

Estimación Algebraica Robusta en Tiempo Real de la Frecuencia Natural y el Retardo de un Robot Flexible Teleoperado

Benfítima, Salma^{a,b,*}, Gharab, Saddam^{a,c}, Haro-Olmo, María Isabel^a, Mérida-Calvo, Luis^a, Feliu Batlle, Vicente^c

^a Instituto de Investigaciones Energéticas y Aplicaciones Industriales, Universidad de Castilla-La Mancha, 13005 Ciudad Real, Spain.

^b Université de Tunis El Manar, Ecole Nationale d'Ingénieurs de Tunis,

LR11ES20 Laboratoire d'Analyse, Conception et Commande des systèmes, 1002, Tunis, Tunisie.

^c Escuela Técnica Superior de Ingeniería Industrial de Ciudad Real, Universidad de Castilla-La Mancha, 13001 Ciudad Real, Spain.

To cite this article: Benfítima, S., Gharab, S., Feliu Batlle, V. 2023. Robust Online Algebraic Estimation of the Natural Frequency and the Time Delay of a Flexible Link Teleoperated Arm. XLIV Jornadas de Automática, 517-522. <https://doi.org/10.17979/spudc.9788497498609.517>

Resumen

Este trabajo aborda la caracterización simultánea del modo principal de vibración y el retardo de un robot teleoperado compuesto por un eslabón flexible. Para ello utiliza las medidas del encoder del motor que mueve el brazo y de unas galgas extensiométricas colocadas en la base del brazo. Estas últimas pueden presentar un offset apreciable y un ruido de alta frecuencia. Se desarrolla un nuevo algoritmo para realizar la identificación en tiempo real de los parámetros característicos de la dinámica del robot teleoperado. Dicho algoritmo es más rápido que otros previamente desarrollados y se obtiene a partir de la metodología de la identificación algebraica, incluyendo su diseño la robustez ante los problemas mencionados en las medidas de las galgas. El estimador obtenido se aplica y evalúa posteriormente en un prototipo. Se presentan resultados simulados y experimentales que demuestran la rapidez, precisión y robustez de la identificación realizada.

Palabras clave: Estimador algebraico, Robot teleoperado, Robot con un eslabón flexible, Offset del sensor, Retardo, Identificación de parámetros.

Robust Online Algebraic Estimation of the Natural Frequency and the Time Delay of a Flexible Link Teleoperated Arm

Abstract

This paper addresses the simultaneous characterization of the main vibration mode and the time delay of a teleoperated robot with a single flexible link. It uses the measurements of the motor encoder and strain gauges placed at the base of the link. These last ones may have significant offset and high-frequency noise. A new identification algorithm is developed that performs the real-time identification of the characteristic parameters of the dynamics of a teleoperated robot. This algorithm is faster than the ones previously developed and it is obtained using the algebraic estimation framework, its design includes robustness features to the disturbances in the strain gauges already mentioned. The obtained estimator was lately applied and evaluated on an experimental set-up. Simulated and experimental results show the high speed, accuracy and robustness of the identification carried out.

Keywords: Algebraic estimator, Teleoperated robot, Flexible link robot, Sensor offset, Time delay, Parameter identification.

1. Introducción

Los robots teleoperados se utilizan para realizar tareas en entornos que pueden ser peligrosos para el ser humano. Son sistemas robóticos que están diseñados para ser controlados de

forma remota por un operador humano. En la teleoperación, un operario controla los movimientos y acciones del robot desde una ubicación remota a través de una interfaz de control que envía los comandos. Los robots teleoperados con eslabones flexibles (*TFLR*) son robots construidos con materiales ligeros, lo

*Autor para correspondencia: autor1@ceautomatica.es
Attribution-NonCommercial-ShareAlike 4.0 International (CC BY-NC-SA 4.0)

cual les permite ser fácilmente transportados, navegar por espacios sofisticados, consumir menos energía y, en comparación con los robots rígidos teleoperados, facilita su montaje en otras plataformas. Los *TFLR* se usan en diversas aplicaciones, principalmente en la industria aeroespacial (Lii et al., 2010) donde realizan tareas en entornos peligrosos, así como en el dominio médico quirúrgico (Yaryan et al., 2012), (Omisore et al., 2020) permitiendo a los cirujanos realizar cirugías de forma remota. Sin embargo, el control de los *TFLR* presenta diversos desafíos: (1) el retardo en la comunicación entre el operador y el robot, conocido como latencia, puede tener implicaciones significativas durante el funcionamiento del robot y (2) las vibraciones debidas a la flexibilidad de los eslabones pueden disminuir significativamente la precisión del posicionamiento del efector final del robot y pueden generar daños en el sistema mecánico si no se identifican correctamente sus frecuencias naturales y no se ajusta el sistema de control consecuentemente. Por tanto, identificar el tiempo de retardo así como las frecuencias de vibración naturales de los *TFLR* es esencial para lograr un control preciso y garantizar la seguridad del operador.

El retardo puede variar con el tiempo como consecuencia de los diversos estados operativos de las líneas de comunicación, y las frecuencias naturales de vibración también cambian con el tiempo, en función de la masa de la carga que el robot deba transportar. A todo esto hay que añadir que los sensores típicamente usados para medir y realimentar las vibraciones, que son pares de galgas extensométricas situadas en la base de cada eslabón, presentan habitualmente un offset que varía con el tiempo además de ruido de alta frecuencia (los otros sensores, que son encoders que miden el giro del eje de cada motor, no presentan estos problemas).

Por lo tanto, se requieren técnicas de identificación en tiempo real que garanticen estimaciones rápidas de los parámetros característicos de la dinámica del *TFLR*, en particular de los modos de vibración del sistema mecánico y el retardo, para implementar controles adaptativos que reduzcan la sensibilidad del robot controlado a las variaciones anteriormente mencionadas. Existen muchos métodos para llevar a cabo la identificación paramétrica de los modos de vibración, como el filtrado de ranura adaptativo (Wang et al., 2019), el filtrado de Kalman (Cui et al., 2019), y los métodos de mínimos cuadrados (Alves et al., 2019). Asimismo, para llevar a cabo la identificación de los retardos presentes en los sistemas teleoperados, se han desarrollado estimadores como el algoritmo adaptativo super-twisting (Deng et al., 2020), la formulación espectral (Mhamdi et al., 2018) o el uso de ecuaciones de convolución cruzada (Belkoura, 2010). Sin embargo, estos algoritmos requieren el establecimiento de valores de parámetros iniciales que influyen en la eficiencia del método y exigen una adecuada selección de algunos otros parámetros, lo que conduce a una mayor complejidad computacional. También necesitan varios ciclos para converger a valores de frecuencia de vibración adecuados siendo, además, relativamente sensibles al ruido.

Un enfoque relativamente reciente son los estimadores basados en un marco algebraico. Estos se propusieron originalmente en (Fliess and Sira-Ramírez, 2003) y se han utilizado para diseñar algoritmos que estiman en tiempo real las oscilaciones de una señal ruidosa en los casos de: una frecuencia de vibración (Yaşar, 2021), una vibración con un ligero amorti-

guamiento (Trapero et al., 2007), una vibración con un offset del sensor (Benftima et al., 2022) y dos modos de vibración de una viga elástica a partir de mediciones sin offset de una única señal (San-Millan and Feliu, 2014). Estos estimadores presentan las ventajas de realizar una estimación muy rápida de los parámetros de interés, ser relativamente sencillos y no necesitar ni estados iniciales ni ajustes iniciales de parámetros.

El trabajo se ha estructurado de la siguiente forma. La Sección II presenta el modelo dinámico del sistema estudiado. La Sección III desarrolla un identificador algebraico rápido en tiempo real, que estima la frecuencia de vibración, el offset del sensor y el retraso del modelo dinámico. El estimador diseñado se aplica en la Sección IV a la monitorización de las vibraciones de un *TFLR* experimental con un grado de libertad, y se presentan los resultados obtenidos en simulación y experimentación. Finalmente, se extraen conclusiones en la última sección.

2. Modelo Dinámico del *TFLR*

2.1. Descripción de la configuración del robot flexible

Las aportaciones de este trabajo se validan experimentalmente en un montaje ubicado en el Laboratorio de Robótica de la Escuela Técnica Superior de Ingeniería Industrial de la Universidad de Castilla-La Mancha. Este se compone de un *TFLR* de un solo eslabón muy ligero y delgado montado sobre una mesa de aire. Como indica la Figura 1, el sistema tiene una estructura metálica de tres patas que soporta un motor de corriente continua mini servo Harmonic Drive RH-8D-6006-E036AL-SP(N) que incluye un engranaje con una relación de reducción $n = 25$. El eslabón está conectado a la salida del engranaje por uno de sus extremos. Este eslabón lleva en su otro extremo un disco que gira libremente alrededor de su centro de masas en el eje vertical, el cual modela la carga útil a transportar por el robot. El eslabón y la carga útil se mueven en un plano horizontal. El efecto de la gravedad y el rozamiento del disco con la superficie de la mesa se anulan ya que el disco queda flotando por encima de la mesa de aire ya mencionada.

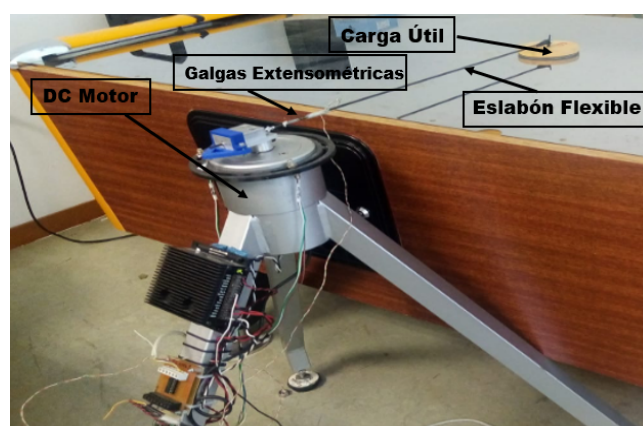


Figura 1: Sistema de Robot Flexible de Mesa del Aire

2.2. Dinámica del sistema completo

Considérese un *TFLR* de un eslabón y un solo grado de libertad. Supóngase que el eslabón es excitado por el ángulo del motor, que se considera la entrada del sistema y está representado por $\theta_m(t)$. Sea $\Gamma(t)$ el par de acoplamiento, que es el par transmitido a través del eslabón flexible del robot cuando se

mueve, y sea $\theta_i(t)$ el ángulo del extremo, que puede considerarse la salida del sistema.

Se supone que el eslabón flexible vibra solo con su modo fundamental, es decir, que el resto de los modos están muy alejados del primero y tienen amplitudes mucho menores por lo que pueden despreciarse. Una característica principal de los sistemas teleoperados es el retardo que se produce entre el control remoto del operador y el inicio de la operación, lo que debe tenerse en cuenta a la hora de modelar y controlar el robot. En base a estas consideraciones, se propone el siguiente modelo para el eslabón flexible, que relaciona el ángulo del motor, el ángulo del extremo del robot y el par de acoplamiento:

$$m \cdot L^2 \cdot \ddot{\theta}_i(t) = k \cdot (\theta_m(t) - \theta_i(t)) = \Gamma(t) \quad (1)$$

donde m es la masa de la carga en el extremo, L la longitud del eslabón y k es la rigidez del eslabón del robot, que responde a la expresión $k = \frac{3 \cdot EI}{L}$ siendo EI la rigidez a la flexión.

La dinámica del motor de corriente continua se puede describir mediante la siguiente ecuación:

$$K \cdot u(t - \tau) = J \cdot \ddot{\theta}_m(t) + \nu \cdot \dot{\theta}_m(t) + \Gamma_c(t) + \Gamma(t) \quad (2)$$

donde K es la constante electromecánica, u es la tensión de control (señal de entrada al motor), τ es el retardo, J la inercia del motor, ν el rozamiento viscoso y Γ_c el de Coulomb. Los valores de los parámetros físicos del motor y el mecanismo flexible se muestran en la Tabla 1 (el valor de τ se definirá más adelante).

Tabla 1: Valores y unidades de las propiedades del robot.

Símbolo	Descripción	Valores numéricos
J	Inercia del motor	$6,87 \cdot 10^{-5} [kg \cdot m^2]$
ν	Fricción viscosa	$1,041 \cdot 10^{-3} [N \cdot m \cdot s]$
K	Constante electromecánica	$0,21 [N \cdot m \cdot V^{-1}]$
L	Longitud del eslabón flexible	$0,65 [m]$
EI	Rigidez a la flexión	$0,260 [N \cdot m^2]$
m	Carga nominal	$0,05 [kg]$
T_s	Tiempo de muestreo	$4 [ms]$
d	Diámetro	$3 \cdot 10^{-3} [m]$

Este robot tiene un sistema de sensores que consiste en un encoder incrustado en el motor, que permite conocer la posición angular del motor con una precisión de $7, 10^{-5} [rad]$, y un par de galgas extensométricas con un factor de galga de 2, 16, y resistencia $120,2 [\Omega]$ colocado en la base del enlace.

Habitualmente, los actuadores de los robots son servosistemas que llevan incorporados reguladores que controlan la posición de la articulación, de modo que minimizan el efecto de los rozamientos viscosos y de Coulomb. El motor de nuestra plataforma se controla con un regulador *PID* de dos grados de libertad que hemos diseñado a partir de la dinámica (2), que hace que el conjunto tenga una dinámica de segundo orden críticamente amortiguada. Entonces, el retardo, que está asociado a la comunicación con el operador, se traslada en este esquema a la consigna $\theta_m^*(t)$, que es la señal manipulada por el operador, y que es la referencia del lazo de control del motor. La función de transferencia de la dinámica resultante se presenta por la ecuación 3 donde $M(s)$ es la dinámica del motor controlado y

μ es la inversa del módulo del polo doble diseñado para el lazo cerrado.

$$\frac{\theta_m(s)}{\theta_m^*(s)} = M(s) \cdot e^{-\tau \cdot s}, \quad M(s) = \frac{1}{(1 + \mu \cdot s)^2} \quad (3)$$

3. Desarrollo del Estimador Algebraico

Esta sección desarrolla un nuevo algoritmo de estimación basado en la metodología de identificación algebraica a partir del modelo dinámico del robot flexible teleoperado presentado en la sección anterior. Es fundamental considerar que el identificador algebraico carece de características asintóticas y no requiere conocimiento estadístico del ruido de la señal. En cambio, puede ofrecer una estimación rápida de los parámetros únicamente a partir de las variables de entrada y salida medidas.

La Figura 2 muestra un esquema del proceso de identificación de los parámetros de interés. Se utilizan dos estimadores algebraicos: el primero obtiene el retardo τ y el parámetro μ a partir de la señal de control $u(t)$ y el ángulo del motor $\theta_m(t)$ y el segundo obtiene la frecuencia de oscilación ω y la rigidez del eslabón k a partir de las medidas del ángulo del motor θ_m y el par de acoplamiento Γ . En esta figura: $G(s) = \frac{\Gamma(s)}{\theta_m(s)} = \frac{k \cdot s^2}{s^2 + \omega^2}$

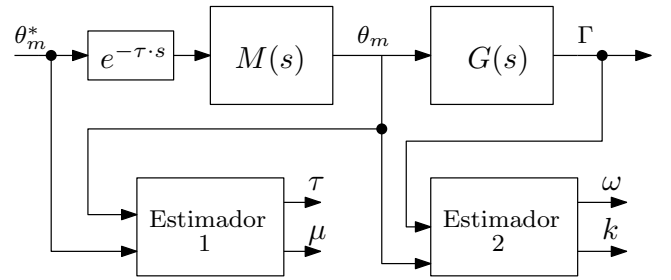


Figura 2: Diagrama del Estimador Algebraico

La técnica propuesta no requiere condiciones iniciales (que son desconocidas) y genera relaciones lineales entre los parámetros desconocidos que permiten una rápida convergencia hacia los valores reales de los parámetros del sistema.

3.1. Estimador 1

Aplicando la aproximación de Padé de primer orden al retardo del modelo (3) y operando se obtiene:

$$\theta_m(s) \cdot (1 + \mu \cdot s)^2 \cdot (1 + \frac{\tau}{2} \cdot s) = (1 - \frac{\tau}{2} \cdot s) \cdot \theta_m^*(s) \quad (4)$$

Derivando tres veces con respecto a la variable s :

$$\begin{aligned} & \tau \cdot \mu^2 \cdot \left(3 \cdot \theta_m(s) + 6 \cdot s \cdot \frac{d\theta_m(s)}{ds} + 3 \cdot s^2 \cdot \frac{d^2\theta_m(s)}{ds^2} + \frac{1}{2} \cdot s^3 \cdot \frac{d^3\theta_m(s)}{ds^3} \right) + \\ & \mu^2 \cdot \left(6 \cdot \frac{d\theta_m(s)}{ds} + 6 \cdot s \cdot \frac{d^2\theta_m(s)}{ds^2} + s^2 \cdot \frac{d^3\theta_m(s)}{ds^3} \right) + \mu \cdot \left(6 \cdot \frac{d^2\theta_m(s)}{ds^2} + \right. \\ & \left. 2 \cdot s \cdot \frac{d^3\theta_m(s)}{ds^3} \right) + \mu \cdot \tau \cdot \left(6 \cdot \frac{d\theta_m(s)}{ds} - 6 \cdot s \cdot \frac{d^2\theta_m(s)}{ds^2} + s^2 \cdot \frac{d^3\theta_m(s)}{ds^3} \right) + \\ & \tau \cdot \left(\frac{1}{2} \cdot s \cdot \frac{d^3\theta_m(s)}{ds^3} + \frac{1}{2} \cdot s \cdot \frac{d^3\theta_m^*(s)}{ds^3} + \frac{3}{2} \cdot \frac{d^2\theta_m(s)}{ds^2} + \frac{3}{2} \cdot \frac{d^2\theta_m^*(s)}{ds^2} \right) = \\ & - \frac{d^3\theta_m(s)}{ds^3} + \frac{d^3\theta_m^*(s)}{ds^3} \end{aligned} \quad (5)$$

Para evitar multiplicaciones por potencias positivas de s que se traducen en derivadas temporales indeseables, se multiplica la ecuación (5) por s^{-3} dando lugar a:

$$\begin{aligned} & \tau \cdot \mu^2 \cdot (3 \cdot s^{-3} \cdot \theta_m(s) + 6 \cdot s^{-2} \cdot \frac{d\theta_m(s)}{ds} + 3 \cdot s^{-1} \cdot \frac{d^2\theta_m(s)}{ds^2} + \frac{1}{2} \cdot \\ & \frac{d^3\theta_m(s)}{ds^3}) + \mu^2 \cdot (6 \cdot s^{-3} \cdot \frac{d\theta_m(s)}{ds} + 6 \cdot s^{-2} \cdot \frac{d^2\theta_m(s)}{ds^2} + s^{-1} \cdot \frac{d^3\theta_m(s)}{ds^3}) + \\ & \mu \cdot (6 \cdot s^{-3} \cdot \frac{d^2\theta_m(s)}{ds^2} + 2 \cdot s^{-2} \cdot \frac{d^3\theta_m(s)}{ds^3}) + \mu \cdot \tau \cdot (6 \cdot s^{-3} \cdot \frac{d\theta_m(s)}{ds} \\ & - 6 \cdot s^{-2} \cdot \frac{d^2\theta_m(s)}{ds^2} + s^{-1} \cdot \frac{d^3\theta_m(s)}{ds^3}) + \tau \cdot (\frac{1}{2} \cdot s^{-2} \cdot \frac{d^2\theta_m(s)}{ds^2} + \frac{1}{2} \cdot s^{-2} \\ & \cdot \frac{d^3\theta_m(s)}{ds^3} + \frac{3}{2} \cdot s^{-3} \cdot \frac{d^2\theta_m(s)}{ds^2} + s^{-3} \cdot \frac{3}{2} \cdot \frac{d^2\theta_m(s)}{ds^2}) = -s^{-3} \cdot \frac{d^3\theta_m(s)}{ds^3} + \\ & s^{-3} \cdot \frac{d^3\theta_m(s)}{ds^3} \end{aligned} \quad (6)$$

Esta ecuación se puede traducir al dominio del tiempo utilizando L una transformación de cálculo operacional habitual que actúa sobre señales acotadas exponencialmente con soporte izquierdo acotado. Recuerde que, $L^{-1}s(*) = d/dt(*)$, $L^{-1}1/s(*) = \int_0^t(*)\psi d\psi$, $L^{-1}d^v/ds^v(*) = (-1)^v t^v(*)$ y el operador $\int_0^{(v)}(*)$ representa un v tiempos de integración, teniendo esto en cuenta podemos traducir (6) al dominio del tiempo:

$$\begin{aligned} & \tau \cdot \mu^2 \cdot (3 \cdot \int_0^{(3)} \theta_m(t) + 6 \cdot \int_0^{(2)} t \cdot \theta_m(t) + 3 \cdot \int_0^{(1)} t^2 \cdot \theta_m(t) + \frac{1}{2} \cdot \\ & t^3 \cdot \theta_m(t)) + \mu^2 \cdot (6 \cdot \int_0^{(3)} t \cdot \theta_m(t) + 6 \cdot \int_0^{(2)} t^2 \cdot \theta_m(t) + \int_0^{(1)} t^3 \cdot \theta_m(t)) + \\ & \mu \cdot (6 \cdot \int_0^{(3)} t^2 \cdot \theta_m(t) + 2 \cdot \int_0^{(2)} t^3 \cdot \theta_m(t)) + \mu \cdot \tau \cdot (6 \cdot \int_0^{(3)} t \cdot \theta_m(t) - \\ & 6 \cdot \int_0^{(2)} t^2 \cdot \theta_m(t) + \int_0^{(1)} t^3 \cdot \theta_m(t)) + \tau \cdot (\frac{1}{2} \cdot \int_0^{(2)} t^3 \cdot \theta_m(t) + \\ & \frac{1}{2} \cdot \int_0^{(2)} t^3 \cdot \theta_m^*(t) + \frac{3}{2} \cdot \int_0^{(3)} t^2 \cdot \theta_m(t) + \int_0^{(3)} \frac{3}{2} \cdot t^2 \cdot \theta_m^*(t)) = \\ & - \int_0^{(3)} t^3 \cdot \theta_m(t) + \int_0^{(3)} t^3 \cdot \theta_m^*(t) \end{aligned} \quad (7)$$

y escrita en forma compacta como:

$$\tau \cdot \mu^2 \cdot \alpha_1(t) + \mu^2 \cdot \beta_1(t) + \mu \cdot \gamma_1(t) + \mu \cdot \tau \cdot \delta_1(t) + \tau \cdot \lambda_1(t) = \sigma_1(t) \quad (8)$$

donde $\alpha_1, \beta_1, \gamma_1, \delta_1, \lambda_1$ y σ_1 son las salidas de los siguientes filtros inestables lineales variantes con el tiempo y con estados iniciales nulos:

$$\begin{array}{lll} \alpha_1 = z_1 - \frac{1}{2} \cdot t^3 \cdot \theta_m & \beta_1 = z_4 & \gamma_1 = z_7 \\ z_1 = z_2 + 3 \cdot t^2 \cdot \theta_m & z_4 = -t^3 \cdot \theta_m + z_5 & z_7 = z_8 \\ z_2 = z_3 - 6 \cdot t \cdot \theta_m & z_5 = 6 \cdot t^2 \cdot \theta_m + z_6 & z_8 = z_9 - 2 \cdot t^3 \cdot \theta_m \\ z_3 = 3 \cdot \theta_m & z_6 = -6 \cdot t \cdot \theta_m & z_9 = 6 \cdot t^2 \cdot \theta_m \\ * * * & * * * & * * * \\ \delta_1 = z_{10} & \lambda_1 = z_{13} & \sigma_1 = z_{16} \\ z_{10} = z_{11} - t^3 \cdot \theta_m & z_{13} = z_{14} & z_{16} = z_{17} \\ z_{11} = z_{12} - 6 \cdot t^2 \cdot \theta_m & z_{14} = -\frac{1}{2} \cdot t^3 \cdot (\theta_m^*(t) + \theta_m) + z_{15} & z_{17} = z_{18} \\ z_{12} = -6 \cdot t \cdot \theta_m & z_{15} = \frac{3}{2} \cdot t^2 \cdot (\theta_m^*(t) + \theta_m) & z_{18} = t^3 \cdot (\theta_m - \theta_m^*(t)) \end{array} \quad (9)$$

La ecuación lineal (8) tiene cinco parámetros desconocidos, μ, τ y sus combinaciones, que se pueden obtener a partir de un ajuste de error por mínimos cuadrados en la ventana de tiempo $[t_i, t_f]$, que es el intervalo de tiempo entre la primera y la última muestra disponibles. La función de costo a minimizar es:

$$\begin{aligned} \varepsilon_1 = & \int_{t_i}^{t_f} ([\alpha_1(t) \ \beta_1(t) \ \gamma_1(t) \ \delta_1(t) \ \lambda_1(t)] \\ & \cdot [\tau \cdot \mu^2 \ \mu^2 \ \mu \ \mu \cdot \tau \ \tau]^T - \sigma_1(\tau))^2 \cdot dt \end{aligned} \quad (10)$$

donde $(^T)$ significa transposición de matriz. Para estimar τ y μ , la minimización de ε_1 conduce a:

$$\begin{bmatrix} \tau \cdot \mu^2 \\ \mu^2 \\ \mu \\ \mu \cdot \tau \\ \tau \end{bmatrix} = \left[\int_{t_i}^{t_f} \begin{bmatrix} \alpha_1(t) \\ \beta_1(t) \\ \gamma_1(t) \\ \delta_1(t) \\ \lambda_1(t) \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \alpha_1(t) \\ \beta_1(t) \\ \gamma_1(t) \\ \delta_1(t) \\ \lambda_1(t) \end{bmatrix}^T dt \right]^{-1} \cdot \int_{t_i}^{t_f} \begin{bmatrix} \alpha_1(t) \\ \beta_1(t) \\ \gamma_1(t) \\ \delta_1(t) \\ \lambda_1(t) \end{bmatrix} \cdot \sigma_1(t) dt \quad (11)$$

3.2. Estimador 2

El sensor de galgas extensométricas utilizado para calcular el par de acoplamiento presenta un offset que debe tenerse en cuenta al diseñar el estimador. Entonces el valor medido $\hat{\Gamma}$ es

$$\hat{\Gamma}(s) = \Gamma(s) + \frac{\chi}{s} \quad (12)$$

donde Γ es el valor real y χ es el valor del offset. Introduciendo (12) en la dinámica descrita por $G(s)$ se obtiene que

$$(s^3 + s \cdot \omega^2) \cdot \hat{\Gamma}(s) - k \cdot s^3 \cdot \theta_m(s) - \chi \cdot (s^2 + \omega^2) = 0 \quad (13)$$

Derivando tres veces respecto a la variable s resulta:

$$\begin{aligned} & \omega^2 \cdot \left(3 \cdot \frac{d^2\hat{\Gamma}(s)}{ds^2} + s \cdot \frac{d^3\hat{\Gamma}(s)}{ds^3} \right) - \\ & k \cdot \left(6 \cdot \theta_m(s) + 18 \cdot s \cdot \frac{d\theta_m(s)}{ds} + 9 \cdot s^2 \cdot \frac{d^2\theta_m(s)}{ds^2} + s^3 \cdot \frac{d^3\theta_m(s)}{ds^3} \right) + \\ & \left(6 \cdot \hat{\Gamma}(s) + 18 \cdot s \cdot \frac{d\hat{\Gamma}(s)}{ds} + 9 \cdot s^2 \cdot \frac{d^2\hat{\Gamma}(s)}{ds^2} + s^3 \cdot \frac{d^3\hat{\Gamma}(s)}{ds^3} \right) = 0 \end{aligned} \quad (14)$$

Para evitar multiplicaciones por potencias positivas de s que se traducen en derivadas temporales indeseables, se multiplica la ecuación (14) por s^{-3} dando lugar a:

$$\begin{aligned} & \omega^2 \cdot \left(3 \cdot s^{-3} \cdot \frac{d^2\hat{\Gamma}(s)}{ds^2} + s^{-2} \cdot \frac{d^3\hat{\Gamma}(s)}{ds^3} \right) - \\ & k \cdot (6 \cdot s^{-3} \cdot \theta_m(s) + 18 \cdot s^{-2} \cdot \frac{d\theta_m(s)}{ds} + 9 \cdot s^{-1} \cdot \frac{d^2\theta_m(s)}{ds^2} + \frac{d^3\theta_m(s)}{ds^3}) \\ & + \left(6s^{-3}\hat{\Gamma}(s) + 18s^{-2} \cdot \frac{d\hat{\Gamma}(s)}{ds} + 9 \cdot s^{-1} \cdot \frac{d^2\hat{\Gamma}(s)}{ds^2} + \frac{d^3\hat{\Gamma}(s)}{ds^3} \right) = 0 \end{aligned} \quad (15)$$

Esta ecuación se puede traducir al dominio del tiempo:

$$\begin{aligned} & \omega^2 \cdot \left(3 \cdot t^2 \cdot \int_0^{(3)} \hat{\Gamma}(t) - t^3 \cdot \int_0^{(2)} \hat{\Gamma}(t) \right) - \\ & k \cdot (6 \cdot \int_0^{(3)} \theta_m(t) - 18 \cdot \int_0^{(2)} t \cdot \theta_m(t) + 9 \cdot t^2 \cdot \int_0^{(1)} \theta_m(t) + t^3 \cdot \theta_m(t)) + \\ & (6 \cdot t^3 \cdot \int_0^{(3)} \hat{\Gamma}(t) - 18 \cdot t \cdot \int_0^{(2)} \hat{\Gamma}(t) + 9 \cdot t^2 \cdot \int_0^{(1)} \hat{\Gamma}(t) + t^3 \cdot \hat{\Gamma}(t)) = 0 \end{aligned} \quad (16)$$

y escrita en forma compacta como:

$$\omega^2 \cdot \alpha_2(t) + k \cdot \beta_2(t) = \gamma_2(t) \quad (17)$$

donde α_2, β_2 y γ_2 son salidas de los siguientes filtros inestables lineales variantes en el tiempo y con estados iniciales nulos:

$$\begin{aligned} \alpha_2 &= z_1 & \beta_2 &= t^3 \cdot \theta_m + z_4 & \gamma_2 &= t^3 \cdot \hat{\Gamma} + z_7 \\ \dot{z}_1 &= z_2 & \dot{z}_4 &= 9 \cdot t^2 \cdot \theta_m + z_5 & \dot{z}_7 &= 9 \cdot t^2 \cdot \hat{\Gamma} + z_8 \\ \dot{z}_2 &= -t^3 \cdot \hat{\Gamma} + z_3 & \dot{z}_5 &= -18 \cdot t \cdot \theta_m + z_6 & \dot{z}_8 &= -18 \cdot t \cdot \hat{\Gamma} + z_9 \\ \dot{z}_3 &= 3 \cdot t^2 \cdot \hat{\Gamma} & \dot{z}_6 &= 6 \cdot \theta_m & \dot{z}_9 &= 6 \cdot \hat{\Gamma} \end{aligned} \quad (18)$$

La ecuación lineal (17) tiene dos parámetros desconocidos, ω^2 y k , que se pueden obtener a partir de un ajuste de error de mínimos cuadrados en la ventana de tiempo $[t_i, t_f]$, que es el intervalo de tiempo entre la primera y la última muestra disponibles. La función de costo a minimizar es

$$\varepsilon_2 = \int_{t_i}^{t_f} ([\alpha_2(t) \ \beta_2(t)] \cdot [\omega^2 \ k]^T - \gamma_2(t))^2 \cdot dt \quad (19)$$

Para estimar ω^2 y k la minimización de ε_2 conduce a:

$$\begin{bmatrix} \omega^2 \\ k \end{bmatrix} = \left[\int_{t_i}^{t_f} \begin{bmatrix} \alpha_2(t) \\ \beta_2(t) \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \alpha_2(t) \\ \beta_2(t) \end{bmatrix}^T dt \right]^{-1} \cdot \int_{t_i}^{t_f} \begin{bmatrix} \alpha_2(t) \\ \beta_2(t) \end{bmatrix} \gamma_2(t) dt \quad (20)$$

4. Aplicación del Estimador

Los estimadores anteriores se aplican a un modelo simulado del *TFLR* y al robot experimental. La Figura 3 muestra las señales medidas, que son las entradas de los estimadores y que se utilizan para identificar los parámetros indicados en la Figura 2. Sin embargo, se mostrarán solo estimaciones de ω , k y τ , que son los parámetros más críticos para el control.

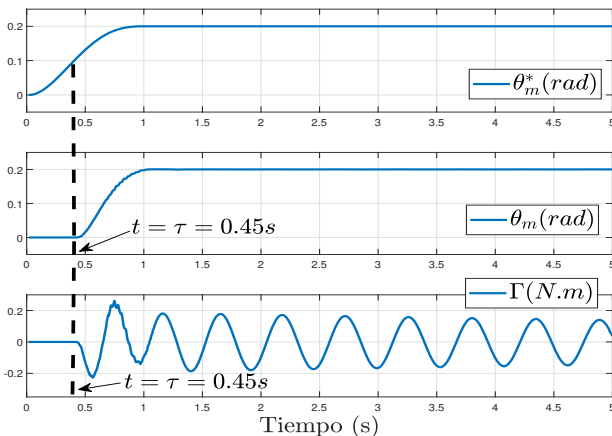


Figura 3: Señales Experimentales Utilizadas para la Estimación Algebraica

4.1. Estimación de la frecuencia natural del sistema

La frecuencia natural se utiliza en el diseño del sistema de control del *TFLR*, ya que es un dato necesario para cancelar eficientemente las vibraciones. Su valor real se obtiene mediante la transformada rápida de Fourier (*FFT*) y vale $11,62 \text{ rad}\cdot\text{s}^{-1}$.

El Estimador 2 da un valor adecuado en menos de $0,5 \text{ s}$. La evolución de la frecuencia estimada y la frecuencia real se ilustran en la Figura 4.

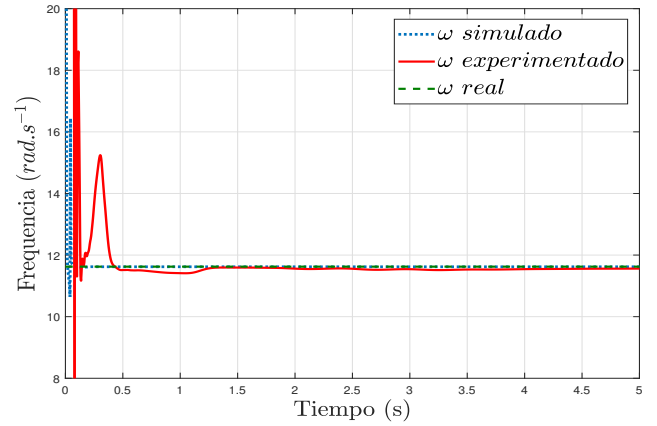


Figura 4: Evolución y Convergencia de la Frecuencia Natural Obtenida en Tiempo Real con el Estimador 2

4.2. Estimación del retardo del sistema

El conocimiento del retardo permite realizar acciones compensatorias para sincronizar el comportamiento del robot con el movimiento o trayectoria deseados. Al tener en cuenta el retardo, es posible lograr un control preciso, mejorar la dinámica y prevenir inestabilizaciones en cadena cerrada. Se considera que el retardo real del sistema es $0,45 \text{ s}$. El Estimador 1 da un valor adecuado en menos de $0,2 \text{ s}$. La Figura 5 presenta la evolución de las estimaciones realizadas en simulación y en experimentación, y se comparan con el valor real anterior.

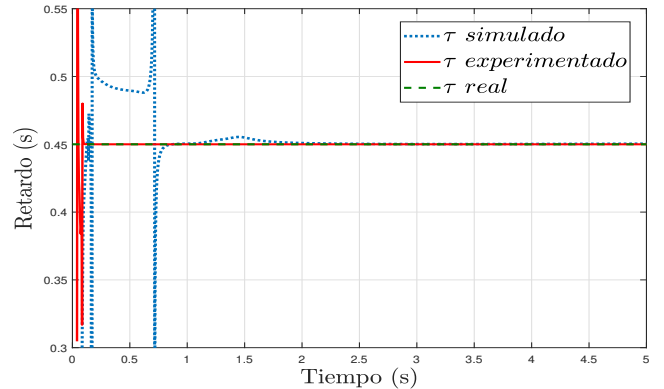


Figura 5: Evolución y Convergencia del Retardo Obtenido en Tiempo Real con el Estimador 1

4.3. Estimación del parámetro μ del servomotor

El sistema de control utilizado para el motor está diseñado para garantizar un buen seguimiento de la trayectoria, compensar perturbaciones tales como los componentes no modelados de la fricción y ser resistente a las incertidumbres de los parámetros. Dicho controlador proporciona un posicionamiento rápido y preciso del motor. Dado que se requieren movimientos muy rápidos de la articulación, los polos $z = -\mu^{-1}$ del servomotor se eligen con un módulo lo más alto posible. Nuestro diseño coloca estos polos en $z = -80$ por lo que $\mu = -z^{-1} = 0,0125$.

El estimador da un valor adecuado en menos de 0,5 s. La Figura 6 presenta la evolución de las estimaciones realizadas en simulación y en experimentación, y se comparan con el valor real anterior.

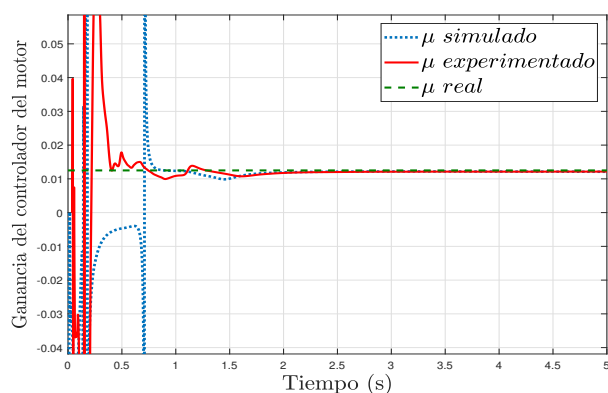


Figura 6: Evolución y Convergencia del Parámetro μ Obtenido en Tiempo Real con el Estimador 1

5. Conclusiones

Los robots teleoperados con eslabones flexibles son de interés en diversas aplicaciones: grandes robots espaciales, cirugía y exploración médica, grandes robots para construcción y mantenimiento de infraestructuras, etc. Pero su control es complicado debido a la aparición simultánea de retardos y vibraciones que, además, varían con el tiempo. En este contexto resultan útiles los estimadores desarrollados, que permiten obtener en tiempo real el retardo y la frecuencia del modo dominante de vibración del robot, ya que esta información permite desarrollar controles adaptativos que mejoren el funcionamiento y la estabilidad de dichos robots. Los estimadores desarrollados en este artículo son originales y se basan en la metodología general de la identificación algebraica debido a algunas ventajas: dan una estimación más rápida que otros algoritmos de identificación, no necesitan ningún valor de inicialización y pueden hacerse relativamente insensibles a los ruidos de alta frecuencia y al offset existentes en las medidas. Los algoritmos obtenidos se han evaluado mediante un modelo simulado y en una plataforma experimental.

El trabajo futuro se dirigirá a la implementación de controles adaptativos para este tipo de robots, usando los estimadores aquí desarrollados. Esto permitirá eliminar las vibraciones del robot y compensar los efectos del retardo de una manera más efectiva que lo realizado hasta la fecha.

Agradecimientos

Esta investigación fue financiada en parte por la Universidad de Castilla-La Mancha bajo la Beca 2019-PREDUCLM-10960, en parte por la Universidad de Túnez El Manar y el Ministerio de Educación Superior e Investigación Científica de Túnez bajo la beca de movilidad (Bourse d'Alternance) otorgado a SBF, y en parte por el Proyecto PID2019-111278RB-C21 financiado por MCIN/AEI/10.13039/501100011033.

Referencias

- Alves, E. F., Nøland, J. K., Marafioti, G., Mathisen, G., 2019. Online parameter identification of synchronous machines using kalman filter and recursive least squares. In: IECON 2019-45th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society. Vol. 1. IEEE, pp. 7121–7128.
- Belkoura, L., 2010. Identifiability and algebraic identification of time delay systems. IFAC Proceedings Volumes 43 (2), 1–8.
- Benftima, S., Batlle, V. F., Benattia, S., Salhi, S., 2022. A fast online estimator of the main vibration mode of mechanisms from a biased slightly damped signal. In: IECON 2022-48th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society. IEEE, pp. 1–6.
- Cui, T., Ding, F., Li, X., Hayat, T., 2019. Kalman filtering based gradient estimation algorithms for observer canonical state-space systems with moving average noises. Journal of the Franklin Institute 356 (10), 5485–5502.
- Deng, Y., Léchappé, V., Rouquet, S., Moulay, E., Plestan, F., 2020. A practical online time-varying delay estimation of remote control system based on adaptive super-twisting algorithm. In: 2020 IEEE Conference on Control Technology and Applications (CCTA). IEEE, pp. 885–891.
- Fliess, M., Sira-Ramírez, H., 2003. An algebraic framework for linear identification. ESAIM: Control, Optimisation and Calculus of Variations 9, 151–168.
- Lii, N. Y., Chen, Z., Pleintinger, B., Borst, C. H., Hirzinger, G., Schiele, A., 2010. Toward understanding the effects of visual-and force-feedback on robotic hand grasping performance for space teleoperation. In: 2010 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. IEEE, pp. 3745–3752.
- Mhamdi, A., Ibn Taarit, K., Ksouri, M., 2018. Online algebraic identification approach of continuous linear time delay systems. Asian Journal of Control 20 (1), 343–355.
- Omisore, O. M., Han, S., Xiong, J., Li, H., Li, Z., Wang, L., 2020. A review on flexible robotic systems for minimally invasive surgery. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems 52 (1), 631–644.
- San-Millan, A., Feliu, V., 2014. A fast online estimator of the two main vibration modes of flexible structures from biased and noisy measurements. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics 20 (1), 93–104.
- Trapero, J. R., Sira-Ramírez, H., Batlle, V. F., 2007. A fast on-line frequency estimator of lightly damped vibrations in flexible structures. Journal of Sound and Vibration 307 (1-2), 365–378.
- Wang, H., Sun, H., Sun, Y., Wu, M., Yang, J., 2019. A narrowband active noise control system with a frequency estimation algorithm based on parallel adaptive notch filter. Signal Processing 154, 108–119.
- Yaryan, M., Naraghi, M., Rezaei, S. M., Zareinejad, M., Ghafarirad, H., 2012. Bilateral nonlinear teleoperation for flexible link surgical robot with vibration control. In: 2012 19th Iranian conference of biomedical engineering (ICBME). IEEE, pp. 101–106.
- Yaşar, C. F., 2021. Algebraic estimator of parkinson's tremor frequency from biased and noisy sinusoidal signals. Transactions of the Institute of Measurement and Control 43 (3), 679–686.