

Interfaz háptica adaptable para neurorrehabilitación y fisioterapia asistida en miembro superior

Adaptable haptic interface for neuro-rehabilitation and assisted physical therapy

J.D. Ramírez-Zamora ^a, O.A. Domínguez-Ramírez ^{a,*}, G. Sepúlveda-Cervantes ^b, L. E. Ramos-Velasco ^c, A. Jarillo-Silva ^d

^aÁrea Académica de Computación y Electrónica, Universidad Autónoma del Estado de Hidalgo, 42184, Pachuca, Hidalgo, México.

^bCentro De Innovación Y Desarrollo Tecnológico En Cómputo, CIDETEC-IPN, 07700, Gustavo A. Madero, CDMX.

^cUniversidad Politécnica Metropolitana de Hidalgo, 43860, Tolcayuca, Hidalgo, México.

^dUniversidad de la Sierra Sur, 70800, Miahuatlán de Porfirio Díaz, Oaxaca, México.

Resumen

Las tecnologías y protocolos clínicos en atención a discapacidades que reflejan limitación motriz en miembro superior, establecen ciertos criterios asociados a lo que el paciente comunica al médico de rehabilitación o fisioterapeuta, así como lo que el médico percibe en el desempeño de la tarea, estableciendo no solo un nivel de subjetividad en el diagnóstico y limitada certeza en el tratamiento. Los sistemas de interacción física hombre robot representan una herramienta que no sólo permite establecer métricas asociadas al desempeño del paciente, también el autoajuste de la tarea de rehabilitación en función del desempeño. En este artículo de investigación, se promueve el uso de interfaces hápticas guiadas, para inducir condiciones de neurorrehabilitación, particularmente a pacientes que han adquirido un accidente vascular-cerebral. Se propone, que la tarea del robot-paciente, sea establecida por lugares geométricos definidos por un protocolo clínico PDMS-2. Ante la adaptabilidad requerida, dada la incertidumbre del paciente, un control inteligente que garantiza convergencia y estabilidad en un sistema robótico con el usuario en el lazo, es implementado. Redes neuronales artificiales de segunda generación, transformada wavelet y filtros IIR, constituyen el esquema de control adaptable propuesto. Se presentan dos tipos de esquemas de interacción háptica, ambos con estímulo visual para establecer coordinación mano-ojo; exploración y guiado hápticos.

Palabras Clave: Robótica médica, Control inteligente, Guiado háptico, Visualización virtual, Geomagic Touch.

Abstract

The technologies and clinical protocols in attention to disabilities that reflect motor limitation in the upper limb, certain criteria associated with what the patient communicates to the rehabilitation doctor or physiotherapist, as well as what the doctor perceives in the performance of the task, contributing not only a level of subjectivity in diagnosis and limited certainty in treatment. Human-robot physical interaction systems represent a tool that not only allows the establishment of metrics associated with patient performance, but also the self-adjustment of the rehabilitation task based on performance. In this research article, the use of guided haptic interfaces is promoted to induce neurorehabilitation conditions, particularly in patients who have acquired a cerebral vascular accident. It is proposed that the robot-patient task be established by geometric places defined by a PDMS-2 clinical protocol. Given the required adaptability, given the uncertainty of the patient, an intelligent control that warrants convergence and stability in a robotic system with the user in the loop, is implemented. Second generation artificial neural networks, wavelet transform and IIR filters, constitute the proposed adaptive control scheme. Two types of haptic interaction schemes are presented, both with visual stimulation to establish hand-eye coordination; Haptic exploration and guidance.

Keywords: Healthcare robotics, Intelligent control, Haptic guidance, Virtual display, Geomagic Touch.

*Autor para correspondencia: omar@uaeh.edu.mx

Correo electrónico: juandaniel_ramirez@uaeh.edu.mx (Juan D. Ramírez-Zamora), omar@uaeh.edu.mx (Omar A. Domínguez-Ramírez), gsepulvedac@ipn.mx (Gabriel Sepúlveda-Cervantes), lramos@upmh.edu.mx (Luis E. Ramos-Velasco), ajarillo@unsis.edu.mx (A. Jarillo-Silva).

Historial del manuscrito: recibido el 01/04/2022, última versión-revisada recibida el 03/06/2022, aceptado el 02/08/2022, publicado el 31/08/2022. **DOI:** <https://doi.org/10.29057/icbi.v10iEspecial3.8936>



1. Introducción

De acuerdo a (Carr and Shepherd, 2003), la mayoría de las acciones que nuestros brazos realizan, están directamente relacionadas con la ejecución de tareas con una o ambas manos, las cuales tienen cierto grado de complejidad. Esto implica que generamos un movimiento de brazos para colocar nuestras manos en la posición adecuada para la manipulación y transporte de objetos; Pero en ocasiones estas acciones se ven limitadas por factores como lo es un accidente cerebro vascular. De acuerdo a la Organización Mundial de la Salud (OMS) se entiende por Accidente Cerebro Vascular (ACV): a “un síndrome clínico de desarrollo rápido debido a una perturbación focal de la función cerebral de origen vascular y de más de 24 horas de duración” (Silva et al., 2006).

El ACV provoca diversos trastornos que van desde alteraciones de tensión muscular, disminución de la frecuencia de activación, una mala secuencia y coordinación de los movimientos segmentarios, es decir, la cantidad de elementos corporales que se encuentran implicados, así como déficit sensitivo, todo ello influye de manera importante en el desempeño motriz en miembro superior e inferior. Por otro lado, la debilidad muscular y la alteración del control motor van a alterar la acción motora en función de la distribución de los músculos implicados (Moyano, 2010).

De acuerdo a lo anterior, un ACV puede provocar el deterioro en la función del brazo y de la mano, de tal manera que limita considerablemente la capacidad para realizar actividades básicas de la vida diaria (Wu et al., 2012).

Por otro lado, tanto la función de la muñeca como la de la mano son fundamentales para realizar tareas que impliquen movimientos finos y precisos, en tareas cotidianas. Es por ello que uno de los objetivos de la rehabilitación tras un ACV debería ser la recuperación de la función del brazo y de la mano ya que son esenciales para la realización de las actividades de la vida diaria y por lo tanto para la independencia del paciente (Lamas Sayans, 2015).

Con respecto a los protocolos de rehabilitación en ACV, en su mayoría están basados en el aprendizaje motor, es decir, a los cambios en los movimientos de un paciente que reflejan cambios en la estructura y función del sistema nervioso. En (Cudeiro Mazaira et al., 2015) se muestran diferentes estudios llevados a cabo con animales, los resultados experimentales sugieren que el aprendizaje motor favorece la aparición de dendritas, la formación de nuevas sinapsis, la modificación de las sinapsis existentes y la producción neuroquímica, donde todos estos mecanismos favorecen la recuperación motora tras un ACV. Una de las principales características en rendimiento del aprendizaje motor, es que será mayor si se practica de forma repetitiva e intensa. Es por ello, que un sistema robótico con movimiento (posición y velocidad) controlable y con capacidad de detección inteligente, puede ser un instrumento auxiliar fundamental en fisioterapia asistida, ya que facilita la terapia basada en el aprendizaje motor, contribuyendo a establecer condiciones de neuro-rehabilitación (Abdullah et al., 2011).

En la actualidad existen diversos dispositivos robóticos que permiten realizar procesos de rehabilitación de miembro superior o a través de él, una interfaz háptica tipo mayordomo, es considerada como una plataforma de interacción física-visual

hombre-robot; en el que el dispositivo háptico corresponde a un mecanismo de eslabones articulados, que a partir del movimiento permite el cálculo de la fuerza de retroalimentación que estimula al paciente (modelo de impedancia), quien identifica su condición en un ambiente virtual o real en interacción con objetos dinámicos programados o reales, percibiendo entonces características de dureza, viscosidad, peso, e inercia (Bergamasco and Ruffaldi, 2011). Es decir, existe una retroalimentación sensorial sobre músculos, tendones y articulaciones.

En este artículo, se presentan resultados experimentales para un sistema HRpI aplicado a miembro superior con retroalimentación visual y kinestésica basado en guiado háptico pasivo; un control adaptable PID a partir de la autosintonización de sus ganancias, fue implementado para compensar la dinámica de interacción humano-robot y garantizar convergencia de movimiento y fuerza. Para ello, en la sección 2 se presenta al sistema HRpI con propósitos de fisioterapia asistida con robots; la sección 3, considera el diseño del control adaptable basado en redes neuronales de segunda generación y transformada wavelet; la sección 4 corresponde a la descripción de la tarea del sistema de interacción basado en protocolos clínicos para acciones de entrenamiento kinestésico en miembro superior; en la sección 5, se presentan los resultados experimentales, discusión y análisis.

2. Sistema HRpI para fisioterapia asistida

2.1. Descripción de una interfaz háptica: Geomagic Touch

Un dispositivo háptico es una interfaz hombre-robot instrumentada bidireccional, empleada por el operador humano para interactuar activamente con un entorno virtual simulado por computadora. El dispositivo Geomagic Touch, es una interfaz háptica de tipo mayordomo, el cual consta de codificadores ópticos para posicionamiento mecánico con propósito de retroalimentación de fuerza kinestésica (Domínguez-Ramírez et al., 2012), la cual se puede observar en la Figura 1.



Figura 1: Dispositivo háptico Geomagic Touch.

2.2. Interfaz háptica activa y pasiva

Los dispositivos hápticos tienen la capacidad de operar bajo dos diferentes métodos: guiado háptico pasivo y guiado háptico activo. Las características que los diferencian son las siguientes:

- Guiado háptico activo: El operador humano, navega de manera voluntaria en el ambiente virtual, y recibe retroalimentación de fuerza kinestésica cuando acontece contacto o deformación de algún objeto virtual. Para ello,

un algoritmo de detección de contacto o deformación, es evaluado instantáneamente, para calcular la magnitud y dirección de la fuerza de retroalimentación. De no existir contacto, el dispositivo háptico opera como un dispositivo de medición, es decir, este no proporciona fuerza sobre el miembro superior del usuario que manipula el robot (Figura 2).

- **Guiado háptico pasivo:** El operador humano es guiado en una trayectoria en el espacio de trabajo del robot, y generalmente es asociada a un protocolo clínico como el PDMS-2, con la posibilidad de perturbar instantáneamente (dadas las propiedades mecánicas del dispositivo háptico: baja o nula fricción articular e inercia). La tarea es declarada como un principio de neurorehabilitación, a partir de información kinestésica remitida al cerebro humano (plasticidad cerebral) logrando mejorar el desempeño a medida que se extiende el entrenamiento. Métricas de desempeño y mejora, son descritas por: error de convergencia, energía invertida en la interacción, y estabilidad del sistema integral humano-robot.

En la Figura 2 se presenta una descripción de los subsistemas de la interfaz Geomagic Touch en una tarea de guiado háptico activo, con el siguiente flujo de señales: 1) detección de desplazamiento articular en el dispositivo, los codificadores ópticos caracterizan las evoluciones articulares a partir de los cambios inducidos en el espacio operacional cartesiano, 2) el algoritmo evalúa a la posición cartesiana (empleando el modelo cinemático directo de posición y velocidad) y su condición con relación al objeto virtual, 3) se determina la detección de colisión (geometría del entorno) y se determina el punto de contacto con la superficie, ante la presencia de contacto es calculada la fuerza de reacción virtual a partir de algún método, 4) dicha fuerza es premultiplicada por el transpuesto de la matriz Jacobiana analítica del dispositivo háptico, y 5) definir al vector de pares generalizados a considerar en los actuadores para recrear la fuerza de reacción en el efector final. En la Figura 3, se representa una tarea de exploración háptica, en el que acontece una navegación aleatoria, conducida por el usuario, adquiriendo un estímulo kinestésico durante el contacto con una esfera virtual. En la Figura 4 se presenta una descripción de la tarea de guiado háptico pasivo sobre el Geomagic Touch, se puede observar que la etapa 1) y 2) corresponde al mismo funcionamiento del esquema anterior (Figura 2), en 3) se obtiene el error de posición, 4) representa el bloque de control adaptable para el seguimiento de trayectoria deseada, 5) definir al vector de pares generalizados a considerar en los actuadores para recrear la fuerza de reacción en el efector final, 6) se genera la renderización del efector final sobre el ambiente virtual, lo que da al usuario estímulo visual de la trayectoria de seguimiento propuesta en tiempo real.

2.3. Guiado háptico con estímulo visual

Con fines de crear una plataforma de rehabilitación, se presenta el diseño e implementación de una etapa de entrenamiento al usuario, la cual consiste en mostrar dentro del ambiente un renderizado de una trayectoria que el operador humano deberá seguir, utilizando guiado háptico activo, posterior a esto, se implementa una estrategia de control para seguimiento de

trayectoria con el operado humano en el lazo, de esta manera el usuario tendrá retroalimentación kinestésica y visual, lo que dará conocimiento y comprensión del sentido de posicionamiento e inmersión dentro de un ambiente virtual 3D.

2.3.1. Diseño ambiente virtual

Con el objetivo de satisfacer un estímulo visual en el usuario, se genera un ambiente virtual sobre CHAI3D, el cual tiene como principal característica, visualizar en tiempo real el movimiento del efector final del dispositivo háptico en el espacio de trabajo, la tarea diseñada para esta sección se refiere a la implementación de guiado háptico activo y pasivo por parte del usuario, es decir, con la ayuda del ambiente virtual el operador humano tiene la labor de realizar seguimiento de la trayectoria deseada (circunferencia con línea amarilla) de manera activa, ver Figura 5.

3. Control adaptable basado en un PID Wavenet

3.1. Control inteligente en plataformas de rehabilitación

En tareas de neuro-rehabilitación asistida, la configuración de una plataforma para interacción física hombre (paciente)-robot (dispositivo háptico), puede ser de dos tipos: i) Interfaz háptica pasiva (guiado háptico) e ii) Interfaz háptica activa (exploración en ambientes virtuales o reales dinámicos deformables). Los protocolos clínicos de acuerdo a la discapacidad del paciente, constituyen la tarea de interacción. La adaptabilidad asume un cambio en las ganancias del control para guiado o para exploración hápticos, lo que atenúa los efectos de la incertidumbre asociada al usuario (paciente); para ello, las técnicas de control inteligente basadas en redes neuronales artificiales y transformada wavelet son propuestas. En este artículo de investigación se pretende difundir la posibilidad de emplear a este tipo de plataformas robóticas en tareas de fisioterapia asistida. En las siguientes secciones se describen los elementos que constituyen a cada tipo de plataforma para interacción háptica.

3.2. Control PID Wavenet

El control PID wavenet está conformado por tres bloques funcionales principales: el controlador PID, la red neuronal wavenet y el algoritmo de sintonización. El controlador PID es un PID discreto que genera la señal de control que lleva la planta hasta la referencia, y reduce el efecto de perturbaciones en el ciclo de control principal. La red neuronal wavenet se encarga de aproximar localmente el comportamiento de la planta desconocida, y genera una señal de estimación de la salida de la planta. El algoritmo de sintonización, a través de un algoritmo de minimización del error, calcula los nuevos valores para las ganancias del controlador y los parámetros de la red neuronal (Ramos-Velasco et al., 2016), (Ramírez-Zamora et al., 2015), (Ramírez-Zamora, 2014).

Un control PID clásico actúa sobre la señal de error e aplicando tres acciones correctivas diferentes para generar una señal de control, como se muestra en la ecuación 1,

$$u_c(k) = k_p e(t) + k_I \int_0^t e(t) dt + k_D \frac{de(t)}{dt} \quad (1)$$

donde k_p , k_I y k_D son las ganancias proporcional, integral y derivativa, respectivamente. El término integral tiende a capturar la información de baja frecuencia y afecta el error en estado

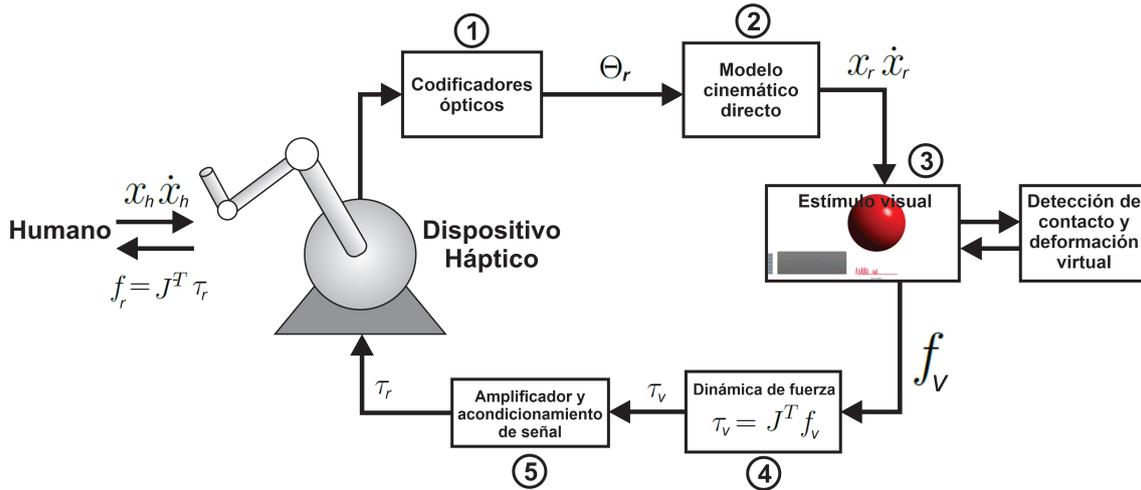


Figura 2: Interfaz háptica activa para navegación en un ambiente virtual.

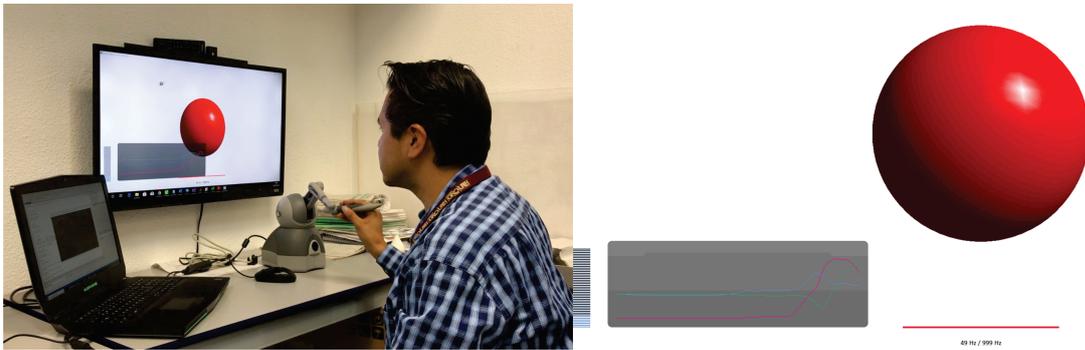


Figura 3: Plataforma de entrenamiento háptico: Guiado háptico activo.

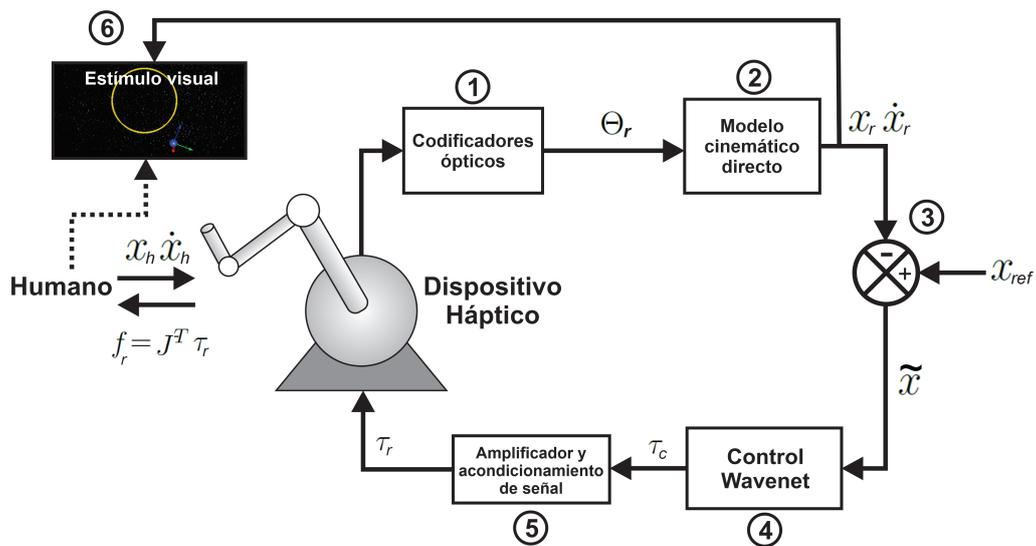


Figura 4: Interfaz háptica pasiva para entrenamiento kinestésico basado en guiado háptico.

estacionario, mientras que el término derivativo responde a la información de alta frecuencia y afecta el estado transitorio de la señal de salida de la planta. En el caso del tiempo discreto, la ley de control PID se expresa como:

$$u_c(k) = k_p e(k) + k_I \sum_{i=0}^k e(k) + k_D [e(k) - e(k-1)] \quad (2)$$

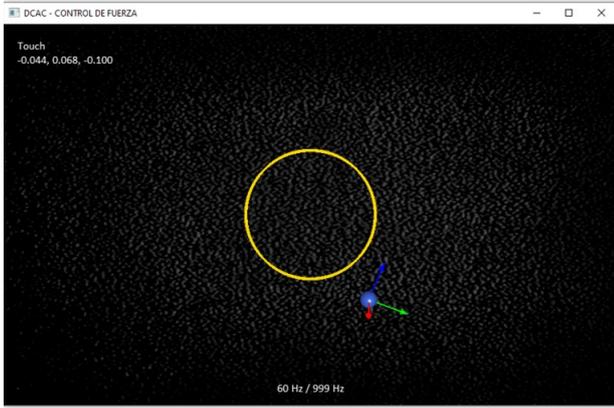


Figura 5: Ambiente virtual generado en CHAI3D.

La expresión integral de la ley de control del PID discreto se escribe como:

$$\Delta u_c(k) = u_c(k) - u_c(k-1) \quad (3)$$

Sustituyendo 2 en 3 se obtiene

$$\Delta u_c(k) = k_p e(k) + k_I \sum_{i=0}^k e(k) + k_D [e(k) - e(k-1)] - k_p e(k-1) + k_I \sum_{i=0}^{k-1} e(k-1) + k_D [e(k-1) - e(k-2)]$$

$$\Delta u_c(k) = k_p [e(k) - e(k-1)] + k_I e(k) + k_D [e(k) - 2e(k-1) + e(k-2)] \quad (4)$$

Finalmente

$$u_c(k) = u_c(k-1) + k_p [e(k) - e(k-1)] + k_I e(k) + k_D [e(k) - 2e(k-1) + e(k-2)] \quad (5)$$

Donde la ecuación 5 corresponde a la ley de control PID en tiempo discreto.

3.2.1. Esquema de identificación wavenet y sintonización del PID

El esquema de identificación wavenet y sintonización se muestra en la Figura 6. En él se pueden identificar las tres etapas que manipulan la salida del sistema dinámico MIMO no lineal: identificación, autosintonización y control PID.

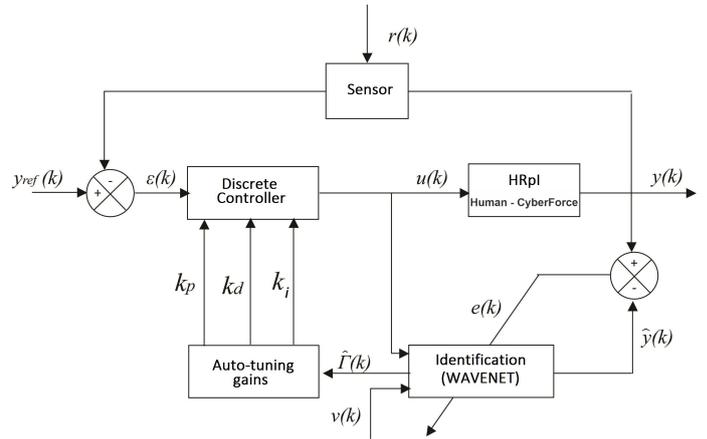


Figura 6: Diagrama a bloques del controlador PID auto-sintonizable.

El proceso de identificación se hace mediante una red neuronal de base radial en la que las funciones de activación $\psi(\tau)$ son funciones wavelets hijas $\psi_l(\tau_l)$ del tipo RASP1, la selección de dicha wavelet se debe principalmente a la sencillez para ser programada. Además, cuenta en cascada con p filtros IIR que tienen como función filtrar (podar) las neuronas que tienen poca contribución en el proceso de identificación, permitiendo con esto reducir el número de iteraciones en el proceso de aprendizaje (Haykin, 2004).

En el caso de una red neuronal multivariable, se propone:

$$\tau_{ij} = \left(\sum_{j=1}^p (u_j - b_{l,j})^2 \right)^{1/2} / a_{l_j} \quad (6)$$

donde a_{l_j} es la j -ésima variable de escala, que permite dilataciones y contracciones, $b_{l,j}$ es el (l, j) -ésimo elemento de traslación, que permite desplazamientos en el instante k . La representación matemática de la wavelet RASP1 está dada por (Daubechies, 1992):

$$\frac{\tau}{(\tau^2 + 1)^2} \quad (7)$$

donde su derivada parcial con respecto a b es:

$$\frac{1}{a} \frac{3\tau^2 - 1}{(\tau^2 + 1)^3} \quad (8)$$

La i -ésima señal de aproximación de la wavenet con filtro IIR $\hat{y}_i(k)$ puede ser calculada como:

$$\hat{y}_i(k) = \sum_{q=1}^p \sum_{l=0}^M c_{i,l} z_i(k-l) u_p(k) + \sum_{j=1}^N d_{i,j} \hat{y}_i(k-j) v(k) \quad (9)$$

donde

$$z_i(k) = \sum_{l=1}^L w_{i,l} \psi_l(k) \quad (10)$$

L es el número de wavelets hijas, $w_{i,l}$ son los pesos de cada neurona en la wavenet, $c_{i,l}$ y $d_{i,j}$ son los coeficientes de adelanto y atraso del filtro IIR, respectivamente. M y N representan el número de los coeficientes de adelanto y atraso del mismo filtro, respectivamente. Los parámetros de la wavenet son optimizados por medio de un algoritmo de aprendizaje basado en

mínimos cuadrados medios (LMS), tras minimizar las funciones de costo de \mathbf{E} , definidas como:

$$\mathbf{E} = [E_1 \ E_2 \ \dots \ E_i \ \dots \ E_p]^T \quad (11)$$

para el caso particular de la i -ésima salida se tiene que E_i está dado por:

$$E_i = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^T e_i^2(k) \quad (12)$$

donde el error de estimación $e_i(k)$ se define como la diferencia entre la salida de la wavenet con filtro IIR $\hat{y}_i(k)$ y la salida real del sistema $y_i(k)$, es decir:

$$e_i(k) = y_i(k) - \hat{y}_i(k) \quad (13)$$

Para minimizar \mathbf{E} se aplica el método del descenso más pronunciado (steepest decent), para el cual se requiere el cálculo de los gradientes: $\frac{\partial \mathbf{E}}{\partial \mathbf{A}(k)}$, $\frac{\partial \mathbf{E}}{\partial \mathbf{B}(k)}$, $\frac{\partial \mathbf{E}}{\partial \mathbf{W}(k)}$, $\frac{\partial \mathbf{E}}{\partial \mathbf{C}(k)}$, $\frac{\partial \mathbf{E}}{\partial \mathbf{D}(k)}$, para actualizar los cambios incrementales de cada parámetro en particular y que para cada coeficiente se define como el negativo de sus gradientes:

$$\Delta \mathbf{W}(k) = -\frac{\partial \mathbf{E}}{\partial \mathbf{W}(k)} \quad (14)$$

$$\Delta \mathbf{A}(k) = -\frac{\partial \mathbf{E}}{\partial \mathbf{A}(k)} \quad (15)$$

$$\Delta \mathbf{B}(k) = -\frac{\partial \mathbf{E}}{\partial \mathbf{B}(k)} \quad (16)$$

$$\Delta \mathbf{C}(k) = -\frac{\partial \mathbf{E}}{\partial \mathbf{C}(k)} \quad (17)$$

$$\Delta \mathbf{D}(k) = -\frac{\partial \mathbf{E}}{\partial \mathbf{D}(k)} \quad (18)$$

Así cada coeficiente de la red wavenet es actualizado en concordancia con las siguientes reglas:

$$\mathbf{W}(k+1) = \mathbf{W}(k) + \mu_{\mathbf{W}} \Delta \mathbf{W}(k) \quad (19)$$

$$\mathbf{A}(k+1) = \mathbf{A}(k) + \mu_{\mathbf{A}} \Delta \mathbf{A}(k) \quad (20)$$

$$\mathbf{B}(k+1) = \mathbf{B}(k) + \mu_{\mathbf{B}} \Delta \mathbf{B}(k) \quad (21)$$

$$\mathbf{C}(k+1) = \mathbf{C}(k) + \mu_{\mathbf{C}} \Delta \mathbf{C}(k) \quad (22)$$

$$\mathbf{D}(k+1) = \mathbf{D}(k) + \mu_{\mathbf{D}} \Delta \mathbf{D}(k) \quad (23)$$

Los sistemas dinámicos MIMO no lineales pueden ser descritos por las siguientes ecuaciones de estado discretas (Levin and Narendra, 1993):

$$\mathbf{x}(k+1) = f[\mathbf{x}(k), \mathbf{u}(k), k] \quad (24)$$

$$\mathbf{y}(k) = g[\mathbf{x}(k), k] \quad (25)$$

donde $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$, $\mathbf{u}, \mathbf{y} \in \mathbb{R}^p$ y

$$f : \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^p \rightarrow \mathbb{R}^n \quad (26)$$

$$g : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^p \quad (27)$$

son funciones no lineales que se asumen desconocidas. La entrada $\mathbf{u}(k)$ y la salida del sistema $\mathbf{y}(k)$ corresponden a las señales disponibles. Si el sistema es linealizado alrededor del punto de equilibrio y es observable, existe una representación entrada-salida del mismo sistema dada por (Levin and Narendra, 1993):

$$\mathbf{y}(k+1) = \beta[\mathbf{Y}(k), \mathbf{U}(k)] \quad (28)$$

donde

$$\mathbf{Y}(k) = [\mathbf{y}(k) \ \mathbf{y}(k-1), \dots, \mathbf{y}(k-n+1)] \quad (29)$$

$$\mathbf{U}(k) = [\mathbf{u}(k) \ \mathbf{u}(k-1), \dots, \mathbf{u}(k-n+1)] \quad (30)$$

En otras palabras, existe una función β que mapea a la salida $\mathbf{y}(k)$, la entrada $\mathbf{u}(k)$ y sus $n-1$ valores pasados en $\mathbf{y}(k+1)$. Un modelo alternativo de una planta desconocida que puede simplificar el algoritmo de control es el siguiente:

$$\mathbf{y}(k+1) = \Phi[\mathbf{Y}(k), \mathbf{U}(k)] + \Gamma[\mathbf{Y}(k), \mathbf{U}(k)] \cdot \mathbf{u}(k) \quad (31)$$

si los términos Φ y Γ son exactamente conocidos, la señal de control $\mathbf{u}(k)$ para obtener la salida deseada $\mathbf{y}_{ref}(k+1)$ es:

$$\mathbf{u}(k) = \Gamma^{-1}[\mathbf{Y}(k), \mathbf{U}(k)](\mathbf{y}_{ref}(k+1) - \Phi[\mathbf{Y}(k), \mathbf{U}(k)]) \quad (32)$$

Sin embargo, los términos Φ y Γ son desconocidos. Por lo tanto, se utiliza una red neuronal wavenet con filtro IIR en cascada para poder aproximar las dinámicas del sistema como sigue:

$$\hat{\mathbf{y}}(k+1) = \hat{\Phi}[\mathbf{y}(k), \Theta_{\Phi}] + \hat{\Gamma}[\mathbf{y}(k), \Theta_{\Gamma}] \cdot \mathbf{u}(k) \quad (33)$$

comparando la expresión anterior (33) con la salida estimada de la wavenet con filtro IIR (9) se obtiene

$$\hat{\Phi}_i[\mathbf{y}(k), \Theta_{\Phi}] = \sum_{j=1}^N d_{i,j} \hat{y}(k-j) v(k) \quad (34)$$

$$\hat{\Gamma}_{i,q}[\mathbf{y}(k), \Theta_{\Gamma}] = \sum_{q=1}^p \sum_{l=0}^M c_{i,l} z_i(k-l) u_q \quad (35)$$

$$z_i(k) = \sum_{l=1}^L w_{i,l} \psi_l(k) \quad (36)$$

donde $\hat{\Phi}_i$ representa la i -ésima componente de $\hat{\Phi}$, mientras que $\hat{\Gamma}_{i,q}$ es el (i, q) elemento de la matriz $\hat{\Gamma}$. Por lo tanto, si ambas no linealidades Φ y Γ son estimadas por las dos funciones de la wavenet $\hat{\Phi}$ y $\hat{\Gamma}$ con parámetros ajustables Θ_{Φ} y Θ_{Γ} respectivamente, la señal de control del PID que sigue la referencia deseada $\mathbf{y}_{ref}(k)$ puede ser calculada como (Åström and Wittenmark, 2013; Kuo, 1995; Ogata, 1995):

$$u_{\sigma}(k+1) = u_{\sigma}(k) + k_{p_{\sigma}}(k)[\varepsilon_{\sigma}(k) - \varepsilon_{\sigma}(k-1)] + k_{i_{\sigma}}(k)\varepsilon_{\sigma}(k) + k_{d_{\sigma}}(k)[\varepsilon_{\sigma}(k) - 2\varepsilon_{\sigma}(k-1) + \varepsilon_{\sigma}(k-2)] \quad (37)$$

donde $k_{p_{\sigma}}(k)$, $k_{i_{\sigma}}(k)$ y $k_{d_{\sigma}}(k)$ son las ganancias proporcional, integral y derivativa del σ -ésimo controlador PID, $u_{\sigma}(k)$ es la σ -ésima entrada de la planta en el instante k , y

$$\varepsilon_{\sigma}(k) = y_{ref_{\sigma}}(k) - y_{\sigma}(k) \quad (38)$$

donde $\sigma = 1, 2, 3, \dots, p$.

3.2.2. Auto-sintonización

Como las ganancias de los controladores $k_{p\sigma}(k)$, $k_{i\sigma}(k)$ y $k_{d\sigma}(k)$ fueron consideradas en la función de costo E pueden ser actualizadas de la siguiente forma

$$\begin{aligned} k_{p\sigma}(k) &= k_{p\sigma}(k-1) + \mu_p e_{\sigma}(k) \hat{\Gamma}_{i,q}(k) [\varepsilon_{\sigma}(k) - \varepsilon_{\sigma}(k-1)] \\ k_{i\sigma}(k) &= k_{i\sigma}(k-1) + \mu_i e_{\sigma}(k) \hat{\Gamma}_{i,q}(k) \varepsilon_{\sigma}(k) \\ k_{d\sigma}(k) &= k_{d\sigma}(k-1) + \mu_d e_{\sigma}(k) \hat{\Gamma}_{i,q}(k) \\ &\quad [\varepsilon_{\sigma}(k) - 2\varepsilon_{\sigma}(k-1) + \varepsilon_{\sigma}(k-2)] \end{aligned}$$

donde $\hat{\Gamma}_{i,q}(k)$ es el elemento (i, q) de la matriz $\hat{\Gamma}$ de la identificación del sistema descrita por (35). Las constantes μ son las tasas de aprendizaje de las ganancias del controlador PID.

4. Tarea de fisioterapia robótica

4.1. Protocolos de rehabilitación de miembro superior

Dentro del área de la rehabilitación, existe una gama de protocolos de rehabilitación enfocados a la resolución de diferentes problemáticas, las cuales pueden ser originadas por un accidente cerebro vascular o como método para evaluar las capacidades motoras a temprana edad, a continuación se presenta una breve descripción de protocolos clínicos de evaluación para la rehabilitación física en miembro superior, los cuales se proponen como herramientas de evaluación en este trabajo de investigación.

PDMS-2: Peabody Developmental Motor Scales: Es un test estandarizado (validez y fiabilidad), de administración individual que mide las habilidades motoras finas y gruesas, es la primera evaluación estandarizada en proporcionar puntuaciones de la motricidad gruesa y fina por separado, donde el objetivo principal de los creadores es mejorar la evaluación y programación del desarrollo motor para "niños jóvenes con discapacidades" (Guerrero-Sánchez, 2017).

La tarea de movimiento para una interfaz háptica pasiva, consiste en implementar una técnica de control inteligente en lazo cerrado con el dispositivo háptico y el humano (paciente) en el lazo; y cuya consigna de movimiento corresponde a las trayectorias representativas del protocolo clínico PDMS-2. Con el propósito de esquematizar y evaluar la propuesta, se establece como referencia de estudio el lugar geométrico de una circunferencia.

4.2. Planificación de movimiento

La tarea $T_{DH}(t)$, como consigna de movimiento aplicada al dispositivo háptico, la cual corresponde al lugar geométrico de una circunferencia (Ecuación 39), con un tiempo de duración $T_{C2} = 2\pi/\omega$; con ω como la velocidad angular, r el radio, $[X_c, Y_c, Z_c]$ el centro de la circunferencia y un tiempo de convergencia t en cada iteración de la ejecución de la aplicación.

$$\begin{bmatrix} X_d(t) \\ Y_d(t) \\ Z_d(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_c \\ Y_c + r \cos(\omega t) \\ Z_c + r \sin(\omega t) \end{bmatrix} \quad (39)$$

5. Experimentos

5.1. Resultados

En esta sección se describe la implementación de una plataforma de entrenamiento háptica, la cual consiste en evaluar la integración de la plataforma (figura 7), evaluación de convergencia de posición a partir de planificación de movimiento, utilizando como ley de control el PID Wavenet, además, contar con retroalimentación visual en toda la ejecución de la tarea.



Figura 7: Plataforma de entrenamiento háptico.

En la Figura 8 se presenta la trayectoria generada después de realizar la tarea con el control PID Wavenet, donde la línea negra representa la trayectoria de posición deseada y la línea roja la trayectoria de posición real, generada por el dispositivo háptico.

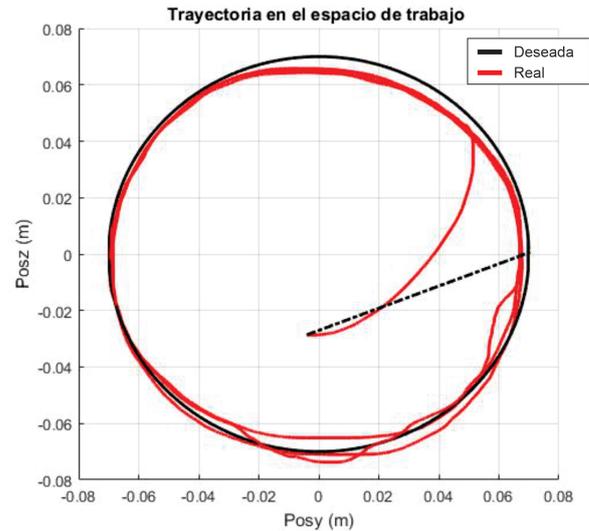


Figura 8: Trayectoria en el espacio de trabajo.

La Figura 9 corresponde a la identificación del sistema por medio de la red neuronal implementada, se puede observar una identificación que corresponde a la salida real de la planta en la tarea de seguimiento, para corroborar la efectividad de la identificación, en la Figura 10 se aprecia el error de estimación de la señal identificada, el cual tiende a cero.

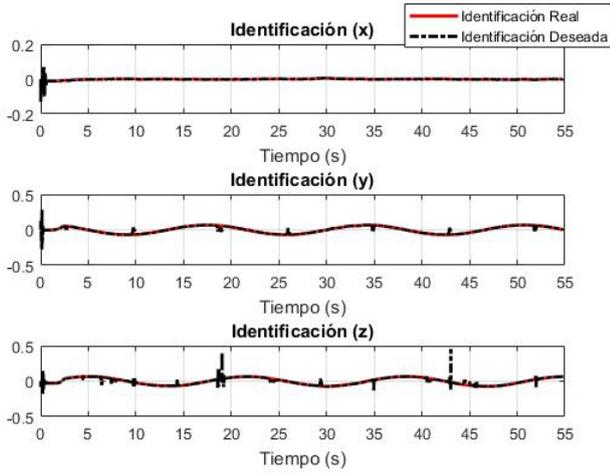


Figura 9: Identificación del sistema.

los valores de referencia de cada parámetro cambian dada la región de operación en el espacio de trabajo del dispositivo.

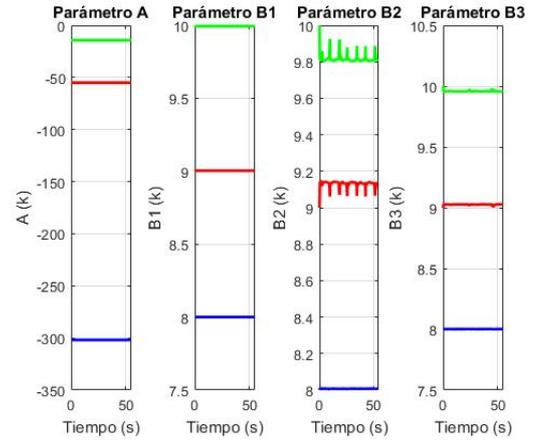


Figura 12: Parámetros A y las columnas de la matriz B de la red neuronal.

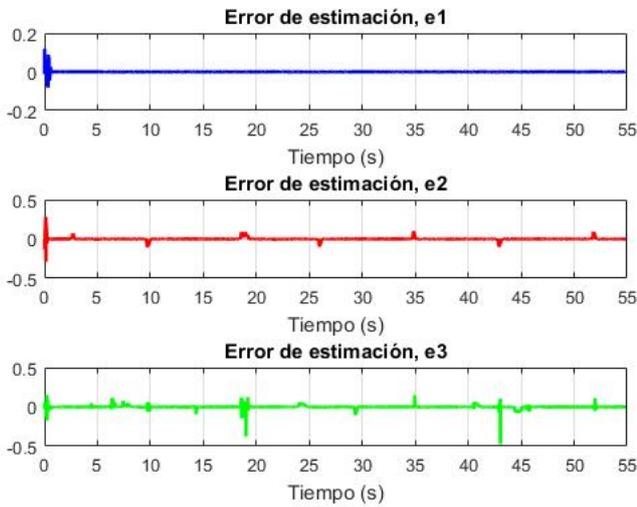


Figura 10: Errores de estimación en la identificación.

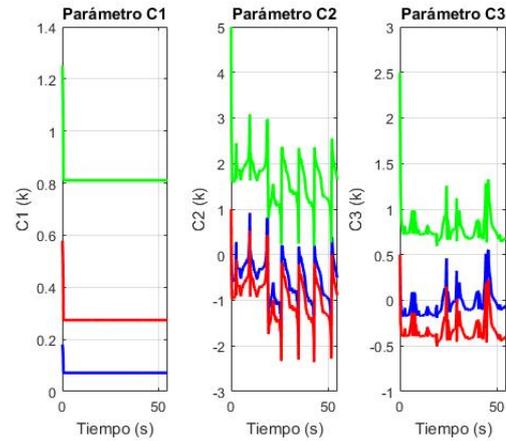


Figura 13: Columnas de la matriz C de los filtros.

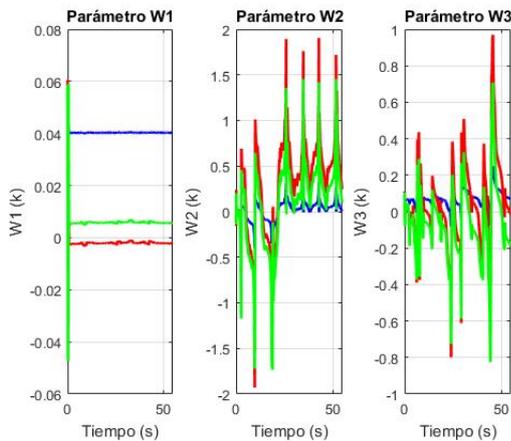


Figura 11: Evolución de los pesos de la red neuronal, donde w_1 , w_2 y w_3 son la primera, segunda y tercera columna de la matriz w , respectivamente.

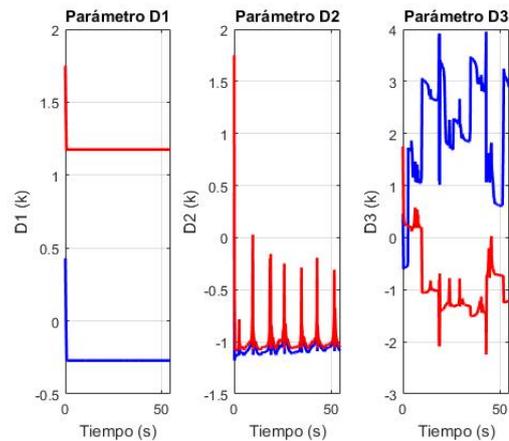


Figura 14: Columnas de la matriz D de los filtros.

En las Figuras 11, 12, 13 y 14 se presenta el comportamiento evolutivo de los parámetros de la red neuronal, donde se puede apreciar, de acuerdo al instante de ejecución de la tarea, que

En la Figura 15 se observan las posiciones operacionales deseadas contra las posiciones operaciones reales x , y y z respectivamente, se puede apreciar como éstas son alcanzadas por

el robot. En la Figura 16 se aprecian los errores de seguimiento de posición operacional.

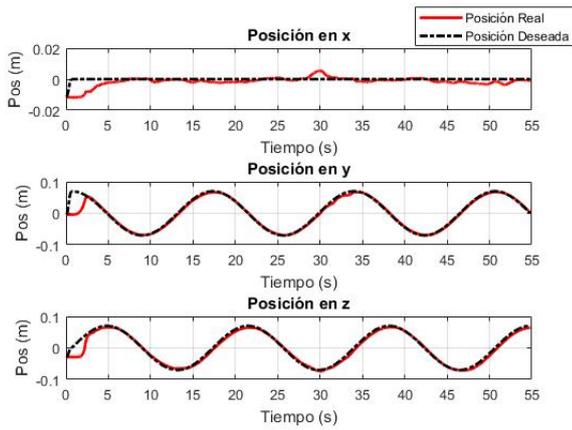


Figura 15: Posiciones de cada una de las coordenadas cartesianas.

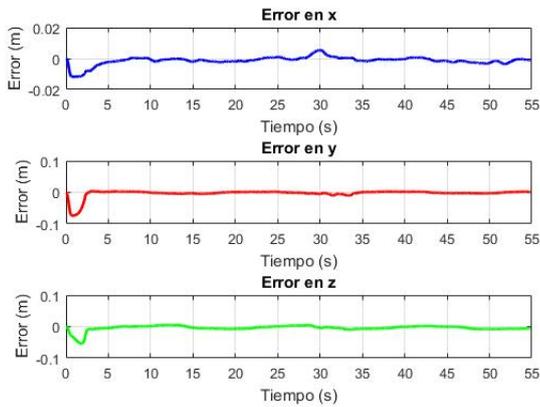


Figura 16: Errores de seguimiento.

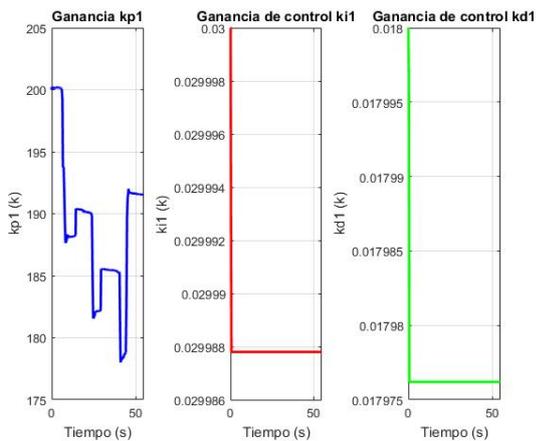


Figura 17: Ganancias del controlador PID para la primera articulación.

Las Figuras 17, 18 y 19 muestran la evolución de las ganancias del controlador PID wavenet, de acuerdo a la zona de operación del dispositivo en su espacio de trabajo y a las incertidumbres generadas por el usuario en lazo de control en el

desarrollo de la tarea, se observan ajustes en las ganancias del controlador, con el fin de compensar los efectos tribológicos mencionados y garantizar convergencia de posición.

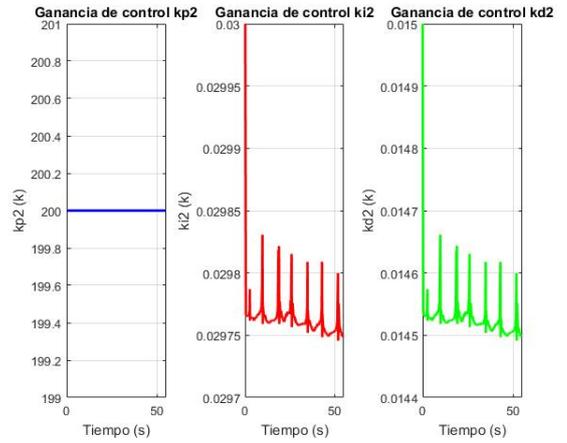


Figura 18: Ganancias del controlador PID para la segunda articulación.

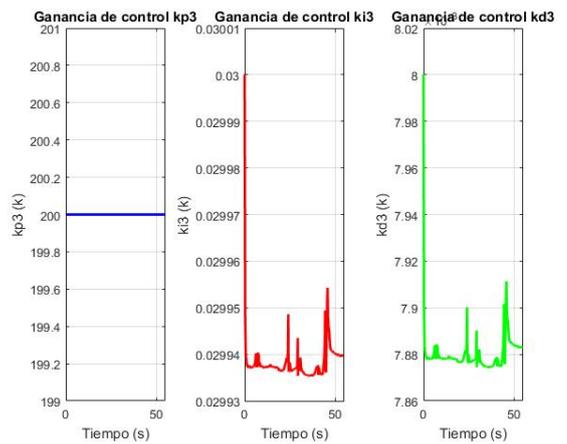


Figura 19: Ganancias del controlador PID para la tercera articulación.

Como parámetro adicional para el caso de estudio, se obtiene la energía invertida por el dispositivo durante toda la tarea (Figura 20), de esta manera, se visualiza en que regiones de la trayectoria se necesita mayor energía en el dispositivo para alcanzar la referencia.

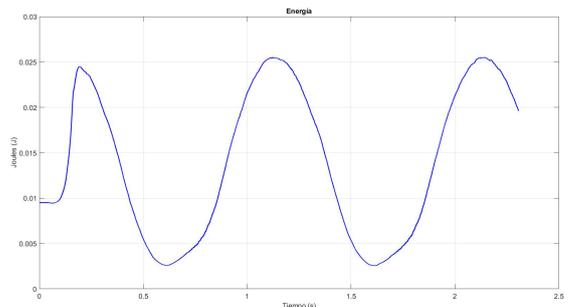


Figura 20: Energía.

6. Conclusiones

Los sistemas de interacción hombre-robot, pueden ser empleados como plataformas para diagnóstico y rehabilitación física; así como neurorehabilitación. Los protocolos clínicos asocian la consigna de movimiento y fuerza que los robots deben aplicar al humano (paciente) de acuerdo a los límites de operación tanto del usuario como del robot. La dinámica de contacto hombre-robot, para el sistema háptico, representa modificación a las fuerzas inerciales, gravitacionales y tribológicas (fricción y vibraciones mecánicas); lo que constituye incertidumbre en la cooperación dado que el operador humano responde de manera distinta en distintos eventos experimentales. Por lo que las estrategias de control de robot, son notablemente insuficientes con sistemas de estabilización clásica (control PID convencional), o bien controles no lineales robustos que no experimentan cambios en las ganancias de control en función de la dinámica de interacción. En este trabajo de investigación, se propone la implementación de un control adaptable basado en la estimación de la dinámica de salida a partir de una red neuronal de base radial con funciones de activación wavelet y evaluado en un dispositivo mayordomo de altas prestaciones tecnológicas (*Geomagic Touch*) con el operador humano en el lazo. El desempeño es notable, al verificar el flujo de energía en la interacción, bajo pruebas experimentales se puede observar que existe convergencia de posición en el lazo de control con el operador humano, otro factor importante es que a pesar de tener incertidumbre generada por el operador humano el controlador sigue manteniendo el seguimiento de trayectoria.

Referencias

- Abdullah, H. A., Tarry, C., Lambert, C., Barreca, S., and Allen, B. O. (2011). Results of clinicians using a therapeutic robotic system in an inpatient stroke rehabilitation unit. *Journal of neuroengineering and rehabilitation*, 8(1):1–12.
- Åström, K. J. and Wittenmark, B. (2013). *Computer-controlled systems: theory and design*. Courier Corporation.
- Bergamasco, M. and Ruffaldi, E. (2011). Haptic interfaces for embodiment in virtual environments.
- Carr, J. H. and Shepherd, R. B. (2003). *Rehabilitación de pacientes en el ictus: recomendaciones de ejercicios y entrenamiento para optimizar las habilidades motoras*. ELSEVIER, España.
- Cudeiro Mazaira, F. J., Arias Rodríguez, P., Robles García, V., and Corral Bergantiños, Y. (2015). *Fundamentos de neurociencia y neurorehabilitación en Terapia Ocupacional*. Síntesis, España.
- Daubechies, I. (1992). *Ten Lectures on Wavelets*. SIAM.
- Domínguez-Ramírez, O. A., Jarillo-Silva, A., Parra-Vega, V., Ruíz-Sánchez, F., and Sepúlveda-Cervantes, G. (2012). Neurorehabilitación robótica basada en guiado kinestésico local para miembro superior con movimiento involuntario. *Revista Ciencia Universitaria*, (2):19–29.
- Guerrero-Sánchez, M. L. (2017). Evaluación de la función motora: Pdms-2. *OCW - Universidad de Murcia*.
- Haykin, S. (2004). *Kalman filtering and neural networks*, volume 47. John Wiley & Sons.
- Kuo, B. (1995). *Digital Control Systems*. Oxford University Press.
- Lamas Sayans, S. (2015). Revisión sistemática sobre el empleo de robots en la rehabilitación del miembro superior tras un accidente cerebrovascular.
- Levin, A. U. and Narendra, K. S. (1993). Control of nonlinear dynamical systems using neural networks: Controllability and stabilization. *IEEE Transactions on neural networks*, 4(2):192–206.
- Moyano, Á. (2010). El accidente cerebrovascular desde la mirada del rehabilitador. *Rev Hosp Clín Univ Chile*, 21:348–55.
- Ogata, K. (1995). *Discrete-time control systems*. Prentice-Hall, Inc.
- Ramírez-Zamora, J. D., Martínez-Terán, G., Domínguez-Ramírez, O. A., Ramos-Velasco, L. E., Parra-Vega, V., and Saucedo-Ugalde, I. (2015). Wavenet control of a cyberforce system with human dynamic on passive haptic guidance tasks. pages 121–127.
- Ramos-Velasco, L. E., Domínguez-Ramírez, O. A., and Parra-Vega, V. (2016). Wavenet fuzzy pid controller for nonlinear mimo systems: Experimental validation on a high-end haptic robotic interface. *Applied Soft Computing*, 40:199–205.
- Ramírez-Zamora, J. (2014). Control wavenet de un sistema cyberforce con dinámica humana en tareas de guiado háptico pasivo. *Tesis de maestría. Universidad Autónoma del Estado de Hidalgo*.
- Silva, F. A., Zaruk, J. G., Quintero, C., Arenas, W., Rueda-Clausen, C. F., and Silva, S. Y. (2006). Enfermedad cerebrovascular en Colombia. *Revista Colombiana de Cardiología*, 13:85 – 89.
- Wu, C.-y., Yang, C.-l., Chuang, L.-l., Lin, K.-c., Chen, H.-c., Chen, M.-d., and Huang, W.-c. (2012). Effect of therapist-based versus robot-assisted bilateral arm training on motor control, functional performance, and quality of life after chronic stroke: a clinical trial. *Physical Therapy*, 92(8):1006–1016.