

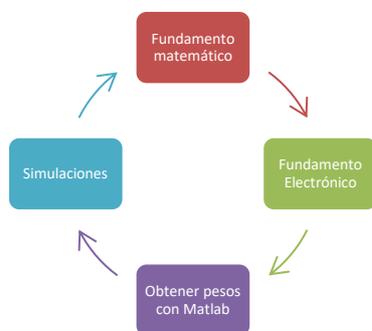
FIMAQ

Investigación y Docencia

DISEÑO MATEMÁTICO Y ELECTRÓNICO PARA LA IMPLEMENTACIÓN DE DOS PERCEPTRONES QUE CONTROLAN LA VELOCIDAD Y GIRO DE UN MOTOR

María I. Erazo, Leopoldo J. Loor, Jakelyn X. Romero, Pablo D. Miranda
Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE, Ecuador.
Departamento de Energía y Mecánica
{mierazo, lloor, jxromero, pdmiranda}@espe.edu.ec

Resumen Gráfico



Resumen

En este trabajo se realiza la implementación de dos perceptrones para permitir el control de la velocidad y giro de un motor a partir del entrenamiento de una red neuronal, se incluye cálculos matemáticos previos y simulaciones realizadas mediante el uso de Proteus, así como la herramienta de Matlab que contiene el paquete de redes neuronales (nntaintool).

Palabras clave: perceptrón, redes neuronales, entrenamiento

1.0 Introducción

Las redes neuronales artificiales RNA fueron desarrolladas inicialmente para modelar funciones biológicas, y constituyen sistemas inteligentes, máquinas de pensamiento que imitan el funcionamiento del cerebro humano y que pueden aprender de la experiencia, hasta el punto de resolver rápidamente problemas computacionales complejos [1]. El fundamento del funcionamiento de una red neuronal artificial básica, se inspira en la fisiología misma de las neuronas biológicas, en las cuales el impulso nervioso se propaga desde las dendritas, al cuerpo celular y posteriormente por el axón a las dendritas de otras neuronas, de manera que se conforma una red. Esto ha conducido a generar el artificio de las partes de la neurona biológica para desarrollar modelos computacionales sencillos de comportamiento neuronal [2].

En 1957 Frank Rosenblatt desarrolló el Perceptrón, un modelo de red que posee la capacidad de generalización, por lo que se ha utilizado hasta el día de hoy en diversas aplicaciones, generalmente en el reconocimiento de patrones [3].

Al conjunto de datos, que agrupados en un determinado orden se los utiliza en el aprendizaje del perceptrón, se los denomina patrones de entrenamiento. Si el aprendizaje es no supervisado dichos datos corresponden únicamente a las entradas. Pero si el aprendizaje es supervisado, los datos provienen tanto de las entradas, como del objetivo en una serie de pares, es decir para cada combinación de entradas hay una determinada salida conocida también como target por su traducción al inglés. Una de las principales características de las redes neuronales, es la capacidad de aprender de ejemplos y de generalizar comportamientos a partir de estos. Los patrones son los ejemplos del aprendizaje, por lo tanto, su correcta generación e interpretación garantiza que el comportamiento del perceptrón sea el esperado [4].

En el presente trabajo, lo que se pretende es realizar dos perceptrones que controlen la velocidad y el giro de un motor detallando a continuación los circuitos y valores obtenidos mediante cálculos matemáticos previos para la implementación de los mismos.

Este documento está estructurado con los siguientes puntos: introducción, bases de estudio, diseño, simulación y conclusiones.

2.0 BASES DE ESTUDIO

Una RNA puede definirse como un sistema de procesamiento de información compuesto por un gran número de elementos de procesamiento (neuronas), profusamente conectados entre sí a través de canales de comunicación [5].

Esto se logra gracias a los principios de funcionamiento de las RNA, los más representativos se indican a continuación.

2.1 Aprendizaje adaptativo

Una RNA es adaptativa porque puede modificarse constantemente con el fin de adaptarse a nuevas condiciones de trabajo.

2.2 Autoorganización

Mientras que el aprendizaje es un proceso donde se modifica la información interna de la RNA, la autoorganización consiste en la modificación de toda la red completa con el fin de llevar a cabo un objetivo específico. Autoorganización significa generalización, de esta forma una red puede responder a datos o situaciones que no ha experimentado antes, pero que puede inferir en base a su entrenamiento.

2.3 Operación en tiempo real

De todos los métodos existentes, la RNA son las más indicadas para el reconocimiento de patrones en tiempo real, debido a que trabajan en paralelo actualizando todas sus instancias simultáneamente [7].

En 1957 Frank Rosenblatt desarrolló el Perceptrón, un modelo de red que posee la capacidad de generalización, por lo que se ha utilizado hasta el día de hoy en diversas aplicaciones, generalmente en el reconocimiento de patrones [6].

3.0 DISEÑO

La etapa de diseño para la implementación de los perceptrones consta de las etapas que se indican en la Figura 1.

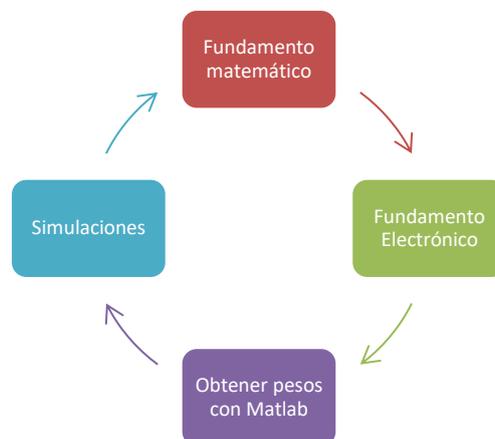


Figura 1. Diagrama de bloques del proceso

3.1 Fundamento matemático

Para poder obtener los valores de resistencias para el diseño de los circuitos en los cuales se usará cuatro amplificadores se debe realizar los siguientes cálculos en base a la tabla 1 de entradas y las salidas. Se toma al 0 como 0Voltios, al 1 como 5V y el voltaje de umbral será igual a 2V.

Tabla 1 Entradas y Objetivos

V1	V2	Objetivo
0	0	0
0	1	0
1	0	0
1	1	1

Los pesos están representados por las letras W y las entradas como X.

$$Y(t) = f(W_1X_1 + W_2X_2 - W_\theta X_\theta)$$

$$0 - 0 \longrightarrow 0$$

$$Y(t) = -3(2V) = -6V$$

$$0 - 1 \longrightarrow 0$$

$$Y(t) = 1(5V) - 3(2V) = -1V$$

$$1 - 0 \longrightarrow 0$$

$$Y(t) = 2(5V) - 3(2V) = 4V$$

$$1 - 1 \longrightarrow 1$$

$$Y(t) = 2(5V) + 1(5V) - 3(2V) = 9V$$

Los cálculos de resistencias para el amplificador 1 son:

$$V_0 = -\frac{R_2}{R_1} V_{in}$$

$$R_2 = 10K$$

$$V_{in} = 2V$$

$$V_{out} = -6V$$

$$R_1 = -\frac{R_2}{V_0} V_{in}$$

$$R_1 = -\frac{10k}{-6V} 2V$$

$$R_1 = 3,3k$$

Los cálculos de resistencias para el amplificador 2 son:

$$V_0 = \frac{R_f}{R_2} V_{in}$$

$$R_f = 10K$$

$$V_{in} = 5V$$

$$V_{out} = 10V (W_1 = 2)$$

$$R_2 = \frac{R_f}{V_0} V_{in}$$

$$R_2 = \frac{10k}{10V} 5V$$

$$R_2 = 5k$$

$$V_0 = \frac{R_f}{R_2} V_{in}$$

$$R_f = 10K$$

$$V_{in} = 5V$$

$$V_{out} = 5V (W_2 = 1)$$

$$R_3 = \frac{R_f}{V_0} V_{in}$$

$$R_3 = \frac{10k}{5V} 5V$$

$$R_3 = 10k$$

Para el siguiente perceptrón se trabaja con los pesos $W_1 = 3$, $W_2 = 0.5$, $W_\theta = 1.2$. Los cálculos se basan en las entradas y salidas de la tabla 2 y de la misma manera se realizan los cálculos para las resistencias que deben colocarse:

Tabla 2 Entradas y Objetivos

V1	V2	Objetivo
0	0	0
0	1	0
1	0	1
1	1	1

$$Y(t) = f(W_1 X_1 + W_2 X_2 - W_\theta X_\theta)$$

$$0 - 0 \longrightarrow 0$$

$$Y(t) = -1.2(2V) = -2.4V$$

$$0 - 1 \longrightarrow 0$$

$$Y(t) = 0.5(5V) - 1.2(2V) = 0.1V$$

$$1 - 0 \longrightarrow 1$$

$$Y(t) = 3(5V) - 1.2(2V) = 12.6V$$

$$1 - 1 \longrightarrow 1$$

$$Y(t) = 3(5V) + 0.5(5V) - 1.2(2V) = 15.1V$$

Para el amplificador 1:

$$V_0 = -\frac{R_2}{R_1} V_{in}$$

$$R_2 = 10K$$

$$V_{in} = 2V$$

$$V_{out} = -2.4V$$

$$R_1 = -\frac{R_2}{V_0} V_{in}$$

$$R_1 = -\frac{10k}{-2.4V} 2V$$

$$R_1 = 8.3k$$

Para el amplificador 2:

$$V_0 = \frac{R_f}{R_2} V_{in}$$

$$R_f = 10K$$

$$V_{in} = 5V$$

$$V_{out} = 15V (W_1 = 3)$$

$$R_2 = \frac{R_f}{V_0} V_{in}$$

$$R_2 = \frac{10k}{15V} 5V$$

$$R_2 = 3.3k$$

$$V_0 = \frac{R_f}{R_2} V_{in}$$

$$R_f = 10K$$

$$V_{in} = 5V$$

$$V_{out} = 2.5V (W_2 = 0.5)$$

$$R_3 = \frac{R_f}{V_0} V_{in}$$

$$R_3 = \frac{10k}{2.5V} 5V$$

$$R_3 = 20k$$

3.2 Fundamento electrónico

Para la parte electrónica se buscó reproducir las funciones matemáticas ya calculadas y para esto se encontró más factible la utilización de amplificadores operacionales que son dispositivos electrónicos activos capaces de ofrecer una tensión de salida en función de una tensión de entrada.

Para obtener la salida de tensión esperada de acuerdo con las funciones matemáticas se tuvo la necesidad de utilizar 4 amplificadores operacionales LM741 y diez resistencias de valores adecuados para la ecuación.

Con la parte de control electrónica se usó un microcontrolador ya que este permite procesar las salidas de los perceptores y de acuerdo a un algoritmo generar las respuestas en voltaje para el movimiento del carro, se utilizó un microcontrolador pic16f877a para el procesamiento de las señales.

En el caso de darle el movimiento al carro se utilizó motores de corriente continua controlados por salidas PWM programadas en el microcontrolador

para realizar los movimientos respectivos los cuales están especificadas en las tablas 3 y 4.

Tabla 3 Movimiento del carro para el perceptrón 1

Entrada	Salida
0	Avanza Adelante
1	Avanza Atrás

Tabla 4 Movimiento del carro para el perceptrón 2

Entrada	Salida
0	Giro izquierda
1	Giro derecha

Mediante el uso de software como Matlab por medio del uso de NNTOOL se pudo obtener los pesos de entradas para la implementación del perceptrón.

3.3 Simulaciones

La red neuronal perceptrón y su funcionamiento se simuló por medio de un programa creado en Matlab dentro de NTOOL.

También se simuló con el software Proteus todo el funcionamiento de la parte electrónica (Figura 2) tanto el circuito que creó la función matemática con LM741 así como la parte del controlador (Figura 3) hecha mediante la utilización de un microcontrolador.

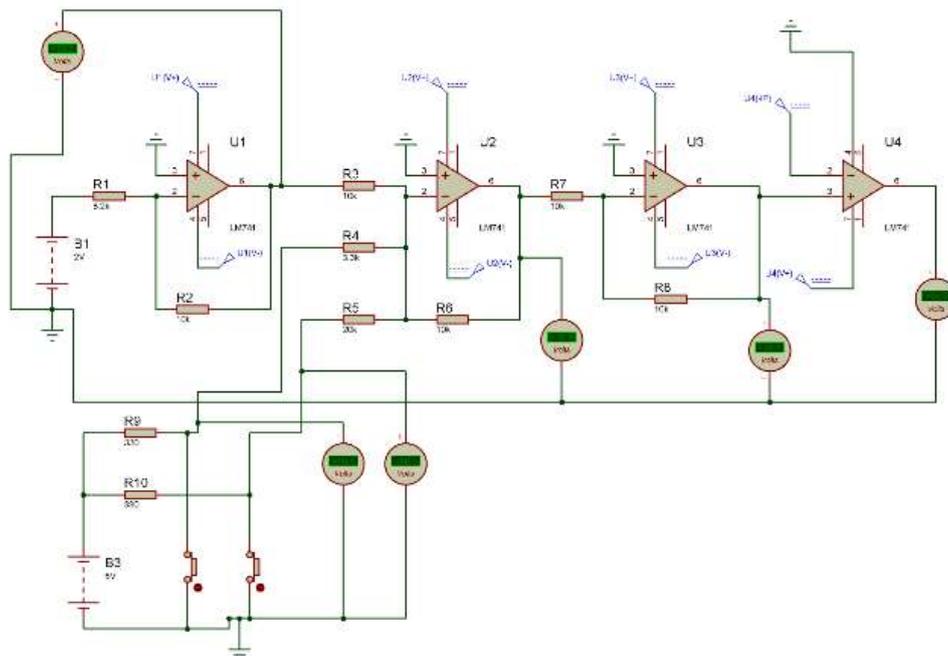


Figura 2. Simulación perceptron.

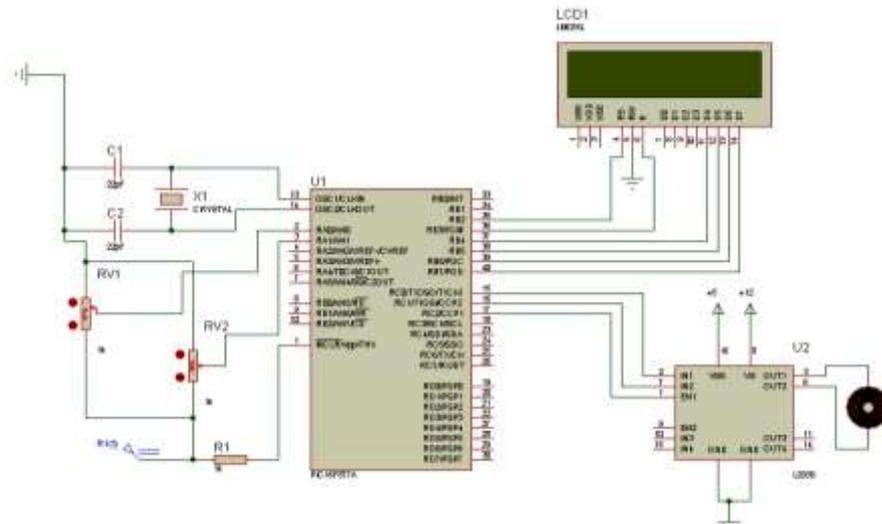


Figura 3. Simulación del controlador

4.0 CONCLUSION

Una vez adecuado el circuito del perceptrón de velocidad se pudo ver que las entradas generaban los objetivos deseados, los mismos que permitieron el control de velocidad del motor trabajando como entradas del controlador.

El funcionamiento del perceptrón de velocidad se encuentra establecido de forma que si dos sensores de luz no reciben iluminación el motor aumentará la velocidad.

Para el perceptrón de dirección se establece que, si los dos sensores se encuentran sin luz o si se encuentra con luz el sensor 2 y el otro no el motor ira hacia la derecha, para los otros dos casos el motor ira hacia la izquierda.

References

- [1] LEK S, GUEGAN JF. Artificial neural networks as a tool in ecological modelling, an introduction. Ecol Modell. 1999;120(99):65-73.
- [2] LEK S, GUEGAN JF. Artificial neuronal networks: application to ecology and evolution. 262 pp. Berlin: Springer; 2000.
- [3] MINSKY, M.; PAPERT, S. (1969). Perceptrons. Cambridge: MIT Press.
- [4] Babuska, R. (2001). Fuzzy and Neural Control. Delft: Delft University of Technology.
- [5] REGUEIRO, C; ef. al. (1995). «Modelos básicos de redes neuronales artificiales». En: BARRO, S.; MIRA, J. (eds.) Computación neuronal. Santiago de Compostela: Universidad, Servicio de Publicaciones e Intercambio Científico. (Cursos e Congresos da Universidade de Santiago de Compostela, 86).
- [6] MINSKY, M.; PAPERT, S. (1969). Perceptrons. Cambridge: MIT Press.

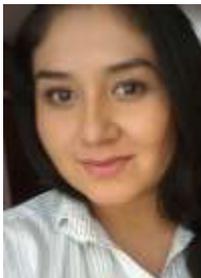
[7] REGUEIRO, C; ef. al. (1995). «Modelos básicos de redes neuronales artificiales». En: BARRO, S.; MIRA, J. (eds.) Computación neuronal. Santiago de Compostela: Universidad, Servicio de Publicaciones e Intercambio Científico. (Cursos e Congresos da Universidad de Santiago de Compostela, 86).



María I. Erazo Egresada de la Carrera de Ingeniería Mecatrónica en el año 2017, participó en la investigación "Tele-Operación Bilateral Cooperativo de Múltiples Manipuladores Móviles" realizada del 2015 al 2016. En el 2016 recibió el primer lugar en batalla 120 lb en el II Torneo Internacional de Robótica en la Universidad Técnica de Ambato.



Leopoldo J. Loor Egresado de la Carrera de Ingeniería Mecatrónica en el año 2017, participó en el concurso de robots de batalla categoría 120lb del año 2015, forma parte del grupo de investigación GITBIO en la universidad de las Fuerzas Armadas ESPE.



Jakelyn X. Romero Egresada de la Carrera de Ingeniería Mecatrónica en el año 2017. En el año 2014 y 2016 recibió el tercer lugar en el VIII y X Concurso de robótica en la categoría seguir de línea velocidad, actualmente forma parte Grupo de Investigación de Tecnologías Aplicadas a la Biomedicina-GITbio en la Universidad de las Fuerzas Armadas Espe-Latacunga.



Pablo D. Miranda Egresado de la Carrera de Ingeniería Mecatrónica en el año 2017, participó en el concurso de Innovación Tecnológica en la Universidad de las fuerzas Armadas Espe-Latacunga.