

UNIVERSIDAD POLITÉCNICA DE MADRID

**ESCUELA TÉCNICA SUPERIOR
DE INGENIEROS DE TELECOMUNICACIÓN**



**GRADO EN INGENIERÍA BIOMÉDICA
TRABAJO FIN DE GRADO**

**IMPLEMENTACIÓN Y EVALUACIÓN DE UN
ALGORITMO RECURSIVO DE FUSIÓN
SENSORIAL PARA EL CONTROL DEL
TORQUE EN UN EXOESQUELETO**

MARÍA MARTÍNEZ ÁLVAREZ

2021

GRADO EN INGENIERÍA BIOMÉDICA

TRABAJO FIN DE GRADO

Título: Implementación y evaluación de un algoritmo recursivo de fusión sensorial para el control del torque en un exoesqueleto

Autor: María Martínez Álvarez

Tutor: D. Pablo Romero Sorozábal

Ponente: D. Álvaro Gutiérrez Martín

Departamento: Tecnología Fotónica y Bioingeniería

MIEMBROS DEL TRIBUNAL

Presidente: D.

Vocal: D.

Secretario: D.

Suplente: D.

Los miembros del tribunal arriba nombrados acuerdan otorgar la calificación de:
.....

Madrid, a de de 20...

UNIVERSIDAD POLITÉCNICA DE MADRID

**ESCUELA TÉCNICA SUPERIOR
DE INGENIEROS DE TELECOMUNICACIÓN**



**GRADO EN INGENIERÍA BIOMÉDICA
TRABAJO FIN DE GRADO**

**IMPLEMENTACIÓN Y EVALUACIÓN DE UN
ALGORITMO RECURSIVO DE FUSIÓN
SENSORIAL PARA EL CONTROL DEL
TORQUE EN UN EXOESQUELETO**

Autora

MARÍA MARTÍNEZ ÁLVAREZ

Tutores

PABLO ROMERO SOROZÁBAL

ÁLVARO GUTIÉRREZ MARTÍN

2021

RESUMEN

La parálisis cerebral es la discapacidad física más común en la infancia y está asociada a una lesión neurológica irreversible e invariante. Sin embargo, gracias a un diagnóstico temprano y a la participación en terapias de rehabilitación sus síntomas pueden mejorar. En la actualidad, se recurre también a la terapia robótica que presenta dos objetivos principales: intensificar las sesiones de rehabilitación y ayudar a los terapeutas que dirigen dichas sesiones.

La plataforma robótica CPWalker, desarrollada por el Consejo Superior de Investigaciones Científicas, busca ser un apoyo en la rehabilitación de la marcha de niños con parálisis cerebral. Para ello, esta plataforma cuenta con distintas terapias que se adaptan a las necesidades de cada paciente. Este es un aspecto importante para favorecer el progreso de los pacientes.

En el presente Trabajo Fin de Grado el objetivo era estimar el torque generado en cada articulación del exoesqueleto de la plataforma CPWalker. Para ello, se plantearon una serie de objetivos previos: elaboración del marco teórico, modelado analítico del sistema bajo estudio, diseño y realización de experimentos y obtención de un modelo experimental del mismo. Tras cumplir con dichos objetivos, se intentó estimar el torque y, aunque no se consiguió un algoritmo para estimar su valor, se observaron relaciones entre las variables del sistema que serán de utilidad para su estimación en un futuro.

PALABRAS CLAVE

Parálisis cerebral, torque, exoesqueleto, galgas extensiométricas, filtro de Kalman

ABSTRACT

Cerebral palsy is the most common physical disability and it is linked to an irreversible and invariant neurological injury. However, thanks to an early diagnosis and the engagement into rehabilitation therapies, its symptoms might improve. Nowadays, resorting to robotic therapy has two main objectives: to intensify the rehabilitation sessions and to help the therapists that run the aforementioned sessions.

The robotic platform called “CPWalker”, developed by the Spanish National Research Council (Consejo Superior de Investigaciones Científicas, CSIC), aims to be a point of support for the movement rehabilitation of kids with cerebral palsy. For that, this platform has different therapies that can be adapted according with the needs of each patient. This is a corner stone to improve the improvement of the patients.

This End-of-Degree Project has the goal of estimate the torque generated in each joint of the CPWalker exoskeleton. For that, different objectives were considered: to elaborate a theoretical framework, to perform an analytical modelling for the system subject of this study, design and execution of the experiments and a resulting experimental model for the aforementioned system. Once these objectives were accomplished, an attempt to estimate the torque was carried, even though no algorithm to estimate its value was obtained, the relationship among the system variables observed will be useful for its estimation in the future.

KEYWORDS

Cerebral palsy, torque, exoskeleton, strain gauges, Kalman filter

AGRADECIMIENTOS

Me gustaría dar las gracias a todas las personas que han hecho posible la realización de este Trabajo Fin de Grado.

A mis tutores Pablo y Álvaro, por guiarme y apoyarme en todo momento.

A mi familia y amigos, por darme ánimos y preocuparos tanto por mí.

ÍNDICE GENERAL

RESUMEN	IV
ABSTRACT	V
AGRADECIMIENTOS	VI
ÍNDICE GENERAL	VII
ÍNDICE DE FIGURAS	IX
ÍNDICE DE TABLAS	X
1. INTRODUCCIÓN	1
1.1. Parálisis cerebral	1
1.2. CPWalker	1
1.3. Objetivos	3
1.4. Estructura del documento.....	3
2. MARCO TEÓRICO	4
2.1. Motores	4
2.1.1. Introducción	4
2.1.2. Motor de corriente continua	4
2.2. Modelado de sistemas	5
2.2.1. Introducción	5
2.2.2. Modelado experimental de un motor CC	5
2.3. Identificadores de estado.....	6
2.3.1. Observabilidad	6
2.3.2. Observador de estado	7
2.3.3. Filtro de Kalman	8
3. DESARROLLO	11
3.1. Modelado de sistemas	11
3.1.1. Modelado analítico del sistema	11
3.1.2. Modelado experimental del sistema.....	14
3.1.3. Conclusiones	23
3.2. Estimación del torque.....	23
3.2.1. Introducción	23
3.2.2. Resultados	23
4. CONCLUSIONES Y LÍNEAS FUTURAS	31
4.1. Conclusiones	31

4.2. Líneas futuras.....	32
BIBLIOGRAFÍA	33
ANEXO A: ASPECTOS ÉTICOS, ECONÓMICOS, SOCIALES Y AMBIENTALES	36
A.1 Impacto social	36
A.2 Impacto económico	36
A.3 Impacto medioambiental.....	36
A.4 Responsabilidad ética y profesional.....	36
ANEXO B: PRESUPUESTO ECONÓMICO	37

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1.1: CPWalker. Imagen tomada de [34].	2
Figura 2.1: Esquema de funcionamiento del filtro de Kalman (elaboración propia)	9
Figura 3.1: Diagrama de Bode del modelo analítico.	13
Figura 3.2: Respuesta a escalón unitario del modelo analítico	14
Figura 3.3: Sistema perpendicular (imagen propia)	16
Figura 3.4: Esquema de comunicaciones en experimentos.	18
Figura 3.5: Filtro Butterworth de orden 4 y frecuencia de corte 3Hz	19
Figura 3.6: Datos prueba 'Tiempo de vuelo'	20
Figura 3.7: Datos prueba 'Sistema bajo ruido'	20
Figura 3.8: Diagrama de Bode del modelo experimental	22
Figura 3.9: Respuesta a escalón unitario del modelo experimental	22
Figura 3.10: Relación entre intensidad obtenida con FDT, intensidad medida y torque medido en prueba 'Tiempo de vuelo'	24
Figura 3.11: Relación entre intensidad obtenida con FDT, intensidad medida y torque medido en prueba 'Sistema bajo ruido'	24
Figura 3.12: Relación entre diferencia de intensidades y torque medido en prueba 'Tiempo de vuelo'	25
Figura 3.13: Relación entre diferencia de intensidades y torque medido en prueba 'Sistema bajo ruido'	25
Figura 3.14: Relación entre diferencia de intensidades tras aplicar Kalman y torque medido en prueba 'Tiempo de vuelo'	26
Figura 3.15: Integral de la diferencia entre intensidades en prueba 'Sistema bajo ruido'	27
Figura 3.16: Integral de la diferencia entre intensidades en prueba 'Tiempo de vuelo'	28
Figura 3.17: Cálculo de la relación entre el torque sagital y la integral de la diferencia entre intensidades	29
Figura 3.18: Cálculo de la relación entre el torque coronal y la integral de la diferencia entre intensidades	30

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 2.1: Ecuaciones principales del filtro de Kalman	9
Tabla 3.1: Características del motor Maxon EC 60 flat Ø68 mm, 100 W, modelo 408057 [23]	11
Tabla 3.2: Media y desviación estándar de la relación en el plano sagital	28
Tabla 3.3: Media y desviación estándar de la relación en el plano coronal.....	29
Tabla B.1: Costes de personal.....	37
Tabla B.2: Costes de material.....	37
Tabla B.3: Costes de totales.	

1. INTRODUCCIÓN

1.1. PARÁLISIS CEREBRAL

La parálisis cerebral (PC) es un conjunto de alteraciones del movimiento y la postura, asociadas a una lesión no progresiva en el cerebro, previa a su total desarrollo y crecimiento. Es la discapacidad física más común en la infancia y su prevalencia es de 2,1 casos por cada 1.000 nacimientos, en los países con altos ingresos [1].

La lesión neurológica es irreversible e invariante, sin embargo, los síntomas pueden mejorar o empeorar. Por tanto, el diagnóstico temprano y la participación en terapias de rehabilitación desde que se produce el mismo, son dos aspectos muy importantes para aprovechar la neuroplasticidad [2]. Gracias a la activación de la corteza motora se consigue que el cerebro continúe desarrollándose y el sistema motor mejore tras el nacimiento [1].

Las necesidades de cada persona con PC serán diferentes, pues la lesión neurológica puede afectar a otras funciones superiores, como son la atención, la memoria y el razonamiento o generar otras afecciones [3].

La terapia robótica pretende intensificar las sesiones destinadas a la adquisición de patrones motores o a su recuperación, así como, reducir el sobreesfuerzo que puede suponer para los terapeutas la asistencia durante la mismas [4]. Además, las medidas tomadas por los robots empleados en la rehabilitación permiten ajustar la intensidad y la frecuencia con que se aplica el tratamiento y evaluar sus efectos a nivel motor [5].

En el ámbito de la asistencia y de la rehabilitación de la marcha se ha producido un importante desarrollo de los exoesqueletos, pero los dirigidos a la población pediátrica son escasos y presentan diversas limitaciones, como son: un peso elevado y un gran tamaño [6].

1.2. CPWALKER

CPWalker es una plataforma robótica [7] destinada a servir de apoyo en la rehabilitación de la marcha de niños con parálisis cerebral y que consta de un andador inteligente ligado a un exoesqueleto (ver Figura 1.1). Para su construcción se tomó como base un dispositivo pasivo disponible en el mercado, el NF-Walker [8], sobre el cual se realizaron modificaciones mecánicas que dieron como resultado un dispositivo activo.

El exoesqueleto está compuesto de cuatro articulaciones activas (caderas y rodillas) que guían el movimiento de las piernas en el plano sagital. Para ello, cada articulación presenta un motor de corriente continua sin escobillas acoplado a una reductora. Actualmente, cuenta con dos modos de control que permiten ajustar la terapia a las características de cada paciente. El carácter adaptativo de las terapias es un aspecto clave para favorecer el progreso del paciente. Los dos modos de control son: el control de posición y el control de impedancia.

Cuando se aplica el control de posición, el exoesqueleto sigue la trayectoria de referencia. Para ello, cada articulación cuenta con un potenciómetro que obtiene su posición angular. Por otro lado, si se

aplica el control de impedancia, el paciente puede desviar el exoesqueleto de la trayectoria de referencia. Neville Hogan [9] introdujo el control de impedancia para abordar el control de la interacción dinámica entre un manipulador y su entorno; en el caso del CPWalker el manipulador es el exoesqueleto y el entorno es el paciente. El exoesqueleto se puede modelar como un sistema masa, muelle, amortiguador caracterizado por una impedancia mecánica, que es la relación entre la fuerza del exoesqueleto en oposición a un movimiento impuesto y dicho movimiento. Por tanto, cuanto menor sea la impedancia más fácil le resultará al paciente desviarse de la trayectoria de referencia, de modo que, conforme el paciente progresa el fisioterapeuta podrá disminuir el nivel de impedancia, aumentando así la participación del paciente. El exoesqueleto puede funcionar con tres niveles de impedancia distintos: alta, media y baja.

Para implementar este control de impedancia es necesario medir también el torque generado por el motor en el eje de rotación de las articulaciones, para poder compararlo con el torque que se desea aplicar, el cual depende del nivel de impedancia seleccionado y el error de posición. Pero las medidas de torque proporcionadas por las galgas extensiométricas no corresponden únicamente al torque generado por el motor, pues estas registran también el torque en el plano coronal generado por los movimientos de las piernas del paciente.

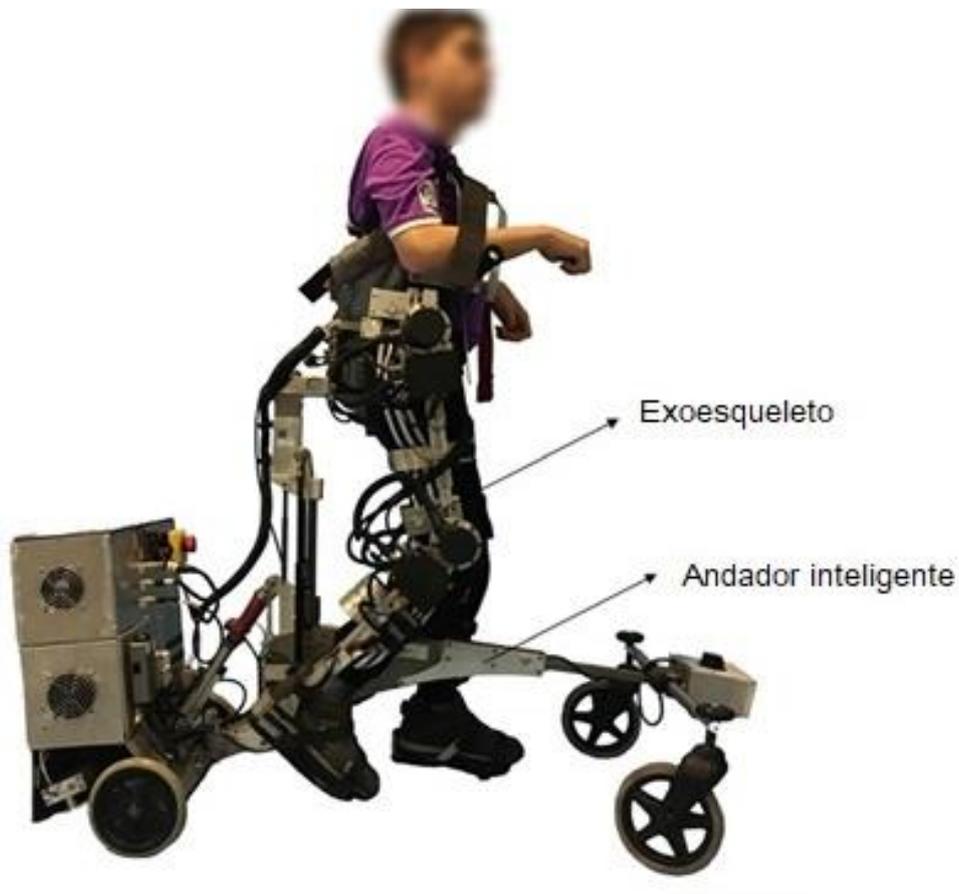


Figura 1.1: CPWalker. Imagen tomada de [34].

1.3. OBJETIVOS

Como se ha comentado en el apartado 1.2, la plataforma robótica CPWalker está destinada a servir de apoyo en la rehabilitación de niños con parálisis cerebral y ofrece terapias adaptadas a las necesidades de cada paciente. Actualmente se pretende mejorar el control de impedancia implementado en el exoesqueleto y, para ello, se necesita estimar el torque generado en la articulación por la interacción entre el paciente y el exoesqueleto en el plano sagital.

El objetivo final del presente Trabajo Fin de Grado era conseguir dicha estimación, empleando para ello un algoritmo recursivo de fusión sensorial, como el filtro de Kalman. Para ello, se plantearon unos objetivos intermedios, de modo que los objetivos de este Trabajo Fin de Grado son:

1. Elaboración del marco teórico.
2. Modelado analítico del sistema bajo estudio
3. Diseño y realización de experimentos
4. Obtención de un modelo experimental del sistema bajo estudio
5. Estimación del torque generado por la interacción entre el paciente y el exoesqueleto.

1.4. ESTRUCTURA DEL DOCUMENTO

El presente documento cuenta con los siguientes capítulos:

- Capítulo 1: tiene como objetivo presentar este Trabajo Fin de Grado, sus objetivos y el origen de estos.
- Capítulo 2: contiene el marco teórico, en el que se tratan los aspectos teóricos más relevantes para el desarrollo de este Trabajo Fin de Grado.
- Capítulo 3: muestra en detalle las tareas realizadas y los resultados obtenidos.
- Capítulo 4: recoge las conclusiones del presente Trabajo Fin de Grado y las líneas futuras de trabajo.

2. MARCO TEÓRICO

2.1. MOTORES

2.1.1. INTRODUCCIÓN

En los exoesqueletos pediátricos se emplean mayoritariamente motores eléctricos para el movimiento de sus articulaciones, los motores neumáticos e hidráulicos se emplean en menor medida porque presentan ciertas desventajas. La alimentación de un motor eléctrico es sencilla, sin embargo, los actuadores neumáticos e hidráulicos suelen necesitar bombas o compresores externos que pueden resultar incómodos y ruidosos. Además, la presencia de fluidos presurizados en ellos compromete la seguridad. Estos aspectos dificultan el uso de los motores hidráulicos y neumáticos fuera de una clínica [6].

Los motores eléctricos se clasifican en: motores de corriente continua (motor CC) y motores de corriente alterna (motor CA). Ambos tipos se encargan de transformar energía eléctrica en mecánica, presentan dos componentes principales comunes: el rotor (parte giratoria) y el estator (parte fija) y su funcionamiento se basa en la interacción entre el campo magnético generado por el estator y la corriente eléctrica que circula por el rotor. La diferencia fundamental se encuentra en la fuente de alimentación, que en el caso de motores CC es una fuente de corriente continua y para motores CA es una fuente de corriente alterna [10].

Para decidir qué motor eléctrico se emplea en una aplicación concreta, se deben analizar los siguientes aspectos [11]:

- Par motor: indica la capacidad de arrastre del motor.
- Carga: un motor puede funcionar en carga o en vacío. En el primer caso el motor mueve un objeto o soporta una carga externa, mientras que en el segundo caso el eje del motor gira libremente y, en consecuencia, el par resistente se debe solo a factores internos.
- Tipo de arranque: puede ocurrir que la fuerza de arranque necesaria en nuestra aplicación sea superior a la que soporta el motor.
- Potencia eléctrica absorbida por el motor: es un aspecto importante cuando la eficiencia es fundamental.
- Eficiencia: los motores pueden presentar pérdidas de energía por distintos factores externos e internos.

2.1.2. MOTOR DE CORRIENTE CONTINUA

En un motor CC el estator puede estar formado por un electroimán, en el caso de motores muy pequeños, o por un imán permanente y en su interior se encuentra el rotor, formado por el eje y un electroimán. Esto es así si se trata de un motor de rotor interior, pero existen también motores de rotor exterior. La conexión eléctrica entre el estator y el rotor se realiza mediante las escobillas, encargadas de la conmutación mecánica de la corriente del electroimán del rotor. Estas se desgastan como consecuencia de la fricción a la que están sometidas y es necesario sustituirlas. Existen motores CC sin escobillas o *brushless* en los que estas se sustituyen por un dispositivo electrónico [12].

A continuación, se presentan las diferencias entre un motor CC con escobillas y uno sin escobillas [12]:

- Vida útil: es mayor en los que no tienen escobillas. Como se comentó, las escobillas están sometidas a fricción, de modo que se disipa energía en forma de calor, se pueden generar chispas y las escobillas se desgastan, siendo necesaria su sustitución cada cierto tiempo, lo que supone un incremento de los gastos de mantenimiento.
- Eficiencia: un motor CC sin escobillas es más eficiente, pues en él no se producen las pérdidas energéticas por fricción antes comentadas.
- Precio: el motor con escobillas es más económico.
- Rendimiento: es mayor en los motores sin escobillas, pues suelen presentar un par de arranque mayor, una mayor precisión en su control, revoluciones por minuto elevadas y una relación entre potencia de salida y tamaño mayor.

2.2. MODELADO DE SISTEMAS

2.2.1. INTRODUCCIÓN

El modelo de un sistema dinámico es un conjunto de ecuaciones que representan, con mayor o menor exactitud, el comportamiento de dicho sistema. Un mismo sistema puede tener diferentes modelos que se obtienen mediante modelado analítico o experimental.

El modelado analítico consiste en estudiar en detalle cada uno de los componentes del sistema y las relaciones entre ellos. Por el contrario, en el modelado experimental o identificación se estudia la respuesta del sistema frente a determinadas entradas, sin analizar los componentes, por lo que se dice que el sistema bajo estudio es como una caja negra [13].

El modelado analítico es de utilidad cuando el sistema es muy sencillo o no se necesita una gran exactitud. Además, a menudo requiere del modelado experimental para calcular parámetros desconocidos. En cuanto a la identificación, los modelos obtenidos solo son válidos bajo determinadas condiciones [14].

Cuando se pretende controlar un sistema se deben seguir tres pasos. En primer lugar, modelar dicho sistema con la mayor exactitud posible. En segundo lugar, analizar el sistema usando para ello el modelo obtenido. Por último, diseñar e implementar el sistema de control [15].

2.2.2. MODELADO EXPERIMENTAL DE UN MOTOR CC

Cuando se procede a identificar un motor CC se deben tener en cuenta las siguientes consideraciones:

- Si la velocidad angular es baja, la fricción dará lugar a no linealidades en el comportamiento del motor.
- Aparece un comportamiento no lineal cuando su uso se prolonga en el tiempo, por el calentamiento.
- Los sensores pueden entregar medidas ruidosas.

- Los conversores analógico-digital (ADC) y digital-analógico (DAC) pueden presentar fallos.
- La etapa de potencia suele generar ruido.

Para simplificar el proceso de identificación se supone que se trata de un sistema lineal de primer orden (un polo) en velocidad angular ($\dot{\theta}(t)$) y función de transferencia $\frac{\dot{\theta}(s)}{U(s)} = \frac{K}{s+p}$, de modo que solo sea necesario hallar la ganancia a bajas frecuencias (K/p) y el polo (p). Para obtener los datos, se llevan a cabo P repeticiones de Q experimentos que se diferencian en las amplitudes de la entrada ($u(t)$), siendo esta un escalón. A continuación, se calculan [16]:

- El valor medio de las velocidades angulares del régimen permanente en cada experimento, tomando las P repeticiones.
- Los valores medios de los polos de varianza mínima.
- La ganancia a bajas frecuencias de cada experimento, a partir de los valores medios de velocidad angular y de los polos.
- La tensión de entrada equivalente en cada experimento.
- Una expresión para K/p empleando la técnica de optimización del error cuadrático.
- K y p suponiendo que motor es lineal y, por lo tanto, la ganancia a bajas frecuencias de cada experimento es igual a K .

2.3. IDENTIFICADORES DE ESTADO

2.3.1. OBSERVABILIDAD

Sea el sistema de orden n libre definido por las Ecuaciones 2.1 y 2.2; donde x representa el vector de estado (vector de dimensión n), y el vector de salida (vector de dimensión m), A una matriz de dimensión $n \times n$ y C una matriz de dimensión $m \times n$, tal que:

$$\dot{x} = Ax \quad (2.1)$$

$$y = Cx \quad (2.2)$$

El sistema se considera completamente observable si es posible determinar el estado $x(t_0)$ mediante la observación de la salida $y(t)$ durante el intervalo de tiempo $[t_0, t_1]$. Para analizar la observabilidad es suficiente con considerar el sistema sin excitación, como se presenta en las Ecuaciones 2.1 y 2.2 [17].

2.3.2. OBSERVADOR DE ESTADO

Se denomina observador de estado al subsistema determinista o estocástico, estático o dinámico, que reconstruye el vector de estado de un sistema a partir de observaciones de las entradas y salidas de dicho sistema. Se emplean, por ejemplo, en el control y monitorización de procesos y en la detección de fallos en una planta o de un sensor [17], [18].

Su modelo matemático, únicamente se diferencia del modelo correspondiente al sistema en que incluye un término de corrección constituido por una matriz de ponderación y el error de estimación, que viene dado por la diferencia entre la salida medida y la salida estimada por el observador. La inclusión de este término pretende contrarrestar las imprecisiones del modelo del sistema e incluir el error de estimación inicial, es decir, la diferencia entre el estado estimado inicial y estado inicial [17]. El orden del observador viene determinado por el orden del sistema que observa (n), que coincide con el número de estados de dicho sistema, y el número de salidas de dicho sistema (m), y es igual a $n-m$; por ello, su complejidad es menor cuanto mayor es el número de salidas que puede observar [18].

Dado el sistema definido por las Ecuaciones 2.3 y 2.4.

$$\dot{x} = Ax + Bu \quad (2.3)$$

$$y = Cx \quad (2.4)$$

El modelo general de un observador para este sistema viene dado por las Ecuaciones 2.5 y 2.6; donde \hat{x} representa el estado estimado, \hat{y} la salida estimada y K_e la matriz de ponderación, llamada matriz de ganancia del observador.

$$\dot{\hat{x}} = A\hat{x} + Bu + K_e (y - \hat{y}) \quad (2.5)$$

$$\hat{y} = C\hat{x} \quad (2.6)$$

Por tanto, el modelo del observador se puede expresar también como se muestra en la Ecuación 2.7.

$$\dot{\hat{x}} = (A - K_e C) \hat{x} + Bu + K_e y \quad (2.7)$$

Atendiendo al número de variables de estado que estiman, en [17] se establece la siguiente clasificación de los observadores:

- Orden completo: observador estima todas las variables de estado del sistema, aunque algunas se puedan medir directamente.
- Orden reducido: observador estima un número de variables de estado menor que n , pero estima todas las variables de estado que no se pueden medir y algunas que sí se pueden medir. Aquellas que pueden medirse con precisión no es necesario estimarlas.
- Orden mínimo: se trata de un caso particular del anterior en el que el observador estima solo $n-m$ variables de estado, las que realmente se necesita observar, pues las m variables de salida medibles son combinaciones lineales de las variables de estado.

Si se tiene un observador de orden completo, el orden del observador coincidirá con el orden del sistema que observa y, en consecuencia, para calcular la ecuación de error del observador bastará con restar a la ecuación de estado del sistema observado la ecuación que define al observador. Para el caso visto anteriormente, la ecuación de error del observador sería como se indica en la Ecuación 2.8.

$$\dot{x} - \dot{\hat{x}} = A(x - \hat{x}) - K_e (Cx - C\hat{x}) = (A - K_e C)(x - \hat{x}) \quad (2.8)$$

Si e representa el vector de error $x - \hat{x}$, entonces, la ecuación de error del observador podrá expresarse como aparece en la Ecuación 2.9.

$$\dot{e} = (A - K_e C)e \quad (2.9)$$

De la Ecuación 2.9 se deduce que los autovalores de la matriz $A - K_e C$ determinan la estabilidad asintótica y la velocidad de respuesta del sistema que representa la dinámica del error. Por tanto, en el diseño de un observador de orden completo la elección de K_e determinará que los autovalores de $A - K_e C$ sean los adecuados. Si se consigue que la matriz $A - K_e C$ sea estable, el vector de error de estimación tenderá a cero independientemente del error de estimación inicial $(x(0) - \hat{x}(0))$.

2.3.3. FILTRO DE KALMAN

Es un algoritmo recursivo que permite estimar el estado de un sistema lineal y estocástico usando medidas ruidosas de la salida de dicho sistema. El atributo recursivo hace referencia a que en cada iteración no recurre a medidas pasadas, sino que realiza la estimación del estado actual apoyándose en la medida actual y la estimación previa; esto supone una ventaja, pues al no ser necesario almacenar estimaciones ni medidas pasadas no requiere gran capacidad de almacenamiento ni una elevada potencia de cómputo [19]. Además, se trata de un filtro óptimo, esto significa que no suele tener problemas de estabilidad, que se puede detectar si está operando correctamente mediante comprobaciones simples y que a pesar de ser más complejo, a veces diseñar un filtro subóptimo con un rendimiento aceptable puede ser muy difícil [20].

Este algoritmo consta de 5 ecuaciones principales y 2 etapas: actualización (también llamada corrección) y predicción. Se muestra en la Figura 2.1 el esquema de funcionamiento del filtro. Cada una de las ecuaciones pertenece a una etapa como se puede ver en la Tabla 2.1. Además, al comienzo tiene lugar una etapa de inicialización en la que se estima el valor inicial de la incertidumbre de la estimación y el valor inicial del estado del sistema. A continuación, se explica cada ecuación, para entender así el principio de funcionamiento del filtro.

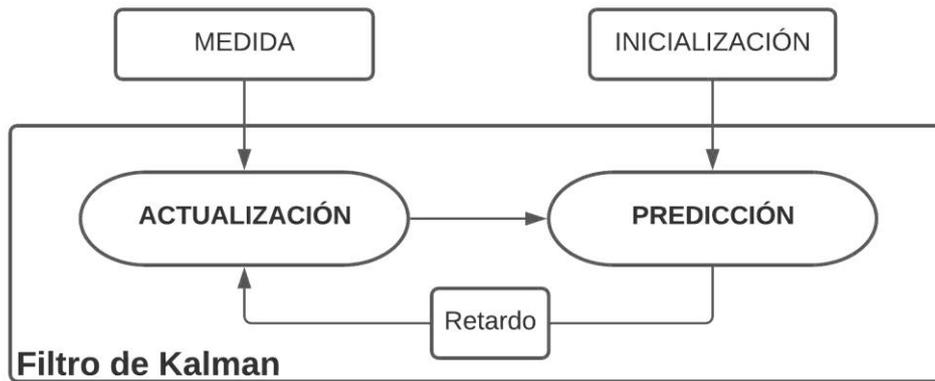


Figura 2.1: Esquema de funcionamiento del filtro de Kalman (elaboración propia)

Etapa de actualización	Etapa de predicción
Ecuación de actualización de estado $\hat{x}_{n,n} = \hat{x}_{n,n-1} + K_n(z_n - H\hat{x}_{n,n-1})$	Ecuación de extrapolación de estado $\hat{x}_{n+1,n} = F\hat{x}_{n,n} + Gu_n + w_n$
Ecuación de la ganancia de Kalman $K_n = P_{n,n-1}H^T(HP_{n,n-1}H^T + R_n)^{-1}$	Ecuación de extrapolación de la incertidumbre de la estimación $P_{n+1,n} = FP_{n,n}F^T + Q$
Ecuación de actualización de la incertidumbre de la estimación $P_{n,n} = (I - K_nH)P_{n,n-1}(I - K_nH)^T + K_n R_n K_n^T$	

Tabla 2.1: Ecuaciones principales del filtro de Kalman

En la ecuación de actualización de estado se obtiene la estimación de estado actual, representado por $\hat{x}_{n,n}$, a partir de la medida actual del vector salida (z_n) y una predicción del estado actual, proveniente de la iteración anterior ($\hat{x}_{n,n-1}$). La matriz de observación (H) relaciona los estados del sistema (x_n) con las medidas (z_n), como se puede ver en la Ecuación 2.10, llamada ecuación de la medida, donde v_n representa el ruido de medida. La ganancia de Kalman, representada por K_n , determina si se da más peso a la medida o a la predicción, en función de la incertidumbre de la estimación y la incertidumbre de la medida.

$$z_n = Hx_n + v_n \tag{2.10}$$

Como se puede ver en la ecuación de la ganancia de Kalman (ver Ecuación 2.11), esta se actualiza en cada iteración y depende de la incertidumbre de la estimación, representada por la matriz P , y de la incertidumbre de la medida, representada por la matriz R .

$$K_n = P_{n,n-1}H^T(H P_{n,n-1}H^T + R_n)^{-1} \quad (2.11)$$

Cuando la incertidumbre de la medida es pequeña, la ganancia es grande y el peso que se le da a la medida es mayor, pues como se puede ver en la ecuación de actualización de estado (ver Ecuación 2.12), la ganancia es el peso que se le da a la medida. P es desconocida y en la etapa de inicialización se estima su valor, que se actualizará en cada iteración, como se ve en la ecuación de actualización de la incertidumbre de la estimación (ver Ecuación 2.13).

$$\hat{x}_{n,n} = \hat{x}_{n,n-1} + K_n(z_n - H\hat{x}_{n,n-1}) \quad (2.12)$$

$$P_{n,n} = (I - K_nH)P_{n,n-1}(I - K_nH)^T + K_n R_n K_n^T \quad (2.13)$$

En la etapa de predicción tenemos la ecuación de extrapolación de estado (ver Ecuación 2.14), con la que se predice el estado del sistema en la siguiente iteración y la ecuación de extrapolación de la incertidumbre de la estimación (ver Ecuación 2.15), que predice el valor de la incertidumbre de la estimación en la siguiente iteración.

$$\hat{x}_{n+1,n} = F\hat{x}_{n,n} + Gu_n + w_n \quad (2.14)$$

$$P_{n+1,n} = FP_{n,n}F^T + Q \quad (2.15)$$

En la primera ecuación w_n representa el ruido de proceso que no es medible y u_n la entrada de control del sistema que es medible. En la segunda ecuación se puede ver como una mayor incertidumbre del modelo, representada por Q , supone una mayor incertidumbre en la estimación. La matriz de transición de estado, representada por F , y la matriz de control o de transición de entrada representada por G , se obtienen a partir del modelo del sistema que se observa en el espacio de estados, mediante la resolución de la ecuación diferencial [21].

3. DESARROLLO

3.1. MODELADO DE SISTEMAS

3.1.1. MODELADO ANALÍTICO DEL SISTEMA

Cada articulación activa del exoesqueleto está compuesta por un motor de corriente continua (motor CC) sin escobillas (Maxon EC 60 flat Ø68 mm, 100 W, modelo 408057) y una reductora Harmonic Drive (CSG-20-160-2A-GR), que se encargan del movimiento de la barra que une dicha articulación con la que se encuentra por debajo de ella. Las características del motor están recogidas en Tabla 3.1. La reductora presenta un factor de reducción $R = 160$ y su rendimiento (η) depende de la velocidad y de la temperatura, para el caso de estudio se ha estimado un valor del 70% [22].

Parámetro	Valor	Unidades
Tensión nominal, U_N	24	V
Resistencia terminal, R_m	0,307	Ω
Inductancia del rotor, L_m	$1,88 \times 10^{-4}$	H
Inercia del rotor, J_m	$1,21 \times 10^{-4}$	$kg\ m^2$
Constante de tiempo mecánica, t_m	$1,3 \times 10^{-2}$	s
Constante de tiempo eléctrica, t_e	$6,12 \times 10^{-4}$	s
Constante de la fuerza contraelectromotriz, k_b	$5,34 \times 10^{-2}$	$V\ s/rad$
Constante de par, k_m	$5,34 \times 10^{-2}$	$N\ m/A$

Tabla 3.1: Características del motor Maxon EC 60 flat Ø68 mm, 100 W, modelo 408057 [23]

Se parte de las ecuaciones mecánicas y eléctricas de un motor CC, expresadas en Ecuación 3.1 y Ecuación 3.2, respectivamente; donde $u_m(t)$ es la tensión de entrada al motor, $e_b(t)$ la fuerza contraelectromotriz, $\tau_m(t)$ el par motor o torque, J_m la inercia del rotor, B_m la constante de fricción viscosa, $\dot{\theta}_m(t)$ la velocidad angular del motor, el producto $B_m \dot{\theta}_m(t)$ es el par de fricción viscosa y $\tau_c(t)$ el par correspondiente a la carga y a la fricción, excluyendo la fricción viscosa. Para simplificar, en la Ecuación 3.2 se considera despreciable el par de fricción, a excepción de la fricción viscosa [16].

$$u_m(t) = R_m i(t) + L_m \frac{di(t)}{dt} + e_b(t) \quad (3.1)$$

$$\tau_m(t) = J_m \ddot{\theta}_m(t) + B_m \dot{\theta}_m(t) + \tau_c(t) \quad (3.2)$$

B_m se estima empleando la expresión mostrada en la Ecuación 3.3

$$B_m = \frac{J_m}{t_m} - \frac{k_b k_m}{R_m} \quad (3.3)$$

Las relaciones existentes entre el par de carga (la barra en el sistema bajo estudio) y la velocidad angular en el eje del motor ($\tau_l(t)$ y $\dot{\theta}_m(t)$) y a la salida de la reductora ($\tau_L(t)$ y $\dot{\theta}_L(t)$) se reflejan en Ecuación 3.4 y Ecuación 3.5, y la ecuación dinámica de la barra en Ecuación 3.6.

$$\dot{\theta}_L(t) = \frac{\dot{\theta}_m(t)}{R} \quad (3.4)$$

$$\tau_L(t) = \eta R \tau_l(t) \quad (3.5)$$

$$\tau_L(t) = J_L \ddot{\theta}_L + \tau_g(t) \quad (3.6)$$

En la Ecuación 3.6, J_L representa el momento de inercia de la barra y τ_g es un término que recoge el efecto de la gravedad. El momento de inercia de la barra de longitud L , anchura a y espesor b respecto del eje de giro se ha calculado como se indica en Ecuación 3.7, obtenida mediante la aplicación del teorema de Steiner al momento de inercia de un paralelepípedo de longitud L , anchura a y espesor b respecto de un eje que pasa por su centro de masa y es perpendicular a una de las caras .

$$J_L = \frac{1}{12} m_L a^2 + \frac{1}{3} L^2 \quad (3.7)$$

Se ha comprobado en los experimentos que el efecto de la gravedad puede despreciarse (ver apartado ‘Procesamiento e identificación’).

A partir de la ecuación mecánica del motor y considerando la relación $\tau_m(t) = k_m i(t)$, así como las comentadas anteriormente, se obtiene la Ecuación 3.8.

$$k_m i(t) = \left(J_m + \frac{J_L}{\eta R^2} \right) \ddot{\theta}_m + B_m \dot{\theta}_m(t) \quad (3.8)$$

Aplicando la transformada de Laplace a la Ecuación 3.1 y a la Ecuación 3.8, y bajo condiciones iniciales nulas se obtiene la función de transferencia del sistema que relaciona la corriente eléctrica, $i(t)$, con la tensión de entrada, $u_m(t)$. La constante de tiempo mecánica toma un valor distinto (t'_m) al presentado en la Tabla 3.1, esta se modifica como consecuencia del acoplo de una carga y toma un valor dado por la Ecuación 3.9.

$$\frac{I(s)}{U(s)} = \frac{\left(J_m + \frac{J_L}{\eta R^2} \right) s + B_m}{L_m \left(J_m + \frac{J_L}{\eta R^2} \right) s^2 + \left[R_m \left(J_m + \frac{J_L}{\eta R^2} \right) + L_m B_m \right] s + R_m B_m + k_b k_m} \quad (3.9)$$

$$t'_m = \frac{R_m \left(J_m + \frac{J_L}{\eta R^2} \right)}{R_m B_m + k_b k_m} \quad (3.10)$$

Sustituyendo en la Ecuación 3.9 cada uno de los parámetros por su valor y operando, se llega a la Ecuación 3.11

$$\frac{I(s)}{U(s)} = \frac{1,218 \times 10^{-4} s + 1,922 \times 10^{-5}}{2,290 \times 10^{-8} s^2 + 3,740 \times 10^{-5} s + 2,857 \times 10^{-3}} \quad (3.11)$$

Usando MATLAB se obtiene la respuesta en frecuencia (ver Figura 3.1) y la respuesta al escalón unitario (ver Figura 3.2) de la función de transferencia presentada en la Ecuación 3.11.

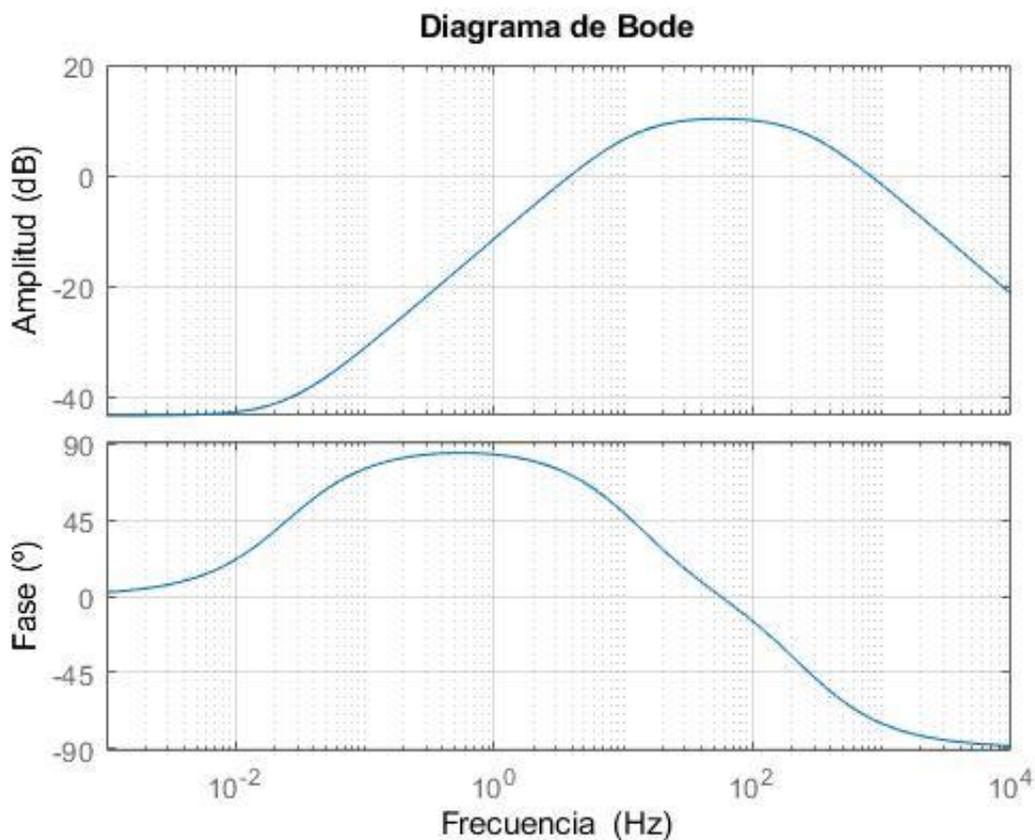


Figura 3.1: Diagrama de Bode del modelo analítico

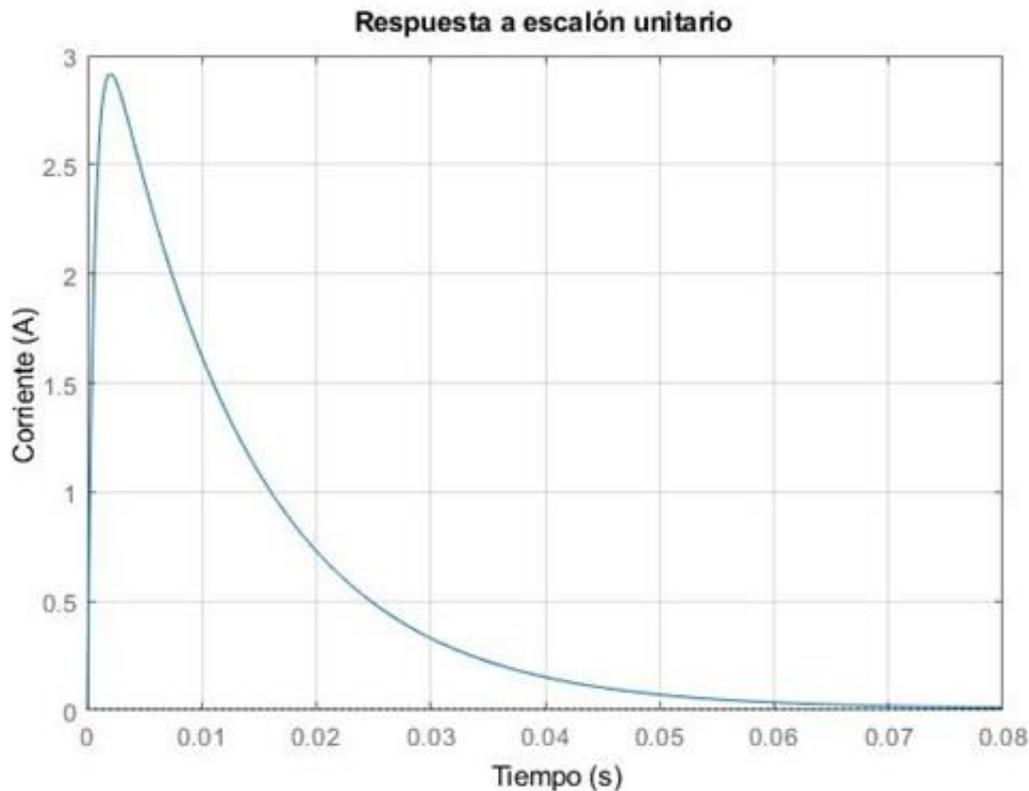


Figura 3.2: Respuesta a escalón unitario del modelo analítico

3.1.2. MODELADO EXPERIMENTAL DEL SISTEMA

3.1.2.1. Adquisición de datos

Definición de los experimentos

Se pretendía identificar un sistema constituido por un motor CC sin escobillas acoplado a una reductora y que mueve una barra; el conjunto representa una articulación del exoesqueleto del CPWalker, en concreto, una rodilla. Con dicho fin, se realizaron una serie de pruebas que se comentarán a continuación y en las que los datos tomados fueron: tiempo, voltaje de control, torque medido por las galgas, voltaje de monitoreo de corriente del motor y corriente del motor. En las últimas pruebas se midió también la posición angular de la barra. La frecuencia de muestro fue de 50 Hz en todas las pruebas.

Además, en estas pruebas no existen movimientos de la articulación en el plano coronal, equivalentes a los realizados por una persona cuando utiliza el exoesqueleto y que generan un torque que es registrado por las galgas e impide la obtención directa a través de las mismas del torque de interacción en el plano sagital. Por tanto, las medidas tomadas por las galgas durante los experimentos carecen de este ruido, salvo en ciertas pruebas en las que se generó de forma intencionada.

Con objeto de analizar el comportamiento del sistema, en las distintas pruebas realizadas, los parámetros que se han ido modificando son: la señal de control, en concreto, su forma, su amplitud y su frecuencia;

la aplicación de diferentes cargas y la generación de ruido por movimientos por en el plano coronal. Además, para estudiar el efecto de la gravedad sobre el sistema se hicieron las pruebas con dos orientaciones distintas de la articulación:

- Sistema en perpendicular: En primer lugar, se realizaron unas pruebas en las que la articulación se fijó al banco de experimentos de modo que el plano en el que se producía el giro quedaba perpendicular al suelo, es decir, con la posición que tendría si estuviese colocada en el exoesqueleto (ver Figura 3.3). Con esta orientación, se tomaron datos con la barra del motor fija y libre. Se dice que la barra está libre cuando no se aplica carga sobre ella y que está fija cuando se aplica una carga lo suficientemente grande como para que no haya movimiento en la articulación. Cuando estaba libre, en algunas pruebas se aplicó fuerza de forma intermitente.
 - Sistema libre: Las primeras pruebas se realizaron con la barra libre. Se introdujeron dos señales de control oscilantes, con rampas positivas y negativas, voltajes en los rangos $[-0,7 \text{ V}, 0,7 \text{ V}]$ y $[-1,5 \text{ V}, 1,5 \text{ V}]$ y pendientes de $\pm 1 \text{ V/s}$ y $\pm 5 \text{ V/s}$, respectivamente. Estos son los valores de voltaje que se envían al driver del motor y determinan el voltaje de alimentación del motor (ver apartado ‘Componentes’). Por tanto, si el driver recibe una señal de $0,7 \text{ V}$, el motor se alimenta con $0,7 \times \frac{24}{10} \text{ V} = 1,68 \text{ V}$. Además, se aplicaron fuerzas de valor desconocido en el plano sagital y se generó ruido con fuerzas transversales. Durante estas pruebas se produjeron saltos de diente en la reductora cuando se aplicaron fuerzas en el plano sagital como consecuencia del deterioro que esta presenta.
 - Sistema fijo: Para que la galga midiese el torque del motor, se buscó que el torque aplicado fuese igual y de sentido contrario al torque del motor. En las pruebas anteriores, para intentar frenar la barra se aplicaron fuerzas manualmente, pero estas pueden ser variables. Por ello, se realizaron otras pruebas en las que la barra se fijó en el banco de experimentos antes de comenzar (ver Figura 3.3). En estas pruebas, para evitar daños en la mecánica y en la reductora los voltajes de control se mantuvieron en el rango $[-0,7 \text{ V}, 0,7 \text{ V}]$. En las primeras pruebas realizadas con la barra fija se emplearon señales de control sinusoidales de amplitud $0,7 \text{ V}$ y de frecuencia variable.
 - Sistema libre: Se tomaron nuevos datos con la barra libre, se emplearon señales de control sinusoidales de amplitud variable, siendo la máxima de 3 V , y frecuencia de 1 Hz . Se realizó una prueba sin aplicar ninguna fuerza; otra aplicando fuerzas en oposición al movimiento, de valor desconocido y de forma intermitente; y una igual a la anterior, pero inmovilizando la barra.
 - Sistema libre: También con la barra libre y la orientación antes comentada, se realizaron pruebas en las que la señal de control presentaba escalones, rampas y fragmentos de voltaje nulo, además de sinusoides, con amplitud máxima de $2,5 \text{ V}$ y frecuencias en el rango $[0,5 \text{ Hz}, 2 \text{ Hz}]$.



Figura 3.3: Sistema perpendicular (imagen propia)

- Sistema en paralelo: En las últimas pruebas, se cambió la orientación de la articulación, que se fijó al banco de experimentos de manera que el plano en el que tiene lugar el movimiento quedase paralelo al suelo. Esta disposición tiene como objetivo evitar el posible efecto de la gravedad, que generaría en el plano sagital un torque correspondiente al peso de la barra.
 - Sistema libre y fijo: Se realizaron pruebas con una señal de control con escalones de $\pm 0,2 V$, $\pm 0,3 V$, $\pm 0,5 V$ y $\pm 0,7 V$, separados por un valor nulo de voltaje y con frecuencias en el rango [1 Hz, 2 Hz], dejando libre la barra y fijándola.
 - Tiempo de vuelo: En otras pruebas se empleó una señal de control con escalones de amplitud $\pm 0,5 V$ y $\pm 0,7 V$ y la barra realizaba un pequeño recorrido libre y quedaba retenida durante un tiempo, al chocar con un tope del banco de ensayos; a continuación, realizaba el recorrido en sentido contrario y volvía a chocar contra otro tope.
 - Sistema bajo ruido: Por último, se utilizó una señal sinusoidal de amplitud 1,5 V y frecuencia creciente, alcanzando los 10 Hz y la barra se dejó libre. Para estudiar el comportamiento del sistema cuando se producía el ruido que se desea eliminar, en algunas de las pruebas en que la barra estaba libre, se generaron torques en el plano

coronal; esto se consiguió atando una cuerda al extremo de la barra y tirando de ella hacia abajo.

Los datos tomados en estas pruebas fueron de utilidad tanto en el análisis e identificación del sistema, como en la posterior estimación del torque.

Componentes

A continuación, se incluye una lista de los elementos principales empleados en la adquisición de datos (ver Figura 3.4).

- **Driver del motor (AZBH12A8):** recibe una señal de referencia analógica con valores en el rango [-10 V, 10 V], con la que controla la velocidad a la que se mueve el motor. El modo de funcionamiento fijado durante las pruebas se llama 'DUTY CYCLE', pues la señal de referencia determina el ciclo de trabajo de una señal modulada en ancho de pulso que controla el voltaje de alimentación del motor. Para que sea posible la alimentación del motor, el driver cuenta con dos pines que se conectan a los terminales positivo y negativo de una batería de 24 V. Además, entrega el voltaje de monitoreo de corriente del motor, que multiplicado por 4 A/V es igual a la corriente del motor [24].
- **Galga extensiométrica:** se trata de un sensor de tipo resistivo cuya resistencia varía por la deformación. En el sistema bajo estudio, se emplean para medir el torque en cada articulación en el plano sagital, aunque registran también torques debidos a fuerzas aplicadas en otras direcciones. El circuito de medida, situado en la barra móvil, está formado por cuatro galgas activas en un puente de Wheatstone para aumentar la sensibilidad y cancelar el efecto de la temperatura [25]. Para la calibración de la galga se siguieron los siguientes pasos:
 - Con la articulación totalmente extendida, se tomó el valor en bits medido por la galga, este se introdujo como offset en el programa desarrollado para el control y la toma de medidas del sistema.
 - Se colocó la articulación formando un ángulo de 90°, se colgó un disco de 5 kg, del extremo de la barra móvil, se midió la distancia desde el punto donde se cuelga el disco al eje de giro (0,315 m), se calculó el momento respecto a dicho eje generado por la fuerza aplicada en el extremo y se tomó el valor en bits medido por la galga, realmente se trata del valor medido por la galga menos el offset antes calculado. El valor en bits tomado en este segundo paso se denomina divider.

El torque en Nm se calcula con la Ecuación 3.12, utilizando para ello funciones de la librería 'HX711.h' [26].

$$\text{Torque [Nm]} = (\text{Torque [bits]} - \text{offset})/\text{divider} \quad (3.12)$$

- **Potenciómetro:** mide la posición angular de la barra. Se trata de una resistencia eléctrica con un valor de resistencia variable en función de posición física en la que se encuentra. Cuando se conecta a una fuente de alimentación, dicha variación en la resistencia genera variaciones de voltaje que son proporcionales a las variaciones de la posición. Estas son leídas por un

conversor analógico-digital (ADC) y traducidas a grados. Para obtener la Ecuación 3.13, con la que se realiza la conversión a grados, se tomó la medida en bits correspondiente a 0°, posición totalmente extendida de la rodilla, y la medida en bits correspondiente a 90° [27].

$$Posición [^\circ] = Posición [bits] \times (-4,97 \times 10^{-3}) \frac{^\circ}{bits} + 102,04^\circ \quad (3.13)$$

- **ADS1115:** ADC que posee una resolución de 16 bits. Realmente proporciona cuatro ADC [28]. Recibe las señales analógicas de voltaje de monitoreo y posición angular, tomadas por el driver y un potenciómetro, respectivamente; y entrega al microprocesador las señales digitales correspondientes usando comunicación I2C.
- **HX711:** ADC de alta resolución, en concreto, 24 bits. Convierte la señal analógica enviada por las galgas en una señal digital que envía al microprocesador mediante comunicación serial propia [29].
- **AD5570:** conversor digital-analógico (DAC) con una resolución de 16 bits [30] que se comunica con el microprocesador mediante comunicación SPI, de este recibe la señal de control digital y la convierte en una señal analógica que es enviada al driver del motor.

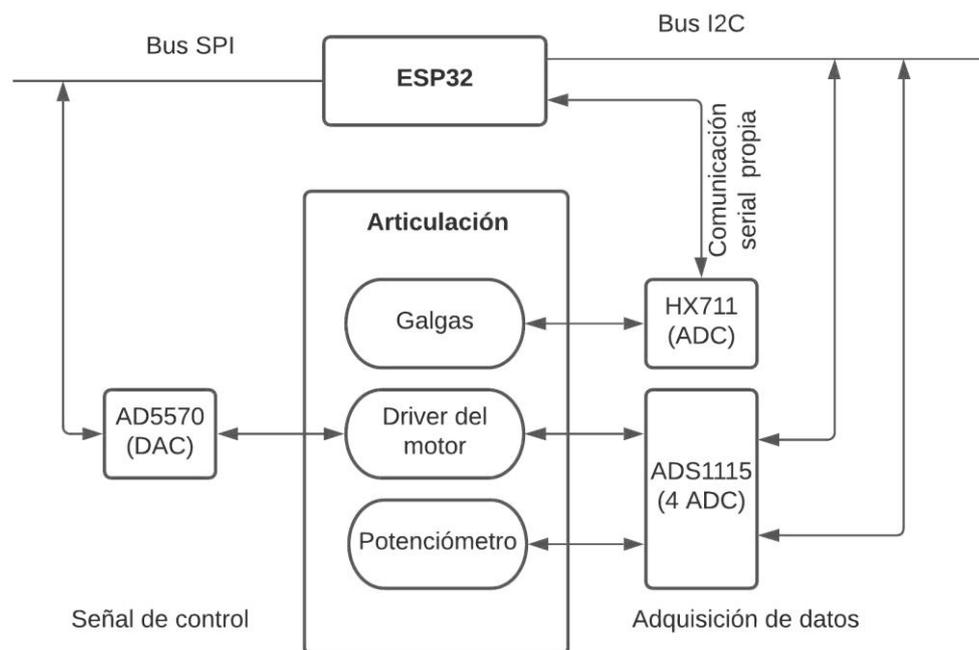


Figura 3.4: Esquema de comunicaciones en experimentos

- **Motor CC sin escobillas acoplado a un reductora Harmonic Drive:** la reductora presenta a su salida un torque superior y una velocidad angular inferior a los presentes a la salida del motor. Se incluye para conseguir torques suficientemente elevados como para mover una pierna.
- **ESP32:** se trata de un SoC (System on Chip) y se encarga de controlar el sistema. La frecuencia de reloj máxima de su microprocesador (Tensilica LX6) es de 240MHz, presenta 520kB de

memoria SRAM y 4MB de memoria Flash, cuatro buses SPI y dos buses I2C. Para su programación se ha empleado el IDE de Arduino [31].

- **Dos baterías en serie de 12 V:** el voltaje total del sistema es la suma de los voltajes de cada batería, por tanto, 24 V.

3.1.2.2. Procesamiento e identificación

Procesamiento

Tras la toma de datos, se realizó el análisis de las relaciones entre las variables registradas, para lo cual se empleó MATLAB.

Previamente, es necesario filtrar los datos de corriente y torque, medidos por el driver y las galgas. En primer lugar, se representaron las señales en el tiempo y sus espectros para seleccionar un filtro adecuado, que permitiese reducir el ruido tanto como fuera posible sin perder información. A continuación, se diseñó un filtro digital Butterworth [32] paso bajo para cada señal, y se ajustó el orden y la frecuencia de corte. Finalmente, en ambos casos se seleccionó un filtro de orden 4 y frecuencia de corte 3 Hz (ver Figura 3.5)

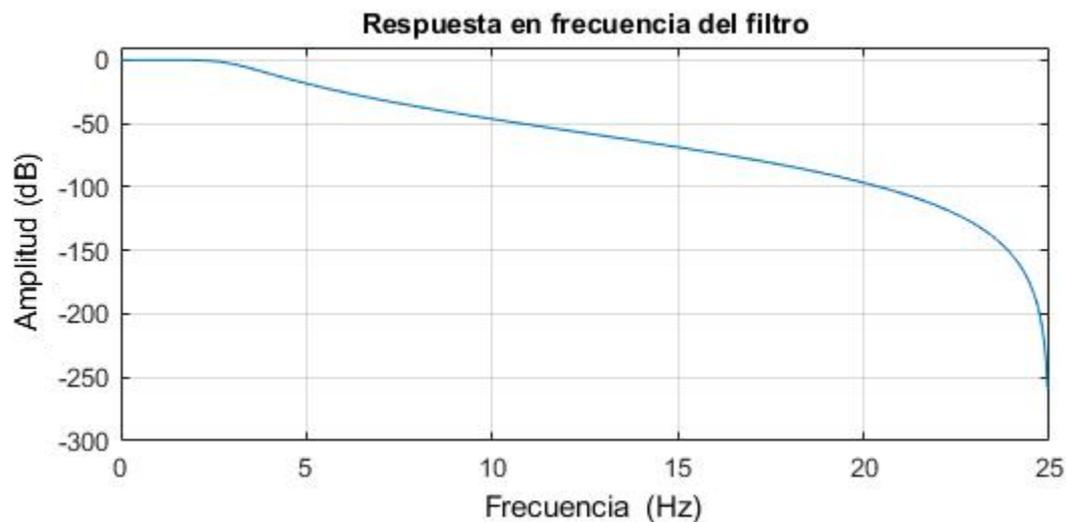


Figura 3.5: Filtro Butterworth de orden 4 y frecuencia de corte 3Hz

En las pruebas con la barra fija es en las que las galgas miden el torque generado únicamente por el motor, pero para analizar la relación entre la corriente y el torque del motor se necesitaron las pruebas en las que la barra estaba libre, quedaba retenida durante un tiempo, al chocar con un tope del banco de ensayos, y realizaba el recorrido en sentido contrario, volviendo a chocar con otro tope. En dichos instantes se apreció el aumento de consumo de corriente por parte del motor, consecuencia de que se empleaba un driver con modo de funcionamiento 'DUTY CYCLE' [24] en el cual el voltaje de control determina la velocidad a la que se debe mover el motor. Por ello, cuando este se frena aumenta su consumo de corriente para intentar generar un torque mayor y moverse a la velocidad fijada por el voltaje de control (ver Figura 3.6). Sin embargo, en las pruebas con ruido, en las que se aplicaron fuerzas

únicamente en el plano coronal mientras la barra se movía, se observó que la corriente del motor no variaba. Esto indica que la corriente del motor se ve afectada por el torque que queremos medir, pero no por el que queremos eliminar de las mediciones de las galgas (ver Figura 3.7).

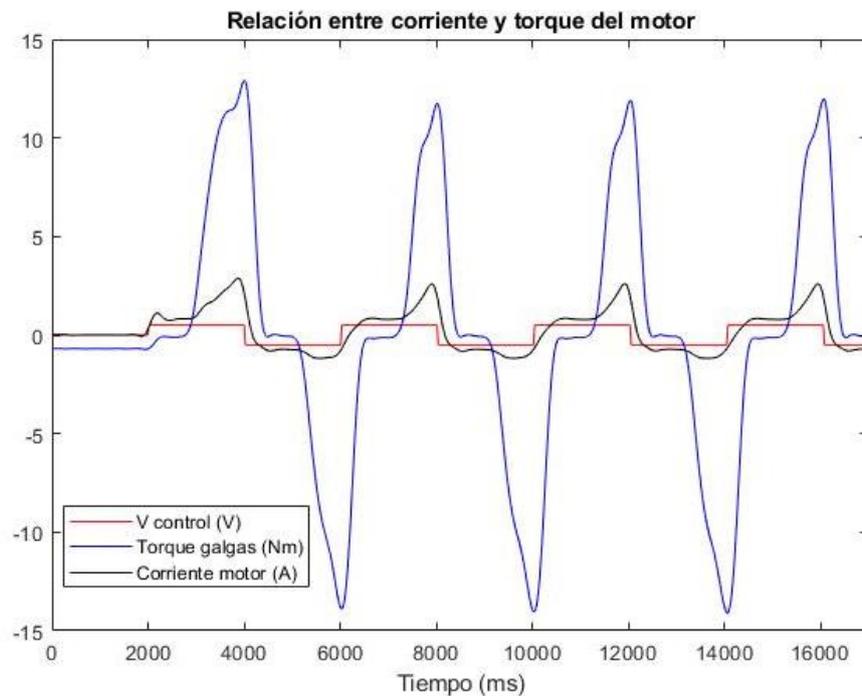


Figura 3.6: Datos prueba 'Tiempo de vuelo'

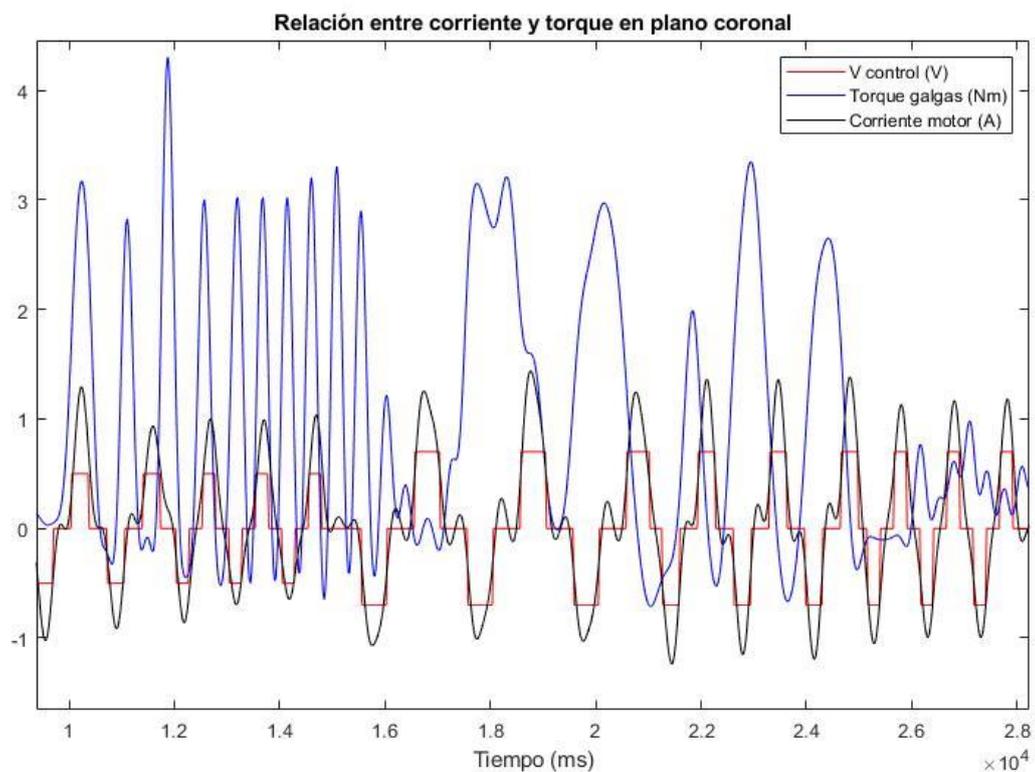


Figura 3.7: Datos prueba 'Sistema bajo ruido'

Cuando la barra estaba libre y no se aplicaba ninguna fuerza, la señal medida por las galgas era nula, pues no se producía ninguna deformación en la barra que la galga pudiese registrar. Sin embargo, estas pruebas han resultado de interés, pues en ellas se puede ver la relación entre el consumo de corriente y la señal de control.

Además, tras cambiar la orientación de la articulación no se apreció ningún cambio en el comportamiento del sistema, por lo que se concluyó que el efecto de la gravedad era despreciable.

Identificación

Para llevar a cabo la identificación se empleó la herramienta de MATLAB ‘System Identification Toolbox’ que obtiene un modelo de un sistema dinámico a partir de las señales de entrada y salida de dicho sistema, y cierta información adicional, como el periodo de muestreo cuando el sistema es discreto o la estimación del número de polos y ceros, que se realiza tomando como apoyo el modelado analítico previamente realizado. También permite seleccionar los fragmentos de interés en las señales introducidas.

Tras observar la relación existente entre el torque y el consumo de corriente del motor, se intentó obtener mediante identificación una función de transferencia que relacionase ambas variables. Para ello se emplearon los datos tomados en las pruebas en las que la barra estaba libre y la parábamos. Se seleccionaron los fragmentos de señal en los que se observaba el aumento de consumo de corriente asociado a la aplicación de una fuerza externa que frenaba la barra. Los modelos obtenidos se sometieron a un proceso de validación, consistente en observar su repuesta, la señal de torque saliente, cuando se introducían distintas señales de intensidad y compararla con la respuesta real medida en los experimentos. Tras realizar estas comprobaciones, se concluyó que no eran válidas. Esto se podía esperar, pues al estar controlado el motor en modo ‘DUTY CYCLE’, para una misma entrada de control el torque a la salida puede variar en función de la carga aplicada. En consecuencia, se decidió probar a introducir como datos de entrada la señal de control y la de corriente, pero esta tampoco fue la solución.

Finalmente, se obtuvo una función de transferencia que relaciona la señal de control con la intensidad del motor. Para ello se emplearon los datos tomados cuando la barra estaba libre, de modo que la intensidad obtenida con esta función de transferencia no refleja la aplicación de fuerzas externas sobre la barra. Esta función de transferencia se muestra en la Ecuación 3.14. La respuesta en frecuencia y la respuesta al escalón de esta función de transferencia se muestra en la Figura 3.8 y en la Figura 3.9, respectivamente.

$$\frac{I(z^{-1})}{U(z^{-1})} = \frac{5,83 \times 10^{-1} z^{-1} - 4,515 \times 10^{-1} z^{-2}}{1 - 1,656 z^{-1} + 7,466 \times 10^{-1} z^{-2}} \quad (3.14)$$

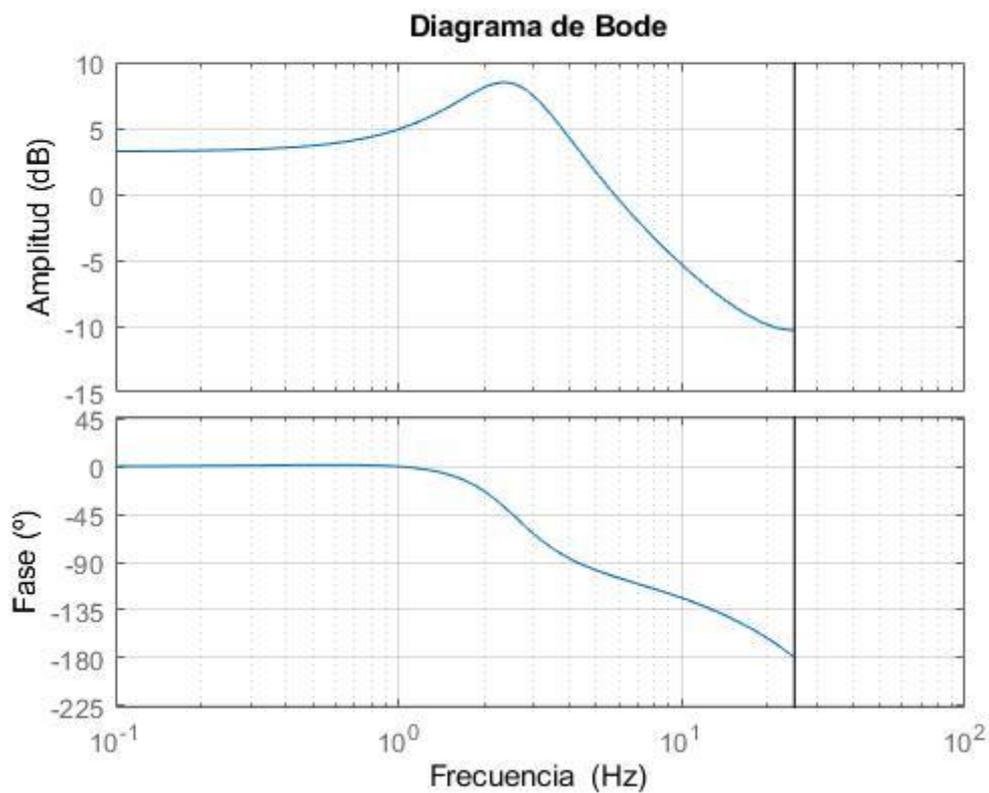


Figura 3.8: Diagrama de Bode del modelo experimental

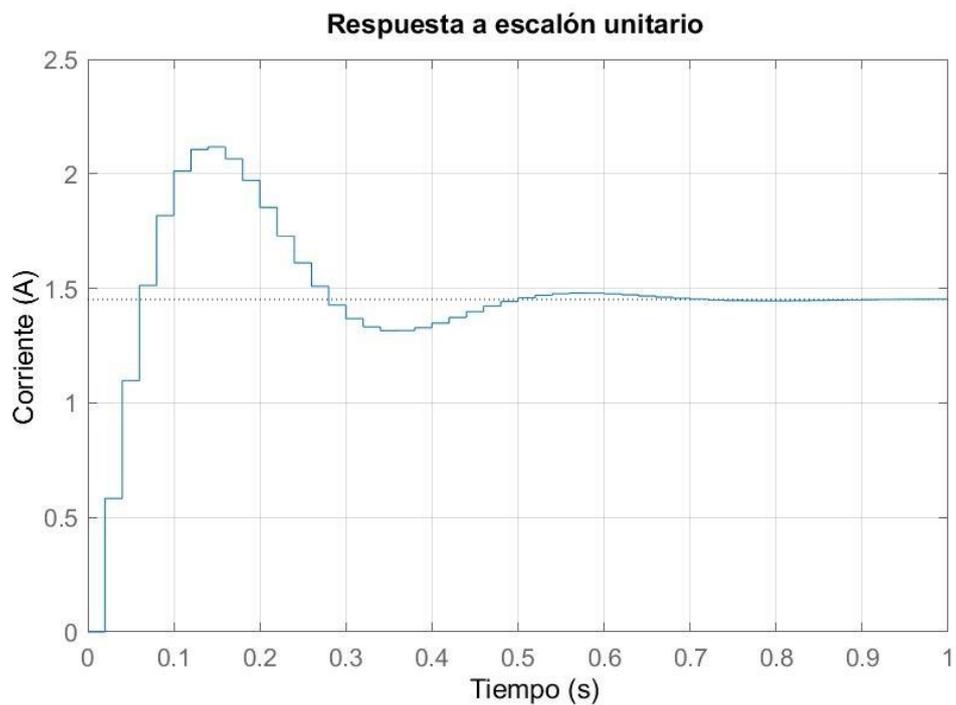


Figura 3.9: Respuesta a escalón unitario del modelo experimental

3.1.3. CONCLUSIONES

Las dos funciones de transferencia obtenidas presentan grandes discrepancias, como se pudo ver al comparar la respuesta en frecuencia y la respuesta al escalón de la función de transferencia obtenida mediante modelado analítico (ver Figura 3.1 y Figura 3.2), con las correspondientes a la función de transferencia resultante del proceso de identificación, mostradas en Figura 3.8 y Figura 3.9.

Dado que el modelo experimental refleja el estado real de los componentes del sistema; en el que se sabía que había un deterioro físico en la reductora y que además este tipo de reductora presenta comportamientos no lineales [33], fue la función de transferencia obtenida experimentalmente la que se empleó en la estimación del torque, que se tratará en el siguiente apartado.

3.2. ESTIMACIÓN DEL TORQUE

3.2.1. INTRODUCCIÓN

Se observó la respuesta de la función de transferencia identificada ante distintas señales de control y se comprobó que se aproximaba con bastante precisión a la intensidad real medida por el driver, salvo en los instantes en que se aplican fuerzas en el plano sagital. Esto era lo que se esperaba, pues dicha función de transferencia corresponde al sistema con la barra libre y, como se ha visto, cuando la barra está libre la señal de la galga es nula.

Por tanto, para intentar estimar el torque se compararon las intensidades obtenidas mediante el modelo del sistema sin carga con las intensidades medidas al aplicar cargas en el plano coronal y en el sagital, empleando para ello los datos obtenidos en las pruebas definidas en el apartado anterior.

3.2.2. RESULTADOS

En la Figura 3.10 se muestran los datos tomados en una prueba en la que la barra realizaba un pequeño recorrido libre y después chocaba con un tope del banco de ensayos, quedando retenida, junto con la intensidad que devuelve la función de transferencia cuando se introduce la señal de control utilizada en la prueba. Se puede apreciar la relación antes comentada entre la intensidad real, la resultante de la función de transferencia identificada (en las gráficas aparece como 'Intensidad (FDT identificada)') y el torque.

En todas las gráficas presentadas en este apartado, el eje X representa el tiempo en segundos y el eje Y la amplitud de la señal: el torque está en Nm y la intensidad en A.

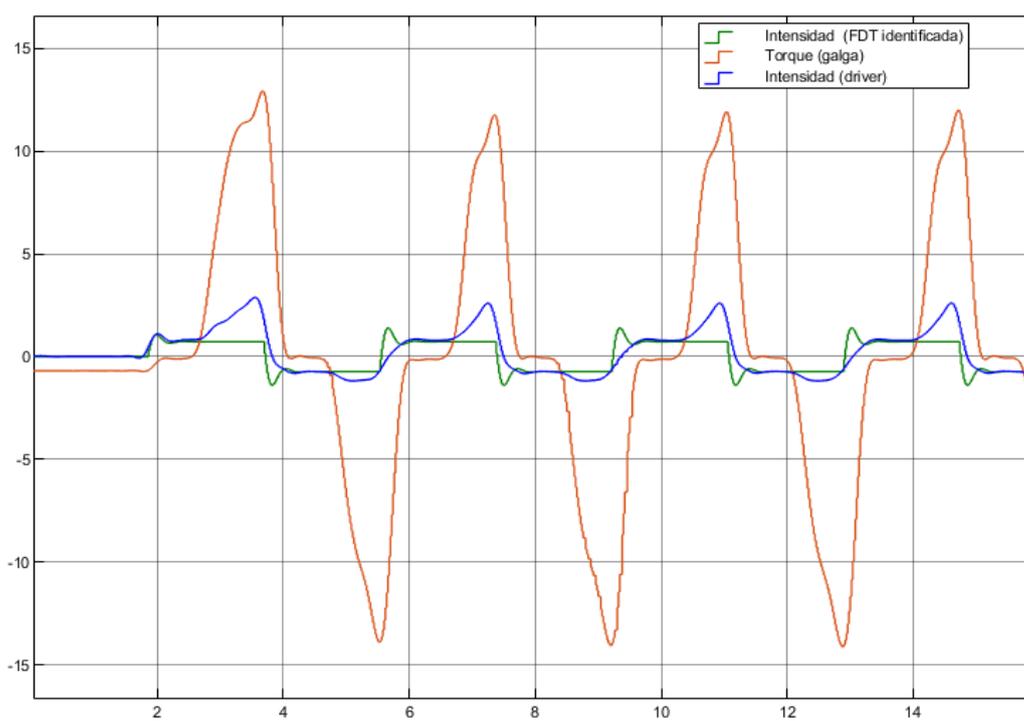


Figura 3.10: Relación entre intensidad obtenida con FDT, intensidad medida y torque medido en prueba 'Tiempo de vuelo'

En la Figura 3.11 se ve como en las pruebas en las que se aplican únicamente fuerzas en el plano coronal la intensidad estimada por la función de transferencia identificada y la medida son muy similares.

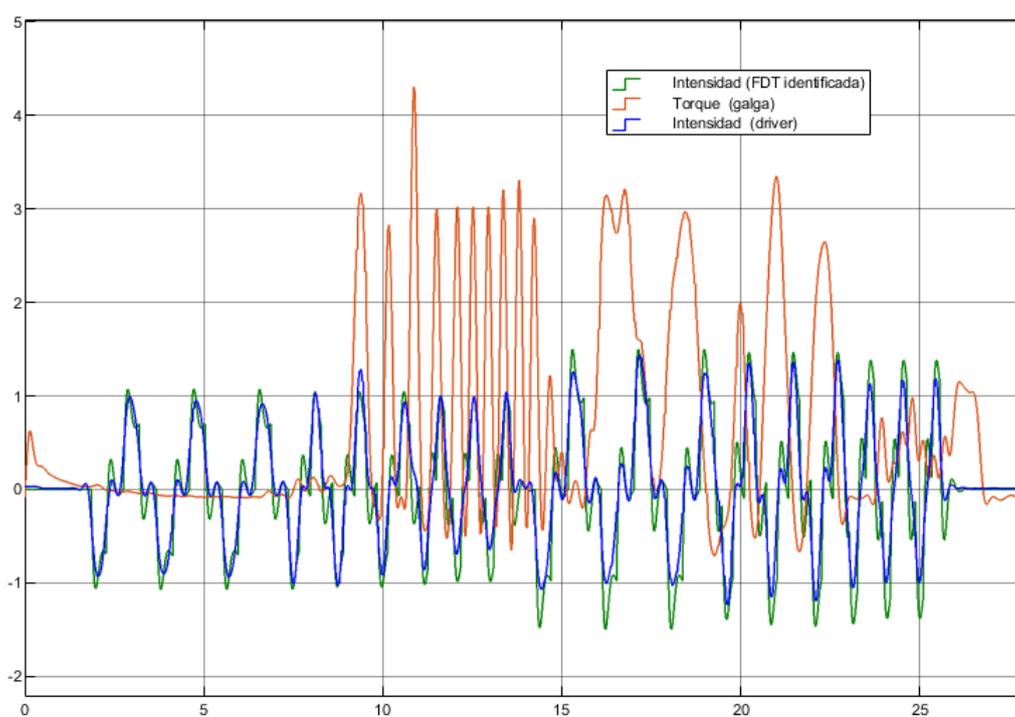


Figura 3.11: Relación entre intensidad obtenida con FDT, intensidad medida y torque medido en prueba 'Sistema bajo ruido'

Buscando una señal que permitiese detectar la aplicación de torque sagital y despreciar el torque coronal, se calculó la diferencia entre la intensidad obtenida con el modelo y la intensidad medida. En el caso en el que el torque era sagital la diferencia sí guardaba relación con el torque (ver Figura 3.12). Mientras que, cuando el torque era coronal (ver Figura 3.13) la señal presentaba amplitudes próximas a cero, como las observadas entre los segundos 6 y 9, cuando no se aplicaba ninguna carga.

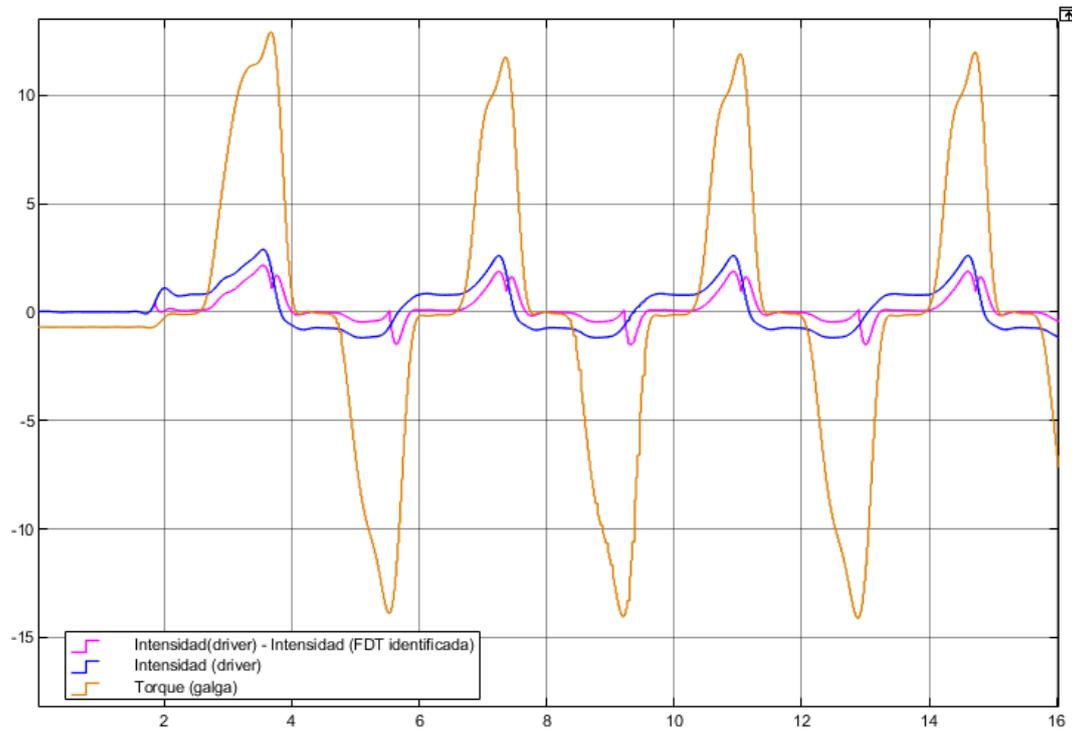


Figura 3.12: Relación entre diferencia de intensidades y torque medido en prueba 'Tiempo de vuelo'

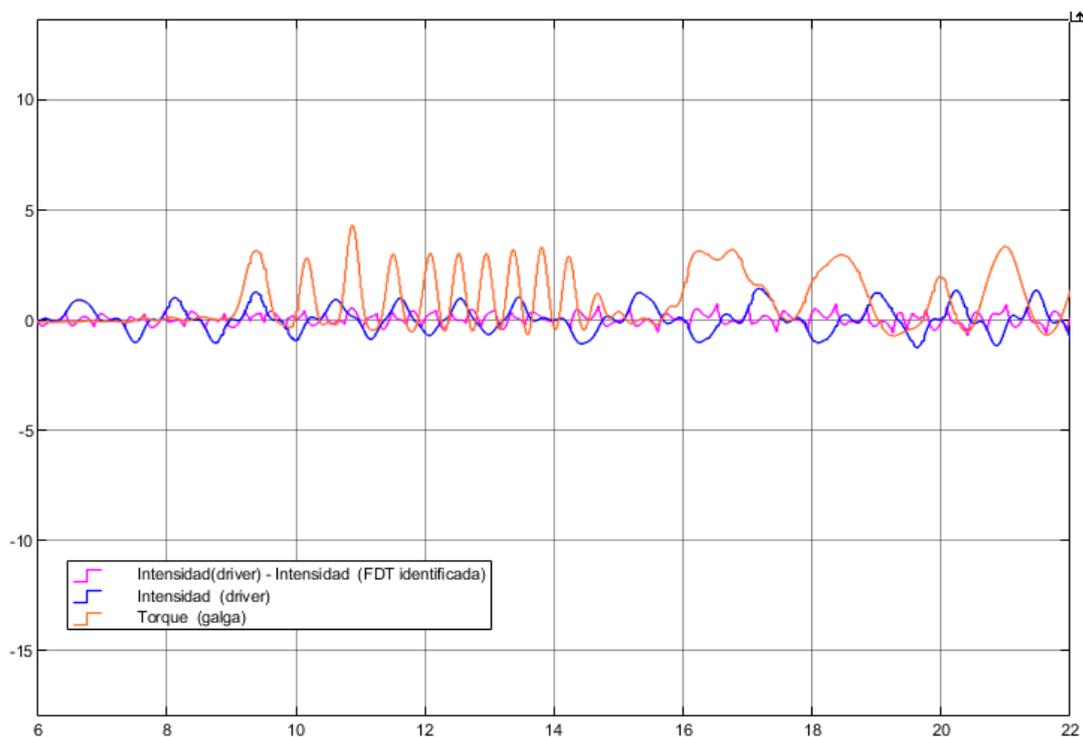


Figura 3.13: Relación entre diferencia de intensidades y torque medido en prueba 'Sistema bajo ruido'

Las diferencias observadas entre la intensidad real y la calculada con la función de transferencia identificada en los instantes en los que no se aplican cargas, podrían provocar que las diferencias debidas a la aplicación de fuerzas en el plano sagital quedasen enmascaradas en mayor o menor medida. Esas diferencias podrían deberse a que la función de transferencia identificada no representa con total precisión el comportamiento real del sistema con la barra libre y a que la señales medidas por el driver pueden presentar ruido, a pesar de haber sido filtradas.

Por tanto, se construyó un filtro de Kalman, usando la herramienta Simulink de MATLAB que permitiese estimar la intensidad del sistema sin carga. Este tenía como entradas el voltaje de control y la intensidad medida por el driver. Para su implementación se emplearon los datos tomados en las dos pruebas comentadas anteriormente:

- Tiempo de vuelo: La barra está libre y se bloquea al chocar con un tope del banco de experimentos, apreciándose el aumento del torque (torque sagital) y del consumo de corriente.
- Sistema bajo ruido: La barra está libre y se aplican fuerzas en el plano coronal (ruido), no se aprecia un aumento del consumo de corriente, pero sí del torque medido por las galgas.

Se obtuvo la representación en espacio de estados del modelo del sistema mediante la transformación de la función de transferencia, usando la función de MATLAB 'tf2ss', y se ajustaron los valores de la incertidumbre del proceso (Q) y de la incertidumbre de la medida (P), estableciendo en todos los casos que la incertidumbre de la medida era mayor que la incertidumbre del proceso, pues se pretendía estimar la intensidad del sistema sin carga, pero la medida introducida reflejaba la carga. Sin embargo, no se alcanzaron unos valores comunes de incertidumbre en los dos casos estudiados para los cuales los resultados fueran notablemente mejores que los obtenidos antes de aplicar el filtro de Kalman (ver Figura 3.14).

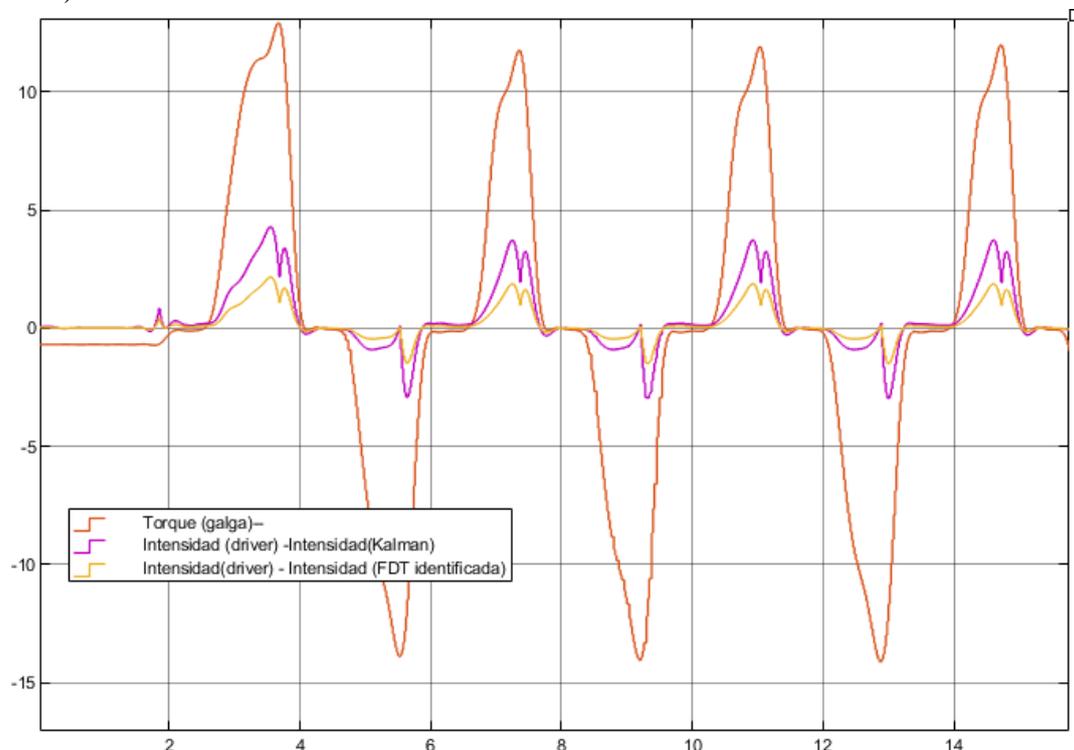


Figura 3.14: Relación entre diferencia de intensidades tras aplicar Kalman y torque medido en prueba 'Tiempo de vuelo'

Buscando una señal que mostrase más claramente la relación entre la intensidad medida y el torque sagital se halló el área bajo las curvas correspondientes a la diferencia entre intensidades. Para ello, al tratarse de una función discreta, se realizó una suma recursiva de los valores de la dicha función en ventanas temporales de un segundo (50 muestras).

Se esperaba obtener un área prácticamente nula para el caso en el que se aplica torque en el plano coronal, pero no ha sido así. Sin embargo, como se puede ver en la Figura 3.15, no se apreció que el valor de la integral guardase relación con el torque aplicado en el plano coronal. Además, se vio que, en los primeros segundos de la prueba, cuando la barra estaba libre y no se aplicaba sobre ella ninguna carga, la magnitud de la integral era similar a cuando se aplicaba torque coronal.

Para el caso en el que se aplican cargas en el plano sagital, se pudo ver que la integral presentaba relación con los instantes en que se aplican dichas cargas y una magnitud muy superior a la vista cuando se aplican cargas en el plano coronal o cuando no se aplican ninguna carga (ver Figura 3.16)

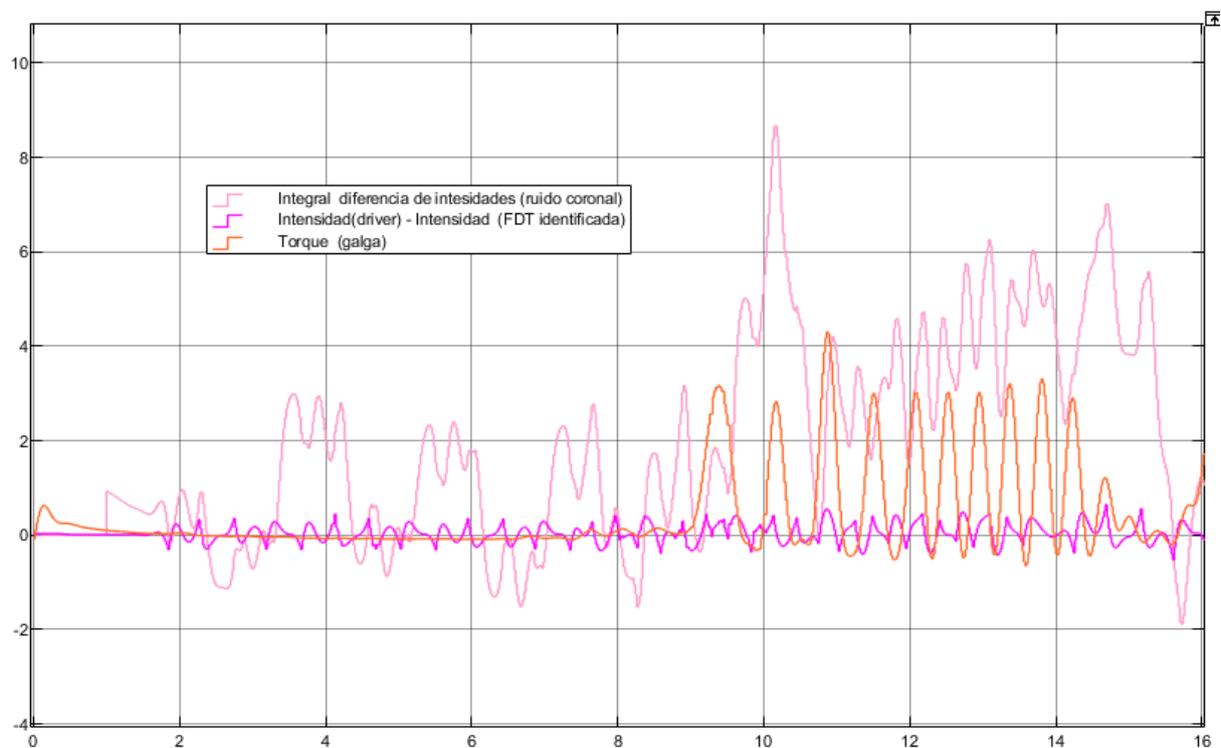


Figura 3.15: Integral de la diferencia entre intensidades en prueba 'Sistema bajo ruido'

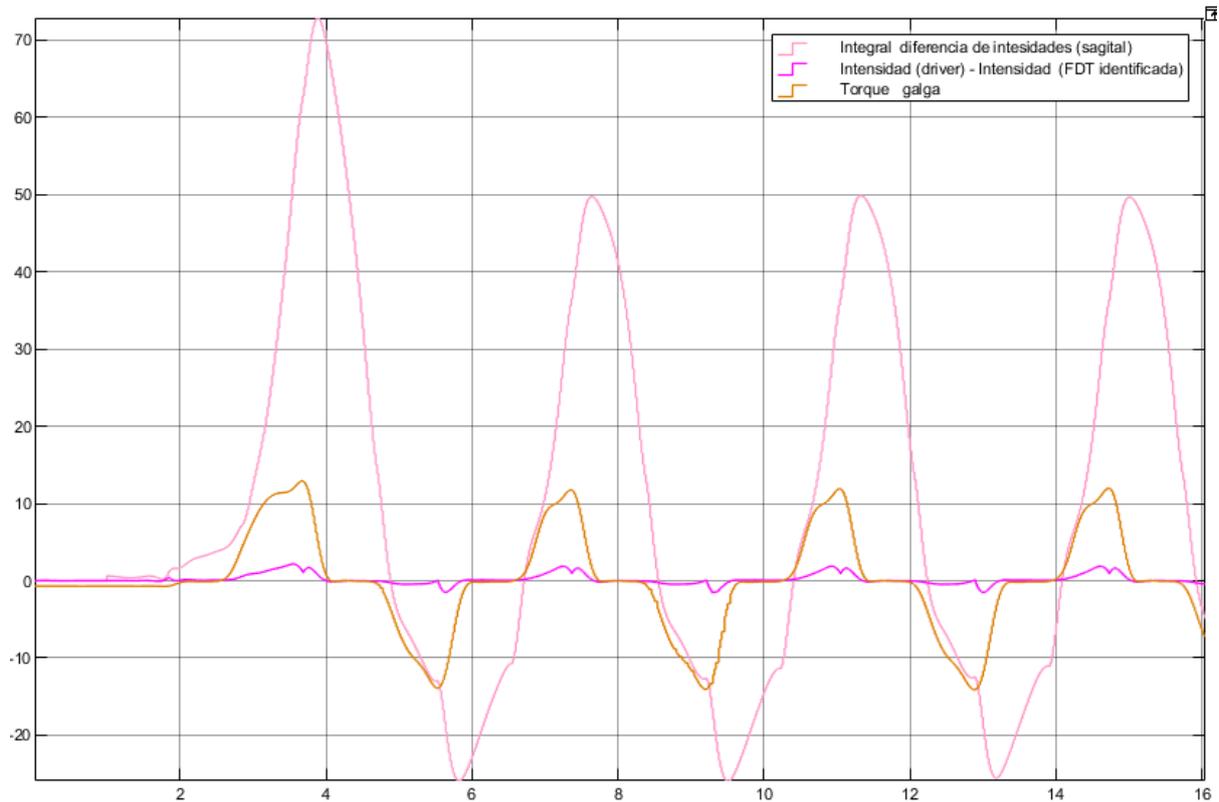


Figura 3.16: Integral de la diferencia entre intensidades en prueba 'Tiempo de vuelo'

Para hacer una valoración cuantitativa, se hallaron las relaciones entre los máximos de la señal de torque y los máximos correspondientes de la integral de la diferencia entre intensidades. En cada caso se tomaron cuatro valores y se calcularon la media y la desviación estándar (SD en las tablas).

Se observó que la relación cuando se aplicaba torque en el plano sagital (ver Figura 3.17) era aproximadamente de 1:4 (ver Tabla 3.2), mientras que cuando se aplicaba en el plano coronal (ver Figura 3.18) era aproximadamente de 1:2 (ver Tabla 3.3). Por tanto, nuestro sistema refleja en mayor medida el torque que se aplica en el plano sagital que el aplicado en el plano coronal

MÁXIMO		RELACIÓN
Integral	Torque	(Integral/Torque sagital)
72,8596	12,8716	5,660
49,733	11,7182	4,244
49,8732	11,714	4,258
49,6734	11,9715	4,149
MEDIA		4,578
SD		0,723

Tabla 3.2: Media y desviación estándar de la relación en el plano sagital

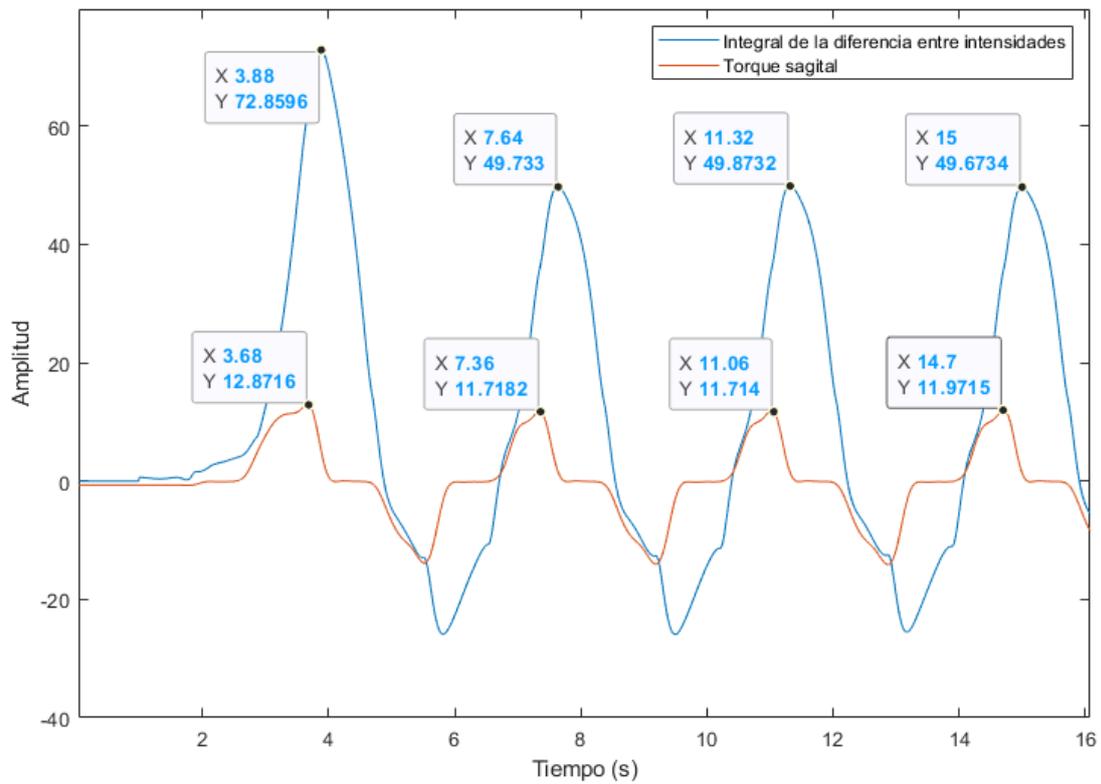


Figura 3.17: Cálculo de la relación entre el torque sagital y la integral de la diferencia entre intensidades

MÁXIMO		RELACIÓN
Integral	Torque	(Integral/Torque coronal)
8,66622	2,82839	3,064
4,19865	4,30448	0,975
4,72587	3,02301	1,563
4,59537	3,0216	1,521
MEDIA		1,781
SD		0,896

Tabla 3.3: Media y desviación estándar de la relación en el plano coronal

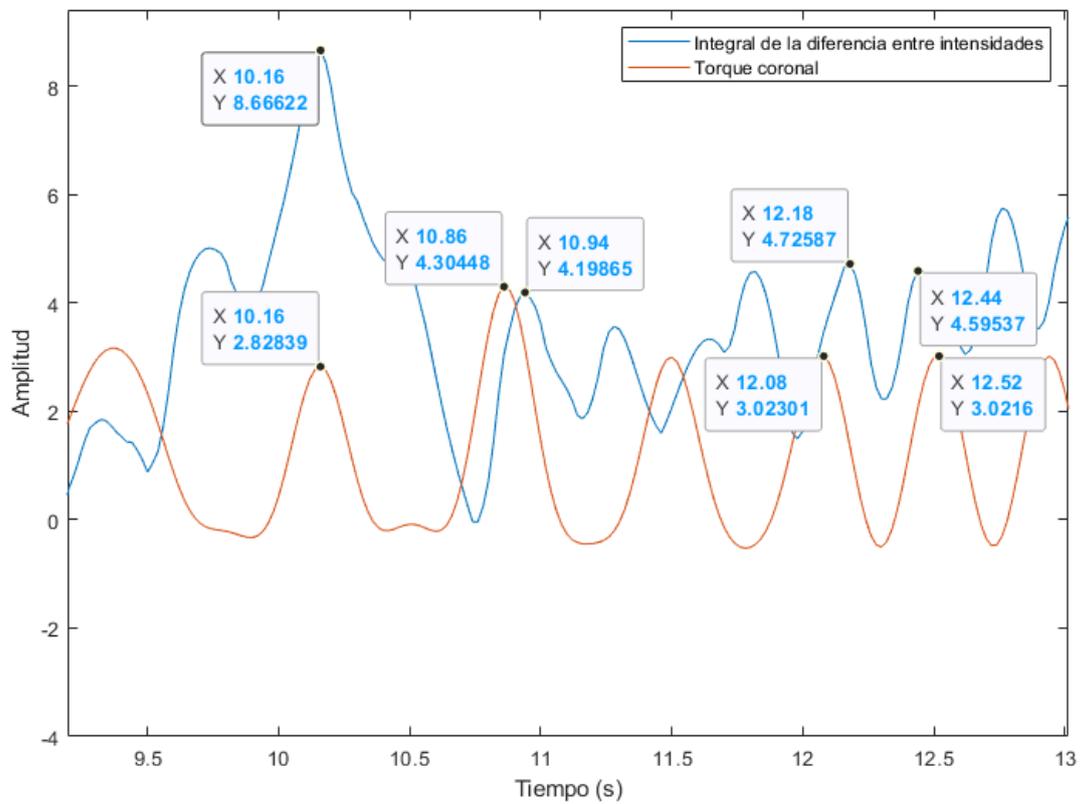


Figura 3.18: Cálculo de la relación entre el torque coronal y la integral de la diferencia entre intensidades

4. CONCLUSIONES Y LÍNEAS FUTURAS

4.1. CONCLUSIONES

Las conclusiones obtenidas en el presente Trabajo Fin de Grado se presentan a continuación asociadas a los objetivos planteados:

- Objetivo 1: Elaboración del marco teórico
La labor de documentación reflejada en el Capítulo 2 ha permitido el desarrollo de las siguientes tareas
- Objetivo 2: Modelado analítico del sistema bajo estudio
Se obtuvo el modelo analítico, pero la presencia de un deterioro en la reductora del sistema bajo estudio, así como, de comportamientos no lineales en la misma dio lugar a que dicho modelo no representase el comportamiento real del sistema.
- Objetivo 3: Diseño y realización de experimentos
Se llevaron a cabo gran variedad de experimentos, modificando distintos parámetros y la orientación del sistema en el espacio. Los datos tomados se emplearon en la identificación del sistema y en la estimación del torque.
- Objetivo 4: Obtención de un modelo experimental del sistema bajo estudio
Tras filtrar los datos recogidos en los experimentos y analizarlos, se identificó el sistema usando la herramienta de MATLAB ‘System Identification Toolbox’. En primer lugar, se intentó obtener una función de transferencia que relacionase el torque con la intensidad del motor, pero tras numerosas pruebas no se obtuvo un modelo válido. Esto puede deberse a que al estar controlado el motor en modo ‘DUTY CYCLE’, para una misma entrada de control el torque del motor puede variar en función de la carga aplicada. Después, se introdujo también como dato de entrada el voltaje de control, pero esto no fue la solución. Por último, se trató de identificar una función de transferencia con entrada voltaje de control y salida intensidad del motor, para el sistema libre. Se consiguió un modelo con estas características y se analizó su respuesta ante distintas entradas, observando que se ajustaba en gran medida a la realidad.
- Objetivo 5: Estimación del torque generado por la interacción entre el paciente y el exoesqueleto
Dado que al visualizar las señales de las distintas pruebas se había detectado un aumento del consumo de corriente del motor al aplicar cargas en el plano sagital, pero no en el plano coronal; para tratar de estimar el torque en el plano sagital se compararon las intensidades obtenidas mediante el modelo del sistema sin carga con las intensidades medidas al aplicar cargas en el plano coronal y en el sagital. Se calculó la diferencia entre dichas intensidades y se vio que cuando se aplicaban cargas en el plano coronal, esta era muy similar a cuando no se aplicaba ninguna carga. Mientras que, esa diferencia cuando se aplicaba carga en el plano sagital guardaba relación con el torque. Como se vio que las diferencia entre intensidades no era nula en los instantes en que no se aplicaba carga, se decidió implementar un filtro de Kalman que permitiese obtener, a partir de la intensidad medida y del voltaje de control, una estimación de la intensidad del sistema sin carga que fuese lo más parecida posible a la intensidad medida en los instantes en que no se aplican cargas. Sin embargo, no se obtuvo un filtro de Kalman con resultados significativamente mejores para los dos casos estudiados. Se calculó entonces la integral de la diferencia entre intensidades, mediante suma recursiva de valores de la función, porque se esperaba obtener un valor nulo para el caso de aplicación de fuerzas en el plano coronal. No ocurrió esto, pero se vio que la integral cuando se aplicaban cargas en el plano

coronal no guardaba relación con los torques generados y que además su magnitud era en algunos instantes similar a obtenida cuando la barra estaba libre. En el caso en que se aplicaban cargas en plano sagital, la integral era superior en magnitud y guardaba relación con el torque.

Por tanto, no se ha conseguido un algoritmo para estimar el valor del torque de interacción entre paciente y exoesqueleto en el plano sagital, pero se ha visto que si se continúa trabajando en ello es probable que se encuentre una señal que refleje claramente los instantes de aplicación del torque sagital y permita despreciar el torque generado en el plano coronal.

4.2. LÍNEAS FUTURAS

La primera línea futura es continuar trabajando sobre el código implementado hasta el momento hasta encontrar un sistema que, en tiempo real, refleje de manera más precisa los instantes en que se aplica torque en el plano sagital y discrimine de una mejor manera el torque en el plano coronal y, a continuación, trabajar para la estimación del torque de interés.

Una vez conseguido este estimador, se introducirá en el control de impedancia. Además, será de utilidad para el desarrollo de nuevas terapias adaptadas a cada paciente, pues como se vio en el apartado 1.1 las medidas tomadas por los robots empleados en la rehabilitación permiten ajustar la intensidad y la frecuencia con que se aplica el tratamiento y evaluar sus efectos a nivel motor.

BIBLIOGRAFÍA

- [1] I. Novak et al., “Early, accurate diagnosis and early intervention in cerebral palsy: advances in diagnosis and treatment.,” *JAMA Pediatr.* 2017 Sep 1, vol. 171, no. 9, pp. 897-907, 2017. Consultado: 19 marzo 2021, doi:10.1001/jamapediatrics.2017.1689 [En línea]. Disponible en: <https://doi.org/10.1001/jamapediatrics.2017.1689>
- [2] ASPACE Madrid, “ASPACE - Parálisis cerebral,” 2019. [En línea]. Consultado: 19 marzo 2021. Disponible en: <https://www.aspacemadrid.org/paralisis-cerebral/que-es-paralisis-cerebral/>.
- [3] ASPACE, Confederación, “Descubriendo la parálisis cerebral,” ASPACE, 2008. Consultado: 19 marzo 2021, [En línea]. Disponible en: <https://aspace.org/assets/uploads/publicaciones/726a6-descubriendo-p.-cerebral.pdf>
- [4] A. M. Calderón-Bernal et al. , “Terapia robótica para la rehabilitación de la marcha en patología neurológica.,” *Rehabilitación*, vol. 49, no. 3, pp. 177-192., 2015. Consultado: 24 marzo 2021, [En línea]. Disponible en: <https://www.elsevier.es/en-revista-rehabilitacion-120-articulo-terapia-robotica-rehabilitacion-marcha-patologia-S0048712014001583>
- [5] S. E. Fasoli, B. Ladenheim, J. Mast y H. I. Krebs, “New horizons for robot-assisted therapy in pediatrics.,” *American journal of physical medicine & rehabilitation*, vol. 91, no. 11, pp. S280-S289, 2012. Consultado: 24 marzo 2021, doi: 10.1097/PHM.0b013e31826bcff4 [En línea]. Disponible en: <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/23080043/>
- [6] A. Goo, C. Laubscher, R. J. Farris y J. T. Sawicki, “Design and Evaluation of a Pediatric Lower-Limb Exoskeleton Joint Actuator,” *Actuators*, vol. 9, no. 4, p. 138, 2020. Consultado: 19 junio 2021, doi:10.3390/act9040138 [En línea]. Disponible en: <https://www.proquest.com/docview/2470426902?pq-origsite=primo>
- [7] C. Bayon et al., “Development and evaluation of a novel robotic platform for gait rehabilitation in patients with Cerebral Palsy: CPWalker,” *Robotics and autonomous systems*, vol. 91, pp. 101-114, 2017. Consultado: 14 marzo 2021, doi: 10.1016/j.robot.2016.12.015. [En línea]. Disponible en: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0921889016301816>
- [8] Made for Movement, “<https://www.madeformovement.com/>”, 2021. Consultado: 19 junio 2021. Disponible en: <https://www.madeformovement.com/nf-walker>.
- [9] N. Hogan, “Impedance control: An approach to manipulation: Part II—Implementation,” 1985.
- [10] Electronica Lugo, “electronicalugo.com,” 2021. Consultado: 14 abril 2021, [En línea]. Disponible en: <https://electronicalugo.com/tipos-de-motor-dc-servo-motor-cepillado-sin-escobillas-y-cc/>.
- [11] Compañía Levantina de Reductores, “clr.es,” 2021. Consultado: 14 abril 2021, [En línea]. Disponible en: <https://clr.es/blog/es/motores-corriente-continua-alterna-seleccion/>.
- [12] Harmonic Drive SE, “harmonicdrive.de,” 2021. Consultado: 14 abril 2021, [En línea]. Disponible en: <https://harmonicdrive.de/es/glosario/motor-dc-el-pionero-de-los-electromotores>.
- [13] J. R. Llata et al., “Automatica: Capitulo 1. Modelado de sistemas de control,” Universidad de Cantabria. Consultado: 14 abril 2021, [En línea]. Disponible en: https://ocw.unican.es/pluginfile.php/763/course/section/813/capitulo_1.pdf
- [14] M. E. Lopez, “Identificación de Sistemas. Aplicación al modelado de un motor de continua,” IE. Consultado: 14 abril 2021, [En línea]. Disponible en:

<http://www.ie.tec.ac.cr/einteriano/control/Laboratorio/3.7Identificacion%20de%20sistemas.PDF>

- [15] A. Valera, “Modelado y control en el espacio de estados,” Editorial Universitat Politècnica de València, Valencia, 2016. Consultado: 15 abril 2021, [En línea]. Disponible en: https://gdocu.upv.es/alfresco/service/api/node/content/workspace/SpacesStore/eeda5442-cf02-4018-95e9-78a7ed411af9/TOC_0503_06_01.pdf?guest=true
- [16] F. Monasterio-Huelin y A. Gutierrez, “Modelado de un motorDC”, Robolabo, UPM, Madrid, 2021.
- [17] K. Ogata, *Ingeniería de control moderna*, Madrid: Pearson Educacion, 2010.
- [18] D. G. Luenberge, “Observing the State of a Linear System,” *IEEE Transactions on Military Electronics*, vol. 8, no. 2, pp. 74-80, 1964.
- [19] G. A. Gonzalez Torres y M. A. Bucheli Garcia, “APLICACIÓN DE TÉCNICAS DE CONTROL ÓPTIMO USANDO FILTRO DE KALMAN SOBRE UN MODELO DE GENERADOR EÓLICO”, Universidad Tecnológica de Pereira, 2011.
- [20] B. Anderson y J. B. Moore, *Optimal filtering*, Prentice-Hall , 1979.
- [21] A. Becker, “kalmanfilter.net,” 2018. Consultado: 5 marzo 2021, [En línea]. Disponible en: <https://www.kalmanfilter.net/kalmanmulti.html>.
- [22] Harmonic Drive AG, “harmonicdrive.de,” 2021. Consultado: 10 abril 2021, [En línea]. Disponible en: https://harmonicdrive.de/fileadmin/user_upload/2014_11_ED_1019654_CSG-2A.pdf
- [23] Maxon Group, “www.maxongroup.com,” 2018. Consultado: 10 abril 2021, [En línea]. Disponible en: https://www.maxongroup.com/medias/sys_master/root/8831018893342/2018EN-270.pdf
- [24] ADVANCED Motion Controls, “www.a-m-c.com,” 2021. Consultado: 14 mayo 2021, [En línea]. Disponible en: <https://www.a-m-c.com/product/azbh12a8/>.
- [25] Universitat Politècnica de València, “<https://www.youtube.com/>,” 2011. Consultado: 19 marzo 2021, [En línea]. Disponible en: <https://www.youtube.com/watch?v=duD06ex8CpA>.
- [26] bogde, “github.com,” 0219. Consultado: 7 mayo 2021, [En línea]. Disponible en: <https://github.com/bogde/HX711/blob/master/src/HX711.h>.
- [27] Ingeniería Mecafenix, “www.ingmecafenix.com,” 2021. Consultado: 7 mayo 2021, [En línea]. Disponible en: <https://www.ingmecafenix.com/electronica/potenciometro/>.
- [28] L. Llamas, “www.luisllamas.es,” 2016. Consultado: 7 mayo 2021, [En línea]. Disponible en: <https://www.luisllamas.es/entrada-analogica-adc-de-16-bits-con-arduino-y-ads1115/>.
- [29] SparkFun Electronics, “learn.sparkfun.com,” 2021. Consultado: 7 mayo 2021, [En línea]. Disponible en: https://learn.sparkfun.com/tutorials/load-cell-amplifier-hx711-breakout-hookup-guide?_ga=2.243309637.1911665983.1624043313-1928430135.1619386881#arduino-example.
- [30] Mouser Electronics, Inc., “eu.mouser.com,” 2021. Consultado: 19 Junio 2021, [En línea]. Disponible en: <https://eu.mouser.com/ProductDetail/Analog-Devices/AD5570?qs=5aG0NVq1C4yURpy9PnzWgQ==>.
- [31] SparkFun Electronics, “www.sparkfun.com,” 2021. Consultado: 19 Junio 2021, [En línea]. Disponible en: <https://www.sparkfun.com/products/13907>.

- [32] The MathWorks, Inc., “www.mathworks.com,” 2021. Consultado: 8 abril 2021, [En línea]. Disponible en: https://www.mathworks.com/help/signal/ref/butter.html?searchHighlight=butter&s_tid=srchtitle
- [33] H. D. Taghirad y P. R. Belanger, “Robust torque control of harmonic drive under constrained-motion,” *Proceedings of International Conference on Robotics and Automation*, vol. 1, pp. 248-253, 1997. doi: 10.1109/ROBOT.1997.620046.
- [34] C. Bayón et al., "A robot-based gait training therapy for pediatric population with cerebral palsy: goal setting, proposal and preliminary clinical implementation," *J NeuroEngineering Rehabil*, vol. 15, n° 69, 2018.
- [35] E. García, "EXOESQUELETO PEDIÁTRICO ATLAS", 2020. Consultado: 19 Junio 2021, [En línea]. Disponible en: <https://www.upc.edu/ca/sala-de-premsa/pdfs/descripcion-proyecto-atlas-elena-garcia-armada.pdf>

ANEXO A: ASPECTOS ÉTICOS, ECONÓMICOS, SOCIALES Y AMBIENTALES

A.1 IMPACTO SOCIAL

Este trabajo pretende ser el comienzo de nuevas líneas de investigación que puedan llevar en un futuro a nuevas terapias para las personas con parálisis cerebral. El paciente objetivo son los niños con parálisis cerebral. En ese sentido cabe destacar que la parálisis cerebral es la discapacidad física más común en la infancia. De hecho, cuenta con una prevalencia de 2,1 casos por cada 1.000 nacimientos en los países con altos ingresos. Al tratarse de una enfermedad incurable, cualquier mejora en la calidad de vida del paciente tiene un impacto positivo no solo en el propio paciente sino también en su familia. En ese sentido, las terapias de rehabilitación tienen mayor impacto si se realizan desde una edad temprana.

A.2 IMPACTO ECONÓMICO

Adicionalmente, las mejoras en la calidad de vida del paciente suponen un impacto económico positivo para las familias de los pacientes y para el sistema de salud. En Europa se estima que el uso de exoesqueletos en la terapia de enfermedades neurológicas supone un ahorro de 4.000 millones de € de los costes de salud [35].

A.3 IMPACTO MEDIOAMBIENTAL

En cuanto al impacto medioambiental de este tipo de terapias es limitado. La eficiencia en los actuales medios de producción de este tipo de tecnología, reducen sustancialmente el impacto en el medio ambiente. Incluso aquellos componentes con un impacto medioambiental potencialmente mayor, como pueden ser las baterías, han avanzado en los últimos años notablemente en términos de durabilidad, lo que reduce su impacto al no tener que renovarse con tanta frecuencia.

A.4 RESPONSABILIDAD ÉTICA Y PROFESIONAL

Si bien la plataforma robótica CPWalker busca mejorar la calidad de vida de los niños con parálisis cerebral, a través de la aplicación de nuevas terapias y de la mejora de las existentes. Dichas terapias deberán ser debidamente evaluadas, para garantizar su seguridad y eficacia.

ANEXO B: PRESUPUESTO ECONÓMICO

Este Trabajo Fin de Grado es un resultado de la colaboración con el Centro de Automática y Robótica CSIC-UPM. El proyecto ha tenido una duración de 4 meses. A continuación, se presenta un desglose de los costes en términos de personal y de material, que ha implicado su desarrollo.

- **Costes de personal:** La estimación en términos de coste de personal mostrada en la Tabla B.1. se ha realizado considerando el coste por hora de un profesional con experiencia en el campo de la Ingeniería Biomédica, para el perfil de director. En el caso del coste por hora del estudiante de ingeniería se estima en función del coste de un recién graduado.

	Coste por hora (€)	Horas	Total (€)
Director 1 del trabajo	60,00	30	1.800,00
Director 2 del trabajo	60,00	30	1.800,00
Estudiante de ingeniería	30,00	450	13.500,00
TOTAL			17.100,00

Tabla B.1: Costes de personal.

- **Costes de material:** Dentro de los costes de material del proyecto se considera tanto el precio de los componentes usados para realizar las distintas pruebas, como el coste de amortización de las distintas herramientas (ver Tabla B.2).

	Tiempo de vida (años)	Uds.	Coste (€)	Amortización (€/mes)	Uso (meses)	Total (€)
Licencia Microsoft Office	1	1	81,64	6,80	4	27,20
Ordenador portátil	5	1	1300,00	21,67	4	86,67
Licencia MATLAB	1	1	2000,00	166,67	4	666,67
Maxon (408057)	10	1	207,00	1,73	4	6,90
Driver (AZBH12A8)	10	1	191,91	1,60	4	6,40
Harmonic Drive	10	1	1230,00	10,25	4	41,00
Estructura de articulación	10	1	1000,00	8,33	4	33,33
Galga extensiométrica	5	4	27,65	0,46	4	7,37
Potenciómetro	10	1	20,90	0,17	4	0,70
ADC ADS1115	10	1	1,80	0,02	4	0,06
ADC HX711	10	1	8,36	0,07	4	0,28
DAC AD5570	10	1	34,17	0,28	4	1,14
ESP32	5	1	18,44	0,31	4	1,23
Batería 12 V	10	2	31,95	0,27	4	2,13
TOTAL						881,08

Tabla B.2: Costes de material.

Una vez desglosados tanto los costes de personal como de material comprometidos en el proyecto, la Tabla B.3. detalla la suma total, incluyendo el IVA (al 21%). Cabe destacar lo intensivo de este tipo de proyectos en términos de coste de personal, ante la necesidad de contar con profesionales de alta formación para su consecución.

	Coste
Costes de personal	17.100,00 €
Costes de material	881,08 €
Subtotal	17.981,08 €
IVA	3.776,03 €
TOTAL	21.757,11 €

Tabla B.3: Costes de totales.