**DISEÑO E IMPLEMENTACIÓN DE UNA RED NEURONAL ARTIFICIAL PARA LA ESTABILIZACIÓN DE UN CUADRICÓPTERO**

\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_ \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_

Tutora Revisor

Ing. Evelenir Barreto

\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_ \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_

Tesista Tesista

Luis Vicens Yoshua Nava

**Marco Referencial**

**Redes Neuronales Artificiales (RNA)**

Se definen como “La disciplina científica técnica que se ocupa del estudio de las ideas que permiten ser inteligentes a los ordenadores” (definición de H. Winston). También se puede definir como el modelo computacional inspirado en la forma como trabaja el cerebro para resolver problemas. **[Querales 2011]**

Las RNA son unidades enlazadas a través de conexiones cargadas por pesos numéricos con las siguientes reglas:

* El aprendizaje se fundamenta en la actualización de esos pesos que se inicializan y ajustan en la fase de entrenamiento de la red
* Está formada por neuronas de entrada, neuronas de salida y eventualmente neuronas de ocultas dentro de la red.
* El nivel de activación de la neurona artificial (equivalente al impulso excitatorio) es un cálculo individual en cada neurona, sin control global.

**[Pereira 2013]**

Las redes neuronales tienen características muy particulares y no se encuentran en el modelo computador propuesto por Von Neumann, algunas de estas son:

* Procesamiento Paralelo
* Cálculo y representación distribuida
* Habilidad de aprender socráticamente (por medio de ejemplos)
* Habilidad de generalizar adaptabilidad
* Tolerancia a fallas
* Las conexiones en la RNA almacenan la información del patrón de entrenamiento

**[Villar 2010]**

**Neurona artificial**

Es un procesador elemental que posee la capacidad limitada de calcular, en general, una suma ponderada de sus entradas y luego le aplica una función de activación para obtener una señal que será transmitida para la próxima neurona. Estas neuronas artificiales se agrupan en capas o niveles y poseen un grado de conectividad entre ellas, conectividad que es ponderada por los pesos. A través de un algoritmo de aprendizaje supervisado o no supervisado las RNA ajustan su arquitectura y parámetro de manera de poder minimizar alguna función de error que indique el grado de ajuste a los datos y la capacidad de generalización de las RNA **[Querales 2011]**.

Las neuronas están compuestas por tres (3) funciones principales:

* **La función de activación:** es la encargada de relacionar la información de entrada de la neurona con el siguiente estado de activación que tenga esa neurona. Existen dos modelos de función de activación:
  + Modelos acotados: el valor de la activación de la neurona puede ser cualquiera dentro de un rango continuo de valores.
  + Modelos no acotados: no existe ningún límite para los valores de activación.
* **La función de salida:** esta función convierte el estado de la neurona en la salida hacia la siguiente neurona que se transmite por las sinapsis. Usualmente no se considera y se toma la identidad, esto es, de manera que la salida es el propio estado de activación de la neurona. Existen algunas redes que transforman su estado de activación en una salida binaria y para eso usan la función escalón antes mostrada como salida. Cuando se diseña una red debe establecerse cómo van a ser los valores de activación de cada neurona y se debe decidir la función de activación (FA) con la que cada neurona procesará las entradas **[González 2013]**.
* **La función de ponderación**: esta función se encarga de transformar las diferentes entradas que provienen de la sinapsis en el potencial de la neurona. Normalmente se usa como función de propagación la suma ponderada de las entradas multiplicadas por los pesos. En esta función se interpreta como un regulador de las señales que se emiten entre neuronas al ponderar las salidas que entran a la neurona **[González 2013]**.

La neurona artificial o PE **[McCulloch y Pitts 1943]** es una de las más simples, como se puede observar en la figura1:

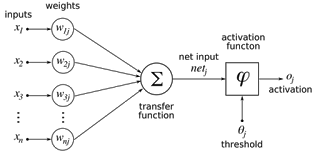


Figura 1: Modelo de neurona artificial

Fuente: <http://programmingtictac.blogspot.com/2012/07/artificial-neural-network.html>

Se presentan varias señales de entrada a la neurona y cada una de estas señales es multiplicada por un valor (peso de conexión). En el caso más simple (este caso), estos productos solo son sumados y alimentados a través de una función de transferencia de límites rígidos para finalmente generar un resultado binario. Cuando la entrada a la neurona es menor al umbral entonces la salida será cero (0), en caso contrario será uno (1). En este modelo se presentan muchas simplificaciones que no reflejan el verdadero funcionamiento de una neurona biológica **[Villar y Jacob]**. El modelo matemático de la neurona McCulloch-Pitt puede describirse como:

Ecuación 1: Modelo matemático de la neurona McCulloch-Pitts

Fuente:**[Alonso 2014]**

Dónde:

* u = valor de la señal de salida de la neurona, regularme e se considera igual al nivel de activación de la neurona.
* w = peso de la entrada j.
* y= valor de señal de entrada j.
* n = número de entradas a la neurona.
* q = bias, término constante que modifica la tendencia a activarse de la neurona

**Arduino**

**Cuadricóptero**

Se puede definir como una aeronave que se eleva y se desplaza por el movimiento de cuatro motores colocados en los extremos de una estructura en forma de cruz. Normalmente se describe utilizando el anglicismo *quadrotor* cuya traducción es *cuadricóptero*. Una de las características a destacar es la gran maniobrabilidad y estabilidad que posee este tipo de vehículo debido a su estructura física, y su capacidad de carga puede llegar a ser bastante alta en relación al peso de la plataforma. Esta característica hace posible el incorporar un gran número de sensores.

Uno de los problemas fundamentales del desarrollo de cuadricopteros es su estabilización y control. El mismo debe realizarse mediante lazos de control que operan en base a datos de posición de la plataforma obtenidos mediante sensores. Los lazos de control en cuestión suelen separarse en:

* Lazos de control de posición y velocidad angular.
* Lazos de control de altura.
* Lazos de control de trayectoria.

La autonomía de vuelo de los cuadricópteros suele ser muy reducida debido a las limitaciones de carga que pueden tener los mismos. En **[Nadales 2009]** se aduce a este factor el hecho de que el diseño de cuadricópteros haya tardado mucho tiempo en concretarse y avanzar.



Ilustración 2: Cuadricoptero Draganfly V Ti

Fuente: <http://ww1.prweb.com/prfiles/2007/02/08/503911/DFVTIRC1.jpg>

**Referencias bibliográficas**

**[Alciatore 2008]** Alciatore, D.; Histand, M. (2008). *Introducción a la Mecatrónica y los sistemas de medición.* Tercera edición. Interamericana editores.

**[Alonso 2014]** Alonso, L**.** *Redes neuronales.* Obtenido de http://avellano.fis.usal.es/~lalonso/RNA/index.htm

**[Banzi 2011]** Banzi, M. y Cuartielles, D., *Descripción de la plataforma Arduino*. Obtenido de <http://www.arduino.cc/>

**[Bonastre 2010]** Bonastre , A. (2010) Desarrollo de un Sistema Integrado de NavegaciónInercial: Interficie IMU + FPGA

**[Burka 2012]** Burka, A. y Foster, S. (2012). *Neato Quadcopters.* Swarthmore College, Pennsylvania, Estados Unidos de América.

**[Burkamshaw 2010]** Burkamshaw, L. (2010). *Towards a Low Cost Quadrotor Research Platform.* Naval Postgraduate School. California, Estados Unidos de América.

**[Chin Kar 2007]** Chin Kar Wei. (2007). *Flight Dynamics and Control for an Indoor UAV.* Trabajo Especial de Grado de Ingeniería Mecánica. Universidad Nacional de Singapur.

**[Colton 2011 - 1]** Colton, S. (2011). *The great XBee 57.6kpbs mystery finally solved.* Obtenido de <http://scolton.blogspot.com/2011/09/great-xbee-576kbps-mystery-finally.html>

**[Colton 2011 – 2]** Colton, S. (2011). *PCB Quadrotor (Brushless).* Obtenido de <http://www.instructables.com/id/PCB-Quadrotor-Brushless/?lang=es>

**[Dignyu 2007]** Dignyu, X., YangQuan, C y Atherton, D. (2007). *Linear feedback control.* Siam.

**[Dulhoste 2011]** Dulhoste, J. *Teoría de control.* Universidad de los Andes. Mérida, Venezuela.

**[González 2013]** González, Alfonso. “*Tutorial para el Diseño de una Red Neuronal con JRedesNeuronales*”. Universidad de Málaga. Escuela de Ingeniería Informática. Málaga, España.

**[Il-Hawm 2004]** Il-Hwam, K.; Fok, S.; Fregene, K.; Lee, D.; Oh, T. y Want, D. (2004). *Neural Network-Based System Identificacion and Controller Synthesis for and Industrial Sewing Machine*. Trabajo presentado en el International Journal of Control, Automation and Systems 2004.

**[McCulloch y Pitts 1943]** McCullock S.;Pitts H. (1943) A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. Trabajo presentado en el Bulletin of Mathematical Biophysics, Vol 5.

**[Nadales 2009]** Nadales, C. (2009). *Control de un quadrotor mediante la plataforma Arduino.* Trabajo Especial de Grado de Ingeniería Técnica de Telecomunicaciones, Universidad Politécnica de Catalunya, Barcelona, España.

**[Ogata 2011]** Ogata, K. (2011). *Ingeniería de control moderna.* Quinta edición.Pearson.

**[Pereira 2013]** Pereira, W. *Introducción a las Redes Neurales Artificiales*. Material de la cátedra de Robótica e Inteligencia Artificial. Universidad Católica Andrés Bello. Caracas, Venezuela.

**[Pressman 2001]** Pressman, R. (2001). *Software Engineering: A practitioner’s approach.* Quinta edición. Mc-Graw Hill.

**[Querales 2011]** Querales y otros (2011). *INTELIGENCIA ARTIFICIAL (Red Neuronal Artificial).* UNEFA Núcleo Lara, República Bolivariana de Venezuela.

**[Rodríguez 2013]** Rodríguez, M. (2013). *Control a lazo abierto.* Obtenido de: http://prof.usb.ve/mirodriguez/control/Sistemas\_y\_transformada\_de\_laplace/control\_a\_lazo\_abierto.html

**[Rouse 2007]** Rouse, M. (2007). *Spiral model (spiral lifecycle model).* Obtenido de <http://searchsoftwarequality.techtarget.com/definition/spiral-model>

**[Shakev 2011]** Shakev, N.; Topalov, A.; Kaynak, O.; y Borisov, K. (2011). *Comparative Results on Stabilization of the Quadrotor Rotorcraft Using Bounded Feedback Controllers.* Trabajo presentado en el Journal of Intelligent and Robotics Systems 2011.

**[Talebi 2010]** Talebi, H.; Abdollahi, F.; Patel, R. y Khorasani, K. (2010). Neural Network-Based State Estimation of Nonlinear Systems. Springer. Teherán, Irán.

**[UniLeon 2013]** *El controlador PID básico.* Material de la cátedra de Laboratorio Remoto de Automática. Universidad de León. León, España.

**[Vidyasagar 2010]** Vidyasagar, M. (2010). *A tutorial overview of Control Theory for Non-Engineers.* The University of Texas at Dallas. Texas, Estados Unidos de América.

**[Villar 2010]** Villar, J (2010). *Diseño e implementación de un neurocontrolador aplicado a una planta de posición y velocidad.* Universidad Nacional Del Callao Facultad De Ingeniería Eléctrica Y Electrónica.

**[Zabczyk 1993]** Zabczyk, J. (1993). *Mathematical control theory: An introduction.* Birkhäuser. Boston, Massachusetts, Estados Unidos de América.