

Neuronal Network Control for Regulation and Trajectory Tracking for a Quadrotor

Ing. Oscar E.-Alaniz Solorio., Dr. Sergio A.-Puga Guzmán.,
Dr. Salvador-González Vázquez.

^a Tecnológico Nacional de México/I.T.Tijuana,
oscar.alaniz18@tectijuana.edu.mx, Tijuana B.C. México.

^b Tecnológico Nacional de México/I.T.Tijuana,
sergio.puga@tectijuana.edu.mx, Tijuana B.C. México.

^c Tecnológico Nacional de México/I.T.Tijuana,
salvador.gonzalez@tectijuana.edu.mx, Tijuana B.C. México.

Resumen

En el presente trabajo de investigación, se resuelve el problema de regulación y seguimiento de trayectorias en un Quadrotor. El esquema de control propuesto se basa en una acción de control proporcional-derivativa que incorpora una red neuronal para compensar la dinámica y los parámetros desconocidos del Quadrotor. Se utiliza una red neuronal feedforward de una sola capa, cuyos pesos de entrada se actualizan en tiempo real utilizando una ley de adaptación derivada del análisis de convergencia de las soluciones de lazo cerrado. Usando la teoría de estabilidad de Lyapunov se concluye que la solución del sistema en lazo cerrado: para la posición y orientación del Quadrotor, es uniformemente acotado de forma última (UUB). Se presentan resultados de simulación numérica.

Palabras clave—Control Neuronal, Control Adaptativo, Quadrotor.

Abstract

In this paper, the problem of regulation and trajectory in a Quadrotor is studied. The control scheme proposed is based in proportional-derivative control law to compensate the dynamics and unknown parameters of the Quadrotor. A one-layer neuronal network feedforward type is used, whose output weights are updated in real-time using an adaption law derived from convergence analysis of the closed-loop system solutions. Using the stability Lyapunov theory to conclude that the solution of system for Quadrotor close-loop: position and orientation, are uniformly ultimately bounded (UUB). Numerical simulations are presented.

Keywords—Neuronal Control, Adaptive Control, Quadrotor

1. INTRODUCCIÓN

En la última década, los vehículos aéreos no tripulados por sus siglas en inglés UAV (Unmanned Aerial Vehicles) han tenido un gran interés en el campo de la investigación alrededor del mundo, esto se debe en parte a la amplia gama de aplicaciones tanto en el área civil como militar. Dentro de la familia de los UAV's se destaca el helicóptero de cuatro rotores también conocido en la literatura como Quadrotor, el cual por la naturaleza del mecanismo presenta una dinámica no lineal e incertidumbres paramétricas, por tal motivo es complicado diseñar controladores que garanticen una estabilidad de vuelo autónomo eficiente ante perturbaciones y efectos de carga.

Hoy en día grupos de investigación en el área de control automático, abordan el problema de regulación y seguimiento de trayectorias para mejorar el rendimiento de la autonomía de vuelo aplicando diferentes estrategias de control avanzado. En la literatura podemos encontrar diversos diseños basados en controladores lineales, no lineales, robustos y adaptativos enfocados a resolver un problema en condiciones específicas, por ejemplo, en control lineal, en [2] utilizan una estructura de control PID (proporcional integral derivativo) linealizando el modelo en un punto de equilibrio. Mientras que en [3] implementa un controlador tipo PID para estabilizar los ángulos de orientación basado en un modelo reducido, sin embargo, presenta deficiencias ante la presencia de perturbaciones. En [1] realizan un estudio comparativo entre un controlador PID, LQR, y un PID-LQR. En general los controladores lineales presentan un desempeño aceptable para condiciones iniciales próximas al punto de operación del Quadrotor, pero no garantizan un buen rendimiento fuera de esto o ante perturbaciones.

Por otra parte, en [4] resuelve el problema de regulación utilizando un esquema PI/PID no lineal, el controlador fue diseñado en base al modelo completo del Quadrotor. En [8] se diseña un controlador robusto por modos deslizantes para resolver el problema de regulación donde se garantiza un buen desempeño. Otro esquema de control no lineal se presenta en [6], garantizando un notable desempeño ante perturbaciones, sin embargo, se tiene una dependencia del modelo dinámico, incrementado con ello la complejidad del análisis.

En [7] se realiza una comparación entre un control adaptativo basado en la matriz de linealización de parámetros y un controlador basado en modelo, para dar solución al problema de seguimiento de trayectoria, donde para el control adaptativo se observan mejores resultados experimentales.

El control neuronal es un tipo de controlador adaptativo que involucra redes neuronales artificiales para funcionar en modo de control o estimación de funciones. En la literatura existen diversos trabajos de control neuronal en donde esquemas de control clásicos los convierten en adaptativos usando redes neuronales, por ejemplo, en [11] utiliza una red neuronal B-Spline (RBNBS) para adaptar las ganancias de un controlador PID, se comparan los resultados contra un controlador robusto por modos deslizantes. En [10] se implementa un esquema PID mediante una red-neuronal RBF (radial basis function) para retroalimentar el error y adaptar las ganancias del controlador.

Un esquema similar es presentado en [9], donde se muestra el diseño de un controlador PID neuronal de base radial adaptable y se comparan los resultados contra un PID de ganancias fijas, obteniendo un buen desempeño y haciendo validación con resultados experimentales.

En este trabajo se presenta un esquema de control que incorpora una red neuronal con el objetivo de resolver el problema de regulación y seguimiento de trayectorias sin considerar parámetros exactos del Quadrotor. Se usa una red neuronal feedforward de una sola capa, cuyos pesos de entrada son actualizados en tiempo real, se presentan resultados de simulación numérica.

El trabajo está organizado de la forma siguiente: en la sección 2 se presenta el modelo dinámico del Quadrotor utilizado para realizar la simulación numérica, en la sección 3 se establecen definiciones matemáticas, en la sección 4 se plantea el problema de control, en la sección 5 se describe el diseño del controlador neuronal, seguido en la sección 6 se muestran los resultados de simulación, por último, en la sección 7 se presentan las conclusiones del documento.

2. MODELO DINÁMICO DEL QUADROTOR

En esta sección se muestra el sistema de ecuaciones diferenciales que describen la dinámica del Quadrotor mostrado en la Figura 1. Este es considerado un sistema subactuado, dado que contiene seis grados de libertad y cuatro entradas de control.

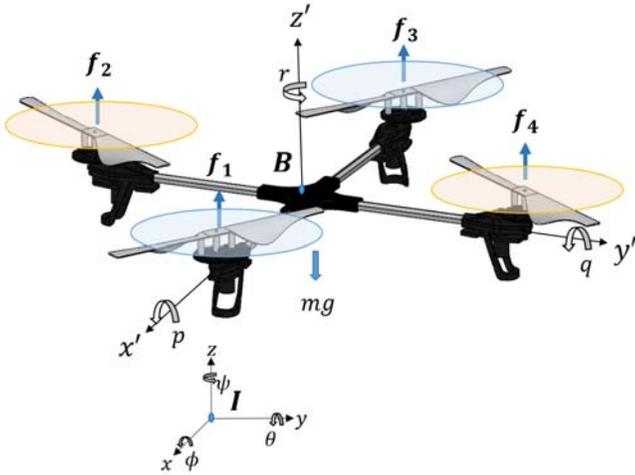


Fig. 1. Marco referencial y diagrama de cuerpo libre del Quadrotor.

La dinámica del Quadrotor descrita en [12] se establece a partir del formalismo de Euler-Lagrange considerando el mecanismo como un cuerpo rígido en el espacio, quedando las ecuaciones de movimiento expresadas como:

$$\ddot{x} = m^{-1}[(\cos \psi \sin \theta \cos \phi + \sin \psi \sin \phi)u_1 + p_x] \quad (1)$$

$$\ddot{y} = m^{-1}[(\sin \psi \sin \theta \cos \phi - \cos \psi \sin \phi)u_1 + p_y] \quad (2)$$

$$\ddot{z} = m^{-1}[(\cos \theta \cos \phi)u_1 - g + p_z] \quad (3)$$

$$\ddot{\phi} = \frac{(I_{yy} - I_{zz})}{I_{xx}} \dot{\theta} \dot{\psi} + \dot{\theta} \dot{\psi} + \frac{u_\phi}{I_{xx}} + \frac{p_\phi}{I_{xx}} \quad (4)$$

$$\ddot{\theta} = \frac{(I_{zz} - I_{xx})}{I_{yy}} \dot{\psi} \dot{\phi} - \dot{\psi} \dot{\phi} + \frac{u_\theta}{I_{yy}} + \frac{p_\theta}{I_{yy}} \quad (5)$$

$$\ddot{\psi} = \frac{(I_{xx} - I_{yy})}{I_{zz}} \dot{\phi} \dot{\theta} + \dot{\phi} \dot{\theta} + \frac{u_\psi}{I_{zz}} + \frac{p_\psi}{I_{zz}} \quad (6)$$

Donde m es la masa del Quadrotor, I_{xx} , I_{yy} , I_{zz} representan los parámetros de inercia, g denota la fuerza de gravedad, los términos $u_1, u_\phi, u_\theta, u_\psi$ son las entradas de control y $p_x, p_y, p_z, p_\phi, p_\theta, p_\psi$ se consideran perturbaciones del sistema. La dinámica del Quadrotor presentada en el sistema (1-6) pueden expresarse como dos subsistemas, el sistema de traslación denotado por las ecuaciones (1-3) y el de orientación denotadas por las ecuaciones (4-6). Escribiendo la posición en la forma $\xi = [x \ y \ z]^T \in \mathbb{R}^3$ y la orientación como $\eta = [\phi \ \theta \ \psi]^T \in \mathbb{R}^3$, el sistema (1-6) se reescribe como:

$$M_t \ddot{\xi} = \mathbf{u}_t - mg \mathbf{e}_z + \mathbf{p}_t, \quad (7)$$

$$M_r(\eta) \ddot{\eta} = \mathbf{u}_r - C_r(\eta, \dot{\eta}) \dot{\eta} + \mathbf{p}_r, \quad (8)$$

Donde $M_t = mI \in \mathbb{R}^{3 \times 3}$ es una matriz diagonal de valor m , $\mathbf{u}_t = [u_x \ u_y \ u_z]^T \in \mathbb{R}^3$ son las entradas de control virtuales para la traslación, $\mathbf{e}_z = [0 \ 0 \ 1]^T \in \mathbb{R}^3$ es el vector base en dirección z , $\mathbf{p}_t = [p_x \ p_y \ p_z]^T \in \mathbb{R}^3$ representa el vector de perturbaciones siendo éste acotado de acuerdo a $\|\mathbf{p}_t\| \leq p_N$ donde $p_N > 0$. Por otra parte el subsistema de rotación presenta los siguientes elementos, $M_r(\eta) \in \mathbb{R}^{3 \times 3}$ es la matriz de inercia, $C_r(\eta, \dot{\eta}) \in \mathbb{R}^{3 \times 3}$ es la matriz de Coriolis, las entradas de control están especificadas por $\mathbf{u}_r = [u_\phi \ u_\theta \ u_\psi]^T \in \mathbb{R}^3$, el vector de perturbaciones presentadas en la dinámica de orientación está dado por $\mathbf{p}_r = [p_\phi \ p_\theta \ p_\psi]^T \in \mathbb{R}^3$ y acotadas $\|\mathbf{p}_r\| \leq p_M$ donde $p_M > 0$.

3. PRELIMINARES

Definición 1: Una señal $\mathbf{x}(t)$ es uniformemente acotada en forma última (UUB) si existe un conjunto compacto $S \subset \mathbb{R}^n$ tal que para todo $\mathbf{x}_0 \in S$ existe una cota B y un tiempo $T(B, \mathbf{x}_0)$ tal que $\|\mathbf{x}(t) - \mathbf{x}_e\| \leq B$ para toda $t \geq t_0 + T$.

Definición 2: La propiedad de aproximación universal de redes neuronales para una sola capa, establece que cualquier función suave $\mathbf{f}(\mathbf{x}): \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m$ puede ser aproximada por redes neuronales sobre un conjunto compacto, con una función de activación $\sigma(\mathbf{x})$ base y pesos apropiados W tal que $\mathbf{f}(\mathbf{x}) = W^T \sigma(\mathbf{x}) + \boldsymbol{\varepsilon}$, con un error de estimación acotado $\|\boldsymbol{\varepsilon}\| \leq \varepsilon_s$.

Dado que el Quadrotor es un sistema mecánico, se pueden considerar algunas propiedades relevantes de los sistemas mecánicos descritos en [5] donde:

Propiedad 1: La matriz $M_r(\boldsymbol{\eta})$ es simétrica definida positiva para todo $\boldsymbol{\eta}$.

Propiedad 2: La matriz $\dot{M}_r(\boldsymbol{\eta}) - 2C_r(\boldsymbol{\eta}, \dot{\boldsymbol{\eta}})$ es anti-simétrica, para cualquier vector $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^3$, es decir,

$$\mathbf{x}^T [M_r(\boldsymbol{\eta}) - 2C_r(\boldsymbol{\eta}, \dot{\boldsymbol{\eta}})] \mathbf{x} = \mathbf{0},$$

4. PROBLEMA DE CONTROL

Sea el vector de posición deseado $\boldsymbol{\xi}_d = [x_d \ y_d \ z_d]^T \in \mathbb{R}^3$ y el vector de orientación deseado y $\boldsymbol{\eta}_d = [\phi_d \ \theta_d \ \psi_d]^T \in \mathbb{R}^3$, los cuales son acotados y por lo menos dos veces diferenciables para todo $t > 0$, se define el error de posición y orientación del Quadrotor como:

$$\boldsymbol{\xi}_e = \boldsymbol{\xi}_d - \boldsymbol{\xi}, \quad (11)$$

$$\boldsymbol{\eta}_e = \boldsymbol{\eta}_d - \boldsymbol{\eta}, \quad (12)$$

donde ψ_d es propuesto por el usuario y ϕ_d, θ_d son calculados en tiempo real mediante las funciones:

$$\theta_d = \arctan\left(\frac{u_y \sin \psi + u_x \cos \psi}{u_1}\right), \quad (13)$$

$$\phi_d = \arctan\left((u_x \sin \psi - u_y \cos \psi) \frac{\cos \theta}{u_1}\right), \quad (14)$$

El problema consiste en diseñar un controlador adaptativo, usando compensación neuronal a través de la señal $\mathbf{u} = [u_1 \ u_\phi \ u_\theta \ u_\psi]^T \in \mathbb{R}^4$ tal que los errores de posición y orientación son uniformemente acotadas de forma última (UUB).

$$u_1 = \|\mathbf{u}_t\| \operatorname{sgn}\left(\frac{u_x + u_y + u_z}{\delta}\right), \quad (15)$$

donde,

$$\delta = (\cos \psi \sin \theta \cos \phi + \sin \phi \sin \psi) + (\cos \phi \sin \theta \sin \psi - \sin \phi \cos \psi) + (\cos \phi \cos \theta)$$

5. DISEÑO DE CONTROL NEURONAL

Tomando la definición de error visto en la ecuación (11) y (12) se establece el filtrado de error para cada subsistema denotado por:

$$\mathbf{r}_t = \dot{\boldsymbol{\xi}}_e + \Lambda_t \boldsymbol{\xi}_e, \quad (16)$$

$$\mathbf{r}_r = \dot{\boldsymbol{\eta}}_e + \Lambda_r \boldsymbol{\eta}_e, \quad (17)$$

donde $\Lambda_t, \Lambda_r > 0$ son matrices definidas positivas, por lo tanto, al tomar la derivada temporal de (16-17) y sustituir en (7-8) se obtiene la dinámica en términos del filtrado de error dado por:

$$M_t \dot{\mathbf{r}}_t = \mathbf{f}(\mathbf{x}_t) + \mathbf{p}_t - \mathbf{u}_t, \quad (18)$$

$$M_r(\boldsymbol{\eta}) \dot{\mathbf{r}}_r = -C_r(\boldsymbol{\eta}, \dot{\boldsymbol{\eta}}) \mathbf{r}_r + \mathbf{h}(\mathbf{x}_r) + \mathbf{p}_r - \mathbf{u}_r, \quad (19)$$

donde $\mathbf{f}(\mathbf{x}_t), \mathbf{h}(\mathbf{x}_r)$ son funciones vectoriales no lineales desconocidas que serán aproximadas por redes neuronales, aplicando la definición 2 de la sección 3, las funciones están dadas por:

$$\mathbf{f}(\mathbf{x}_t) = W_t^T \boldsymbol{\sigma}_t(\mathbf{x}_t) + \boldsymbol{\varepsilon}_t, \quad (20)$$

$$\mathbf{h}(\mathbf{x}_r) = W_r^T \boldsymbol{\sigma}_r(\mathbf{x}_r) + \boldsymbol{\varepsilon}_r, \quad (21)$$

donde el vector de entrada para cada red neuronal es:

$$\mathbf{x}_t = [\xi^T \ \dot{\xi}^T \ \xi_d^T \ \dot{\xi}_d^T \ \ddot{\xi}_d^T]^T, \quad (22)$$

$$\mathbf{x}_r = [\eta^T \ \dot{\eta}^T \ \eta_d^T \ \dot{\eta}_d^T \ \ddot{\eta}_d^T]^T, \quad (23)$$

W_t^T, W_r^T son matrices de pesos ideales de valor constante de salida de las redes neuronales, las funciones de activación están denotadas por $\boldsymbol{\sigma}_t(\mathbf{x}_t) = [\tanh(k_1^T \mathbf{x}_t + b_1) \tanh(k_2^T \mathbf{x}_t + b_2) \dots \tanh(k_{L_t}^T \mathbf{x}_t + b_{L_t})]^T \in \mathbb{R}^{L_t}$, L_t es el número de neuronas para la aproximación de $\mathbf{f}(\mathbf{x}_t)$, donde $b_1 \ b_2 \dots b_{L_t}$ son de umbrales de la red neuronal de valor constante, asignados de manera aleatoria, $k_1^T = [1 \ 1 \dots 1] \in \mathbb{R}^{15}$, $\boldsymbol{\sigma}_r(\mathbf{x}_r) = [\tanh(k_1^T \mathbf{x}_r + d_1) \tanh(k_2^T \mathbf{x}_r + d_2) \dots \tanh(k_{L_r}^T \mathbf{x}_r + d_{L_r})]^T \in \mathbb{R}^{L_r}$, L_r es el número de neuronas para la aproximación de $\mathbf{h}(\mathbf{x}_r)$, donde $d_1 \ d_2 \dots d_{L_r}$ son los umbrales, $k_2^T = [1 \ 1 \dots 1] \in \mathbb{R}^{15}$, $\boldsymbol{\varepsilon}_t, \boldsymbol{\varepsilon}_r$ son errores de aproximación acotados $\|\boldsymbol{\varepsilon}_t\| \leq \varepsilon_N$ para $\varepsilon_N > 0$, $\|\boldsymbol{\varepsilon}_r\| \leq \varepsilon_M$ para $\varepsilon_M > 0$. Se define la ley de control para el subsistema de traslación y orientación como:

$$\mathbf{u}_t = \widehat{W}_t^T \boldsymbol{\sigma}_t(\mathbf{x}_t) + K_t \mathbf{r}_t, \quad (24)$$

$$\mathbf{u}_r = \widehat{W}_r^T \boldsymbol{\sigma}_r(\mathbf{x}_r) + K_r \mathbf{r}_r, \quad (25)$$

donde $K_t > 0$ y $K_r > 0$ son matrices diagonales definidas positivas, $\mathbf{u}_t, \mathbf{u}_r$ se compone de una red neuronal para la compensación de $\mathbf{f}(\mathbf{x}_t)$ y $\mathbf{h}(\mathbf{x}_r)$ y un término proporcional derivativo.

Las leyes de adaptación de los pesos quedan definidas por:

$$\dot{\widehat{W}}_t = F_t \boldsymbol{\sigma}_t(\mathbf{x}_t) \mathbf{r}_t^T, \quad (26)$$

$$\dot{\widehat{W}}_r = F_r \boldsymbol{\sigma}_r(\mathbf{x}_r) \mathbf{r}_r^T, \quad (27)$$

donde $F_t > 0$ y $F_r > 0$ es una matriz definida positiva de valores constantes. Una vez establecida la ley de control se sustituye en (24-25) para obtener la dinámica en términos del filtrado de error en lazo cerrado, la cual está dada por:

$$M_t \dot{\mathbf{r}}_t = -K_t \mathbf{r}_t + \widehat{W}_t^T \boldsymbol{\sigma}_t(\mathbf{x}_t) + (\boldsymbol{\varepsilon}_t + \mathbf{p}_t), \quad (28)$$

$$M_r(\boldsymbol{\eta}) \dot{\mathbf{r}}_r = -(K_r + C_r(\boldsymbol{\eta}, \dot{\boldsymbol{\eta}})) \mathbf{r}_r + \widehat{W}_r^T \boldsymbol{\sigma}_r(\mathbf{x}_r) + (\boldsymbol{\varepsilon}_r + \mathbf{p}_r), \quad (29)$$

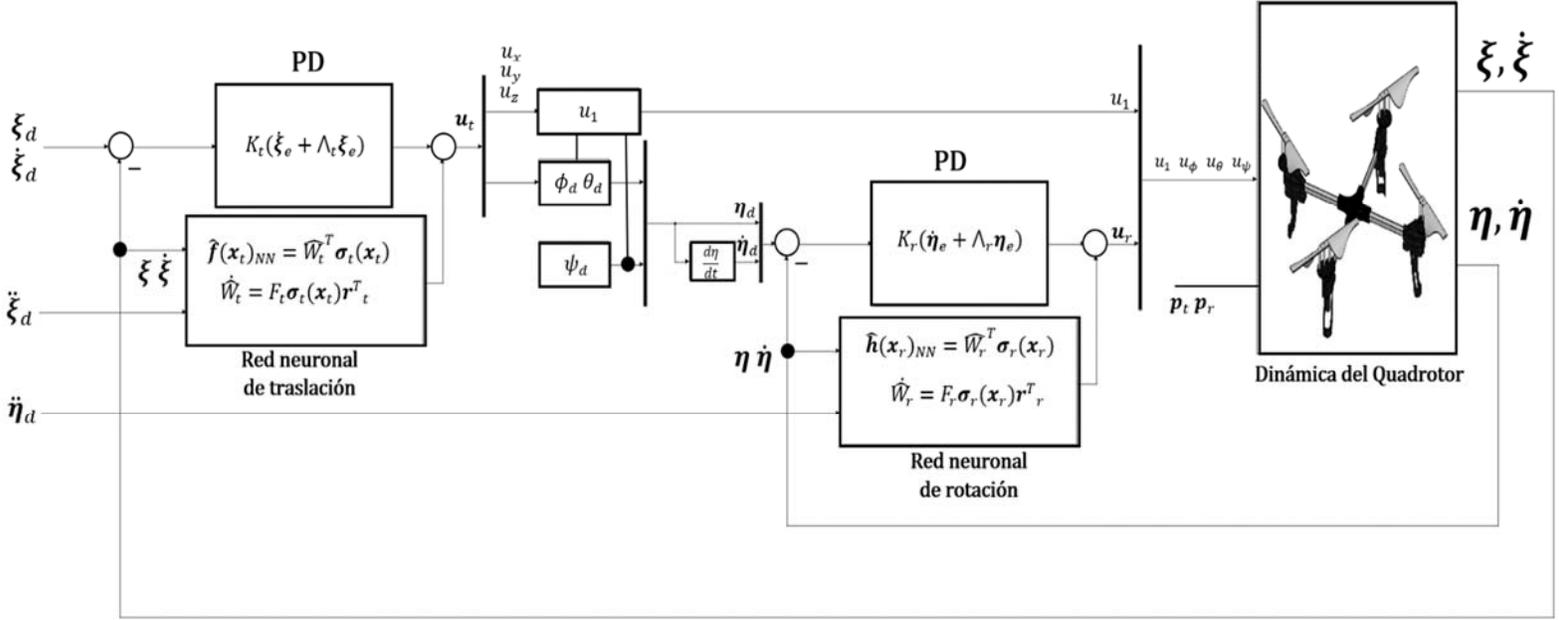


Fig. 2. Esquema de control neuronal.

donde \tilde{W}_t^T , \tilde{W}_r^T son los errores de estimación de las matrices de pesos de salida para cada red neuronal denotados por:

$$\tilde{W}_t^T = W_t^T - \hat{W}_t^T, \quad (30)$$

$$\tilde{W}_r^T = W_r^T - \hat{W}_r^T, \quad (31)$$

5.1 Análisis de estabilidad

Se selecciona una función candidata de Lyapunov $v(t)$ dada por:

$$v(t) = v_t(t) + v_r(t), \quad (32)$$

donde:

$$v_t(t) = \frac{1}{2} \mathbf{r}_t^T M_t \mathbf{r}_t + \frac{1}{2} \text{tr} \left\{ \tilde{W}_t^T F_t^{-1} \tilde{W}_t \right\},$$

$$v_r(t) = \frac{1}{2} \mathbf{r}_r^T M_r(\eta) \mathbf{r}_r + \frac{1}{2} \text{tr} \left\{ \tilde{W}_r^T F_r^{-1} \tilde{W}_r \right\},$$

Sustituyendo en la derivada temporal de la función (32) y las ecuaciones de lazo cerrado (28-29) y ecuaciones de adaptación (26-27), considerando que en las ecuaciones (30-31) W_t y W_r son matrices de pesos ideales de valor constante, implicando que $\dot{\tilde{W}}_t = -\dot{\hat{W}}_t$ y $\dot{\tilde{W}}_r = -\dot{\hat{W}}_r$, se determina que $\dot{v}(t) < 0$ en una región:

$$\| \begin{bmatrix} \mathbf{r}_t \\ \mathbf{r}_r \end{bmatrix} \| > \frac{\max\{\epsilon_N + p_N, \epsilon_M + p_M\}}{\lambda_{\min} \left\{ \begin{bmatrix} K_t & 0 \\ 0 & K_r \end{bmatrix} \right\}} \equiv b_r, \quad (33)$$

de acuerdo a la definición 1 de la sección 3, la solución del sistema de lazo cerrado es uniformemente acotado en forma última (UUB), por lo que $\mathbf{r}_t, \mathbf{r}_r$ permanecen confinadas dentro de una hiper-esfera de radio b_r , lo que implica que $\xi_e, \eta_e, \dot{\xi}_e, \dot{\eta}_e$, son también UUB de acuerdo a las ecuaciones (16-17), y dado que $\xi_d, \eta_d, \dot{\xi}_d, \dot{\eta}_d$ son acotadas, usando la

definición de los errores en las ecuaciones (11-12) entonces $\xi, \eta, \dot{\xi}, \dot{\eta}$, son UUB.

6. RESULTADOS DE SIMULACIÓN

En esta sección se presentan los resultados obtenidos utilizando Simulink como plataforma de simulación.

6.1 Resultados de regulación

Al considerar el efecto giroscópico o perturbación presentada en [8] para $t \geq 0$ se definen los vectores de perturbación denotados por:

$$\mathbf{p}_t = [0.5 \, s(t) + 0.1 \, 0.5 \, s(t) + 0.1 \, 0.5 \, s(t) + 0.1]^T, \quad (34)$$

$$\mathbf{p}_r = [0.5 \, s(t) + 0.1 \, 0.5 \, s(t) + 0.1 \, 0.5 \, s(t) + 0.1]^T, \quad (35)$$

donde $s(t) \equiv \sin(t)$ y las condiciones iniciales del Quadrotor se establece en el origen, es decir, para $\xi(0), \eta(0), \dot{\xi}(0), \dot{\eta}(0)$. El objetivo es alcanzar las coordenadas deseadas, dadas por:

$$\xi_d = [1 \, 1 \, 1]^T m, \quad (36)$$

$$\psi_d = 0.8 \, \text{rad}, \quad (37)$$

En la Fig. 3 se observa que el trayecto descrito por el Quadrotor logra alcanzar la coordenada deseada, cabe señalar que u_1 en la ecuación (15) no tiene restricciones, sin embargo, el Quadrotor logra los ángulos deseados a pesar de la presencia de perturbaciones.

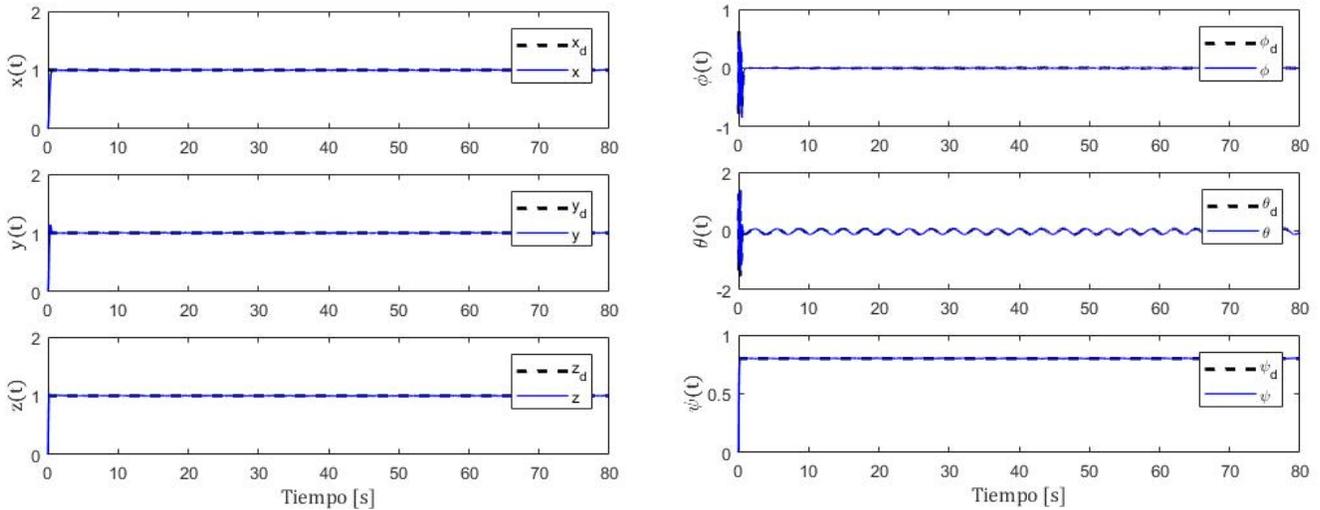


Fig. 3. Posición y orientación del Quadrotor en modo regulación con perturbaciones.

Como se observa en la Fig. 4 el centro de masa del Quadrotor se ubica en el origen del sistema cartesiano, el desplazamiento realizado se denota por la trayectoria de color azul, hasta ubicarse en la coordenada deseada mostrada en el punto rojo.

6.2 Resultados de seguimiento de trayectoria

Se realiza un seguimiento de trayectoria proponiendo x_d, y_d como funciones que varían en el tiempo denotadas por:

$$\xi_d = [\cos(t) \sin(t) 1]^T m, \quad (38)$$

$$\psi_d = 0.8 \text{ rad}, \quad (39)$$

El sistema es perturbado con la misma señal mostrada en la ecuación (36-37). En la Fig. 5 se observa la evolución del Quadrotor en lazo cerrado, donde el esquema de control neuronal muestra un buen desempeño a pesar de las perturbaciones establecidas.

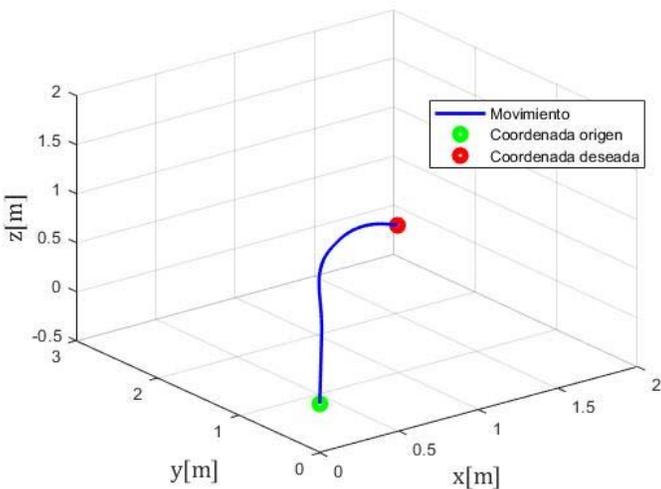


Fig. 4. Posición del centro de masa del Quadrotor en modo regulación con perturbaciones.

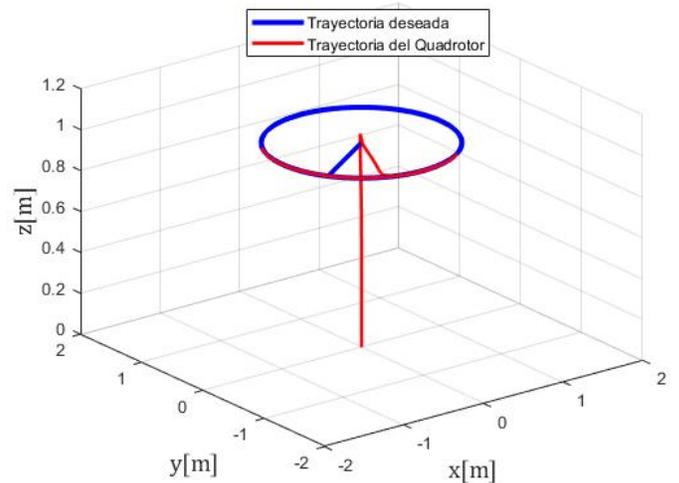


Fig. 5. Posición del centro de masa del Quadrotor en modo seguimiento de trayectoria con perturbaciones.

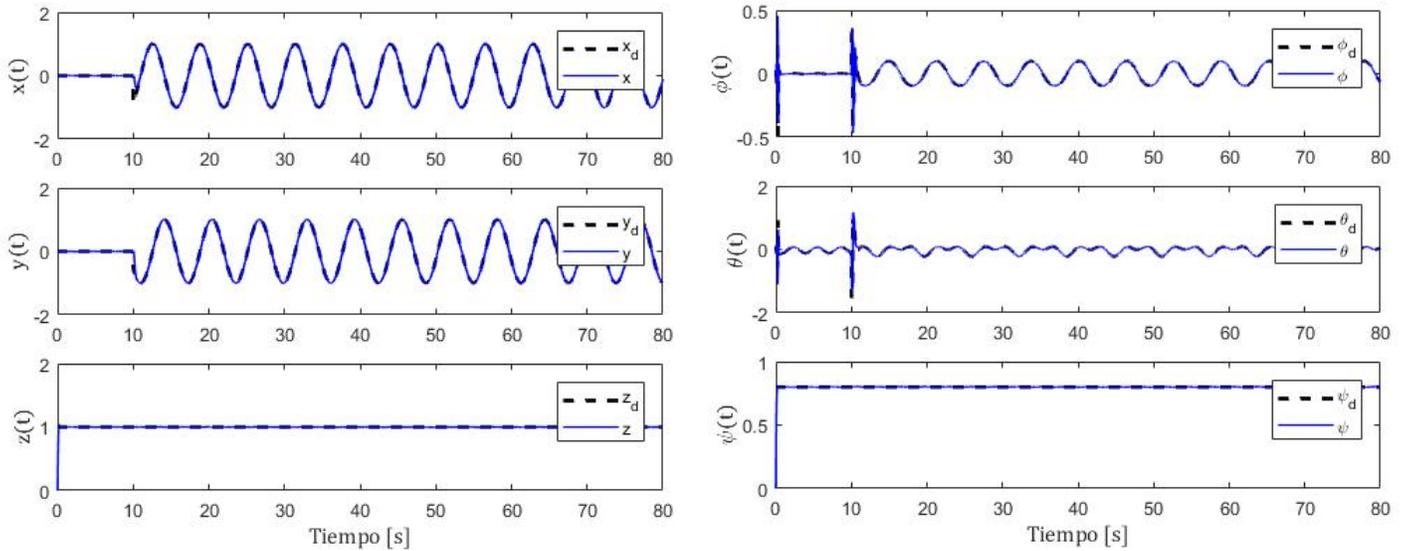


Fig. 6. Posición y orientación del Quadrotor en modo seguimiento de trayectoria con perturbaciones.

En la Fig. 6 se presenta la evolución de los estados de posición y orientación. El controlador logra resolver el problema de seguimiento de trayectoria.

7. CONCLUSIONES

En este trabajo se resuelve el problema de regulación y seguimiento de trayectoria para un Quadrotor, mediante un esquema de control neuronal. El controlador se compone de una acción adaptativa dada por la red neuronal y una acción proporcional derivativa. Los cambios en la dinámica del sistema atribuidos a perturbaciones o variaciones paramétricas del Quadrotor son compensados por la red neuronal para mantener acotado las trayectorias del sistema en lazo cerrado con estabilidad uniforme en forma última (UUB).

8. REFERENCIAS

[1] Argentim, L. M., Rezende, W. C., Santos, P. E., & Aguiar, R. A. (2013, May). PID, LQR and LQR-PID on a quadcopter platform. In *2013 International Conference on Informatics, Electronics and Vision (ICIEV)* (pp. 1-6). IEEE.

[2] Bolandi, H., Rezaei, M., Mohsenipour, R., Nemati, H., & Smailzadeh, S. M. (2013). Attitude control of a quadrotor with optimized PID controller. *Intelligent Control and Automation*, 4(03), 335.

[3] Bouabdallah, S., Noth, A., & Siegwart, R. (2004, September). PID vs LQ control techniques applied to an indoor micro quadrotor. In *2004 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*(IEEE Cat. No. 04CH37566) (Vol. 3, pp. 2451-2456). IEEE.

[4] Gonzalez-Vazquez, S., & Moreno-Valenzuela, J. (2010, September). A new nonlinear PI/PID controller for quadrotor posture regulation. In *2010 IEEE Electronics, Robotics and Automotive Mechanics Conference* (pp. 642-647). IEEE.

[5] Kelly, R., Davila, V. S., & Perez, J. A. L. (2006). *Control of robot manipulators in joint space*. Springer Science & Business Media.

[6] Ortiz, J. P., Minchala, L. I., & Reinoso, M. J. (2016). Nonlinear robust H-Infinity PID controller for the multivariable system quadrotor. *IEEE Latin America Transactions*, 14(3), 1176-1183.

[7] Pérez-Alcocer, R., & Moreno-Valenzuela, J. (2019). Adaptive Control for Quadrotor Trajectory Tracking With Accurate Parametrization. *IEEE Access*, 7, 53236-53247.

[8] Ríos, H., González-Sierra, J., & Dzul, A. Regulación Robusta de Salida vía Modos Deslizantes Continuos. Parte I: Regulación de un Quad-Rotor.

[9] Rosales, C. D., Tosetti, S. R., Soria, C. M., & Rossomando, F. G. (2018). Neural Adaptive PID Control of a Quadrotor using EFK. *IEEE Latin America Transactions*, 16(11), 2722-2730.

[10] Wang, S., Li, B., & Geng, Q. (2013, June). Research of RBF neural network PID control algorithm for longitudinal channel control of small UAV. In *2013 10th IEEE International Conference on Control and Automation (ICCA)* (pp. 1824-1827). IEEE.

[11] Yañez-Badillo, H., Tapia-Olvera, R., Aguilar-Mejía, O., & Beltran-Carbajal, F. (2017). Control neuronal en línea para regulación y seguimiento de trayectorias de posición para un quadrotor. *Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial RIAI*, 14(2), 141-151.

[12] Ortiz González, J. P. (2014). *Modelado y control robusto de un Vehículo Aéreo no Tripulado Quadrotor, en ambientes cerrados* (Master's thesis).

[13] Lewis, F. W., Jagannathan, S., & Yesildirak, A. (1998). *Neural network control of robot manipulators and non-linear systems*. CRC Press.