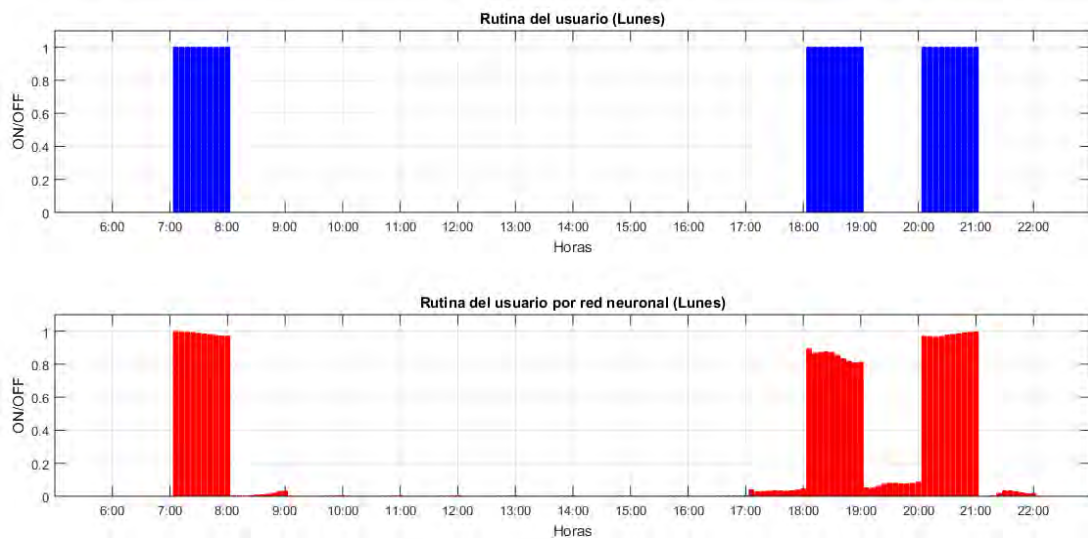
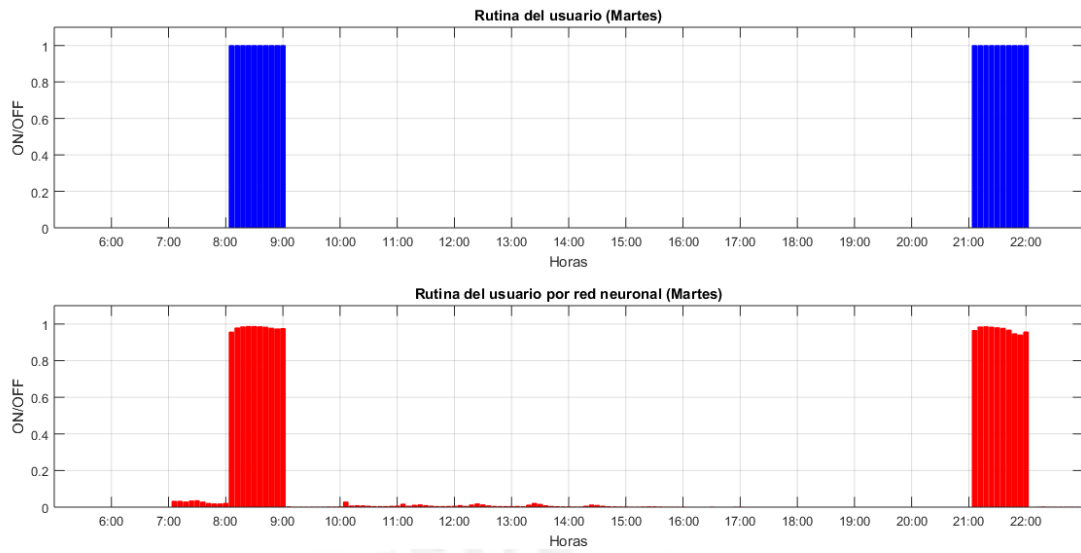
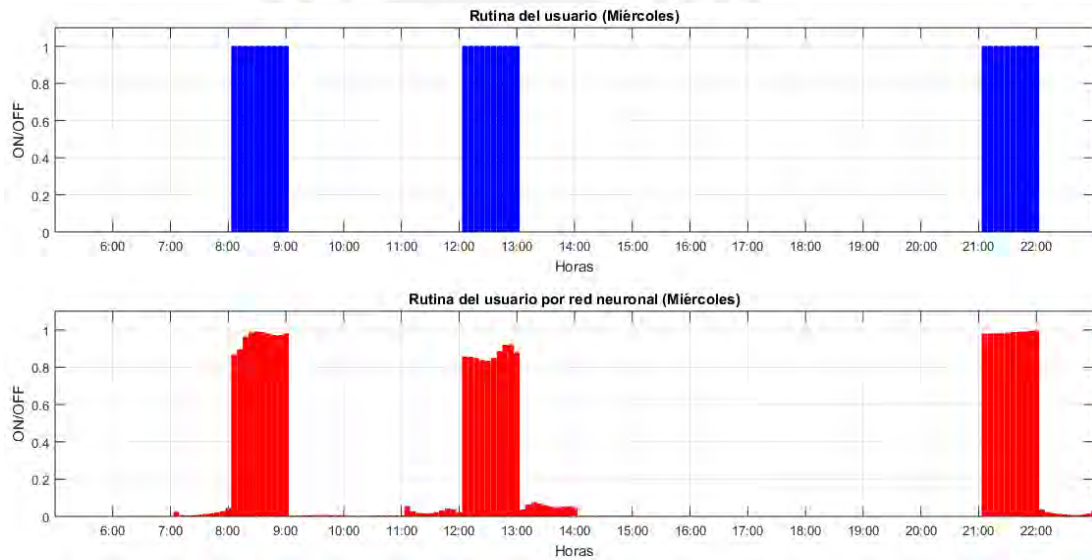


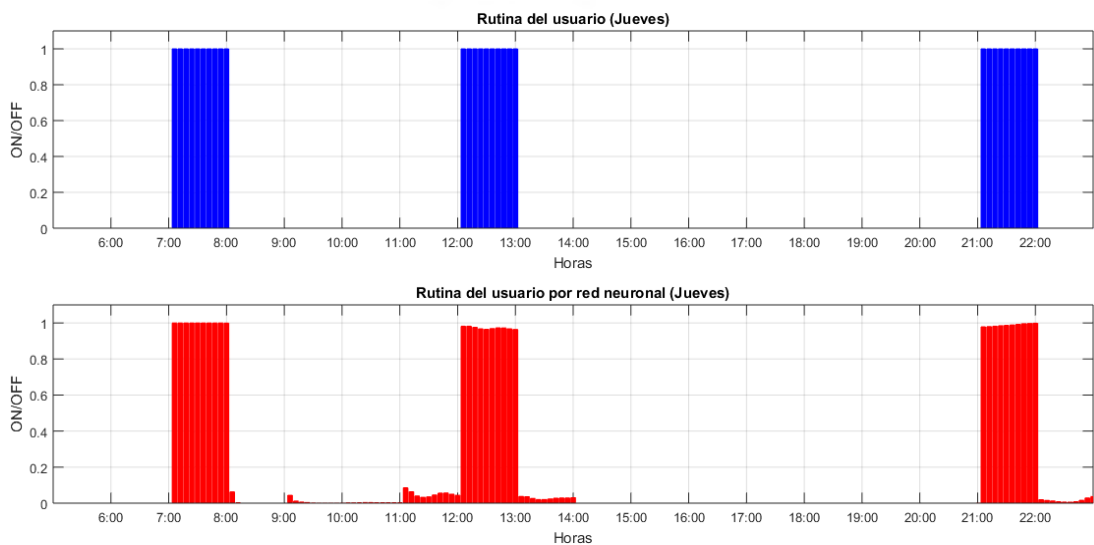
Fig. 4. 21: Rutina del usuario en el uso de un televisor



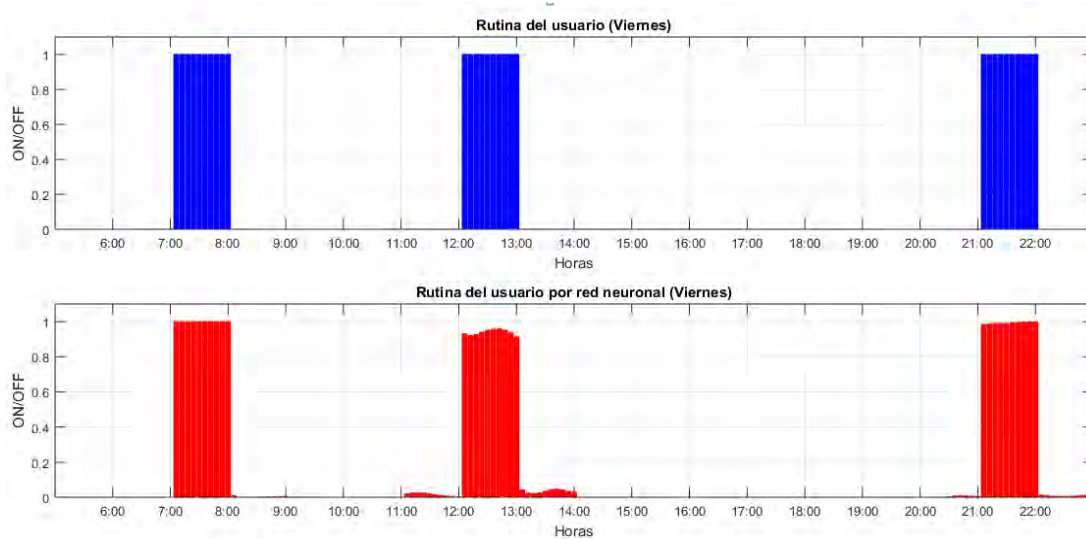
**Fig. 4. 22: Rutina del usuario en el uso de un televisor**



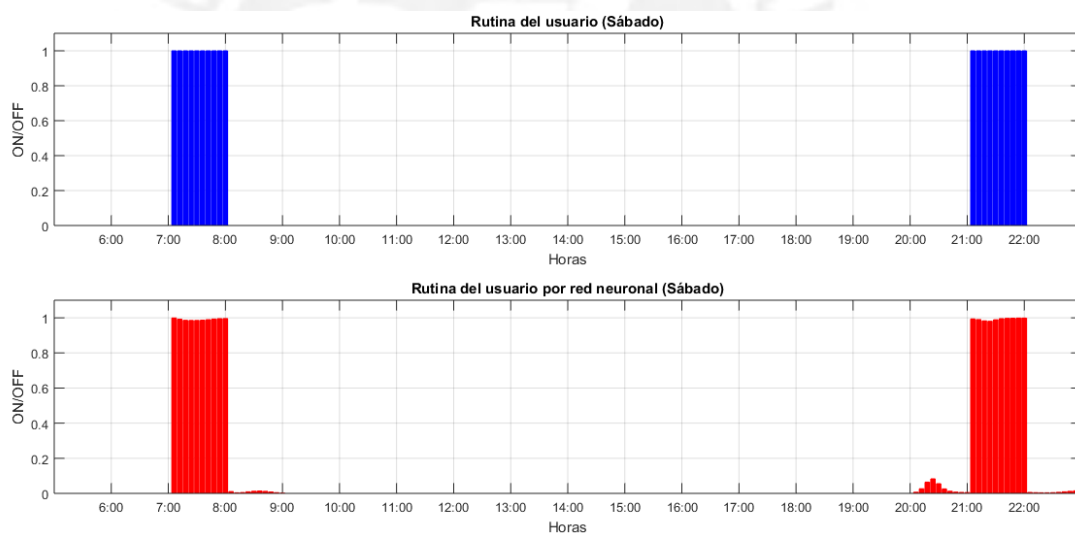
**Fig. 4. 23: Rutina del usuario en el uso de un televisor**



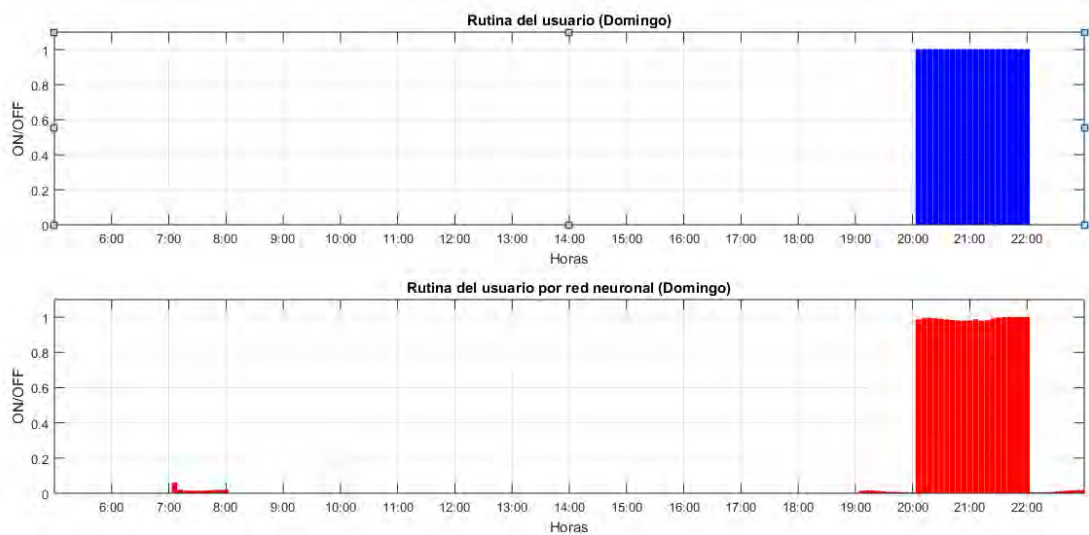
**Fig. 4. 24: Rutina del usuario en el uso de un televisor**



**Fig. 4. 25: Rutina del usuario en el uso de un televisor**

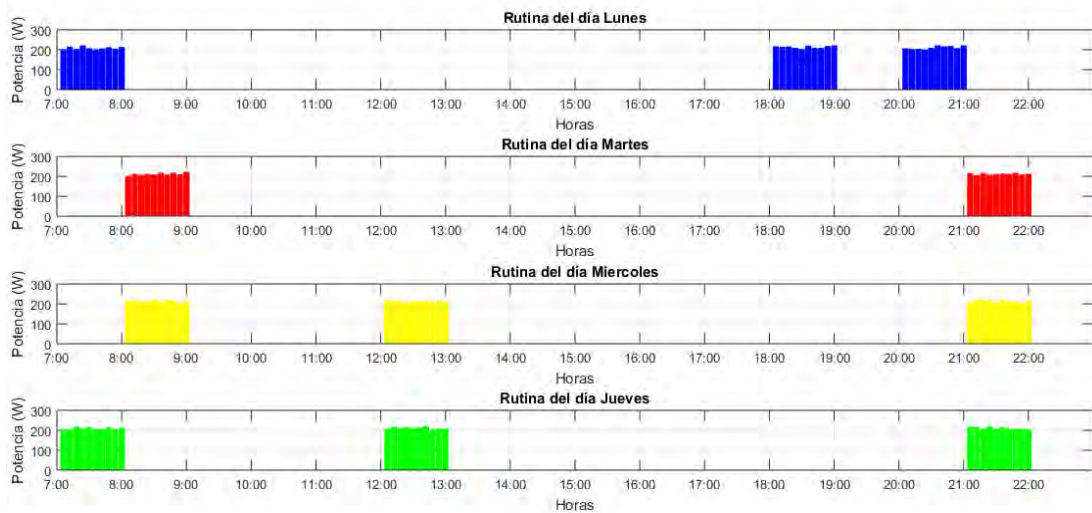


**Fig. 4. 26: Rutina del usuario en el uso de un televisor**

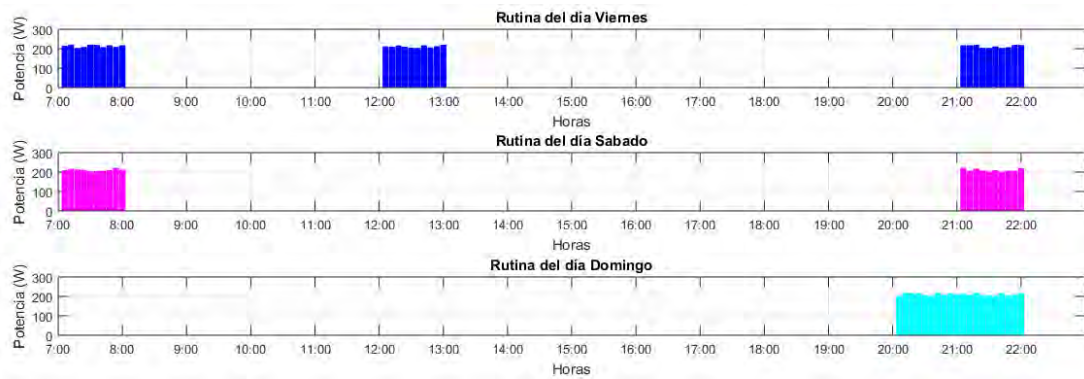


**Fig. 4. 27: Rutina del usuario en el uso de un televisor por red neuronal**

Además de registrar el encendido y apagado del televisor en una semana, también se almacena los valores de potencia activa consumidos durante una semana

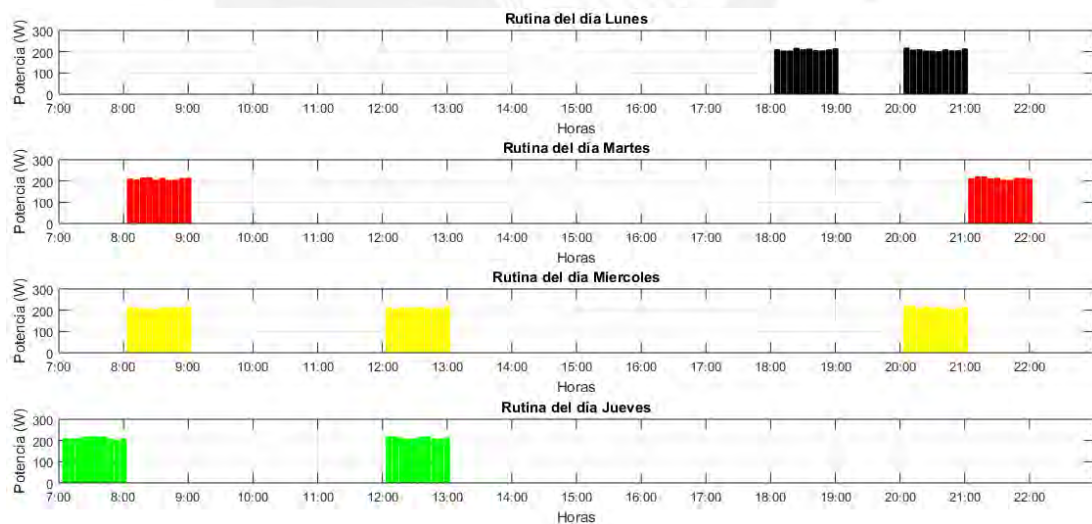


**Fig. 4. 28: Consumo de potencia activa en una semana**

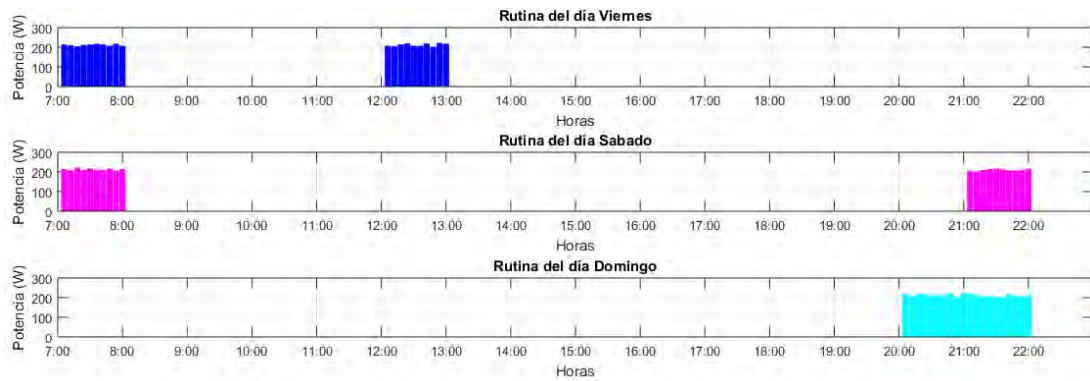


**Fig. 4. 29: Consumo de potencia activa en una semana**

Gráficas que corresponden al registro de potencia activa. Con respecto a la energía consumida, se calculó un consumo total de 6.29Kw.h durante una semana. Ahora, el sistema inteligente comenzará a funcionar de tal forma que el encendido y apagado del televisor lo realiza de forma automática (según la rutina del usuario). Los sensores de presencia corregirán malos hábitos del usuario, de tal forma que se corte la alimentación si no se detecta la presencia del usuario como también en caso que nuestra red neuronal corte la energía y el usuario decida encender el televisor. En este caso, la prioridad será el confort del usuario con la ayuda de los sensores de presencia.



**Fig. 4. 30: Consumo de potencia activa en una semana**



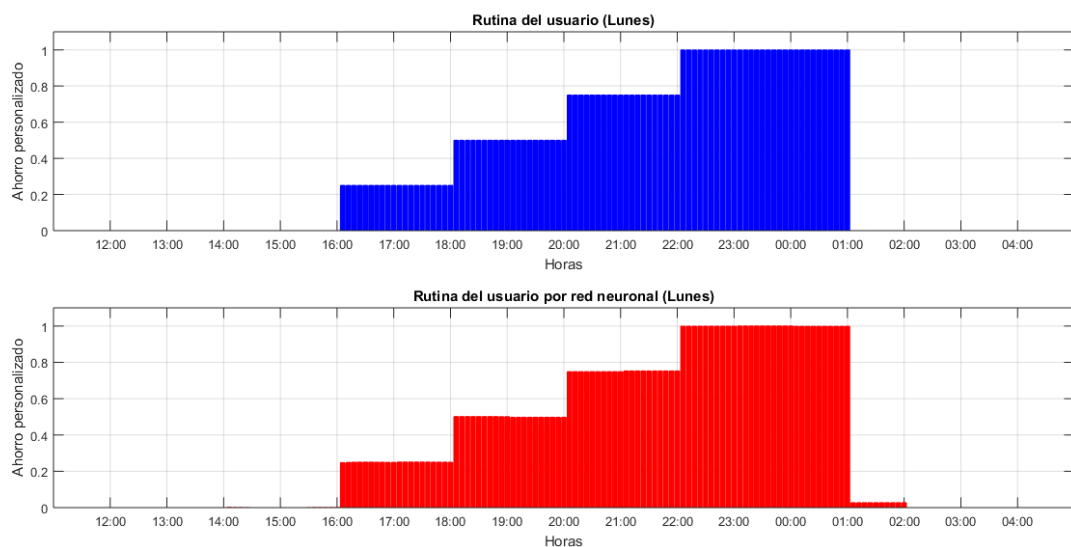
**Fig. 4. 31: Consumo de potencia activa en una semana**

Los sensores de presencia colaboran con el ahorro de energía eléctrica. Como se observa se corrige los malos hábitos el día lunes entre las 7:00 y 8:00 horas, jueves entre las 21:00 y 22:00 viernes entre las 21:00 y 22:00 horas. Como también se observan modificaciones que en la rutina del usuario los sensores PIR tienen la prioridad de tal forma que no se sacrifique el confort del usuario; por ejemplo, miércoles entre las 21:00 y 22:00 horas

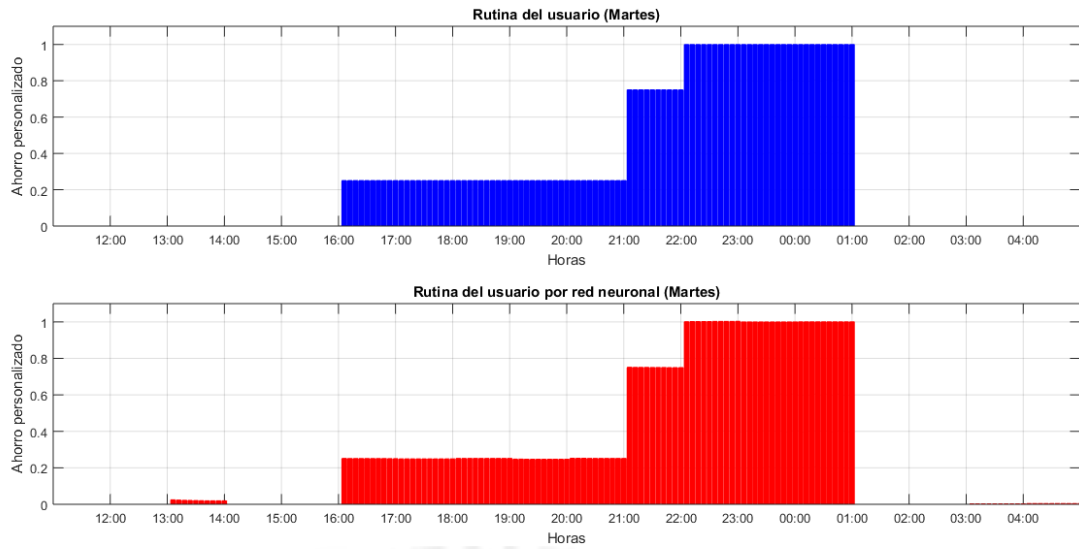
Considerando el sistema propuesto se calculó un consumo total de 5.25Kw.h durante una semana. Se logró un ahorro de energía eléctrica del 26.95%

#### 4.6.2 Resultados del aprendizaje de las redes neuronales en el uso de un foco (100W).

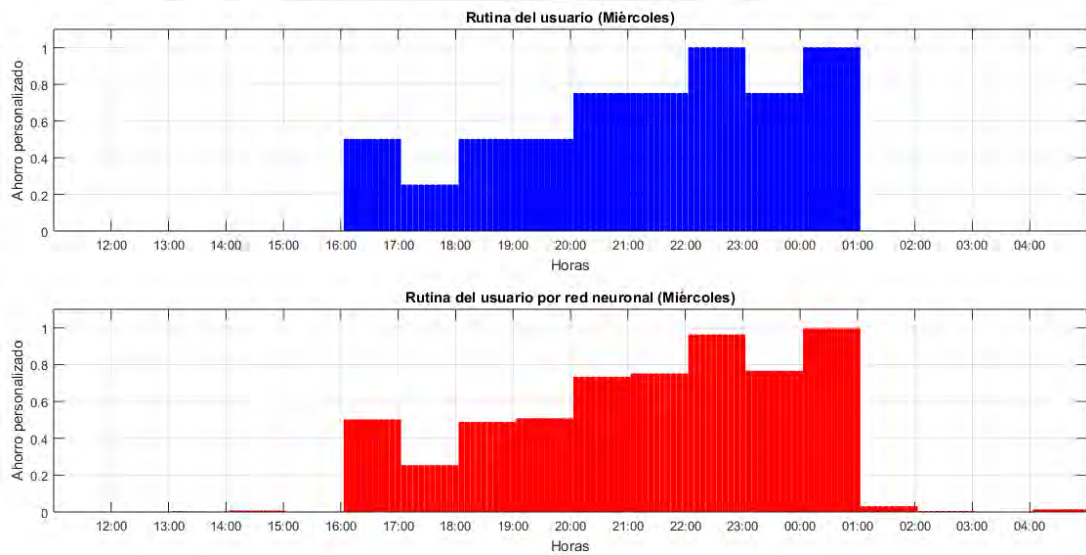
Se compara la rutina de uso de un foco durante una semana. Se compara los datos obtenidos de nuestro sistema (barras azules) con el aprendizaje de la red neuronal (barra roja).



**Fig. 4. 32: Rutina del usuario en el uso de un foco 100W**

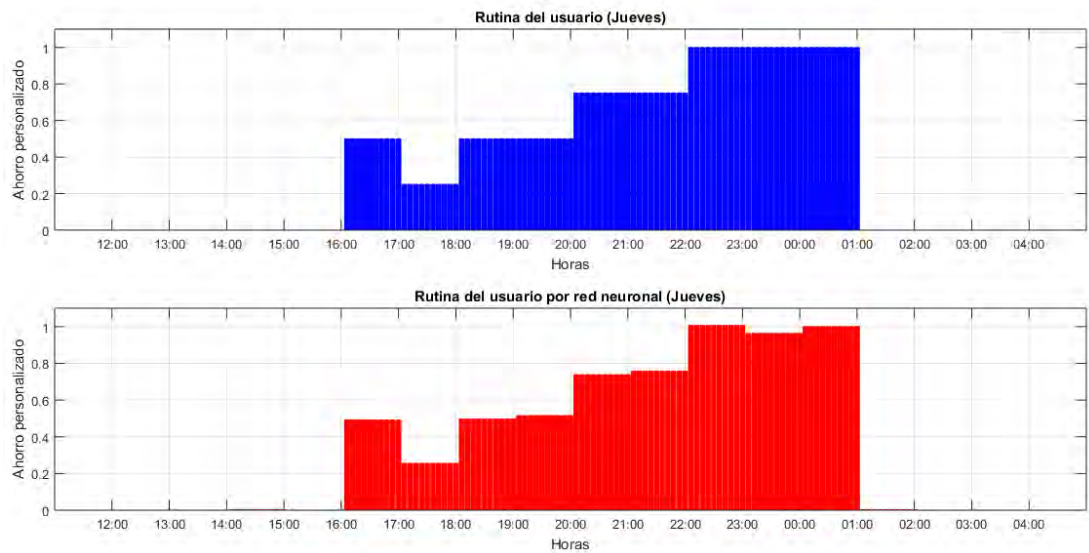


**Fig. 4. 33: Rutina del usuario en el uso de un foco 100W**

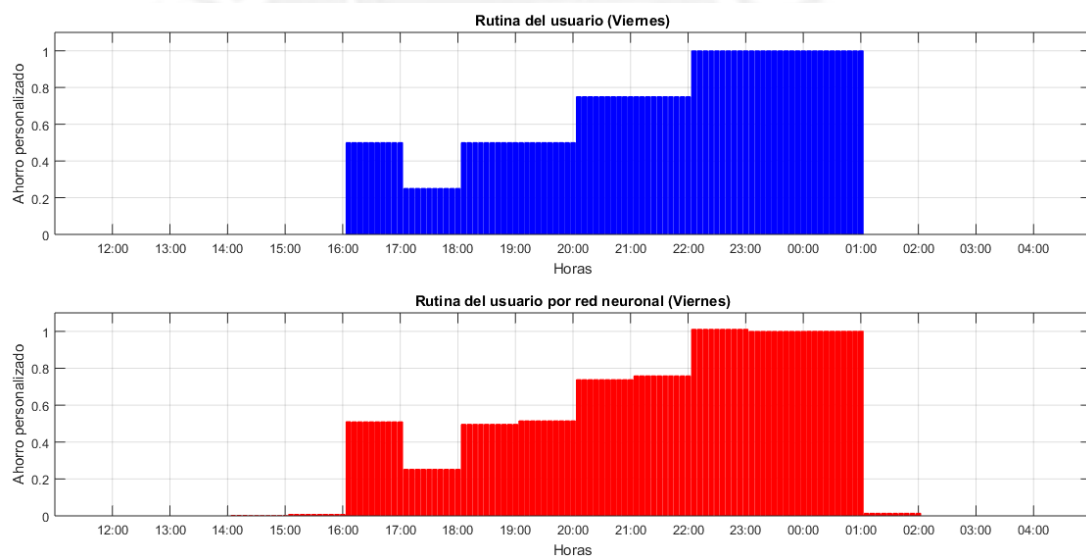


**Fig. 4. 34: Rutina del usuario en el uso de un foco 100W**

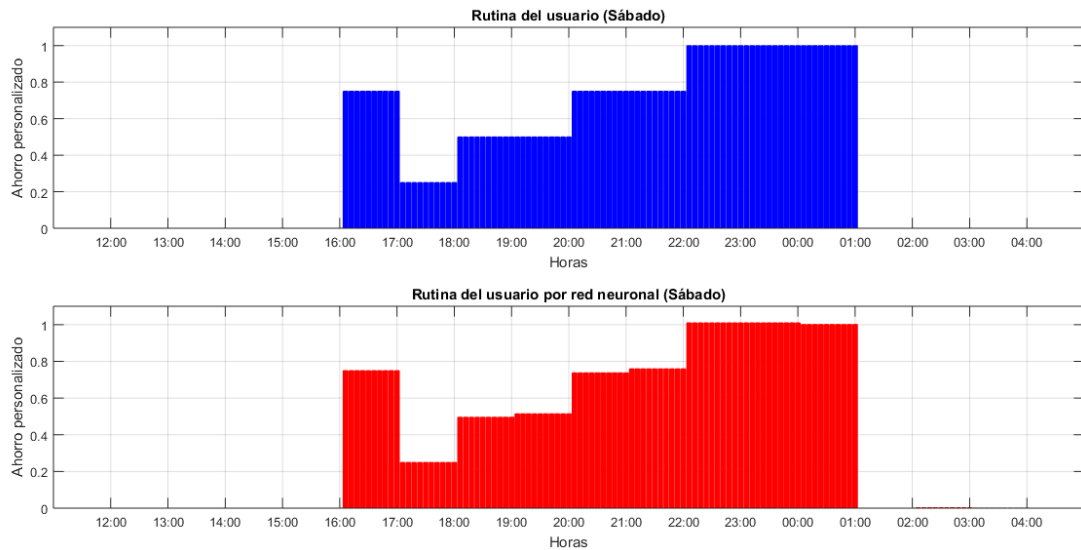




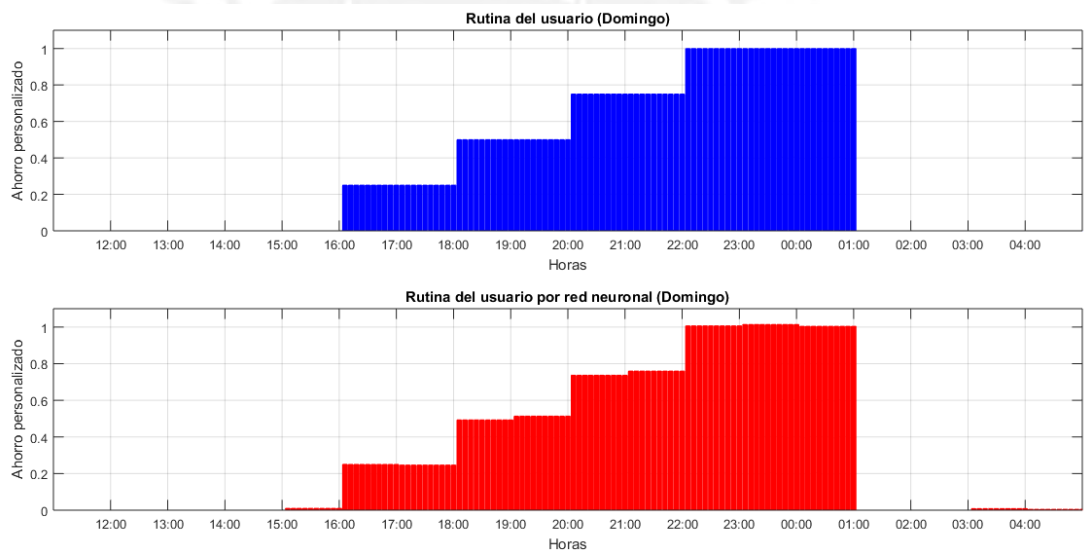
**Fig. 4. 35: Rutina del usuario en el uso de un foco 100W**



**Fig. 4. 36: Rutina del usuario en el uso de un foco 100W**

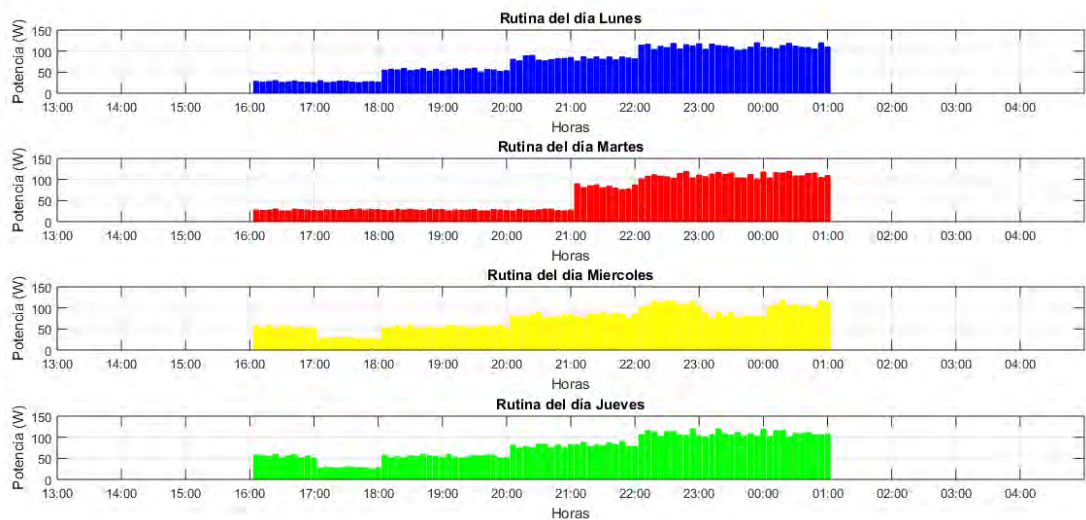


**Fig. 4. 37: Rutina del usuario en el uso de un foco 100W**

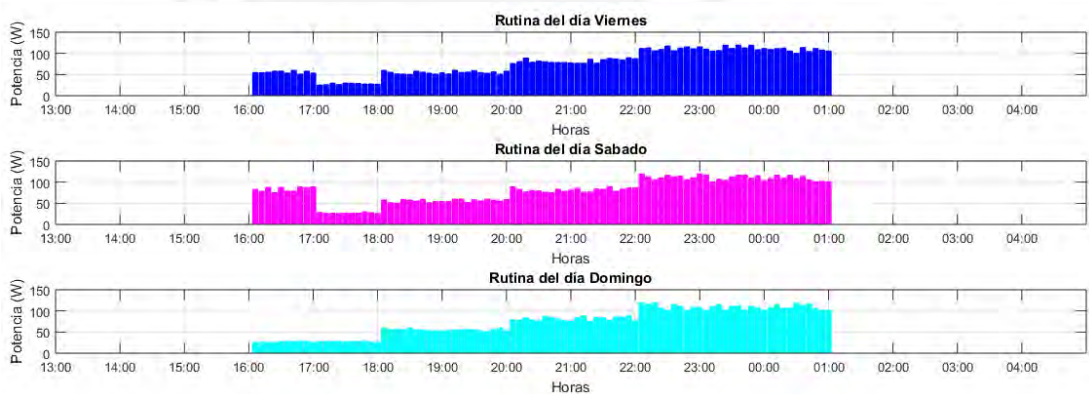


**Fig. 4. 38: Rutina del usuario en el uso de un foco 100W**

Además de registrar el encendido y apagado del foco en una semana, también se almacena los valores de potencia activa consumidos durante una semana

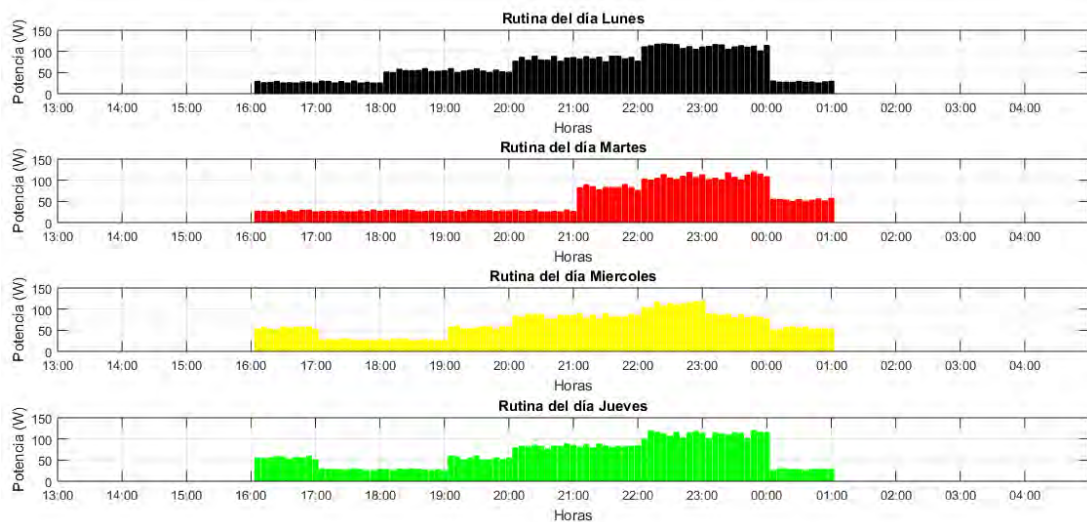


**Fig. 4. 39: Consumo de potencia activa en una semana**

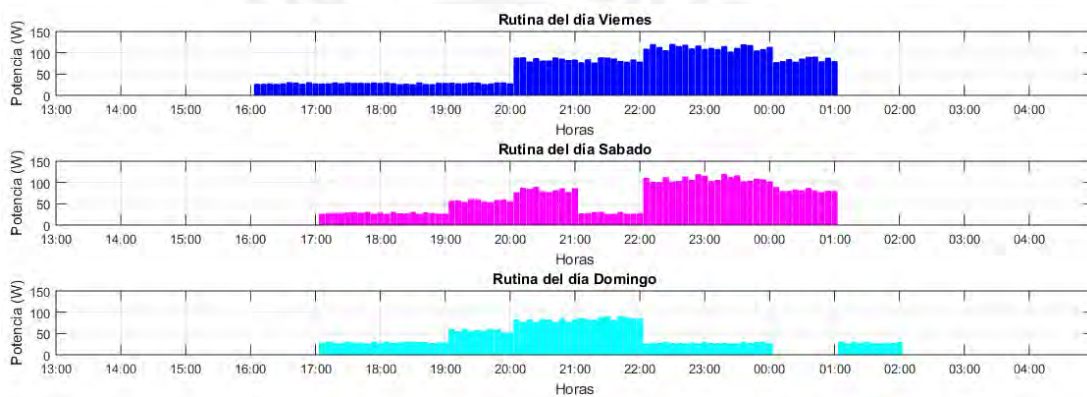


**Fig. 4. 40: Consumo de potencia activa en una semana**

Estas gráficas corresponden a lo registrado por la computadora al momento de realizar la monitorización de la potencia activa. En términos de energía se calculó un consumo total de 7.70Kw.h durante una semana. Ahora, el sistema inteligente corregirá la rutina del usuario con sensores de presencia, de tal forma que se corte la alimentación si no se detecta la presencia del usuario.



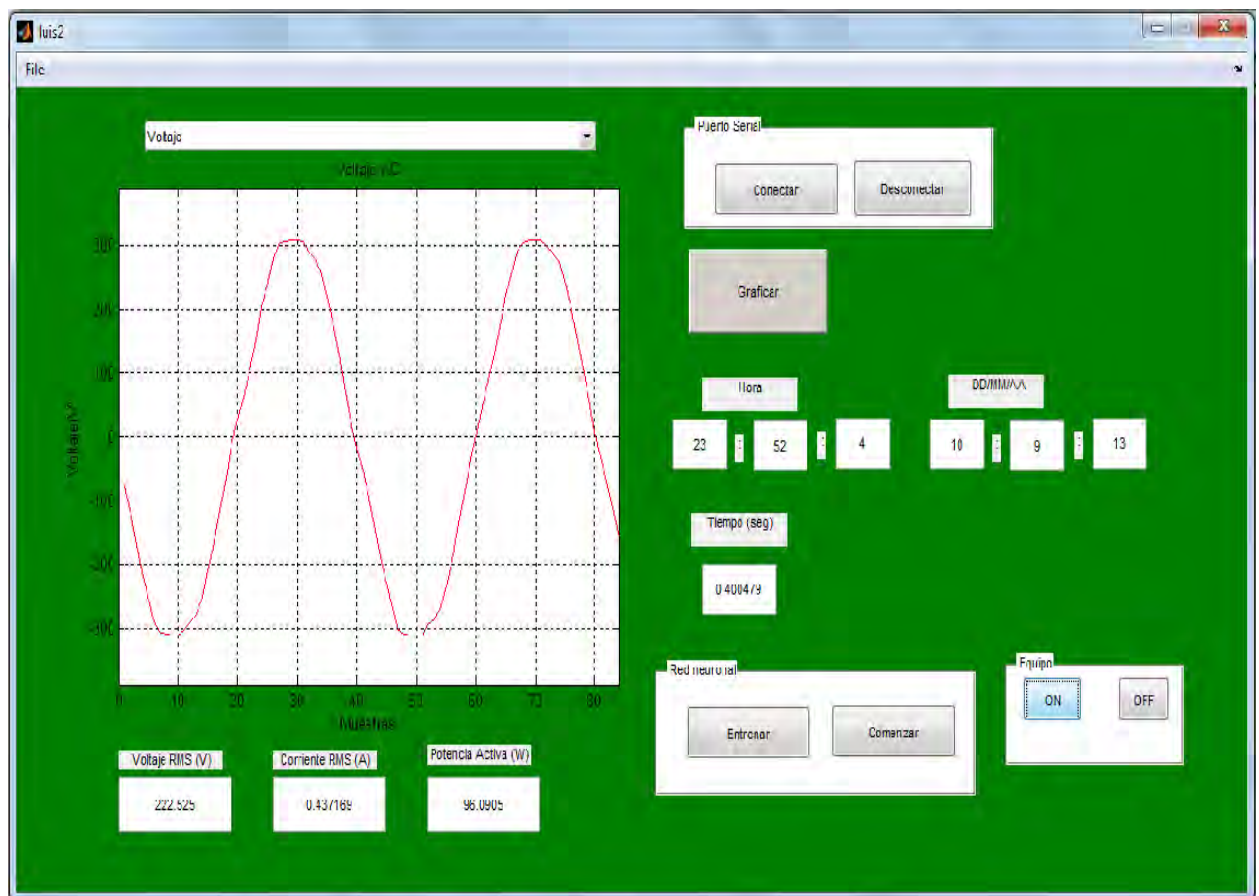
**Fig. 4. 41: Consumo de potencia activa en una semana**



**Fig. 4. 42: Consumo de potencia activa en una semana**

Estas gráficas corresponden a lo registrado por la computadora al momento de realizar la monitorización con la ayuda de los sensores de presencia. En términos de energía se calculó un consumo total de 6.13Kw.h durante una semana. Se logró un ahorro de 20.39%.

## 4.7 Interfaz del usuario



**Fig. 4. 43: Interfaz con el usuario**

Se observa la interfaz del usuario en la que se aprecian las formas de onda de voltaje, corriente y potencia. También se ven parámetros de tiempo de tal forma que el usuario observe en que tiempo y con qué frecuencia está usando un aparato electrodoméstico, toda esta información está siendo almacenada en la PC para el entrenamiento de la red neuronal. Asimismo las botoneras de control como ON/OFF, de tal forma que se tenga el control del equipo eléctrico.

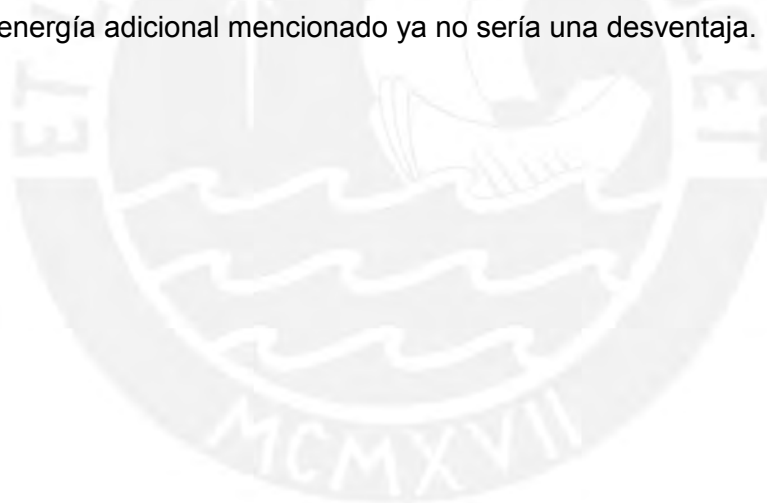
Finalmente observamos botoneras para entrenar las redes neuronales ya diseñadas y el botón comenzar una vez terminado el aprendizaje para la automatización del uso del equipo eléctrico en base a la rutina del usuario.

## CONCLUSIONES

- Se puede mencionar que al dar prioridad a la resolución del conversor en vez de aumentar el número de muestras se obtiene una mejor forma de la señal senoidal de la corriente, parámetro importante para el cálculo de la potencia activa.
- El uso de un reloj de tiempo real nos permite emplear una red neuronal del tipo estática y no dinámica como las redes neuronales recurrentes cuyo diseño es mucho más complejo.
- La variación del tiempo de aprendizaje depende mucho de la cantidad de neuronas, número de capas, como también del algoritmo de aprendizaje, de los cuales, el más importante e influyente es en la definición del algoritmo de aprendizaje. En esta tesis, se desarrolló una de las variantes del método del gradiente descendiente a través del cual se obtuvieron resultados aceptables un valor numérico de MSE de  $2.22e-4$  para la carga 1 y  $8.74e-5$  para la carga 2.
- Al usar un protocolo de comunicación orientado al ahorro de energía, los módulos Xbee satisfacen tales necesidades en modo Sleep. Por otro lado, es importante mencionar que es el protocolo de comunicación más inmune al ruido respecto a otros protocolos de comunicación como el Bluetooth.
- Al realizar pruebas reales se ha determinado que con el uso de este sistema se obtuvo un ahorro del 26.95% en el caso del televisor y un ahorro simulado del 20.39% en el caso de las luces.

## RECOMENDACIONES

- Para una mejor resolución de los sensores empleados, se recomienda el uso de un conversor A/D externo con mayor resolución en bits. En esta tesis, se trabajó con una resolución de 10 bits.
- Se recomienda emplear otros métodos para el cálculo de la potencia activa. Por ejemplo, calcularla por en el dominio de la frecuencia y compararla con los métodos tradicionales respecto a su exactitud.
- La implementación de las redes neuronales en una PC mediante un software puede resultar no ser muy práctico, debido a que siempre debe estar monitoreando los datos necesarios para la red neuronal. Esto implica un gasto energético adicional por la computadora. Por lo que es necesario su implementación por hardware, ya sea por FPGA, sistema embebido, etc. De esta manera, se puede reducir el tiempo de entrenamiento y el consumo de energía adicional mencionado ya no sería una desventaja.



## BIBLIOGRAFÍA

[1] E.M. Ortigosa, A. Cañas, E. Ros, P.M. Ortigosa, S. Mota, J. Díaz. 2006 “Hardware description of multi-layer perceptrons with different abstraction level”, Microprocessors and Microsystems 30, Pages 435 – 444

[2] Juan Ojeda Sarmiento, Franco Pajares. 2008 “Sistema de gestión de Demanda y Consumo de energía Eléctrica” Universidad Austral de Chile, Escuela de Ingeniería en Computación, Casilla 1327, Puerto Montt Chile.

[3] ATMEL. 2003 Datasheet Atmega88PA.

Consulta: 14 de Septiembre de 2012

<http://www.atmel.com/Images/doc8161.pdf>

[4] Romero Ricardo, Giral Diego, Hernández Cesar

2010 “Analysis and review of the contribution of neural networks to saving electricity in residential lighting by a desingn in MATLAB”

Dyna, vol 77, num163, setiembre, 2010, pp 248.259

[5] Allegro

2012 Datasheet ACS712

Consulta: 15 de Septiembre de 2012

<https://www.mpja.com/download/acs712.pdf>

[6] Simon Haykin

1994 “Neural Networks: a comprehensive foundation”, Macmillan

[7] DALLAS

1995 Datasheet DS1307

Consulta: 15 de Septiembre de 2012

<https://www.sparkfun.com/datasheets/Components/DS1307.pdf>

[8] OSINERGMIN

Ahorro de luz

Consultado: 06 de abril del 2012

<<http://www.osinergminorienta.gob.pe/web/ciudadano/consultas-frecuentes/como-ahorrar-su-luz> >



[9] Patrones de comportamiento

Consultado: 02 de abril 2012

<http://www.proyectosfindecarrera.com/v-el-comportamiento-del-consumidor-de-energia-electrica-un-enfoque-aplicado-a-bras-49.htm>

[10] DIGI

2009 Datasheet Xbee Modules

Consulta: 15 de Septiembre de 2012

<https://www.sparkfun.com/datasheets/Wireless/Zigbee/XBee-Datasheet.pdf>

[11] Sensores

Sensor PIR

Consultado: 03 de abril del 2012

<http://blogalarmas.com/para-que-sirve-un-detector-de-movimiento-por-rayos-infrarrojo/>

[12] The Mathworks

2012 Neural Network Toolbox

Consulta: 16 de Septiembre de 2012

[http://www.image.ece.ntua.gr/courses\\_static/nn/matlab/nnet.pdf](http://www.image.ece.ntua.gr/courses_static/nn/matlab/nnet.pdf)

[13] ATMEL

2013 Datasheet AVR465

Consultado: 05 de abril del 2013

[http://www.atmel.com/Images/Atmel-2566-Single-Phase-Power-Energy-Meter-with-Tamper-Detection\\_Ap-Notes\\_AVR465.pdf](http://www.atmel.com/Images/Atmel-2566-Single-Phase-Power-Energy-Meter-with-Tamper-Detection_Ap-Notes_AVR465.pdf)

[14] Pedro Isasi Viñuela, Inés M. Galván León

2004 "Redes Neuronales Artificiales"

[15] Ahorro de energía

2005 Vivir eficiente

Consultado: 13 de abril del 2012

<<http://vivireficiente.blogspot.com/2008/11/ahorre-electricidad-instale-sensores-de.html>>

[16] ZIGBEE ALLIANCE

2004 "ZigBee Specification" Versión 1.0

Consultado: 14 de abril del 2012

<<http://www.zigbee.org/en/index.asp>>

[17] ZIGBEE, A TECHNICAL OVERVIEW OF WIRELESS  
TECHNOLOGY

Consultado: 14 de abril del 2012

<http://zigbee.hasse.nl/>

[18] An Intelligent Home Networking System

2011 IEEE International Conference on Consumer Electronics - Berlin (ICCE-Berlin)

[19] Sistema experto basado en la lógica difusa para la detección de configuraciones climáticas asociadas al confort

Consultado: 19 de abril del 2012

<http://www.revistadyo.com/index.php/dyo/article/view/347>

[20] Patton, R. J.; J. Chen and C, J. Lopez Toribio  
*Fuzzy Observers for Non-linear Dynamic Systems Fault Diagnosis, Decision and Control*, Proceedings of the 37th IEEE Conference, Vol. 1, pp. 84 – 89, 1998.

[21] BTICINO

2009 Productos y Soluciones en ahorro de energía  
Consulta: 24 de abril del 2009

[22] Frank, P. M and B. Koppen-Seliger: “*Fault Detection and Isolation in Technical Processes with Neural Network*”, *Decision and Control. Proceedings of the 34th IEEE Conference*, Vol. 3, pp. 2414–2419, 1995.

[23] Freeman, James A. and David M. Skapura: *Neural Networks. Algorithms, Applications, and Programming Techniques.*, Addison-Wesley Publishing Company, 1991

[24] Xabier Basogain Olabe

2010 Redes neuronales artificiales y sus aplicaciones

[25] Las Redes Neuronales Artificiales.: Fundamentos Teóricos y Aplicaciones

Escrito por Raquel Flórez López, José Miguel Fernández Fernández, José Miguel Fernández

[26] Diseño de Redes Neuronales Artificiales

Consultado: 29 de octubre del 2012

<http://www.slideshare.net/mentelibre/diseo-de-redes-neuronales-multicapa-entrenamiento>

[27] Adquisición de forma de ondas de corriente y tensión para un prototipo de contador digital trifásico 2009 Universidad industrial de Santander “Escuela de Ingeniería eléctrica, electrónica y telecomunicaciones

## ANEXOS

Anexo 1: Circuito esquemático y diagrama de pistas del sensor de potencia y del reloj de tiempo real

Anexo 2: Circuito esquemático y diagrama de pistas del actuador

Anexo 3: Código fuente del programa en del sensor de potencia con el reloj RTC

Anexo 4: Código fuente del programa en MATLAB de las pruebas realizadas

Anexo 5: Código fuente del programa en MATLAB de la interfaz GUI

Anexo 6: Ecuaciones de los pesos sinópticos de la red neuronal

Anexo 7: SMRT360 Maleta de prueba para relés

Anexo 8: Diagrama de flujo para prueba del DS1307

Anexo 9: Prueba con el módulo Bluetooth

Anexo 10: Tabla de comparación del sensor de corriente

Anexo 11: Hoja de datos del sensor PIR

Anexo 12: Resolución vs Cantidad de muestras en el sensor de potencia