

ADVERTIMENT. La consulta d'aquesta tesi queda condicionada a l'acceptació de les següents condicions d'ús: La difusió d'aquesta tesi per mitjà del servei TDX (www.tesisenxarxa.net) ha estat autoritzada pels titulars dels drets de propietat intel·lectual únicament per a usos privats emmarcats en activitats d'investigació i docència. No s'autoritza la seva reproducció amb finalitats de lucre ni la seva difusió i posada a disposició des d'un lloc aliè al servei TDX. No s'autoritza la presentació del seu contingut en una finestra o marc aliè a TDX (framing). Aquesta reserva de drets afecta tant al resum de presentació de la tesi com als seus continguts. En la utilització o cita de parts de la tesi és obligat indicar el nom de la persona autora.

ADVERTENCIA. La consulta de esta tesis queda condicionada a la aceptación de las siguientes condiciones de uso: La difusión de esta tesis por medio del servicio TDR (www.tesisenred.net) ha sido autorizada por los titulares de los derechos de propiedad intelectual únicamente para usos privados enmarcados en actividades de investigación y docencia. No se autoriza su reproducción con finalidades de lucro ni su difusión y puesta a disposición desde un sitio ajeno al servicio TDR. No se autoriza la presentación de su contenido en una ventana o marco ajeno a TDR (framing). Esta reserva de derechos afecta tanto al resumen de presentación de la tesis como a sus contenidos. En la utilización o cita de partes de la tesis es obligado indicar el nombre de la persona autora.

WARNING. On having consulted this thesis you're accepting the following use conditions: Spreading this thesis by the TDX (www.tesisenxarxa.net) service has been authorized by the titular of the intellectual property rights only for private uses placed in investigation and teaching activities. Reproduction with lucrative aims is not authorized neither its spreading and availability from a site foreign to the TDX service. Introducing its content in a window or frame foreign to the TDX service is not authorized (framing). This rights affect to the presentation summary of the thesis as well as to its contents. In the using or citation of parts of the thesis it's obliged to indicate the name of the author



Universidad Politécnic de Catalunya
Departamento: Ingeniería Electrónica
Programa de Doctorado en Ingeniería Electrónica

TESIS DOCTORAL

Aportaciones a la identificación de señales impulsivas generadas por impactos.

Autor: Erik Molino Minero Re

Director: Antoni Mánuel Lázaro

Co-directores: Mariano López García y

Alfonso Carlosena García

Barcelona, abril de 2010

*Tesis presentada para obtener el grado de
Doctor para la Universitat Politècnica de Catalunya*

ACTA DE QUALIFICACIÓ DE LA TESI DOCTORAL

Reunit el tribunal integrat pels sota signants per jutjar la tesi doctoral:

Títol de la tesi:

Autor de la tesi:

Acorda atorgar la qualificació de:

- No apte
- Aprovat
- Notable
- Excel·lent
- Excel·lent Cum Laude

Barcelona, de/d' de

El President

El Secretari

.....
(nom i cognoms)

.....
(nom i cognoms)

El vocal

El vocal

El vocal

.....
(nom i cognoms)

.....
(nom i cognoms)

.....
(nom i cognoms)

Quiero dedicar esta tesis doctoral a todas aquellas personas que han influenciado mi vida, que han estado a mi lado en todo momento y que me han dado fuerza para terminar este trabajo, en especial:

a mis padres, que con infinita paciencia siempre han estado a mi lado y me han apoyado incondicionalmente, gracias, y a mi hermana, que siempre ha sido un apoyo moral,

a Cristina, mi compañera de camino en la vida, gracias por tu apoyo, tu paciencia y por estar a mi lado desde hace tantos años,

y a mi hija Sara, que con una sola sonrisa me ha cambiado la vida.

AGRADECIMIENTOS

La culminación de este trabajo, si bien ha requerido un considerable esfuerzo por parte de su autor, y directores de tesis, no hubiera sido posible sin la participación y apoyo de un gran número de personas y organismos.

En primer lugar, quiero agradecer a mi familia. A mis padres y hermana, gracias por su paciencia y apoyo, porque aun estando lejos siempre los tengo cerca. A Cris y a Sara, sencillamente, sin ustedes no hubiera podido terminar este trabajo, gracias.

También quiero agradecer de forma especial a Antoni Manuel, por abrirme las puertas para participar en este proyecto, por todo el esfuerzo que ha realizado para ayudarme a terminar este trabajo, por las palabras de ánimo en los momentos de duda y por dirigir esta tesis.

Asimismo, quiero agradecer a Mariano López, por toda su ayuda y paciencia, por su experiencia, por las muchas reuniones de trabajo, por sus comentarios siempre muy certeros, por su apoyo moral a lo largo de estos años y por codirigir esta tesis.

De igual forma, quiero agradecer a Alfonso Carlosena, de la Universidad Pública de Navarra, por sus conocimientos, su experiencia, por su excelente atención en todos los viajes de trabajo a Pamplona y por codirigir esta tesis.

También quiero agradecer a mis compañeros y amigos de SARTI, con quienes he convivido estos últimos años mientras realizaba la tesis.

También quiero agradecer a mis amigos de México y del ITAM, que siempre me han dado ánimo, que en su momento me apoyaron para venir a estudiar el doctorado y que siempre quieren saber cuándo regreso. Y a mis amigos del ERE-AEC, por los buenos momentos y todas las cuevas que hemos hecho juntos.

Asimismo, quiero agradecer el apoyo económico recibido por el Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología de México (CONACyT), sin el cual no hubiera podido realizar este trabajo.

Y finalmente, también agradezco el apoyo económico de la Agencia de Gestió d'Ajuts Universitaris i de Recerca (AGAUR), amb el suport del Comissionat per a Universitats i Recerca del Departament d'Innovació, Universitats i Empresa de la Generalitat de Catalunya i del Fons Social Europeu.

*Erik Molino Minero Re,
Vilanova i la Geltrú, abril de 2010*

RESUMEN

En este trabajo tesis se estudia el procesado de señales impulsivas generadas por impactos entre cuerpos rígidos. Uno de los problemas que se encuentran al trabajar con impactos es que su análisis generalmente se ve limitado a mediciones indirectas: debido a que las colisiones no se desarrollan directamente sobre el sensor, o bien, porque no es posible instrumentalizar el objeto de colisiona. Esto ocasiona que entre el sensor y el punto de impacto exista un medio de propagación que distorsiona la señal medida.

El desarrollo principal de esta tesis se enfoca al problema de cómo compensar o reducir los efectos de dicha distorsión. Para ello, se han investigado y desarrollado los siguientes puntos:

- Estudio de la teoría mecánica del impacto y desarrollo de un modelo matemático del proceso de impacto entre dos cuerpos rígidos. A través de este estudio se investigan las características de las señales impulsivas generadas por colisiones.
- Definición de una metodología experimental para generar impactos repetibles y determinar los parámetros del modelo matemático. La metodología se sustenta en el diseño e implementación de un prototipo experimental para generar impactos controlados, entre un objeto de prueba y un impactor sensorizado. Para realizar los experimentos se han seleccionado como objetos de prueba un conjunto de cilindros, de aluminio, acero, bronce y latón, en distintos tamaños. Mediante un minucioso estudio y cálculo de los parámetros experimentales, se ha comprobado la validez del modelo matemático.
- Estudio del problema de la medición indirecta de un impacto y propuesta de un método de procesado de señales, basado en redes neuronales artificiales, para determinar un filtro inverso que permite estimar la señal de excitación (la fuerza del impacto en función del tiempo). Esta metodología adapta el proceso de entrenamiento a las características de las señales impulsivas que se generan durante una colisión, y que se han identificado a través del estudio y modelado del proceso de impacto. El entrenamiento hace uso de señales reales, que provienen de impactos experimentales generados a distintas velocidades, y de señales generadas por el modelo matemático.

- Propuesta de una metodología para estimar el tipo de material y la masa de los objetos de prueba que colisionan. La problemática que se encuentra en este análisis radica en que tanto los objetos como sus respuestas tienen características similares. Con el método que se propone en este trabajo de tesis, se busca identificar de forma correcta las características de los objetos. El procedimiento considera la extracción de parámetros de las señales vibratorias de los cuerpos que colisionan y del uso de redes neuronales para identificar las respuestas.
- Proceso de evaluación experimental de los métodos propuestos. Para determinar la validez de los métodos de procesamiento que se han descrito previamente, primero se analizan los sensores más adecuados para este tipo de señales, que al ser de muy corta duración tienen un ancho de banda muy grande. En segundo lugar, se ha implementado un sistema de medición y adquisición para señales impulsivas.

Los resultados obtenidos muestran la validez de los métodos propuestos. Con respecto al modelo, se ha verificado su validez con los datos de los distintos objetos de prueba. Asimismo, se ha comprobado que con las señales experimentales, también de los distintos objetos de prueba, el método propuesto para mitigar la distorsión debida a la medición indirecta opera de forma correcta. De la misma forma, el procedimiento para identificar el tipo de material y la masa de los objetos, ha generado resultados satisfactorios.

ABSTRACT

In this thesis, the processing of impulsive signals generated by impacts between rigid bodies is investigated. One of the problems found when working with impacts is that their analysis is generally limited to indirect measurements: because collisions do not develop directly on the sensor, or it is not possible to install the sensor on the colliding bodies. This means that between the sensor and the point of impact there is a propagation medium that distorts the measured signal.

The main effort of this thesis focuses on the problem of how to compensate or to reduce the effects of such distortion. To accomplish this, the following points have been investigated and developed:

- The study of the mechanical impact theory and the development of a mathematical model of the impact process between two rigid bodies. Through these studies, the characteristics of the impulsive signals generated by collisions are investigated.
- Definition of an experimental methodology for generating repeatable impacts and for determining the parameters of the mathematical model. The methodology is based on the design and implementation of an experimental prototype for generating controlled impacts between a test object and a sensorized impactor. To perform the experiments, a set of different test objects have been selected: cylinders made from aluminum, steel, bronze and brass in different sizes. Through a careful study and calculation of the experimental parameters, the validity of the mathematical model has been verified.
- Study of the indirect measurement problem, and proposal of a signal processing method, based on artificial neural networks, to determine an inverse filter in order to estimate the impacting signal (the impact force as a function of the time). This methodology adapts the training process to the characteristics of the impulsive signals that are generated during a collision, and that have been identified through the study and modeling of the impact process. The training uses real signals, which come from experimental impacts generated at different impacting velocities, and signals generated by a mathematical model of the impacting force.

- Proposal for a methodology to estimate the type of material and mass of test objects that collide. The problem found in this analysis is that both, the objects and their responses, have similar characteristics. With the method proposed in this thesis, it is possible to identify correctly the characteristics of one of the objects. The procedure considers the extraction of parameters from the vibrating signals of the objects, and then uses a neural network to classify those parameters.
- Evaluation process of the proposed methods. To determine the validity of the processing methods described above, first, the selection of the most appropriate sensors to acquire these signals has been analyzed (this signals have a very short duration and very large bandwidth). Secondly, a measurement and acquisition system for impulsive signals has been implemented.

The experimental results show the validity of the proposed methods. In the case of the model, its validity has been verified with data from different test objects, made from different materials. Also, the proposed method used to deal with the distortion due to the indirect measurement has been tested with experimental data, from impacts with different test objects, and the results show that it operates properly. Likewise, the proposed method to identify the type of material and mass of the test objects has generated satisfactory results.

ÍNDICE

ÍNDICE	i
LISTA DE FIGURAS	v
LISTA DE TABLAS	xi
CAPÍTULO 1 INTRODUCCIÓN	1
1. 1 Introducción	1
1. 2 Motivación y Justificación de la Tesis	2
1. 3 Objetivos	7
1. 4 Estructura de la Tesis	8
CAPÍTULO 2 GENERACIÓN DE IMPACTOS ENTRE CUERPOS RÍGIDOS Y MODELO MATEMÁTICO	11
2. 1 Introducción	11
2. 2 Generalidades sobre los impactos	12
2.2.1 Aspectos sobre la generación de impactos entre cuerpos rígidos	13
2.2.2 Categorías de impactos: colisión centrada y excéntrica	16
2.2.3 Comportamiento elástico de los materiales	17
2.2.4 Modelo del comportamiento elástico de los materiales	20
2.2.5 Modelo de la pérdida de energía a través de un amortiguador	21
2.2.6 Modelo de la fuerza de impacto	23
2. 3 Dispositivo para generar impactos experimentales y modelo matemático	26

2.3.1	Modelo y ecuaciones de movimiento.....	28
2.4	Resumen y conclusión del capítulo.....	33
CAPÍTULO 3 ANÁLISIS DE SEÑALES IMPULSIVAS GENERADAS POR IMPACTOS Y SU PROCESADO.....		35
3.1	Introducción.....	35
3.2	Generalidades sobre el análisis de señales impulsivas generadas por impactos.....	36
3.2.1	Aspectos sobre el filtrado inverso para señales impulsivas generadas por impactos	38
3.2.2	Métodos para calcular $h(t)$ o $H(\omega)$	39
3.2.3	Métodos de filtrado inverso donde se requiere $h(t)$ o $H(\omega)$ conocida	41
3.2.4	Métodos de filtrado inverso donde $h(t)$ es desconocida ..	50
3.3	Método de filtrado inverso de señales impulsivas utilizando redes neuronales	51
3.3.1	Consideraciones sobre las redes neuronales para el filtrado inverso de señales impulsivas	52
3.3.2	Características de las redes neuronales: perceptrón multicapas, arquitectura y entrenamiento.....	53
3.3.3	Proceso de entrenamiento para la identificación del inverso de un sistema.....	61
3.3.4	Aspectos sobre la validación del entrenamiento de la red neuronal	65
3.4	Metodología para estimar propiedades de materiales utilizando impactos y redes neuronales	66
3.4.1	Metodología de análisis para estimar propiedades de los materiales que colisionan	68
3.5	Resumen y conclusión del capítulo.....	72
CAPÍTULO 4 EXPERIMENTOS Y RESULTADOS.....		75
4.1	Introducción.....	75
4.2	Aspectos genéricos de la instrumentación y los experimentos ...	76
4.2.1	Características a considerar en los sensores para medir impactos	76
4.2.2	Acelerómetros piezoeléctricos para impactos	77
4.2.3	Instrumentación electrónica y adquisición de datos	80
4.2.4	Montaje experimental de los sensores	89
4.3	Método para determinar los parámetros del modelo de impacto y los materiales utilizados.....	91
4.3.1	Materiales utilizados.....	91
4.3.2	Procedimiento para calcular los parámetros del modelo ..	93

4.3.3	Resultados experimentales para el cálculo de parámetros del modelo.....	96
4.3.4	Procedimiento de validación del modelo y resultados ...	103
4.4	Análisis de señales de impactos para estimar el sistema inverso usando redes neuronales	108
4.4.1	Características del proceso de validación para la identificación inversa de un sistema con datos experimentales de cilindros metálicos	109
4.4.2	Resultados de validación con respecto a la duración de los impactos	116
4.4.3	Resultados de validación con respecto a la forma de la señal de impacto	122
4.5	Análisis de señales de impactos para estimar propiedades de objetos metálicos.....	125
4.5.1	Características de las señales de entrenamiento para estimar propiedades de los materiales	125
4.5.2	Características de las redes neuronales y su entrenamiento	129
4.5.3	Resultados.	130
4.6	Discusión de los Resultados	136
4.6.1	Discusión sobre el modelo de impacto	136
4.6.2	Discusión sobre el análisis de señales de impactos para estimar el sistema inverso usando redes neuronales.....	137
4.6.3	Discusión sobre el análisis de señales de impactos para estimar propiedades de objetos metálicos	138
4.7	Resumen y conclusión del capítulo	140
CAPÍTULO 5 CONCLUSIONES DE LA TESIS		141
5.1	Conclusiones.....	141
5.2	Aportaciones	145
5.3	Futuras líneas de trabajo.....	147
ANEXO A.	149
A1.	Análisis de señales de impactos para estimar propiedades de objetos metálicos	149
A2.	Duración de los impactos de referencia y diferencia relativa con respecto a las duraciones estimadas por las redes neuronales	156

A3.	Duraciones promedio de los impactos experimentales y de las señales estimadas	159
ANEXO B.	161
B1.	Respuestas medidas con el sensor PKGS 45-NB.....	161
B2.	Respuestas medidas con el Sensor B&K 8309 para la clasificación	163
ANEXO C.	165
C1.	Resultados de la clasificación	165
REFERENCIAS.....		167

LISTA DE FIGURAS

Figura 1.1 <i>Proceso de medición indirecta de un impacto entre dos cuerpos rígidos: a) La fuerza del impacto origina la excitación, y el objeto 2 es el canal por donde se propaga la señal hasta llegar al sensor; b) Representación a nivel de bloques donde se muestra la respuesta distorsionada debido al canal de propagación; c) Ilustración del proceso para estimar la fuente de excitación (la forma temporal y la duración del impacto).</i>	3
Figura 1.2 <i>Medición de tipo multicanal.</i>	5
Figura 1.3 <i>Representación del proceso de filtrado inverso, mediante una red neuronal artificial, para estimar la forma y la duración de la señal de excitación, que es la fuerza producida por el impacto.</i>	6
Figura 1.4 <i>Clasificación de señales para detectar características de los objetos que colisionan.</i>	7
Figura 2.1 <i>Colisión entre cuerpos sólidos que se desplazan a velocidades V_1 y V_2. (a) Impacto central. (b) Impacto excéntrico.</i>	16
Figura 2.2 <i>Etapas del proceso de deformación durante un impacto.</i>	18
Figura 2.3 <i>Ley de Hooke y deformación de materiales.</i>	21
Figura 2.4 <i>(a) Modelo masa-resorte-amortiguador y (b) respuesta amortiguada y no amortiguada.</i>	22
Figura 2.5 <i>Dispositivo de impacto tipo péndulo.</i>	26
Figura 2.6 <i>Impacto de una pequeña esfera metálica sobre una placa de acero.</i>	27
Figura 2.7 <i>Modelo mecánico del proceso de impacto.</i>	29
Figura 2.8 <i>Comportamiento de los cuerpos en el periodo de contacto. (a) Interacción de los cuerpos con parámetros separados, (b) combinación equivalente de los componentes.</i>	33
Figura 3-1 <i>Proceso de filtrado inverso.</i>	37
Figura 3-2 <i>Esquema del perceptrón como unidad neuronal.</i>	54
Figura 3-3 <i>Red de perceptrones de una sola capa.</i>	55
Figura 3-4 <i>Red neuronal perceptrón multicapa, con la primera capa oculta.</i>	56
Figura 3-5 <i>Esquema de la cadena de retardos.</i>	58
Figura 3-6 <i>Diagrama del proceso de entrenamiento de una red neuronal.</i>	59
Figura 3-7 <i>Métodos iterativos de entrenamiento: (a) Método adaptativo; (b) Método de aprendizaje.</i>	60
Figura 3-8 <i>Estructura clásica para la identificación del inverso del sistema.</i>	61

Figura 3-9 Esquema propuesto para la identificación del inverso del sistema	63
Figura 3-10 Conjunto de señales de entrenamiento, con velocidades de intensidad 1 hasta i , con sus correspondientes duraciones de impacto promedio y con “ m ” señales por cada nivel de velocidad.....	64
Figura 3-11 Conjunto de señales de validación, con velocidades de intensidad “1” hasta “ q ”, con “ r ” señales por cada nivel de velocidad. Las señales generadas con velocidades “ k ” y “ s ” no se utilizan para entrenar.	65
Figura 3-12 Respuesta temporal de un impacto. Superior: respuesta completa de 60ms; Inferior: fracción de la respuesta adquirida, 2ms.....	70
Figura 3-13 Estructura de la red neuronal para el proceso de clasificación.	72
Figura 4-1 Diagrama de un acelerómetro piezoeléctrico. (a) elementos del acelerómetro. (b) Modelo mecánico del acelerómetro piezoeléctrico.	78
Figura 4-2 Modelos eléctricos de un sensor piezoeléctrico. (a) En modo carga. (b) En modo voltaje.	78
Figura 4-3 Respuesta típica de un acelerómetro piezoeléctrico.....	79
Figura 4-4 Diagrama de bloques de la cadena de medición.	81
Figura 4-5 Acelerómetros. (a) Sensor Murata PKGS 45-NB. (b) Sensor B&K 8309.	81
Figura 4-6 Amplificador de carga diferencial para sensor PKGS45-NB.....	82
Figura 4-7 Amplificador de carga convencional para sensor 8309 B&K.	83
Figura 4-8 Respuesta en frecuencia de sensores: (a) 8309 y (b) PKGS-45NB.	84
Figura 4-9 Martillo 8206-002 B&K que se utiliza como impactor.....	85
Figura 4-10 Circuito de polarización y amplificador para acelerómetro de Impactor.	86
Figura 4-11 Espectro del acelerómetro del martillo con las distintas puntas de prueba: aluminio, plástico y hule (BRUEL & KJAER).....	86
Figura 4-12 Tarjeta de acondicionamiento con amplificadores.	87
Figura 4-13 Diagrama a bloques del proceso de adquisición con nivel de trigger y almacenamiento de las señales, donde f_s es la frecuencia de muestreo y f_c es la frecuencia de corte del filtro.	88
Figura 4-14 Detalle de la sujeción de los acelerómetros a cilindros. (a) Murata PKGS-45NB. (b) Acelerómetro 8309.	90
Figura 4-15 Diagrama simplificado de la estructura para impactos.....	92
Figura 4-16 Imagen de los cilindros con tuerca.....	92
Figura 4-17 Seno-Versado marcando en el ancho el promedio t_{av}	95
Figura 4-18 Ejemplo de respuestas usando el sensor B&K8309 con el cilindro de bronce mediano. (a) 10 respuestas del Impactor. (b) Promedio de las respuestas del impactor. (c) Las 10 respuestas del cilindro y (d) el promedio de estas.	98
Figura 4-19 Gráfica que muestra la relación del ancho de pulso contra la masa relativa. Las líneas marcan la tendencia de cada material.....	99

Figura 4-20	<i>Gráfica de amplitud máxima del impacto contra ancho de pulso.</i>	100
Figura 4-21	<i>Respuesta del impactor ante cilindro de bronce mediano y localización de los picos U1 y U2.</i>	102
Figura 4-22	<i>Respuesta del cilindro de bronce mediano y localización de picos U1 y U2.</i>	102
Figura 4-23	<i>Prueba para validación del modelo.</i>	103
Figura 4-24	<i>Comparación de tres respuestas del modelo con respecto a los correspondientes cilindros reales.</i>	106
Figura 4-25	<i>Error cuadrático medio entre resultados experimentales y simulados. (a) Para señales del Impactor. (b) Para señales de los cilindros.</i>	107
Figura 4-26	<i>Experimento para generar impactos con 6 distintas velocidades de choque.</i>	111
Figura 4-27	<i>Duración promedio de los impactos.</i>	113
Figura 4-28	<i>Etapas del preprocesado de las señales para entrenar y validar la red neuronal.</i>	114
Figura 4-29	<i>Vectores de entrenamiento $\{y_{ent}[n]; d[n]\}$.</i>	116
Figura 4-30	<i>Proceso de medición del error relativo entre la duración real y la estimada.</i>	117
Figura 4-31	<i>Diferencia relativa en la duración de los impactos entre las señales experimentales y las estimadas por la RNA, para el cilindro de acero.</i>	118
Figura 4-32	<i>Diferencia relativa en la duración de los impactos entre las señales experimentales y las estimadas por la RNA, para el cilindro de bronce.</i>	119
Figura 4-33	<i>Diferencia relativa en la duración de los impactos entre las señales experimentales y las estimadas por la RNA, para el cilindro de latón.</i>	119
Figura 4-34	<i>Diferencia relativa en la duración de los impactos entre las señales experimentales y las estimadas por la RNA, para el cilindro de aluminio grande.</i>	120
Figura 4-35	<i>Diferencia relativa en la duración de los impactos entre las señales experimentales y las estimadas por la RNA, para el cilindro de aluminio mediano.</i>	120
Figura 4-36	<i>Diferencia relativa en la duración de los impactos entre las señales experimentales y las estimadas por la RNA, para el cilindro de aluminio pequeño.</i>	121
Figura 4-37	<i>Proceso de medición del error en la forma de los pulsos de las señales estimadas en relación a las señales reales.</i>	123
Figura 4-38	<i>Comparación de errores en la forma de los impactos, entre las señales “Estimadas Vs. Reales”, “Estimadas Vs. Señal Modelo” y “Señal Real Vs. Señal Modelo”.</i>	124
Figura 4-39	<i>Experimento de impacto con esfera de 1 mm de diámetro, para la Fase 1.</i>	127
Figura 4-40	<i>Etapas del procesado de la señal para clasificar materiales.</i>	128

Figura 4-41 <i>Espectros promedio de los primeros 64 coeficientes (patrones) de las 8 muestras cilíndricas.</i>	132
Figura 4-42 <i>Entrenamiento de la red neuronal para la Fase 1.</i>	132
Figura 4-43 <i>Espectros promedio de los primeros 150 coeficientes (patrones) de las 12 muestras cilíndricas.</i>	134
Figura 4-44 <i>Entrenamiento de la red neuronal para la Fase 2.</i>	135
Figura 4-45 <i>Resultados de validación para clasificación de la Fase 2.</i>	135
Figura A1-1 <i>Respuesta estimada para el cilindro de acero.</i>	150
Figura A1-2 <i>Respuesta estimada para el cilindro de bronce.</i>	151
Figura A1-3 <i>Respuesta estimada para el cilindro de latón.</i>	152
Figura A1-4 <i>Respuesta estimada para el cilindro de aluminio grande.</i>	153
Figura A1-5 <i>Respuesta estimada para el cilindro de aluminio mediano.</i>	154
Figura A1-6 <i>Respuesta estimada para el cilindro de aluminio pequeño.</i>	155
Figura A3-1 <i>Duración promedio de los impactos sobre cilindro de acero grande.</i>	159
Figura A3-2 <i>Duración promedio de los impactos sobre cilindro de bronce grande.</i> ...	159
Figura A3-3 <i>Duración promedio de los impactos sobre cilindro de latón grande.</i>	159
Figura A3-4 <i>Duración promedio de los impactos sobre cilindro de aluminio grande.</i>	159
Figura A3-5 <i>Duración promedio de los impactos sobre cilindro de aluminio mediano.</i>	159
Figura A3-6 <i>Duración promedio de los impactos sobre cilindro de aluminio pequeño.</i>	159
Figura B1-1 (PKGS) <i>Respuesta del cilindro de acero grande.</i>	161
Figura B1-2 (PKGS) <i>Respuesta del cilindro de acero mediano.</i>	161
Figura B1-3 (PKGS) <i>Respuesta del cilindro de aluminio grande.</i>	161
Figura B1-4 (PKGS) <i>Respuesta del cilindro de aluminio mediano.</i>	161
Figura B1-5 (PKGS) <i>Respuesta del cilindro de bronce grande.</i>	162
Figura B1-6 (PKGS) <i>Respuesta del cilindro de bronce mediano.</i>	162
Figura B1-7 (PKGS) <i>Respuesta del cilindro de latón grande.</i>	162
Figura B1-8 (PKGS) <i>Respuesta del cilindro de latón mediano.</i>	162
Figura B2-1 (B&K) <i>Respuesta del cilindro de acero grande.</i>	163
Figura B2-2 (B&K) <i>Respuesta del cilindro de acero mediano.</i>	163
Figura B2-3 (B&K) <i>Respuesta del cilindro de acero pequeño.</i>	163
Figura B2-4 (B&K) <i>Respuesta del cilindro de aluminio grande.</i>	163
Figura B2-5 (B&K) <i>Respuesta del cilindro de aluminio mediano.</i>	163
Figura B2-6 (B&K) <i>Respuesta del cilindro de aluminio pequeño.</i>	163
Figura B2-7 (B&K) <i>Respuesta del cilindro de bronce grande.</i>	164
Figura B2-8 (B&K) <i>Respuesta del cilindro de bronce mediano.</i>	164

Figura B2-9 (B&K) Respuesta del cilindro de bronce pequeño.....	164
Figura B2-10 (B&K) Respuesta del cilindro de latón grande.....	164
Figura B2-11 (B&K) Respuesta del cilindro de latón mediano.....	164
Figura B2-12 (B&K) Respuesta del cilindro de latón pequeño.....	164

LISTA DE TABLAS

Tabla 2-1. Modelos para la fuerza generada por distintos tipos de impactos.	24
Tabla 3-1 Funciones de activación.	55
Tabla 4-1 Características de los acelerómetros	82
Tabla 4-2 Características del acelerómetro del martillo 8206-002 B&K	85
Tabla 4-3 Masas y tipo de cilindros	92
Tabla 4-4 Características mecánicas de los materiales	93
Tabla 4-5 Duración de los pulsos de impacto de cada cilindro	98
Tabla 4-6 Valores de k_2 para cada cilindro.	100
Tabla 4-7 Valores de C_1 del impactor ante cada muestra.	101
Tabla 4-8 Amortiguamiento c_2 de cada muestra.	102
Tabla 4-9 Parámetros de la velocidad de impacto.	110
Tabla 4-10 Señales disponibles para el entrenamiento y la validación.	111
Tabla 4-11 Duración promedio de los impactos, t_p , para cada distancia y tipo de cilindro.	112
Tabla 4-12 Desviación estándar en la medición del ancho de los pulsos de impactos.	113
Tabla 4-13 Código de salida para estimar características de las muestras cilíndricas, para la Fase 1.	126
Tabla 4-14 Código de salida para estimar características de las muestras cilíndricas, para la Fase 2.	127
Tabla 4-15 Parámetros de procesamiento de la Fase 1 y Fase 2 para clasificar materiales.	129
Tabla 4-16 Características de las redes neuronales de la fase 1 y la fase 2.	130
Tabla 4-17 Condiciones para detener el entrenamiento de la fase 1 y la fase 2.	130
Tabla A2-1 Datos de duración de impacto para el cilindro de acero grande.	156
Tabla A2-2 Datos de duración de impacto para el cilindro de bronce grande.	156
Tabla A2-3 Datos de duración de impacto para el cilindro de latón grande.	157
Tabla A2-4 Datos de duración de impacto para el cilindro de aluminio grande.	157
Tabla A2-5 Datos de duración de impacto para el cilindro de aluminio mediano.	157
Tabla A2-6 Datos de duración de impacto para el cilindro de aluminio pequeño.	158
Tabla C1-1 Resultados de validación para clasificación de la Fase 2.	165

CAPÍTULO 1 INTRODUCCIÓN

1.1 Introducción

En este trabajo de Tesis Doctoral se aborda el tema del procesado de señales impulsivas generadas por impactos entre dos cuerpos rígidos. En particular, la Tesis explora las características de estas señales; propone un modelo del proceso mecánico del impacto desde el punto de vista de uno de los objetos que colisiona; revisa distintas técnicas de análisis y propone dos nuevos métodos, uno para realizar una correcta medición del impacto y el otro para estimar propiedades de los objetos que colisionan; y finalmente, recoge resultados experimentales que muestran la validez de dichos métodos y las contribuciones realizadas.

Las señales generadas por impactos se caracterizan por ser transitorios de muy corta duración y de muy alta intensidad, considerándose como una fuente de excitación impulsiva (Breckenridge et al. 1990). Las aplicaciones de los impactos son variadas y se estudian desde hace años en diversas áreas de la ciencia y la ingeniería. Los primeros registros históricos que documentan aportaciones analíticas sobre los impactos se remontan a la época de Galileo Galilei (Goldsmith 2003), donde se reconoce que un impacto realiza un trabajo, se adopta el concepto de cuerpo rígido y se sientan algunas de las bases que permitieron a Newton desarrollar sus leyes de movimiento. Estas leyes son de gran importancia para el estudio de los impactos, ya que introdujeron las nociones del coeficiente de restitución y dieron soporte a futuras investigaciones sobre colisiones entre cuerpos rígidos y no rígidos. Como referencia, en Goldsmith y Stronge (Goldsmith 2003, Stronge 2004) se pueden encontrar interesantes reseñas históricas sobre el desarrollo de la teoría de los impactos.

Las áreas que sobresalen por su interés en el estudio de los impactos y las señales de naturaleza impulsiva, son las que estudian las vibraciones mecánicas en estructuras (Stronge 2004, Harris et al. 2002, Brach 1991), la robótica (Berges et al. 2005), la acústica (Miyoshi et al. 1988); o bien, en áreas

como la sismología (Hui Luo et al. 1998). Sin embargo, no todas las señales impulsivas se producen por impactos, por ejemplo, están aquellas que se generan con explosivos y se aplican en el estudio del subsuelo (Breckenridge et al. 1990), o bien, las que se producen mediante la ruptura de capilares de vidrio o puntas de grafito y que sirven para general señales acústicas, o para simulación de microsismos (Ching et al. 2004). Se hace esta distinción porque en esta Tesis la investigación está centrada únicamente en las señales que se originan por colisiones entre dos cuerpos rígidos.

1. 2 Motivación y Justificación de la Tesis

Uno de los problemas que se encuentran al trabajar con impactos es que su análisis se ve limitado a mediciones indirectas debido a uno o varios de los siguientes casos: no siempre es posible instrumentalizar el objeto que colisiona, el impacto no se desarrolla directamente sobre el sensor, o bien, el sensor afecta la propia respuesta del sistema (Martin et al. 1996). Esto produce distorsiones en la señal medida que pueden llegar a ser importantes, limitando su utilidad. El origen de estas distorsiones y su estudio, ha llevado a que se desarrollen distintos métodos de análisis y de procesado de señales para compensar o eliminar dichas distorsiones, con el fin de estimar la señal de excitación original (Martin et al. 1996, Fasana et al. 1997, Briggs et al. 1992, Doyle 1997, Chandrashekhara et al. 1998)

La Figura 1.1 muestra la medición indirecta de un impacto, donde la fuerza (o aceleración) que se origina a partir de la colisión entre dos objetos rígidos es la excitación que se desea medir. En la Figura 1.1(a) se observa que el sensor (generalmente un acelerómetro) está pegado al objeto 2, el cual actúa como el canal por donde se propaga la señal producida por el impacto. En la Figura 1.1(b), el objeto 2 se representa como un sistema, $h(t)$, cuya respuesta es una versión distorsionada de la señal de excitación, en este caso, de la forma temporal de la fuerza del impacto. El propósito central de esta Tesis es precisamente tratar este problema y proponer un método de procesado de señales para eliminar las distorsiones en la señal medida, Figura 1.1(c).

Existen un gran número de publicaciones dedicadas al análisis de señales producidas por impactos, sin embargo, para la mayoría de estas investigaciones la distorsión debida a la medición indirecta de una colisión no representa un problema, dado que el propósito principal es analizar los efectos

y consecuencias de los impactos en estructuras, y no obtener la fuente de excitación (Goldsmith 2003, Stronge 2004, Harris et al. 2002, Brach 1991, Chopra 1995, Gilardi et al. 2002). En este sentido, destacan el modelado mecánico y la evaluación mediante pruebas no destructivas. En el modelado se busca predecir las fuerzas que se desprenden como consecuencia de una colisión y determinar las condiciones de los objetos post-impacto, tales como el resultado del choque entre vehículos (Brach 1991, Chopra 1995). En las pruebas no destructivas, los impactos se utilizan para detectar fallas, fisuras o cambios en materiales y estructuras, como serían los compuestos laminados (Tong et al. 2006, Tong et al. 2006, Cawley et al. 1988).

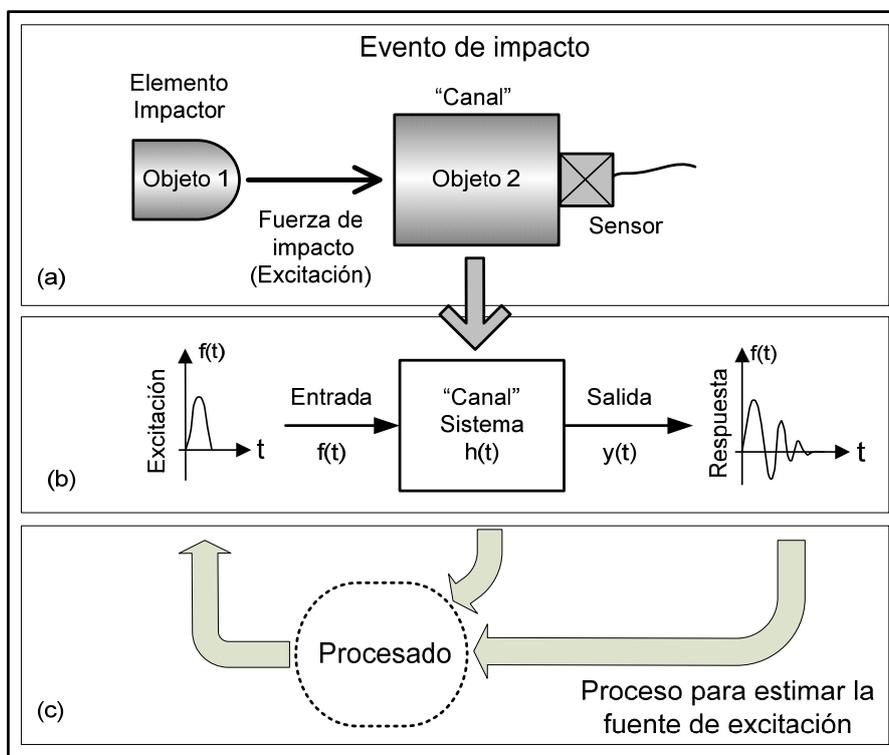


Figura 1.1 *Proceso de medición indirecta de un impacto entre dos cuerpos rígidos: a) La fuerza del impacto origina la excitación, y el objeto 2 es el canal por donde se propaga la señal hasta llegar al sensor; b) Representación a nivel de bloques donde se muestra la respuesta distorsionada debido al canal de propagación; c) Ilustración del proceso para estimar la fuente de excitación (la forma temporal y la duración del impacto).*

Un menor número de publicaciones están dedicadas al estudio de las distorsiones debidas a la medición indirecta. Dentro de estas, existen distintos enfoques para el procesado y análisis de las señales. La mayoría se dedican a la caracterización y modelado analítico del medio de propagación, como sería

el modelado a través de elementos finitos, que permite determinar el sistema inverso para realizar lo que se denomina una deconvolución o filtrado inverso (Martin et al. 1996, Chandrashekhara et al. 1998, Liu et al. 2003, Hollandsworth et al. 1989). Una de las particularidades de estos métodos de modelado es que los procedimientos de análisis están íntimamente relacionados con el objeto o la estructura, por lo que suelen ser técnicas complejas y poco flexibles, ya que aun siendo pequeños los cambios es necesario modificar el modelo. Esto comporta un proceso largo, existiendo además situaciones para las cuales resulta imposible establecer un modelo del sistema (el canal), siendo necesario recurrir a métodos alternativos.

En este sentido, están los métodos que estiman la respuesta en frecuencia del canal (Ching et al. 2004, Martin et al. 1996, Doyle 1997, Inoue et al. 2001), a partir de entradas con patrones conocidos, y asumen un comportamiento lineal que permite hacer una deconvolución directa. Si bien algorítmicamente este enfoque es simple, presenta la desventaja de que no todos los canales pueden considerarse lineales, por lo que su eficiencia se ve limitada.

Por otra parte, aunque en menor medida, también existen los métodos de análisis "ciego", donde se desconoce tanto la fuente de excitación como el canal, y sólo se conoce la respuesta del sistema. Estos métodos requieren de información adicional para resolver el problema, ya sea a través de técnicas de medición multicanal (Lecumberri et al. 2006), o bien, extrayendo información estadística de las respuestas (Lee et al. 2000, Lee et al. 1998, Mathis et al. 2003, Tong et al. 1998). Los métodos multicanal, Figura 1.2, a diferencia de los métodos mono canal, como el de la Figura 1.1, hacen uso de un arreglo de sensores para medir la respuesta del sistema en distintos puntos ante un mismo impacto. A partir de esto, las respuestas se analizan para determinar los factores comunes a todas ellas, que se asumen relacionados con la excitación, y se estima la forma temporal de la señal producida por el impacto. De esta forma, el método multicanal se hace independiente del objeto, aunque requiere de una instrumentación más elaborada y de algoritmos complejos, con un alto coste computacional.

Por otra parte, los métodos ciegos que utilizan información estadística están enfocados a procesos repetitivos, o bien, a situaciones donde se pueden repetir experimentos con distintas señales de excitación, donde existe un patrón a partir del cual se puede extraer información estadística de orden superior y así estimar las características de las señales producidas por los impactos. Sin embargo, para otros casos donde no se cumplen estas condiciones, donde la información estadística es escasa, su aplicación se ve fuertemente limitada, como es el caso de los impactos no repetitivos.

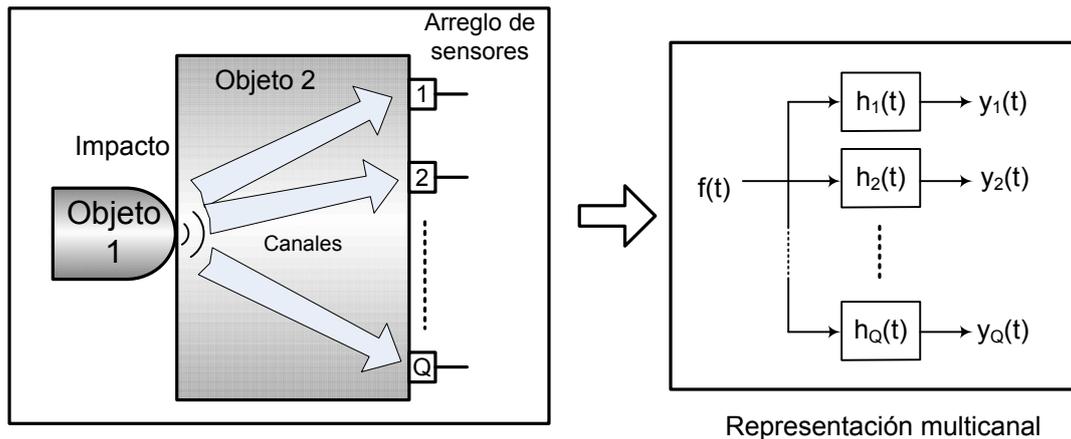


Figura 1.2 *Medición de tipo multicanal.*

Como puede verse, el problema de la medición indirecta de un impacto es un área que se ha estudiado desde hace tiempo y desde varios puntos de vista, y sin embargo, para el caso de mediciones de impactos independientes, sigue siendo un campo de desarrollo activo. Asimismo, a partir de los trabajos mencionados y de las investigaciones realizadas en (Molino et al. 2009, Molino et al. 2008, Molino et al. 2008, Guzmán et al. 2007, Molino et al. 2007, Molino et al. 2006a, Molino et al. 2006b, Molino et al. 2005), se han detectado diferentes necesidades en torno al problema de medir indirectamente un impacto, las cuales motivan el desarrollo de este trabajo de Tesis doctoral:

- a) En primer lugar, se ha encontrado que hay una escasez de métodos destinados específicamente a la medición indirecta de impactos. En este trabajo de Tesis se presenta un procedimiento de filtrado inverso basado en redes neuronales artificiales (RNA) (Bishop 1994, Haykin 1999, Douglas 1998, Widrow et al. 1985) para estimar la señal que se origina en una colisión y eliminar las distorsiones producidas por el canal, Figura 1.3. Específicamente, se desea estimar la forma de la fuerza (o la aceleración) del impacto en función del tiempo, producida durante el impacto, así como su duración.

El método de filtrado inverso que se propone está dirigido al proceso de entrenamiento de la RNA y se divide en dos partes: en la primera se hace uso de una función paramétrica (un modelo) de la fuerza del impacto en función del tiempo, que tiene como parámetro la duración del impacto, el cual depende de la velocidad del impacto y del tipo de material y masa de los objetos; y en segundo lugar, se utilizan señales de impactos reales generadas a distintas velocidades de choque, sobre un conjunto de objetos de distintos materiales metálicos y con distintas

masas. De esta forma se comprueba la validez del método sobre distintos tipos de materiales y bajo distintas condiciones de impactos.

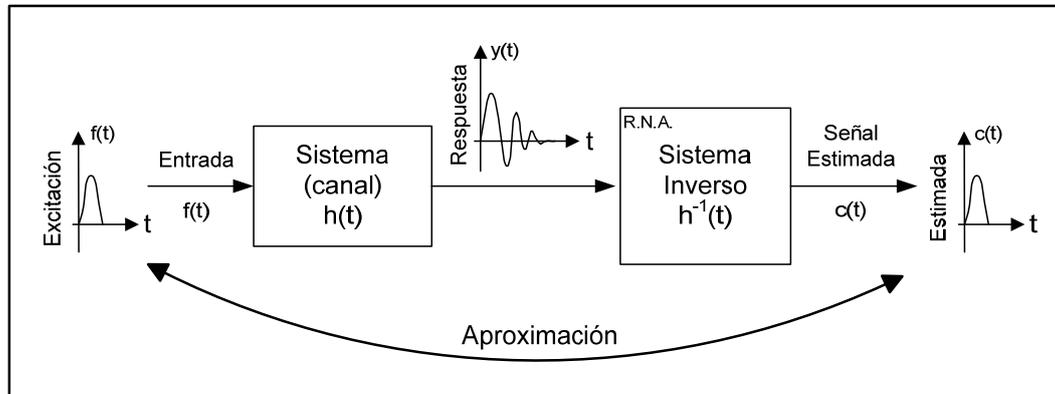


Figura 1.3 Representación del proceso de filtrado inverso, mediante una red neuronal artificial, para estimar la forma y la duración de la señal de excitación, que es la fuerza producida por el impacto.

- b) En segundo lugar, se ha detectado que los métodos de modelado de impactos convencionales están enfocados principalmente al estudio de los efectos mecánicos que originan las colisiones (Goldsmith 2003, Stronge 2004, Harris et al. 2002, Wildes et al. 1988), por lo que resulta necesario definir un modelo específico para estudiar la señal (de fuerza o aceleración) que se genera en un impacto, desde el punto de vista de una colisión que no cause deformaciones permanentes en los objetos, lo que se logra a través de impactos de baja velocidad entre dos cuerpos rígidos.

Asimismo, con este modelo se respalda el método de entrenamiento de las redes neuronales artificiales descrito en el apartado anterior (a), donde se comprueba la validez del modelo paramétrico de la fuerza que se utiliza en el entrenamiento.

En este trabajo se propone un modelo mecánico (Molino et al. 2009) que toma en cuenta las propiedades elásticas de los materiales y considera las fases del impacto desde el momento en que los cuerpos entran en contacto hasta que se separan. Como parte del desarrollo de este modelo, se ha realizado el diseño y construcción de un prototipo para impactos de baja velocidad.

- c) Finalmente, las investigaciones realizadas en este trabajo de Tesis permiten formular un proceso para estimar las propiedades de los objetos que colisionan (Wildes et al. 1988, Femmam et al. 2001). Este tipo de

estudios normalmente están enfocados a realizar pruebas no destructivas sobre estructuras o materiales compuestos, con el fin de determinar si estos presentan fallas o fisuras (Tong et al. 2006, Tong et al. 2006, Cawley et al. 1988). En este sentido, como parte del trabajo de Tesis también se desarrolla un método de clasificación de señales, a partir de patrones encontrados en las respuestas de los objetos ante los impactos y redes neuronales artificiales, para detectar el tipo de material y la masa de un conjunto de objetos de prueba, fabricados con distintos materiales y en distintos tamaños, Figura 1.4.

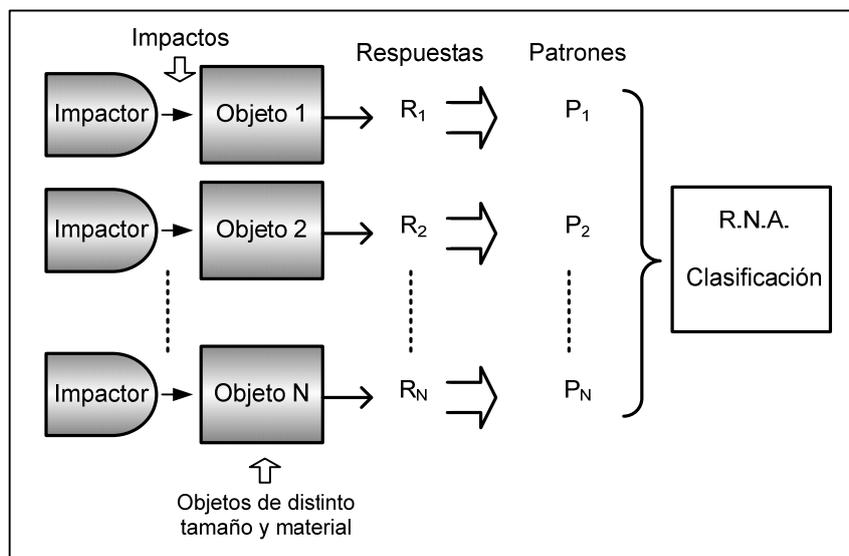


Figura 1.4 *Clasificación de señales para detectar características de los objetos que colisionan.*

1.3 Objetivos

Como resultados de las aplicaciones e investigaciones científicas y de las motivaciones y justificaciones expuestas con anterioridad, queda plenamente reflejado el interés de este trabajo, cuyo propósito principal es proponer un método de procesado para señales de impactos que permita realizar una medición indirecta de un impacto a través de un filtrado inverso, utilizando redes neuronales artificiales y un proceso de entrenamiento específico para determinar el inverso del canal, y así estimar la forma y la duración del impacto, expresado como una fuerza o aceleración en función del tiempo.

Asimismo, también se tiene como objetivo proponer un modelo matemático que permita entender el proceso de un impacto a baja velocidad (que no causan deformaciones permanentes) entre dos cuerpos rígidos. Para lograrlo, se revisa la teoría mecánica del impacto (Goldsmith 2003, Stronge 2004, Harris et al. 2002, Brach 1991, Chopra 1995, Gilardi et al. 2002) y se propone un procedimiento experimental para determinar los parámetros del modelo. Finalmente, se propone un método de análisis para clasificar las respuestas vibratorias de los objetos, con el fin de estimar propiedades de estos, en particular el tipo de material y masa.

Los objetivos principales de este trabajo de Tesis son:

1. Analizar la teoría mecánica del impacto y proponer un modelo matemático del comportamiento de un objeto rígido sujeto a una colisión de baja velocidad con otro cuerpo rígido, donde se supone una colisión elástica.
2. Definir una metodología experimental para determinar los parámetros del modelo matemático, específicamente las constantes de elasticidad y amortiguamiento de cada objeto, para el caso donde los cuerpos son de materiales rígidos (como los metales), sus geometrías son regulares y el impacto se desarrolla a baja velocidad y de forma puntual entre una superficie esférica contra un plano.
3. Revisar y estudiar el problema de la medición indirecta de los impactos y definir una metodología para determinar el filtro inverso del canal basado en redes neuronales y un entrenamiento específico.
4. Proponer un método para estimar el tipo de material y la masa de los objetos que colisionan utilizando redes neuronales y un procedimiento para obtener patrones de las señales.
5. Establecer un procedimiento de evaluación de los métodos y aplicarlo al problema de la medición indirecta de impactos usando datos de impactos reales.

1.4 Estructura de la Tesis

La memoria del trabajo de Tesis doctoral está estructurada en cinco capítulos, incluyendo el presente, además de los apéndices y las referencias.

El segundo capítulo está dedicado al desarrollo de un modelo que describe el proceso de impacto. En ese capítulo se resumen los trabajos relacionados con la teoría mecánica del impacto, con la generación de colisiones entre cuerpos rígidos, con el comportamiento elástico de los materiales y la forma de modelar la fuerza de un impacto. También se describen las características de un dispositivo mecánico para generar colisiones de baja velocidad y se propone un método experimental para medir los parámetros del modelo propuesto.

El tercer capítulo está dedicado al análisis de señales generadas por impactos. En la primera parte del capítulo se revisan las generalidades de los impactos y presenta un resumen de los trabajos relacionados con los métodos para filtrado inverso, orientados a señales impulsivas generadas por impactos. Se revisan diversos métodos destinados a identificar la respuesta al impulso de un sistema, tanto en el dominio del tiempo como en el de la frecuencia. Se examinan métodos de filtrado inverso donde se conoce la respuesta al impulso del sistema, y también métodos donde no se conoce el sistema y se detallan procedimientos de filtrado inverso basados en redes neuronales. En la segunda parte del capítulo se profundiza el estudio sobre la aplicación de redes neuronales para determinar el filtro inverso de un sistema. Se presenta la metodología propuesta para realizar el entrenamiento y validar los resultados obtenidos. La última parte del capítulo está dedicada a la técnica de estimación de propiedades de los objetos utilizando las respuestas de los impactos y clasificando los patrones con redes neuronales.

El cuarto capítulo agrupa todos los experimentos y resultados. La primera parte está destinada a los aspectos de la instrumentación electrónica, los sensores utilizados para medir los impactos y la adquisición de las señales. La segunda parte muestra los resultados obtenidos con el método para determinar experimentalmente los parámetros del modelo de impacto y las características de los materiales usados para hacer las pruebas. En este apartado también se verifican los resultados experimentales comparando con una simulación del modelo. La tercera parte muestra los resultados del análisis de señales de impacto para estimar el sistema inverso utilizando redes neuronales. En esta sección se analizan señales de impactos que se han generado a distintas velocidades y sobre distintos objetos de prueba. La cuarta parte muestra los resultados de los experimentos realizados utilizando el método de análisis para estimar las propiedades de los objetos que colisionan.

En el quinto capítulo se resumen los resultados obtenidos, se resaltan las aportaciones de este trabajo de Tesis y las conclusiones. Al final del capítulo se proponen las futuras líneas de investigación.

CAPÍTULO 2 GENERACIÓN DE IMPACTOS ENTRE CUERPOS RÍGIDOS Y MODELO MATEMÁTICO

2.1 Introducción

En este capítulo se describen la teoría y las premisas que sustentan el desarrollo de un modelo matemático sobre el proceso de impacto de dos cuerpos rígidos en el periodo de contacto. El planteamiento de dicho modelo considera que los cuerpos rígidos tienen geometrías regulares (como esferas, cilindros o cubos) y se toman en cuenta los efectos de la velocidad relativa del choque, en relación a las posibles deformaciones que pueden aparecer durante la colisión.

Este planteamiento condiciona la aplicación del modelo a impactos con velocidades relativas de choque suficientemente bajas como para que no se produzcan deformaciones permanentes visibles, y que los objetos presenten un comportamiento cuasielástico.

El capítulo está organizado de la siguiente manera. Primero se abordan las generalidades de los impactos desde el punto de vista de su análisis y modelado. Posteriormente se revisan las características de las colisiones producidas por cuerpos rígidos, se describe el marco de referencia de una colisión y los métodos más representativos y utilizados en la literatura para generar y medir impactos. A continuación, se describe el comportamiento de los materiales y la fuerza que se desarrolla en la zona de contacto, que permiten establecer las ecuaciones de movimiento de los cuerpos. La siguiente sección describe el dispositivo mecánico utilizado para generar impactos así como las ecuaciones del modelo basadas en dicho mecanismo. La última parte contiene las conclusiones del capítulo.

2. 2 Generalidades sobre los impactos

Una de las razones por las que es interesante estudiar impactos, y analizar las señales que estos producen, es porque están presentes en un amplio número de aplicaciones de la ingeniería y su estudio presenta un alto grado de complejidad. Un impacto se define como un evento físico que se origina por la colisión de dos o más cuerpos, donde se manifiestan grandes niveles de fuerza, aceleración y desaceleración en un periodo de tiempo muy corto. Es un fenómeno que genera señales transitorias impulsivas, no repetibles.

Estas características hacen que sea un evento difícil de estudiar y modelar. Si se considera el caso más sencillo, que es cuando sólo dos objetos rígidos colisionan, para poder estudiar el comportamiento de dichos cuerpos, durante y después del impacto, es necesario tomar en cuenta los siguientes factores: los tipos de materiales de los objetos, sus formas geométricas, la velocidad relativa de los objetos en el momento de la colisión y el punto de contacto en cada uno de ellos. La variabilidad de estos parámetros tiene infinidad de posibilidades y dependiendo de la fuerza de colisión en la zona de contacto, también pueden generarse deformaciones locales, vibraciones que se propagan por los cuerpos y fricciones que disipan energía mecánica y que finalmente forman parte del proceso de colisión (Stronge 2004, Gilardi et al. 2002, Wang et al. 1992).

En la literatura destacan dos campos de estudio (Liu et al. 2003), a saber: por una parte, encontramos los trabajos orientados al análisis de señales impulsivas y por otra parte, existen las investigaciones dirigidas al modelado del proceso físico de un impacto. Sin embargo, aunque estas son áreas de estudio independientes, es común que se desarrollen de manera conjunta, por lo que no es extraño encontrar investigaciones donde se combina el modelado y el análisis.

En lo que respecta a las técnicas de análisis, estas tienen como objetivo extraer información de las señales producidas por los impactos (Cawley et al. 1988, Wildes et al. 1988, Femmam et al. 2001). El tipo de información es variada y depende del campo de aplicación. Un ejemplo interesante y representativo lo encontramos en los trabajos de Wildes *et al* (1988) y Femmam *et al* (2001), donde utilizan el sonido que produce el impacto para extraer información de los materiales. Por otra parte, Cawley (1988) analiza las vibraciones generadas por impactos para determinar si las estructuras metálicas tienen fisuras o grietas.

El modelo de un impacto, por su parte, tiene como objetivo principal predecir el comportamiento de los objetos que colisionan, partiendo de condiciones pre-impacto para luego determinar las condiciones post-impacto. La mayor parte de las aplicaciones y trabajos encontrados en este campo están

destinadas a estudiar la seguridad y la resistencia de estructuras, como edificios, puentes, plataformas, aviones o vehículos, ante impactos o choques (Goldsmith 2003, Stronge 2004, Harris et al. 2002, Brach 1991, Chopra 1995, Gilardi et al. 2002, Faik et al. 2000).

A diferencia de las investigaciones antes mencionadas, en este trabajo de Tesis se ha desarrollado un modelo de impacto (Molino et al. 2009) que permite estudiar el fenómeno físico de la colisión desde el punto de vista de un objeto de prueba. En este estudio se ha observado que la medición de un impacto es, generalmente, un proceso indirecto, esto es debido a que entre el lugar de contacto y el punto donde está el sensor, existe un canal de propagación que distorsiona la señal. Para corregir dicha distorsión se requiere de un proceso de filtrado inverso, el cual se discute más adelante en esta memoria de Tesis Doctoral, concretamente en el Capítulo 3.

La validez del modelo que se propone en esta Tesis, y su aplicación para analizar señales transitorias de origen impulsivo, están basadas en la teoría mecánica del impacto (Stronge 2004, Gilardi et al. 2002, Wang et al. 1992), que se describe a lo largo de este Capítulo, y en el análisis de los resultados experimentales de impactos reales (Molino et al. 2009, Molino et al. 2008, Molino et al. 2006a, Molino et al. 2006b) que se detallan en el Capítulo 4.

2.2.1 Aspectos sobre la generación de impactos entre cuerpos rígidos

En el marco de esta Tesis, únicamente se estudian impactos generados por la colisión de dos cuerpos que se asumen rígidos y con geometrías regulares. Los impactos se desarrollan dentro de un marco de referencia, lo que acota el ámbito de acción de la colisión y permite controlar las velocidades de los cuerpos.

La comprobación experimental del modelo se ha llevado a cabo de manera simultánea con el desarrollo del modelo, ya que, como bien lo señala Gilardi (2002), dada la complejidad del proceso de un impacto, es fundamental comparar los resultados teóricos con los experimentales para tener una buena aproximación con el comportamiento real del sistema.

En términos generales, producir impactos no es difícil, sin embargo, para generarlos de manera controlada y repetible, es necesario tener en cuenta distintos factores. Algunos de estos, como se ha mencionado al principio de este Capítulo, son las geometrías de los cuerpos, los materiales y las velocidades de impacto. Sin embargo, existen otros aspectos experimentales

que también afectan, como la instrumentación de los objetos y los puntos de sujeción.

En las distintas aplicaciones que han surgido a lo largo de los años, los impactos se han generado de distintas formas. Quizás una de las aplicaciones más antiguas, y que aun se practica, sea utilizar los impactos para hacer pruebas no destructivas en estructuras (Cawley et al. 1988, Wu et al. 2000, Kim et al. 2006), esto es, para verificar la integridad de objetos que pueden estar sujetas a fisuras o fallos. Estas pruebas suelen denominarse como “*coin-tap tests*” (Cawley et al. 1988) y consisten en aplicar golpes, “*taps*”, con un martillo (o algún otro objeto contundente, como una moneda: “*coin*”) a una estructura bajo estudio y escuchar el sonido que ésta produce. Una estructura que no tiene problemas y que se considera “sana”, resonará de forma distinta a una que tiene algún defecto, debido a cambios en la dureza de los materiales o a fatigas que alteran la rigidez de la estructura, y por ende, cambian el tono del impacto. Un operador experimentado es capaz de detectar las diferencias y distinguir las muestras que se consideran en buen estado (Wu et al. 2000).

Los avances tecnológicos, tanto en los sensores como en las técnicas de procesamiento digital de señales, han permitido que el método del *coin-tap test* evolucione y se utilicen mecanismos más especializados y automatizados. De esta forma, el dispositivo para generar colisiones es un “*impactor*” sensorizado y el proceso de “escuchar” y “discriminar” se lleva a cabo con sensores y con algoritmos de procesamiento de señales (Kim et al. 2006).

Las formas de generar un impacto, junto con las características del impactor, son múltiples y dependen principalmente de la aplicación y del tipo de análisis que se realizará. El trabajo de Breckenridge (1990), orientado principalmente a caracterizar fuentes de excitación acústicas, describe varios tipos de fuentes impulsivas, como son los impactos con pequeñas esferas de acero, la ruptura de tubos capilares de vidrio y de minas de grafito (como las que se usan en los portaminas). Estas señales se caracterizan por ser transitorios con una respuesta muy específica y repetible: la colisión de una esfera rígida con una superficie plana produce un impacto cuya fuerza puede modelarse con una función similar a un medio-seno, estas señales se explican con más detalle en la sección §2.2.6 de este Capítulo; por otra parte, cuando la mina de grafito y el capilar de vidrio se rompen, producen una excitación similar a una función escalón. Estas fuentes de excitación siguen considerándose como transitorias, pero no se originan en una colisión.

En el trabajo de Baglio (2006), se propone el uso de una sonda que hace las funciones de impactor y de sensor al mismo tiempo. Esta sonda está compuesta por dos piezas: un elemento piezoeléctrico y un sujetador para dicho elemento. El dispositivo funciona como un martillo, se deja caer sobre

materiales de prueba y la señal capturada por la sonda se analiza para ver si existe algún daño o defecto en los materiales.

En otro tipo de aplicación, los trabajos de Tong *et al* (2006, 2006) proponen un sistema para estudiar y detectar fallas en estructuras de cemento, analizando la onda acústica de un impacto. Producen una colisión controlada con una esfera de acero, de 12 mm, pegada a un solenoide. De forma similar, Goldsmith (2003) propone un dispositivo para generar impactos en forma de péndulo, el cual permite ajustar la velocidad de impacto variando el ángulo de oscilación, y se utiliza para evaluar el comportamiento de materiales que tienen defectos, como son las grietas o fisuras, ante impactos.

Asimismo, existen otras investigaciones donde los impactos ya no se usan sólo para detectar fallas, sino que se vuelven un medio para caracterizar y estimar propiedades de los objetos que colisionan. Los trabajos de Wildes y Richards (1988) y Femmam *et al* (2001) caracterizan objetos distinguiendo el tipo de material, mediante el procesando la señal acústica que genera la colisión de una punta de prueba colocada en un brazo mecánico.

Por otro lado, también se encuentran aplicaciones que aprovechan el relativamente amplio ancho de banda espectral de un impacto para calibrar acelerómetros, como en (Harris *et al.* 2002), donde se describe un dispositivo que deja caer esferas metálicas sobre los sensores y analiza su respuesta en frecuencia. En una aplicación similar, el trabajo de (Massarotto *et al.* 2007) describe un proceso para caracterizar acelerómetros piezoeléctricos usando impactos. En particular, compara los resultados de dos formas de generación de colisiones: una mediante un martillo sensorizado que golpea directamente al sensor; y otra, utilizando pequeñas esferas metálicas (de 1 y 3 mm), que se dejan caer también directamente sobre el acelerómetro.

Estos trabajos muestran que las aplicaciones de los impactos son variadas y pueden generarse de distintas formas. En esta Tesis se han estudiado distintos métodos para producir colisiones, y se ha encontrado que es importante considerar diversos aspectos para que se garantice el control y la repetitividad de los impactos. Dichos aspectos comprenden: conocer las características de los impactos, observando si son centrales o excéntricos, el comportamiento elástico de los materiales, la forma en que puede modelarse la disipación de energía durante una colisión y las características de la fuerza que se genera durante un impacto. Estos aspectos y su modelado se revisan en las siguientes secciones.

2.2.2 Categorías de impactos: colisión centrada y excéntrica

La colisión entre cuerpos puede clasificarse de distintas formas si se toma como referencia el punto de contacto de los objetos en relación a sus centros de masa. La Figura 2.1 muestra dos categorías de impactos. Si la curvatura de ambos objetos es suave, entonces es posible definir que en el instante del primer contacto, en el tiempo, $t_0 = 0$, el primer punto de contacto, Q , pertenece a un plano que es común y tangente a la superficie de ambos cuerpos y tiene una orientación definida por el vector normal \mathbf{n} , que es un vector unitario perpendicular al *plano tangente*, y es paralelo a la línea de impacto (Wang et al. 1992). En este instante, la velocidad relativa entre ellos es $\mathbf{V}(0) = \mathbf{V}_1(0) - \mathbf{V}_2(0)$ y se observan dos posibles formas de impacto:

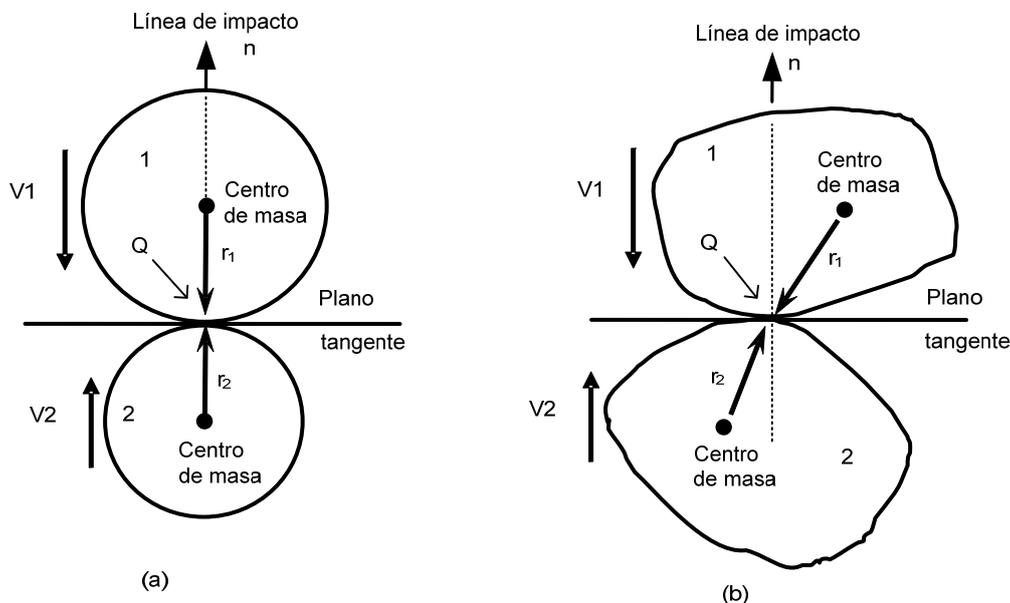


Figura 2.1 Colisión entre cuerpos sólidos que se desplazan a velocidades V_1 y V_2 . (a) Impacto central. (b) Impacto excéntrico.

- i. Se define un *impacto central* y *colineal* cuando el punto Q está en línea con los centros de masa de ambos objetos y estos están a su vez en línea con el vector normal \mathbf{n} , Figura 2.1(a). Este caso se verifica si el producto $\mathbf{r}_1 \times \mathbf{n} = \mathbf{r}_2 \times \mathbf{n} = \mathbf{0}$, donde \mathbf{r}_1 y \mathbf{r}_2 son vectores que indican la dirección y distancia del centro de masa al punto de contacto Q .
- ii. Se define un *impacto excéntrico* cuando al menos uno de los cuerpos tiene su centro de masa fuera de la línea normal que pasa por el punto

Q, Figura 2.1(b), donde se verifica al menos uno de los siguientes casos: $\mathbf{r}_1 \times \mathbf{n} \neq \mathbf{0}$, o bien, $\mathbf{r}_2 \times \mathbf{n} \neq \mathbf{0}$.

A diferencia de los impactos centrales, los excéntricos se caracterizan por la presencia de deslizamientos entre los cuerpos que producen fuerzas de fricción que originan pérdidas de energía mecánica (Stronge 2004).

En este trabajo de Tesis, se considera que los impactos bajo estudio son centrales y colineales, por lo que se asume:

- a) que los vectores de velocidad están en línea con los centros de masa de los objetos;
- b) las velocidades angulares en el momento del impacto son despreciables, por lo que no hay fuerzas tangenciales en el punto de contacto y no hay deslizamientos;
- c) las superficies de los cuerpos son planas (con un coeficiente de fricción despreciable).

2.2.3 Comportamiento elástico de los materiales

De acuerdo con la teoría del impacto (Stronge 2004, Brach 1991, Gilardi et al. 2002, Wildes et al. 1988, Wang et al. 1992, Faik et al. 2000), el proceso de colisión puede estudiarse a través de la deformación que sufren los objetos gracias a la propiedad elástica de los materiales, que establece que un cuerpo recuperará su forma y tamaño original una vez desaparezca la fuerza que lo comprime (Benham et al. 1996). En este sentido, se identifican dos fases que describen la historia de la deformación durante un impacto: la fase de compresión y la fase de restitución. La Figura 2.2 muestra una gráfica que ilustra las dos etapas. La primera fase comienza en el instante mismo en que los cuerpos entran en contacto, en $t = t_0$, donde la compresión de los materiales, en la zona de contacto, absorbe energía cinética y disminuye la velocidad relativa hasta llegar a cero, en $t = t_m$, y la fuerza es máxima. A partir de este momento la energía almacenada comienza a liberarse en el proceso de restitución, separando los cuerpos y dando lugar a una velocidad relativa final, en el tiempo $t = t_f$, que puede darse en cualquiera de los puntos “b”, “c” o “d”. La ubicación de estos puntos indica el nivel de deformación de los materiales y

permite clasificar el tipo de impacto de acuerdo con la deformación producida, donde se identifican los siguientes casos:

- a) **Impacto perfectamente elástico:** no hay pérdidas de energía y las etapas de compresión y restitución son simétricas. Las fuerzas son conservativas y el proceso es reversible (los objetos recuperan su forma original después de la deformación). Figura 2.2, trayectoria (t_0 - a - b).
- b) **Impacto perfectamente plástico:** se pierde toda la energía, no hay restitución y la deformación es permanente. Figura 2.2, trayectoria (t_0 - a).
- c) **Impacto parcialmente elástico:** hay pérdidas parciales de energía pero no hay deformaciones permanentes. Figura 2.2, trayectoria (t_0 - a - d).
- d) **Impacto parcialmente plástico:** hay pérdidas parciales de energía y algunas deformaciones permanentes. Figura 2.2, trayectoria (t_0 - a - c).

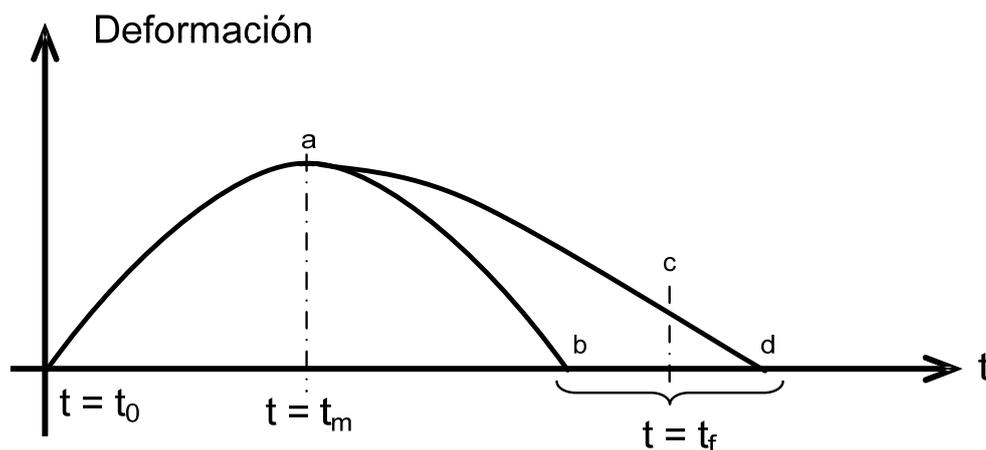


Figura 2.2 Etapas del proceso de deformación durante un impacto.

Una forma práctica de describir el nivel de plasticidad que produce un impacto es a través del *coeficiente de restitución*, e , que se define a partir de la fuerza del impacto, que es un impulso de muy corta duración que se aproxima a la función delta de Dirac, ecuación (2.1), donde el impulso P es la suma de

los periodos de compresión, P_c , y de restitución, P_r . A partir de esto, el coeficiente se define como la razón entre el período de restitución y el de compresión, como se muestra en la ecuación (2.2) (Wang et al. 1992), expresión que se conoce como coeficiente de restitución del modelo de Poisson.

$$P = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \int F(t) dt \quad (2.1)$$

$$e = \frac{P_r}{P_c} \quad (2.2)$$

De acuerdo con Wang y Mason (1992), el coeficiente de restitución es un parámetro que siempre está entre cero y uno. Cuando $e = 0$, se dice que el impacto es totalmente plástico; y cuando $e = 1$, se dice que es completamente elástico. El valor de e depende de las propiedades mecánicas de los materiales, principalmente de la dureza, entendida como la maleabilidad o elasticidad del material (Benham et al. 1996)).

Sin embargo, la velocidad relativa de contacto entre los cuerpos también afecta de forma importante al valor del coeficiente de restitución (Goldsmith 2003), ya que si el punto de contacto es muy pequeño, aun para velocidades relativamente bajas, las fuerzas en esa zona pueden llegar a ser muy grandes, creando deformaciones plásticas locales.

La dimensión del área de contacto depende de la geometría de los cuerpos y del lugar donde colisionan. Para objetos esféricos, o bien, donde uno de ellos es esférico y el otro ofrece una superficie plana, la zona de contacto es pequeña (Gilardi et al. 2002, Cawley et al. 1988). El trabajo de Stronge (2004), muestra que las deformaciones importantes, que ya son visibles y permanentes, aparecen cuando las velocidades relativas oscilan entre $10^2 \times V_y$ y $10^3 \times V_y$, donde V_y es la velocidad mínima para producir una deformación plástica en el material más suave, que para el caso de metales es aproximadamente, $V_y = 0.1 \text{ m/s}$. Asimismo, indica que los impactos a velocidades bajas, donde $V_y < 0.1 \text{ m/s}$, pueden producir pequeñas deformaciones locales permanentes que no suelen apreciarse a simple vista y se consideran despreciables, por lo que el coeficiente de restitución puede aproximarse a la unidad, $e \approx 1$.

El impacto deja de ser elástico cuando existe una importante pérdida de energía durante la colisión, principalmente debido al deslizamientos entre los

cuerpos durante el contacto (fricción), al comportamientos plásticos-elásticos no reversibles en los materiales (deformaciones permanentes), a las ondas elásticas atrapadas en los materiales cuando se separan (vibración) y a las pérdidas en forma de calor y sonido (Goldsmith 2003, Stronge 2004, Gilardi et al. 2002). Por esta razón es importante garantizar un impacto centrado y colineal que minimice estas pérdidas.

2.2.4 Modelo del comportamiento elástico de los materiales

Durante un impacto entre cuerpos rígidos, el comportamiento de los materiales en la zona de contacto puede modelarse como un resorte, con una constante muy alta, que se comprime y expende durante el periodo de contacto (Stronge 2004, Harris et al. 2002, Gilardi et al. 2002, Wildes et al. 1988). Este comportamiento se basa en la Ley de elasticidad de Hooke, que se muestra en la ecuación (2.3) (Young et al. 2007), donde la fuerza, F , es proporcional a la deformación o desplazamiento, x , del objeto y la constante de proporcionalidad, k , se conoce como la constante de elasticidad del resorte y mide la rigidez del material.

$$F = k \cdot x \quad (2.3)$$

La Ley de Hooke es válida para una gran número de materiales, aunque existen límites a partir de los cuales el comportamiento deja de ser lineal (lo que se conoce como *límite de proporcionalidad*), Figura 2.3(a) y conduce a una fase no lineal, a partir de la cual pueden empezar a aparecer las primeras deformaciones plásticas-elásticas (Benham et al. 1996) Figura 2.3(b). Si la fuerza aumenta, entonces el material pierde su capacidad de recuperación y se producen las deformaciones permanentes, como se muestra en la Figura 2.3(c), que muestra el comportamiento típico de los metales (Harris et al. 2002).

El *módulo de Young* o *módulo de elasticidad*, E , es una propiedad de los materiales que describe su dureza o rigidez dentro de los límites elásticos de la ley de Hooke. Representa la razón entre la fuerza de tensión, σ , contra la compresión, ϵ , de los materiales, ecuación (2.4) (Benham et al. 1996), y se puede calcular a través de la pendiente de la zona lineal de la curvas que se muestran en la Figura 2.3, donde la fuerza de tensión es la fuerza entre el área de acción de dicha fuerza, $\sigma = F/A$, y la compresión se calcula como la razón de cambio de dimensión del objeto, ΔL , con respecto a la dimensión original, L ,

de dicho objeto, $\varepsilon = \Delta L / L$. Dado que las dos cantidades tienen las mismas unidades, la compresión es adimensional y el módulo de Young tiene unidades de presión, y normalmente se mide en [Pa].

$$E = \frac{\sigma}{\varepsilon} \quad (2.4)$$

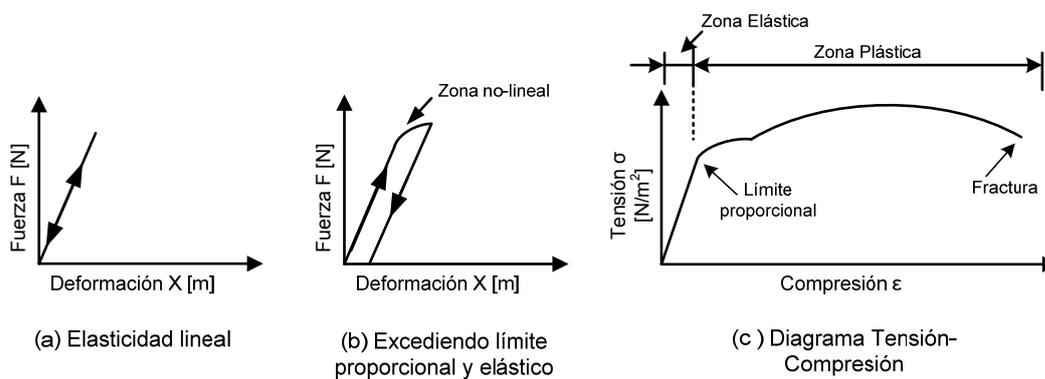
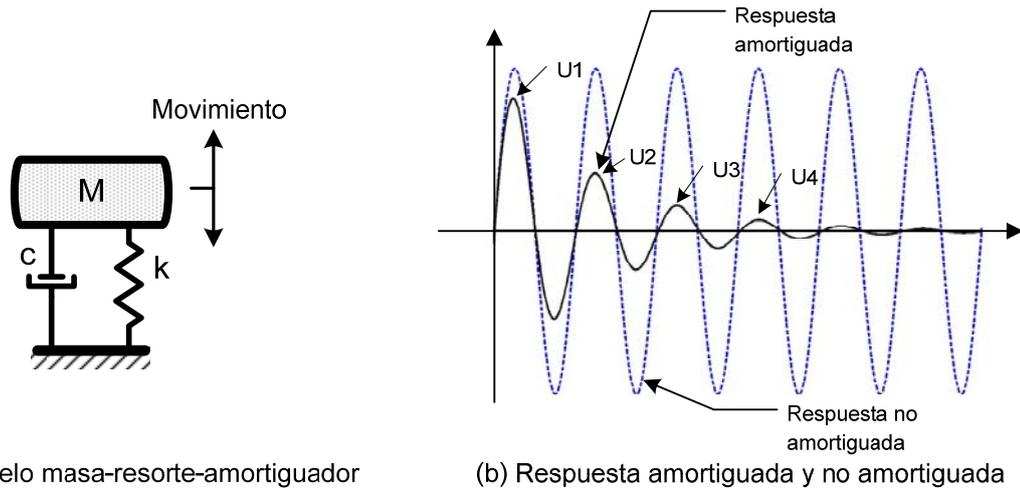


Figura 2.3 Ley de Hooke y deformación de materiales.

2.2.5 Modelo de la pérdida de energía a través de un amortiguador

La pérdida de energía asociada a la viscosidad de los materiales durante un impacto se puede modelar con un amortiguador viscoso que actúa en paralelo con un resorte que modela la elasticidad del material, como se muestra en la Figura 2.4(a) (Harris et al. 2002, Chopra 1995, Gilardi et al. 2002, Wildes et al. 1988, Wang et al. 1992, Nagurka et al. 2004).

Las características del amortiguador dependen de las propiedades de los objetos, fundamentalmente de la masa y la constante de elasticidad del material, definida en la sección §2.2.4 de este Capítulo. La ecuación (2.5) muestra el coeficiente de amortiguamiento, ζ , donde c es el parámetro de amortiguamiento, m es la masa y k es la constante de elasticidad del resorte.



(a) Modelo masa-resorte-amortiguador

(b) Respuesta amortiguada y no amortiguada

Figura 2.4 (a) Modelo masa-resorte-amortiguador y (b) respuesta amortiguada y no amortiguada.

$$\zeta = \frac{c}{2\sqrt{km}} \quad (2.5)$$

Uno de los efectos más importantes de ζ se aprecia después del impacto, en el decaimiento de las vibraciones de los objetos, como se muestra en la Figura 2.4(b), donde se compara una respuesta amortiguada con una no amortiguada. Sin embargo, y a pesar de que la influencia es menor, durante el periodo de contacto el amortiguamiento también tiene efectos: por un lado, una fracción de la energía que se disipa está asociada a la viscosidad de los materiales (Chopra 1995); y por otro lado, el coeficiente ζ controla la amplitud máxima de la respuesta que sucede durante la colisión, así como a la frecuencia de resonancia amortiguada, f_d , (2.6) (Harris et al. 2002). La frecuencia natural del sistema sin amortiguamiento, f_n , está dada por la ecuación (2.7), que sólo depende de la masa y de la constante de elasticidad.

$$f_d = \frac{1}{2\pi} \sqrt{\frac{k}{m}(1-\zeta^2)} \quad (2.6)$$

$$f_n = \frac{1}{2\pi} \sqrt{\frac{k}{m}} \quad (2.7)$$

Además de estas relaciones entre parámetros, entre la fuerza de contacto, F , y el parámetro de amortiguamiento, c , existe una correspondencia que es proporcional a la velocidad de cambio de la deformación del objeto, como se muestra en la ecuación (2.8).

$$F = c \frac{dx}{dt} \quad (2.8)$$

El nivel de amortiguamiento en un sistema vibratorio puede definirse a través de la atenuación de las oscilaciones a lo largo del tiempo, en lo que se conoce como *decremento logarítmico* (Chopra 1995), y que se muestra en la Figura 2.4(b), a través de las amplitudes U_1 , U_2 , etc. El coeficiente de amortiguamiento, ζ , tiene una relación logarítmica con la atenuación de cada ciclo, como se expresa en las ecuaciones (2.9) y (2.10), donde esta última es igual a la ecuación (2.5), que relaciona los parámetros del sistema masa-resorte-amortiguador.

$$\Delta = \ln\left(\frac{u_i}{u_{i+1}}\right) = \frac{2\pi\zeta}{\sqrt{1-\zeta^2}} \quad (2.9)$$

$$\zeta = \frac{\Delta}{\sqrt{4\pi^2 + \Delta^2}} = \frac{c}{2\sqrt{km}} \quad (2.10)$$

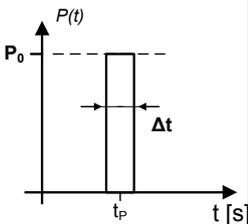
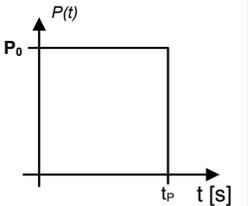
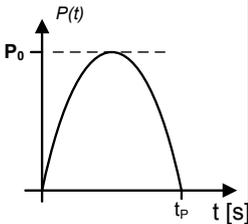
2.2.6 Modelo de la fuerza de impacto

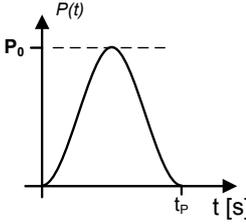
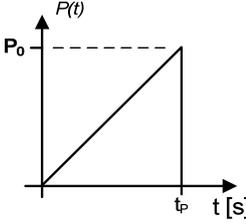
Un impacto puede entenderse como una excitación impulsiva no periódica, y dependiendo de la aplicación puede definirse a través de un parámetro de movimiento (como un desplazamiento, una velocidad o una aceleración), o bien, a través de un parámetro de carga (como una fuerza, una presión, una tensión o una torsión) (Harris et al. 2002, Cawley et al. 1988).

En la literatura existen diversos trabajos que consideran estas variables en sus investigaciones y se han propuesto diversos modelos para describirlas (Breckenridge et al. 1990, Harris et al. 2002, Ching et al. 2004, Briggs et al. 1992, Chopra 1995, Gilardi et al. 2002, Cawley et al. 1988, Molino et al. 2006a, Molino et al. 2006b, Wu et al. 2000, Hunter 1957, Pennington, Riedel 1962). Los modelos más comunes se muestran en la Tabla 2-1, donde la variable de referencia es la fuerza de compresión y restitución en la zona de contacto. Como ya se ha mencionado, el comportamiento de la fuerza en cada caso depende de las características geométricas de los objetos, de los tipos de materiales (suaves o rígidos), de las condiciones del impacto (centrado o excéntrico) y de las velocidades de impacto (bajas o altas). A continuación se describen las funciones más comunes.

El modelo de impacto con fuerza tipo *impulso unitario*, Tabla 2-1 (a) es útil para resolver problemas analíticamente y considera que la fuerza del impacto se aproxima a un impulso ideal, con una duración extremadamente corta, Δt , y una amplitud que puede llegar a ser muy grande cuando Δt tiende a cero, ecuación (2.11). Esta representación es útil cuando la forma temporal de la fuerza no es importante.

Tabla 2-1. Modelos para la fuerza generada por distintos tipos de impactos.

Tipo de Pulso	Ecuación	Gráfica
(a) Impulso unitario	$p(t) = \frac{1}{\Delta t} \quad [0 < t < t_p]$ $p(t) = 0 \quad [t > t_p, t < 0]$ <p style="text-align: right;">(2.11)</p>	
(b) Rectangular	$p(t) = p_0 \quad [0 < t < t_p]$ $p(t) = 0 \quad [t > t_p, t < 0]$ <p style="text-align: right;">(2.12)</p>	
(c) Medio-seno	$p(t) = p_0 \sin \frac{\pi t}{t_p} \quad [0 < t < t_p]$ $p(t) = 0 \quad [t > t_p, t < 0]$ <p style="text-align: right;">(2.13)</p>	

<p>(d) Seno- versado</p>	$p(t) = \frac{p_0}{2} \left(1 - \cos \frac{2\pi t}{t_p} \right) = p_0 \sin^2 \frac{2\pi}{t_p} t; \quad [0 < t < t_p]$ $p(t) = 0 \quad [t > t_p, t < 0]$ <p style="text-align: right;">(2.14)</p>	
<p>(e) Rampa</p>	$p(t) = \frac{p_0}{t_p} t \quad [0 < t < t_p]$ $p(t) = 0 \quad [t > t_p, t < 0]$ <p style="text-align: right;">(2.15)</p>	

El modelo tipo *pulso rectangular* de corta duración, Tabla 2-1(b), es la representación más simple para una fuerza de impacto, aunque solamente puede generarse físicamente de forma aproximada, ya que las fuertes pendientes del inicio y el final del pulso requieren de equipamientos especiales para darle forma al pulso (Pennington). La función matemática se describe en la ecuación (2.12), donde la amplitud, p_0 , es constante durante un periodo de tiempo t_p . Una variante de esta representación es la de un *escalón*, que corresponde a un *crack*, que puede originarse mediante la ruptura de una mina de grafito o capilares de cristal. Sin embargo, este tipo de fuentes, aunque impulsivas, su origen no se debe a un impacto.

Los impactos con fuerza tipo *medio-seno* y *seno-versado*, Tabla 2-1(c) y (d), son pulsos cuya forma sinusoidal es muy común si los impactos se desarrollan entre cuerpos muy rígidos, como es el caso de la colisión entre una esfera metálica y una placa metálica plana (Breckenridge et al. 1990). El modelo describe un comportamiento perfectamente elástico, como el de un resorte lineal que se comprime y expande de forma simétrica. La forma más utilizada por su simplicidad para el análisis matemático es la del medio-seno, ecuación (2.13), Tabla 2-1(c), aunque también existe otra expresión, conocida como seno-versado, ecuación (2.14), Tabla 2-1 (d), que igualmente se aproxima a la respuesta de impactos entre cuerpos rígidos, con la diferencia de que las zonas de inicio y fin de pulso son más extendidas, y matemáticamente no cruzan por cero.

El impacto con fuerza tipo *rampa*, Tabla 2-1(e), tiene el comportamiento característico de una colisión entre un objeto rígido y uno suave que se deforma fácilmente. La ecuación (2.15) describe una fuerza (o aceleración) que aumenta linealmente hasta un máximo para luego caer de forma instantánea hasta cero. Esta caída tan rápida, físicamente sólo se puede aproximar.

2.3 Dispositivo para generar impactos experimentales y modelo matemático

Como parte del desarrollo del trabajo de Tesis Doctoral, para generar impactos de forma controlada y repetible se propone el dispositivo mecánico que se muestra en la Figura 2.5. El mecanismo consta de un impactor, o martillo sensorizado, colocado como péndulo, con una masa metálica al final de un brazo rígido de bajo peso. La velocidad del impacto se controla con un sujetador electromagnético que permite modificar el ángulo de oscilación del martillo, $\Delta\theta$. El impactor colisiona con el objeto de prueba, un cilindro en la imagen, que está colocado sobre un cojinete de espuma rígida que permite el movimiento de forma longitudinal.

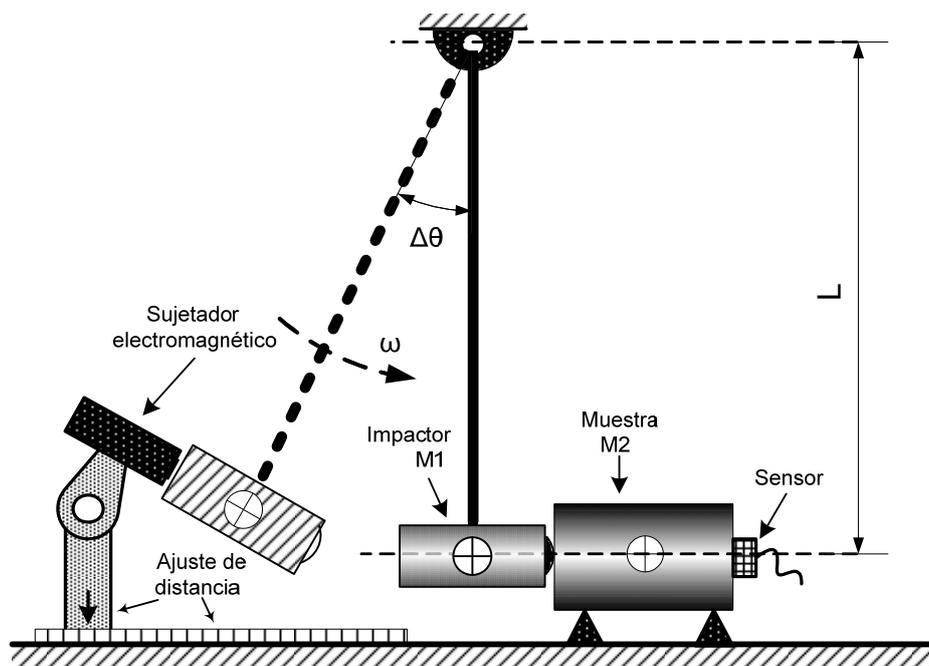


Figura 2.5 Dispositivo de impacto tipo péndulo.

Este dispositivo está diseñado para que los impactos sean centrales y colineales, minimizando las fuerzas tangenciales en el punto de contacto. Esto permite despreciar posibles fricciones debidas a la rotación de los cuerpos. Asimismo, para evitar deformaciones plásticas en la zona de contacto, su aplicación está limitada a impactos de baja intensidad (Knapp et al. 1998).

La validez de su aplicación se sustenta en la teoría mecánica del impacto (Breckenridge et al. 1990, Goldsmith 2003, Harris et al. 2002, Wildes et al. 1988, Massarotto et al. 2007, Hu et al. 2007) y en las propias investigaciones

realizadas en este trabajo de Tesis (Molino et al. 2009, Molino et al. 2006a, Molino et al. 2006b), las cuales comenzaron con el estudio de impactos entre pequeñas esferas de acero (de 0.5 mm hasta 6 mm de diámetro) con una placa de acero (180 x 250 x 0.50 mm), como se esquematiza en la Figura 2.6.

En (Molino et al. 2006a) se realizó una prueba de concepto para estudiar el comportamiento de un sistema ante un impacto con una función de fuerza definida por un medio-seno de corta duración, como el que se describe en la ecuación (2.13). Se utilizó este modelo de fuerza por tratarse de un impacto cuasielástico. El sistema utilizado fue el modelo de una viga de acero con tres modos de vibración, desarrollado a partir de datos experimentales. Esta investigación permitió proponer un modelo de impacto (Molino et al. 2006b) basado en parámetros experimentales para calcular la duración, t_p , e intensidad, $Ampl_{MAX}$, del impacto, como se expresa en las ecuaciones (2.16) y (2.17) (Tornambé 1996, Leonhardt), donde, m , es la masa de la esfera, d , es la distancia de caída de las esferas; E , es el módulo de Young de los materiales (ambos de acero); A , es el área de contacto; y, h , es la distancia que se comprimen los materiales (en este caso la placa), como se aprecia en la Figura 2.6.

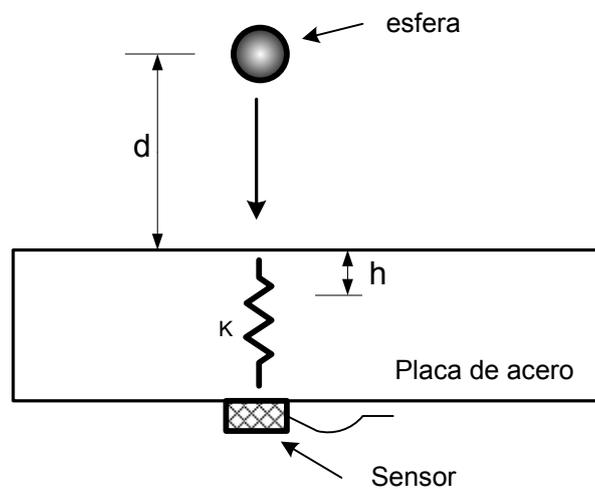


Figura 2.6 Impacto de una pequeña esfera metálica sobre una placa de acero.

$$t_p = \pi \sqrt{\frac{m \cdot h}{E \cdot A}} \quad (2.16)$$

$$Ampl_{MAX} = \pi \sqrt{\frac{E \cdot A \cdot g \cdot d}{m \cdot h}} \quad (2.17)$$

A pesar de que teóricamente los parámetros de las ecuaciones (2.16) y (2.17) aportan valores útiles para simular el comportamiento de los materiales, se encontró que experimentalmente es un problema medir el área de contacto, A , y la distancia que se comprimen los materiales, h . En los experimentos realizados, para calcular el área de contacto, A , las esferas se colorearon con tinta y posteriormente se midieron las manchas dejadas por múltiples impactos. Por otro lado, la medición de h (la compresión del material) implicó una aproximación, ya que se midieron las muescas dejadas por impactos plásticos, esto es, se generaron impactos suficientemente fuertes como para deformar permanentemente el material (dejando caer las esferas desde una gran altura).

Los errores de estas dos mediciones condujeron a resultados que se consideraron poco precisos y el trabajo de investigación continuó desarrollándose hasta que se encontró una alternativa, que se describe en (Molino et al. 2009), donde se propone un modelo de impacto y un procedimiento experimental para calcular los parámetros del modelo. Los resultados de dicha investigación se describen en la siguiente sección.

2.3.1 Modelo y ecuaciones de movimiento

A partir del mecanismo de la Figura 2.5, se ha derivado un modelo mecánico que describe el comportamiento de los objetos en el periodo de contacto de un impacto.

Una de las aportaciones de este trabajo de Tesis aparece en el tratamiento que se le da a los dos objetos precisamente durante el período de contacto para poder medir experimentalmente los parámetros del sistema (Molino et al. 2009). La metodología tradicional que se encuentra en la literatura para modelar un impacto entre dos cuerpos asume que ambos objetos son totalmente rígidos (no deformables) y que en medio de ellos, durante el contacto, existe un tercer cuerpo, una partícula infinitesimal deformable, que se modela ya sea como un resorte (Stronge 2004, Harris et al. 2002, Molino et al. 2006b, Tornambé 1996) o como un sistema resorte-amortiguador (Goldsmith 2003, Stronge 2004, Brach 1991). Este tratamiento es interesante si el propósito es estimar aceleraciones o fuerzas en los objetos después del impacto, para evaluar desperfectos en estructuras y observar si las vibraciones

resultantes pueden provocar daños en los cuerpos y afectar su seguridad, como en puentes, edificios, vehículos, aviones por mencionar algunos casos representativos (Harris et al. 2002, Brach 1991). Sin embargo, no resulta práctico si lo que se busca es modelar el comportamiento durante la colisión, ya que los cuerpos tienen propiedades particulares que deben considerarse por separado.

La propuesta que se hace en este trabajo de Tesis (Molino et al. 2009) es un modelo que considera las características mecánicas de cada cuerpo para determinar las ecuaciones de movimiento durante el periodo del impacto. Cuando ambos cuerpos están en contacto, se asume que conforman un solo cuerpo compuesto por dos materiales, que durante un periodo de tiempo muy corto interactúan de forma conjunta.

La Figura 2.7 muestra el proceso de impacto desde el punto de vista mecánico. Cada pieza se modela de forma independiente como un sistema masa-resorte-amortiguador de un grado de libertad. El martillo se designa como el impactador y tiene una masa m_1 , un resorte k_1 y un amortiguador en paralelo c_1 . El cilindro se considera el objeto de prueba y tiene una masa m_2 , un resorte k_2 y un amortiguador en paralelo c_2 . Las variables x_1 y x_2 representan el desplazamiento de los centros de masa de cada objeto.

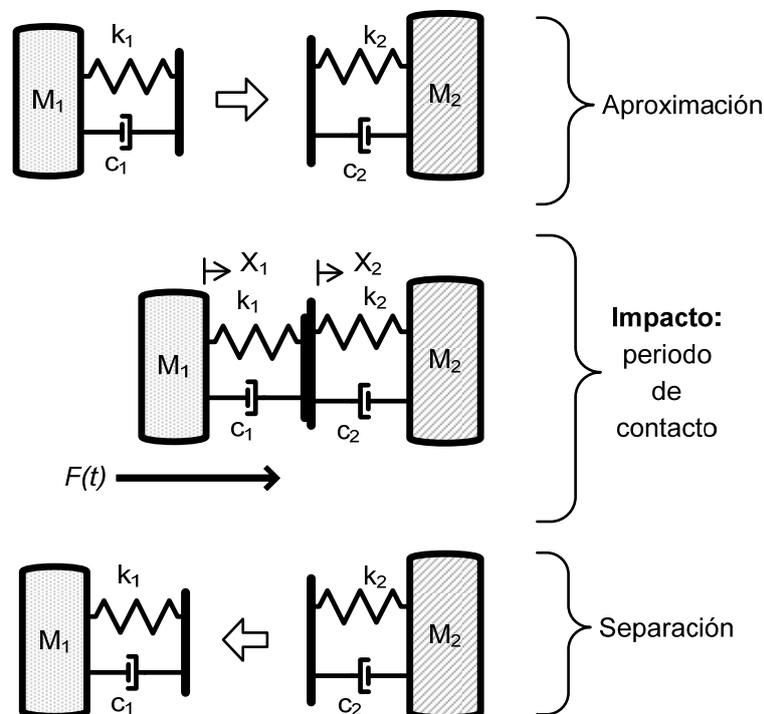


Figura 2.7 Modelo mecánico del proceso de impacto.

Para el desarrollo del modelo se toman en cuenta las siguientes consideraciones:

- Se asume que los materiales son suficientemente densos como para que se consideren rígidos. Experimentalmente se han utilizado cilindros sólidos de acero, aluminio, bronce y latón.
- Las geometrías de los objetos son regulares y el impacto se aproxima a una colisión entre una superficie curva y un plano. En el caso de esta Tesis, el martillo tiene una punta redondeada de aluminio y el impacto sobre el cilindro se lleva a cabo en una de sus caras planas, que ha sido pulida para minimizar las rugosidades.
- Se asume un impacto centrado, el cual se verifica si el impacto entre el martillo y el cilindro se lleva a cabo en el centro de la cara plana del cilindro, en línea con el centro de masa.
- Se asume que los dos cuerpos colisionan de forma cuasi-elástica, ya que se pierde energía con el amortiguamiento, aunque no existen deformaciones permanentes, y la fuerza $F(t)$ es totalmente elástica y se modela a través de un seno-versado, como el que se describe en la ecuación (2.14).

A partir del modelo de la Figura 2.7 se identifican tres etapas en el proceso de impacto. La primera en el instante previo al impacto, justo antes de que los objetos entren en contacto, momento en el que aun son independientes.

La segunda etapa comprende el periodo de impacto, que es cuando ambos cuerpos están en contacto y se comportan como un solo objeto masa-resorte-amortiguador de segundo orden. En este periodo la fuerza tiene las características de un impacto elástico, donde las deformaciones son despreciables y el movimiento de los cuerpos se describe a través del movimiento de los centros de masas.

La tercera etapa es la separación de los cuerpos e indica el final del impacto. A partir de este momento los cuerpos actúan nuevamente como objetos independientes.

Las ecuaciones de movimiento (2.18) y (2.19) describen las etapas del impacto. La primera ilustra el comportamiento de los cuerpos justo durante el

periodo de impacto, t_p , mientras que la segunda muestra la dinámica del sistema cuando los objetos ya no están en contacto.

$$\left. \begin{aligned} m_1 \ddot{x}_1 &= -c_1(\dot{x}_1 - \dot{x}_2) - k_1(x_1 - x_2) \\ m_2 \ddot{x}_2 &= -F(t) + c_1(\dot{x}_1 - \dot{x}_2) + k_1(x_1 - x_2) - c_2 \dot{x}_2 - k_2 x_2 \end{aligned} \right\} 0 \leq t \leq t_p \quad (2.18)$$

$$\left. \begin{aligned} m_1 \ddot{x}_1 &= -c_1 \dot{x}_1 - k_1 x_1 \\ m_2 \ddot{x}_2 &= -c_2 \dot{x}_2 - k_2 x_2 \end{aligned} \right\} t > t_p \quad (2.19)$$

Las condiciones iniciales, en el tiempo $t = 0$, se describen en (2.20). Estas consideran que el objeto de prueba está en reposo mientras que el impactor colisiona a una cierta velocidad que está en función del producto de la velocidad angular del péndulo por la longitud de este, ωL . Como ya se ha mencionado, la fuerza $F(t)$ es un seno-versado como el de la ecuación (2.14).

$$\left. \begin{aligned} x_{1i} &= 0, \quad v_{1i} = \omega L \\ x_{2i} &= 0, \quad v_{2i} = 0 \end{aligned} \right\} t = 0 \quad (2.20)$$

Además del comportamiento descrito por las ecuaciones de movimiento, se asume la siguiente simplificación, que se esquematiza en la Figura 2.8(a) y (b): como ya se ha mencionado, durante el periodo de contacto los dos cuerpos interactúan como un solo objeto, por lo que la simplificación considera que las componentes elásticas y viscosas (amortiguación) del conjunto se combinan dando lugar a parámetros equivalentes. En primer lugar, el resorte equivalente, k_{eq} , se modela como en la ecuación (2.21) (Harris et al. 2002) y representa la constante elástica de contacto, y puede entenderse como un parámetro relativo que depende de las propiedades de ambos objetos.

$$k_{eq} = \frac{k_1 \cdot k_2}{k_1 + k_2} \quad (2.21)$$

Asimismo, como se ha explicado en la sección §2.2.5, el amortiguador tiene un efecto importante después del impacto, en el decaimiento de la señal, y durante el impacto su efecto es menor y se considera que tiende a cero. Esto

es únicamente con fines prácticos, ya que al simular el comportamiento de esta manera, experimentalmente se puede medir el amortiguamiento de cada objeto por separado calculando el decremento logarítmico de la señal después del impacto, tomando como primer pico la amplitud máxima del impacto. Aun así, la expresión para el cálculo del amortiguamiento equivalente, C_{eq} , se muestra en la ecuación (2.22).

$$C_{eq} = \frac{c_1 \cdot c_2}{c_1 + c_2} \quad (2.22)$$

Por otra parte, la configuración de la Figura 2.8(b) permite determinar la masa equivalente del sistema, m_{eq} , a través de la ecuación (2.23) (Stronge 2004, Brach 1991), la cual depende de la masa de los dos cuerpos. Estas consideraciones son importantes porque permiten determinar la frecuencia natural de oscilación del sistema, f_n , ecuación (2.24), a través de la cual se puede calcular el periodo de contacto, t_p , ecuación (2.25), que es la mitad del periodo f_n .

$$m_{eq} = \frac{m_1 \cdot m_2}{m_1 + m_2} \quad (2.23)$$

$$f_n = \frac{1}{2\pi} \sqrt{\frac{k_{eq}}{m_{eq}}} \quad (2.24)$$

$$t_p = \pi \sqrt{\frac{m_{eq}}{k_{eq}}} \quad (2.25)$$

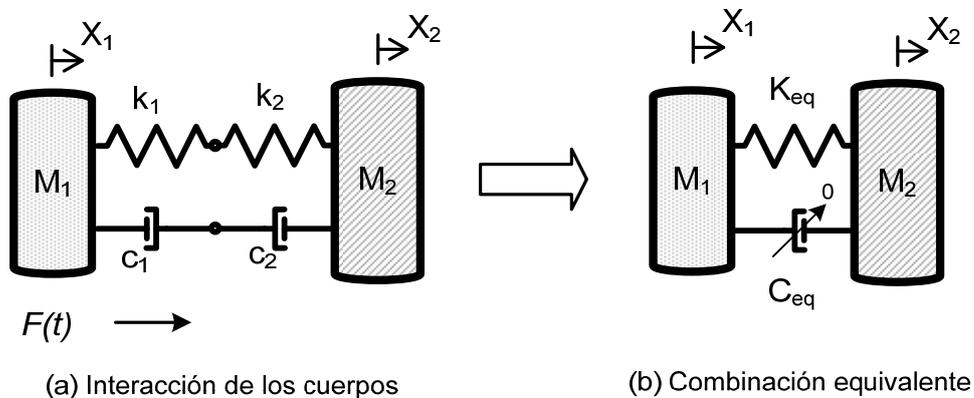


Figura 2.8 Comportamiento de los cuerpos en el periodo de contacto. (a) Interacción de los cuerpos con parámetros separados, (b) combinación equivalente de los componentes.

2. 4 Resumen y conclusión del capítulo

En este capítulo se han presentado las características de los impactos y distintos métodos para generarlos de forma controlada y repetible. Se ha estudiado el comportamiento elástico de los materiales a través del coeficiente de restitución y la pérdida de energía durante una colisión debido al comportamiento viscoso de los materiales. Se muestra que se puede utilizar el modelo de un resorte con un amortiguador en paralelo para estudiar el comportamiento de los materiales en la zona de contacto. Asimismo, la fuerza que se libera puede modelarse de distintas formas, dependiendo de las condiciones de impacto. Se ha visto que una onda que se aproxime a un medio-seno o a un seno-versado es un modelo adecuado para el caso donde la colisión es entre cuerpos rígidos y se tiene un impacto cuasielástico.

A partir del sistema utilizado para generar impactos reales, se han derivado las ecuaciones de movimiento de los cuerpos durante la colisión. Asimismo, se propone una simplificación para poder calcular experimentalmente los parámetros del modelo.

El enfoque que se propone para modelar el proceso de impacto, que a diferencia de los métodos tradicionales, facilita el cálculo y la medición de los parámetros del modelo, es la aportación de este capítulo de Tesis.

CAPÍTULO 3 ANÁLISIS DE SEÑALES IMPULSIVAS GENERADAS POR IMPACTOS Y SU PROCESADO

3. 1 Introducción

En este capítulo se presentan dos propuestas de análisis para señales impulsivas generadas por impactos y se revisan los trabajos previos que están relacionados con el trabajo de Tesis Doctoral.

El capítulo está organizado de la siguiente forma: la primera parte considera el problema de la medición indirecta de un impacto, donde la señal se ve distorsionada por el canal de propagación que existe entre el punto de contacto de los cuerpos que colisionan y el lugar donde está ubicado el sensor. Se revisan las generalidades de los métodos de filtrado inverso que se encuentran en la literatura y que tratan el tema de la medición indirecta para compensar la distorsión del canal. Asimismo, se propone un método de procesado para compensar dicha distorsión, que está basado en el uso de redes neuronales y en los resultados obtenidos con el modelo del impacto presentado en el Capítulo 2.

En segundo lugar, se describe una metodología para estimar propiedades de los cuerpos que colisionan aplicando impactos y redes neuronales. Finalmente, en la última parte, se detallan las conclusiones del capítulo.

3.2 Generalidades sobre el análisis de señales impulsivas generadas por impactos

El análisis de señales impulsivas, como las que se generan por impactos entre cuerpos rígidos, tiene un amplio interés en distintas áreas de la ciencia. Algunos de estos campos los encontramos en la mecánica (Stronge 2004, Brach 1991, Gilardi et al. 2002), la robótica (Berges et al. 2005), la acústica (Breckenridge et al. 1990, Miyoshi et al. 1988, Tong et al. 2006), en pruebas no destructivas (Tong et al. 2006, Cawley et al. 1988, Liu et al. 2003), en el estudio de estructuras (Harris et al. 2002, Chopra 1995) o en la sismología (Hui Luo et al. 1998, Ching et al. 2004, Lee et al. 2000).

En estas áreas, generalmente, el estudio de las señales producidas por impactos está limitado a mediciones indirectas. Esto se debe principalmente a una o varios de los siguientes casos: no siempre es posible colocar sensores en los cuerpos que colisionan, la colisión no se desarrolla directamente sobre el sensor, o bien, el mismo sensor distorsiona la señal. Por lo tanto, para recuperar la fuerza del impacto (la duración y la forma de la fuerza, en función del tiempo) es necesario utilizar técnicas de análisis que compensen los efectos del canal por donde se propaga la señal (Martin et al. 1996, Fasana et al. 1997, Briggs et al. 1992).

En la literatura se pueden encontrar un gran número de trabajos dedicados al análisis de impactos, aunque la mayor parte de estos no consideran el problema de la medición indirecta ni la distorsión producida por el canal. Como se explica en el Capítulo 2, en general, los trabajos sólo se concentran en el análisis de los efectos y consecuencias que producen las colisiones, con el fin de estudiar la integridad, resistencia y seguridad de estructuras (como edificios, puentes, plataformas, aviones, vehículos, etc.) ante impactos o choques (Breckenridge et al. 1990, Goldsmith 2003, Stronge 2004, Harris et al. 2002, Brach 1991, Chopra 1995, Gilardi et al. 2002, Cawley et al. 1988, Faik et al. 2000).

Sin embargo, existen otras investigaciones, aunque en menor número, que sí estudian los efectos de la medición indirecta y analizan la señal de impacto. Ésta resulta de interés porque al procesar la señal es posible estimar algunas propiedades de los objetos que colisionan. Características como la duración del impacto, la intensidad de la fuerza desarrollada, la forma de la onda generada, o, incluso, la onda acústica del impacto pueden contener información de parámetros como son la masa de los objetos, el tipo de material, la geometría,

o si existen defectos o fisuras en estos (Tong et al. 2006, Molino et al. 2008, Molino et al. 2008, Wildes et al. 1988, Femmam et al. 2001).

Dentro de la literatura, el estudio de la medición indirecta y los efectos del canal puede denominarse como identificación de la fuerza del impacto, filtrado inverso, deconvolución, etc. El planteamiento del filtrado inverso se muestra a través de las ecuaciones (3.1) y (3.2), que se derivan de la Figura 3-1, donde [*] representa al operador convolución, $y(t)$ es la señal medida por el sensor, $f(t)$ es la fuerza del impacto que se desea recuperar, $h(t)$ es la respuesta al impulso del sistema lineal y se asume que $f(t) = h(t) = y(t) = 0$ para $t < 0$. Por otra parte, $h^{-1}(t)$ es el inverso del sistema y $c(t)$ es la fuerza estimada del impacto en el proceso de deconvolución, $c(t) \approx f(t)$.

$$y(t) = \int_0^t f(\tau) h(t - \tau) d\tau = f(t) * h(t) \quad (3.1)$$

$$c(t) = y(t) * h^{-1}(t) \quad (3.2)$$

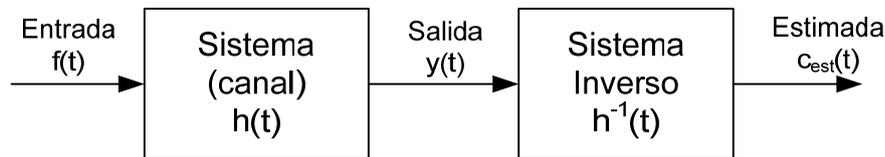


Figura 3-1 Proceso de filtrado inverso.

Uno de los problemas que pueden surgir en la solución de la ecuación (3.2) es que la señal $y(t)$ se origine en un canal cuyo modelo a priori sea desconocido, esto es, que $h(t)$ sea una incógnita. Solucionar este tipo de problemas es complejo, y como indica Doyle (1997), es necesario combinar distintos factores para encontrar una solución satisfactoria, como son tener datos experimentales de buena calidad, algoritmos de procesamiento robustos y modelos estructurales adecuados. Otro problema que también puede aparecer, y que se discute más adelante en este capítulo, está relacionado con la existencia y la estabilidad de $h^{-1}(t)$.

El campo de las telecomunicaciones es quizás una de las áreas donde más se han desarrollado las técnicas de filtrado inversos para canales

desconocidos. Con el propósito de mejorar la transmisión y recepción de señales, y reducir la pérdida de información, se han creado un gran número de métodos y algoritmos, donde destacan aquellos que utilizan procesos adaptativos y se explotan intensamente las propiedades estadísticas de las señales, como en (Tong et al. 1998, Haykin 2000, Amari et al. 1998). Un caso de estudio frecuente es aquel donde la señal de entrada tiene propiedades probabilísticas conocidas, como el tipo de distribución, de tal forma se pueden estimar las características del canal investigando las propiedades estadísticas de la señal de salida (Tong et al. 1998).

Sin embargo, la mayoría de los métodos estadísticos no son adecuados para aplicaciones donde las fuentes de excitación tienen características similares a los impactos, esto es, para señales impulsivas, que no son periódicas y cuya información estadística es limitada (Lecumberri et al. 2006, Tong et al. 1998). Sin embargo, existen algunas publicaciones relacionadas con señales impulsivas donde sí se utilizan métodos estadísticos, como en (Lee et al. 1998, Mathis et al. 2003). Estos trabajos se caracterizan por que las señales, aunque de tipo impulsivo, son repetitivas y se puede obtener información estadística de ellas. El trabajo de Lee *et al* (1998) estudia un sistema donde los impactos suceden de forma repetitiva y busca determinar en qué momento sobrevienen. Para esto, proponen un método basado en estadística de orden superior para extraer información de la señal de vibración que genera el sistema. Por su parte, Mathis *et al* (2003) proponen un método de deconvolución para canales de comunicación, donde las señales que se transmiten tienen características impulsivas. El método asume que los datos tienen una distribución probabilística dada, y a partir de esto desarrolla un método de deconvolución que mitiga los efectos del canal.

3.2.1 Aspectos sobre el filtrado inverso para señales impulsivas generadas por impactos

A pesar de que existen diferentes métodos, la deconvolución en el dominio del tiempo y en el dominio de la frecuencia son, probablemente, las formas más naturales de entender y abordar el problema del filtrado inverso. El planteamiento habitual está dado por las ecuaciones (3.1) y (3.3) que deben resolverse para la fuerza $f(t)$ o $F(\omega)$, según sea el dominio. Esta solución muestra que en ambos casos la obtención del sistema y su representación inversa son los problemas a resolver.

$$Y(\omega) = F(\omega)H(\omega) \quad (3.3)$$

Como ya se ha mencionado, a diferencia de otras señales la deconvolución de señales impulsivas, no repetitivas y transitorias, como aquellas generadas por impactos, se ve limitada al no haber suficiente información estadística que facilite la identificación del canal, por ello, en la literatura se han desarrollado distintas soluciones, que se pueden dividir en dos grupos para facilitar su exposición, a saber: aquellas que están enfocadas a sistemas bien caracterizados, donde es posible conocer la respuesta al impulso del sistema y que conforman la mayor parte de los trabajos (Ching et al. 2004, Martin et al. 1996, Fasana et al. 1997, Chandrashekhara et al. 1998, Hollandsworth et al. 1989, Inoue et al. 2001, Jacquelin et al. 2003, Daboczi et al. 1996, Stevens 1987); y por otra parte, están las soluciones que no requieren una descripción explícita del sistema (Briggs et al. 1992, Doyle 1997, Lecumberri et al. 2006).

A continuación se describen los distintos métodos utilizados para estimar la respuesta al impulso del sistema. Posteriormente se describen los métodos de filtrado inverso y los detalles de la inestabilidad que pueden aparecer con el cálculo del sistema inverso.

3.2.2 Métodos para calcular $h(t)$ o $H(\omega)$

Empecemos revisando el problema de cómo obtener la respuesta al impulso del sistema o canal. En general, en la literatura se utilizan dos métodos para estimar las características del sistema: a través de experimentos (Ching et al. 2004, Fasana et al. 1997, Jacquelin et al. 2003, Deyst et al. 1998, Younan et al. 1991, Ahn et al. 2004), o bien, a través de modelado del sistema, que permiten obtener una representación numérica del canal (Martin et al. 1996, Chandrashekhara et al. 1998, Hollandsworth et al. 1989, Daboczi et al. 1996).

El método experimental consiste en excitar al sistema con señales conocidas o de calibración, registrar la respuesta del sistema ante dicha señal y calcular la función de transferencia. El trabajo de Ching *et al* (2004) describe una aplicación de deconvolución donde el canal se identifica experimentalmente aplicando como excitación una señal escalón, la cual se produce al romper un pequeño capilar de vidrio sobre una placa de acero, que representa al sistema. Este tipo de excitación transitoria tiene una respuesta muy bien caracterizada (Breckenridge et al. 1990) y los autores la tratan como

una función escalón ideal, por lo que calculan la respuesta al impulso del sistema derivando numéricamente la respuesta medida.

En el trabajo de Fasana *et al* (1997) se investigan algoritmos de filtrado inverso sobre dos estructuras: una placa y una viga de acero. Para conocer las características de estos sistemas utilizan actuadores que generan vibraciones aleatorias, y así, con las respuestas obtenidas se estiman las funciones de transferencia de cada estructura. Por otra parte, en Jacquelin *et al* (2003) también se analiza una placa de acero, aunque en este caso se utiliza un martillo sensorizado para generar una excitación conocida que se aproxima a un impulso, a partir de la cual también se calcula la función de transferencia. Esta práctica es muy común, como explica Ahn *et al* (Ahn et al. 2004), en pruebas de vibraciones para calcular la respuesta en frecuencia de un sistema.

Con respecto a los métodos de modelado para estimar la respuesta al impulso de un sistema, encontramos en primer lugar el trabajo de Chandrashekhara *et al* (1998) que modela una placa de compuestos laminados aplicando el método de los elementos finitos, que es una técnica que permite calcular numéricamente una solución aproximada a un sistema de ecuaciones diferenciales parciales, con las que se describe el sistema. De esta forma, numéricamente obtienen una representación del canal que desea estudiar.

En (Hollandsworth et al. 1989) el sistema mecánico que se investiga es una viga de acero que se modela utilizando el método de variables de estado. Mientras que en (Martin et al. 1996), también se modela una viga de acero utilizando la teoría de propagación de ondas. En ambos, casos a través del modelo y cálculos numéricos obtienen las características del sistema.

Por otra parte, encontramos el trabajo de Dabóczy *et al* (1996), que trata el tema del problema del filtrado inverso para señales transitorias de forma genérica, por lo que asumen ciertas condiciones en la señal de entrada, como un modelo del espectro en magnitud y que el ruido es blanco. A partir de esto proponen un proceso iterativo que modifica los parámetros del modelo hasta que se encuentra el error cuadrático mínimo.

Como puede verse, existen un gran número de posibilidades para conocer las características del sistema, ya sea de forma experimental o numérica. En ambos casos se requiere seguir un procedimiento específico que depende del sistema y de la aplicación, a pesar de que para un mismo tipo de sistema puede haber varias soluciones, como es el caso de las vigas o las placas, que se consideran planos geométricos y facilitan su modelado. Experimentalmente los métodos requieren de una señal de excitación conocida, ya sea a través de un impacto (aproximación a un impulso), una señal tipo escalón (que luego se puede derivar para que se aproxime a un impulso) o bien, a través de

vibraciones aleatorias (que permiten promediar la respuesta durante un cierto tiempo).

3.2.3 Métodos de filtrado inverso donde se requiere $h(t)$ o $H(\omega)$ conocida

Como se ha mencionado al principio de esta sección, las formas más directas de calcular una deconvolución son en el dominio del tiempo o en el de la frecuencia, y de acuerdo con Inoue *et al* (2001), las diferencias entre ambos métodos, con respecto al resultado de la deconvolución, son mínimas, aunque cada uno tiene sus particularidades.

A) Métodos en el dominio del tiempo.

En este dominio, la solución de la ecuación (3.2) lleva a calcular un sistema inverso $h^{-1}(t)$ tal que la señal estimada se aproxime a la señal de excitación real: $c(t) \approx f(t)$, Figura 3-1. Aplicaciones de este tipo las encontramos en Fasana *et al* (1997) y Jacquelin *et al* (2003). Ambos trabajos estudian el problema del filtrado inverso en estructuras metálicas, como vigas y placas, que están sometidas a impactos. Los algoritmos de análisis que utilizan se basan en la forma discreta de la deconvolución, que se muestra en la ecuación (3.4). A partir de esta expresión se desarrolla la forma matricial, ecuación (3.5), siendo N es el número de muestras medidas. Es interesante observar que de esta forma el problema se plantea como un sistema de ecuaciones.

$$y[n] = \sum_{k=0}^n f[k]h[n-k], \quad n = 0, 1, 2, \dots, N-1 \quad (3.4)$$

$$\mathbf{Y} = \mathbf{H} \cdot \mathbf{F}$$

$$\begin{bmatrix} y_0 \\ y_1 \\ \vdots \\ y_{N-1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_0 & 0 & 0 & 0 \\ h_1 & h_0 & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ h_{N-1} & h_{N-2} & \cdots & h_0 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} f_0 \\ f_1 \\ \vdots \\ f_{N-1} \end{bmatrix} \quad (3.5)$$

El caso ideal se encuentra cuando la matriz del sistema es cuadrada y $\mathbf{H} \mathbf{H}^{-1} = \mathbf{I}$, donde \mathbf{I} es la matriz identidad. Sin embargo, aunque este procedimiento es sencillo y rápido de computar, tiene el inconveniente de que el cálculo de la matriz \mathbf{H}^{-1} suele insatisfacer alguno de los siguientes casos: a) la existencia, b), la unicidad, o c) la estabilidad, en cuyo caso se dice que el sistema está *mal condicionado* (Liu et al. 2003, Inoue et al. 2001).

Dependiendo de las características de \mathbf{H} , habrá casos donde no se pueda calcular el inverso. Por otra parte, la inestabilidad en el sistema inverso provoca que variaciones muy pequeñas en los datos de entrada produzcan variaciones muy grandes en la solución, lo que dificulta el cálculo de una buena aproximación de la fuerza de excitación. Por eso los efectos de los errores son particularmente críticos y Stevens (1987) identifica dos en concreto que se deben cuidar: el ruido en la medición de la respuesta del sistema y los errores en el modelado del sistema.

Asimismo, Doyle (1997) y Martin *et al* (1996) hacen hincapié en que las señales medidas con las que se trabaja son imperfectas por naturaleza y son la esencia del problema, ya que el simple hecho de calcular la ecuación (3.2) no es en sí un inconveniente, la dificultad real del filtrado inverso consiste en lidiar con los factores que producen el mal condicionamiento del sistema.

Resolver el problema del mal condicionamiento requiere de técnicas especiales. En la literatura se encuentran diversos métodos, conocidos como técnicas de *regularización*, que tienen como propósito suavizar el mal condicionamiento y obtener una solución estable en la deconvolución (Miyoshi et al. 1988, Fasana et al. 1997, Liu et al. 2003, Inoue et al. 2001, Jacquelin et al. 2003, Daboczi et al. 1996, Stevens 1987). A continuación se describen algunos métodos de regularización que han sido utilizados con señales impulsivas, como los que estudiamos en esta Tesis doctoral.

Pseudoinversa. Una primera solución, interesante por su simplicidad, es la que analiza Stevens (1987), donde propone usar la pseudoinversa, $\mathbf{H}^+ = (\mathbf{H}^T \mathbf{H})^{-1} \mathbf{H}^T$, como una alternativa para casos donde no se puede determinar la inversa del sistema (principalmente para cuando \mathbf{H} no sea cuadrada). Sin embargo, Stevens (1987) mismo aclara que esta solución está limitada debido a que es sólo una aproximación que tiene poco o ningún significado físico. Miyoshi *et al* (1988) también confirman que nunca se podrá encontrar una solución exacta al problema de la deconvolución con este método.

Regularización de Tikhonov. Otra forma de regularización está basada el método de Tikhonov, cuyos detalles matemáticos se pueden encontrar en (Fasana et al. 1997, Liu et al. 2003, Inoue et al. 2001, Jacquelin et al. 2003). De forma simplificada, la regularización de Tikhonov propone que la solución del vector \mathbf{F}_α se calcule a través de la ecuación (3.6), donde α es el parámetro de regularización o factor de amortiguamiento. Calcular el valor de α no es fácil, y como sugiere Fasana *et al* (1997), aplicar la técnica de prueba y error puede ser una buena opción. Asimismo, Liu *et al* (2003) e Inoue *et al* (2001) explican que los valores grandes de α dan una gran estabilidad al sistema pero se pierde exactitud en la solución, mientras que valores pequeños hacen que la solución sea más exacta pero también más inestable. Por esto, existe un compromiso en el valor de α y se recomienda escogerlo lo más pequeño que se pueda para que la solución sea apenas estable.

$$\mathbf{F}_\alpha = (\mathbf{H}^T \mathbf{H} + \alpha \mathbf{I})^{-1} \mathbf{H}^T \mathbf{Y} \quad (3.6)$$

Descomposición en Valores Singulares Truncados. La descomposición en valores singulares (SVD, por sus siglas en inglés) es otra forma de regularización del sistema inverso. Esta es una técnica sencilla que se aplica en distintas áreas de la ciencia para dar solución al sistema de ecuaciones descrito en (3.5). Básicamente es un medio matemático para obtener una solución estable del inverso. En las siguientes referencias se puede encontrar una descripción detallada (Fasana et al. 1997, Liu et al. 2003, Inoue et al. 2001, Jacquelin et al. 2003, Haykin 2002, Press et al. 1992).

La descomposición en valores singulares es una forma de factorizar matrices utilizando la relación (3.7), donde \mathbf{U} y \mathbf{V} son matrices unitarias (esto es, que $\mathbf{U}^{-1} = \mathbf{U}^*$ y $\mathbf{V}^{-1} = \mathbf{V}^*$), $\mathbf{\Sigma}$ es una matriz diagonal y el superíndice * denota la transpuesta conjugada.

$$\mathbf{H} = \mathbf{U} \mathbf{\Sigma} \mathbf{V}^* \quad (3.7)$$

Los elementos σ_i en la diagonal de la matriz $\mathbf{\Sigma}$ son los valores singulares de \mathbf{H} y siempre son números reales positivos. Como propiedad, el rango de la matriz \mathbf{H} está definido por el número de valores singulares distintos de cero.

La aplicación de SVD para dar solución a la ecuación (3.5) se muestra en la ecuación (3.8), donde $\mathbf{\Sigma}^{-1}$ es la matriz diagonal cuyos elementos son los

recíprocos de σ_i ($\Sigma^{-1} = \text{diag}(1/\sigma_1, 1/\sigma_2, \dots, 1/\sigma_k)$), los recíprocos de cero se sustituyen por cero), siendo k el rango de la matriz \mathbf{H} .

$$\mathbf{F}_{est} = \mathbf{V} \Sigma^{-1} \mathbf{U}^* \mathbf{Y} \quad (3.8)$$

En la práctica, cuando se trabaja con un sistema mal condicionado, puede ser un problema definir cuáles son los valores singulares distintos de cero, ya que algunos pueden tener valores muy pequeños sin propiamente serlo. Además, cuando estos valores singulares son mucho más pequeños en relación a los valores más grandes, sus recíprocos serán números muy grandes y contribuirán a la amplificación de los pequeños errores que hay en la medición de \mathbf{Y} , lo que es en realidad la causa del mal condicionamiento. Por esta razón se considera aplicar la Descomposición en Valores Singulares Truncada (TSVD), que es versión simplificada del SVD.

La idea detrás del TSVD es reducir el rango de la matriz \mathbf{H} , sustituyendo los valores singulares más pequeños por ceros y así estabilizar la solución, evitando que se amplifiquen los errores. De acuerdo con (Liu et al. 2003, Inoue et al. 2001) esto equivale a eliminar información de baja calidad. Pero determinar el nivel de regularización no es tarea fácil, ya que convertir demasiados valores singulares en cero puede conducir a una pérdida de información y la solución será imprecisa, por eso Liu et al (2003) sugieren que la elección se base en criterios de experiencia, juicio y ejercicios de prueba y error. A través de los trabajos de (Fasana et al. 1997, Inoue et al. 2001, Jacquelin et al. 2003) se ha visto que TSVD tiene un comportamiento similar a un filtro paso-bajos, y es un método efectivo para tratar sistemas mal condicionados, incluso para señales impulsivas, cuando la fuente de inestabilidad se debe a componentes de alta frecuencia.

Otras consideraciones. Además de estos métodos de regularización, hay otras consideraciones importantes que deben tomarse en cuenta. Dado que el mal condicionamiento se agrava con la presencia de ruido en la señal medida, es importante reducirlo lo más posible antes de realizar el análisis inverso. Una alternativa es usar filtros de promedio variable (*moving average filters*), los cuales han resultado efectivos en el trabajo de (Liu et al. 2003). Además de esto, hay autores que integran restricciones a las condiciones de la señal de excitación que se desea recuperar, como Jacquelin et al (2003), que consideran que la fuerza es solamente positiva y que al ser una limitante física se adapta bien al planteamiento del problema y ayuda a estabilizar la solución.

La mayor parte de los métodos de regularización que se han visto hasta ahora (Tikonov, SDV y TSVD) tienen la particularidad de que necesitan calcular un parámetro de regularización, el cual no es sencillo de determinar. Por otro lado, siempre se necesita evaluar cada problema de forma particular antes de decidir qué método usar.

B) Métodos en el dominio de la frecuencia.

Diversos trabajos en la literatura abordan el problema del filtrado inverso en el dominio de la frecuencia con respecto a señales impulsivas (Ching et al. 2004, Martin et al. 1996, Doyle 1997, Inoue et al. 2001, Daboczi et al. 1996). En todos ellos el planteamiento es similar: encontrar la fuerza $F(\omega)$ de la ecuación (3.3) a través de un filtro que se aproxime al sistema inverso $1/H(\omega)$, donde $F(\omega)$ y $H(\omega)$ son la transformada de Fourier de $f(t)$ y $h(t)$.

La forma más sencilla de encontrar $F(\omega)$ es a través de la deconvolución directa $Y(\omega)/H(\omega)$. Este enfoque no suele dar muy buenos resultados, en Inoue et al (2001) se hace ver que con esta división el ruido de alta frecuencia se amplifica considerablemente. Esto se debe al mal condicionamiento del sistema, que al igual que en el dominio del tiempo, aquí también hace que la solución sea inestable. Una forma simple de reducir estas interferencias es con un filtro paso-bajos, sin embargo, el filtro también podría eliminar información que se considera importante, como con las señales de impactos que son de muy corta duración y tienen un amplio ancho de banda, por lo que esta solución no es la mejor.

En la literatura se encuentran diversas soluciones a este problema. En general las propuestas están relacionadas con la aplicación del filtro de Wiener para reducir las inestabilidades del sistema inverso. A continuación se describen las generalidades de este filtro y posteriormente se analizan las distintas variantes que proponen los autores en la literatura. Para mayor detalles con respecto al filtro de Wiener se pueden consultar las siguientes referencias (Ching et al. 2004, Haykin 2002, Press et al. 1992).

A partir de la ecuación de deconvolución (3.1), Figura 3-1, donde se incluye el ruido: $y(t) = h(t) * f(t) + n(t)$, con el ruido $n(t)$ no correlacionado con $f(t)$, se hace el siguiente planteamiento: encontrar un filtro $g(t)$ tal que $c(t)$ se aproxime a $f(t)$, como se muestra en la ecuación (3.9), donde $g(t)$ es el inverso de $h(t)$. A partir de esta ecuación se obtiene la ecuación (3.10), que es la expresión para la deconvolución con el filtro de Wiener, en el dominio de la frecuencia, con $N(\omega)$ como la densidad espectral de potencia del ruido, y $S_f(\omega)$ como la densidad de espectral potencia de la señal de entrada $f(t)$.

$$c(t) = \int_{-\infty}^{\infty} g(t - \tau) y(\tau) d\tau \quad (3.9)$$

$$G(\omega) = \frac{H(\omega)^*}{|H(\omega)|^2 + N(\omega)/S_f(\omega)} = \frac{1}{H(\omega)} \left[\frac{|H(\omega)|^2}{|H(\omega)|^2 + 1/SNR(\omega)} \right] \quad (3.10)$$

Se deben comentar un par de características de este filtro. Por un lado, como puede verse en la igualdad derecha de la ecuación (3.10), la ecuación está compuesta por dos términos, el primero es la inversa original ($1/H(\omega)$) y el segundo, entre corchetes, es un término de atenuación que depende del nivel de Señal a Ruido ($SNR(\omega)$). Pueden darse los siguientes casos:

- a. Donde el ruido sea cero, $N(\omega) = 0$, por lo tanto $SNR \rightarrow \infty$ y el término de atenuación es igual a 1. En este caso $G = 1/H$, el inverso original.
- b. El ruido aumenta en ciertas frecuencias, por lo tanto la relación ($1/SNR(\omega)$) aumentará en esas frecuencias y el término de atenuación será menor a 1 en dichas frecuencias.

Como puede verse, el filtro Wiener atenúa las frecuencias de forma selectiva dependiendo de su relación señal a ruido. Sin embargo, y como es evidente, la potencia $S_f(\omega)$ es, en principio, desconocida. Por esta razón distintos autores han propuesto diversas variantes al filtro Wiener para solventar este inconveniente.

En el trabajo de Ching *et al* (2004), se propone una deconvolución en el dominio de la frecuencia utilizando el filtro de Wiener como aparece en (3.10). Para encontrar $S_f(\omega)$ proponen la sustitución: $S_f(\omega) = |F(\omega)|^2 = |Y(\omega)|^2 / |H(\omega)|^2$, donde $|Y(\omega)|^2$ es el espectro en potencia de la señal medida. Los autores sugieren que este planteamiento tiene sentido ya que es de esperarse que la función de densidad de potencia de la señal desconocida sea parecida a la señal medida.

Otra solución la proponen Martin *et al* (1996) y Doyle (1997). En primer lugar analizan el problema de la inestabilidad del sistema $H(\omega)$ o mal

condicionamiento prestando atención a los ceros que puede contener $H(\omega)$. Sugieren que estos son indicadores de pérdida de información en ciertas frecuencias del sistema. Para evitar los ceros proponen, por un lado, medir la señal con varios sensores y, por otra parte, sustituirlos por un poco de ruido aleatorio de baja intensidad, ecuación (3.11). De esta forma, aunque el ruido no sustituye a la información perdida, sí ayuda a reducir el problema de inestabilidad. La expresión de deconvolución se muestra en (3.12), y como se puede apreciar, tiene la misma estructura que la ecuación (3.10). La diferencia entre ambas es que en esta última el parámetro de atenuación es el nivel de ruido aleatorio que se añade para evitar los ceros en el espectro del sistema. Para el caso de dos sensores se sigue la misma idea y la ecuación (3.13) es la expresión de la deconvolución.

$$H(\omega)^* Y(\omega) = \left[|H(\omega)|^2 + \mathfrak{R} \right] F(\omega) \quad (3.11)$$

$$F_{est}(\omega) = \frac{H(\omega)^* Y(\omega)}{|H(\omega)|^2 + \mathfrak{R}} \quad (3.12)$$

$$F_{est}(\omega) = \frac{H_1(\omega)^* Y_1(\omega) + H_2(\omega)^* Y_2(\omega)}{|H_1(\omega)|^2 + |H_2(\omega)|^2 + \mathfrak{R}} \quad (3.13)$$

Asimismo, vale la pena considerar que al trabajar en el dominio de la frecuencia, deben considerarse los siguientes aspectos:

- a. Los posibles errores que pueden surgir con la transformada de Fourier debido al truncado de la señal. En condiciones de trabajo reales la señal no puede durar un tiempo infinito y debe enventanarse, lo que introduce una discontinuidad al final de ésta que causa problemas de *leakage*, que son picos de alta frecuencia en el espectro, o bien surgen problemas similares al *aliasing* (Pintelon et al. 2001). Este problema suele resolverse filtrando la señal y de acuerdo con Ahn et al (2004), la ventana exponencial, de tipo $(x^{-\lambda t})$, es la más efectiva para reducir los efectos del *leakage*, teniendo a λ positivo.

- b. Por otra parte, al calcular la transformada discreta de Fourier (TDF), se tiene la limitación de que las muestras temporales que se transforman deben ser periódicas, o se asumen periódicas, para poder representarlas a través de combinaciones lineales de senoides de duración infinita, circunstancia que no siempre se cumple con las señales impulsivas generadas por impactos, que son finitas (Fasana et al. 1997, Jacquelin et al. 2003). Cuando se dan estos casos es común aplicar ventanas temporales, como las que se describen en (Nuttall 1981), y forzar a que la señal se vuelva periódica, aunque con el precio de que se puede perder información importante en la deconvolución.
- c. Una consecuencia de la transformada de Fourier es que se pierde información temporal, cuando se mira la representación frecuencial es imposible saber cuándo ocurren los eventos. Si el proceso no cambia mucho con el tiempo, esto es, que la señal sea estacionaria, esto no es crítico, sin embargo, cuando las señales son transitorias, como las que se estudian en este trabajo de Tesis, la representación en frecuencia no es del todo adecuada.

Aun así, encontramos autores como Martin *et al* (1996) que consideran que trabajar en este dominio es mejor por la simplicidad de los cálculos, porque se puede obtener información importante del contenido frecuencial de la señal y existe una relación uno a uno entre los componentes frecuenciales de la respuesta y la fuerza de excitación.

C) Otros métodos para el filtrado inverso.

Dentro de la literatura se han encontrado otros métodos de deconvolución para señales impulsivas. En particular se identifican, los trabajos que aplican *wavelets* y una aplicación basada en redes neuronales artificiales.

Autores como Doyle (1997) y Ching *et al* (2004) proponen utilizar *wavelets* para estimar la fuerza de excitación de un impacto y evitar los problemas que surgen en el dominio de la frecuencia descritos en el apartado anterior. En particular, tratan de evitar que las señales deben asumirse periódicas cuando no lo son.

Doyle (1997) propone expresar la fuerza del impacto a través de una combinación lineal de *wavelets*, producidas por desplazamientos en el tiempo

de una sola *wavelet* base. Asimismo, considera que la respuesta del sistema será una combinación lineal de las respuestas debidas a dichas fuerzas *wavelets*. Al sustituir estas ecuaciones en la integral de convolución se obtiene un sistema de ecuaciones simultáneas que se resuelve aplicando el método de los mínimos cuadrados y determina los coeficientes de las fuerzas *wavelet*. A diferencia del planteamiento tradicional de la transformada *wavelet*, en esta aplicación no se considera el parámetro de dilatación. Por otra parte, Doyle aclara que no es fácil calcular el número de términos, ni el del ancho que tendrá la señal *wavelet* base.

En el trabajo de Ching *et al* (2004) se realiza un análisis en el dominio *wavelets*, donde se propone un estimador no lineal que conserva o elimina los coeficientes de la transformada en función de un valor de umbral, el cual se calcula en función del nivel de ruido presente en la señal. Los coeficientes que se consideran pequeños, que están por debajo del umbral, se sustituyen por ceros, mientras que aquellos que están por encima conservan su valor. Con este proceso se mantienen sólo los coeficientes de mayor amplitud y, de acuerdo con los autores, sólo la parte de la señal que contiene información de interés, rechazando el ruido. El valor del umbral se calcula comparando la energía de todos los coeficientes de la transformada *wavelet* con la energía del ruido en la señal. Evidentemente, se requiere tener información del ruido para este proceso.

Otro trabajo es el de Chandrashekhara *et al* (1998), que propone un método basado en redes neuronales para estimar la fuerza de un impacto de baja velocidad sobre una placa de compuestos laminados. Para el estudio desarrollaron un modelo explícito de la placa utilizando el método de elementos finitos, con el cual generan todas las señales de entrenamiento. Éstas están formadas por dos grupos, uno para las señales de entrada de la red, y que corresponden a la curva de tensión del material como respuesta a impactos de dos esferas metálicas. Y por otra parte, están las señales de salida, que son la respuesta deseada de la red, y corresponden a la forma del impacto que producen las esferas. En las diversas pruebas realizadas, logran que la red se adapte al comportamiento deseado después de repetir entre 300 mil y 500 mil ciclos de entrenamiento. Un inconveniente de este trabajo es que todas las señales de entrenamiento dependen del modelo del sistema, ya que son señales de simulación. Por otra parte, el mismo entrenamiento es un proceso largo que puede mejorarse si se plantea de otra forma, más detalles sobre este planteamiento se describen más adelante, en la sección §3. 3. A pesar de estos inconvenientes, la propuesta resulta interesante pues evita los problemas del mal condicionamiento del sistema.

En el trabajo Ishak *et al* (2002), también se hace uso de las redes neuronales y de los impactos, sin embargo la aplicación es diferente, el propósito es detectar pequeñas fisuras en vigas de acero. La técnica que proponen consiste en modelar la respuesta de la viga y simular que se aplican impactos en zonas con y sin fisuras. Se considera que las respuestas temporales se verán afectadas por la presencia y dimensiones de las grietas. A través del modelo se obtienen las respuestas de cada caso y se entrena una red neuronal, que hace una identificación inversa de los parámetros de las fisuras, y con esto determinan sus dimensiones y localización en la viga.

3.2.4 Métodos de filtrado inverso donde $h(t)$ es desconocida

Los métodos descritos con anterioridad comparten la particularidad de que requieren tener información del sistema que se está estudiando, ya sea de forma numérica, a través de simulación de modelos, o bien, mediante técnicas experimentales. A continuación se describen algunos métodos de deconvolución para señales generadas por impactos donde los autores revisan el problema de la deconvolución cuando no se tiene información del sistema. Estas técnicas recurren a otras alternativas para identificar la fuerza del impacto y algunas de estas suelen denominarse como técnicas de deconvolución ciega.

El método de deconvolución que proponen Lecumberri *et al* (2006) busca identificar la fuerza de un impacto analizando las señales de varios sensores colocados en distintas partes del sistema. Esta es una técnica ciega multicanal donde se tiene una sola entrada (la fuerza de excitación) y múltiples salidas, las cuales se consideran canales lineales e invariantes en el tiempo. A través del análisis de las señales de salida se buscan factores comunes que las relacionen. De acuerdo con los autores, dado que las respuestas se deben a un impacto que es común a todas ellas, los factores que son comunes deben estar relacionados con la fuerza de excitación. Este enfoque presenta el inconveniente de que tiene un alto coste computacional debido a su complejo planteamiento matemático, que puede dificultar su implementación.

El trabajo de Briggs *et al* (1992) describe un método basado en la extracción de parámetros modales de una estructura y en el reconocimiento de patrones para identificar la fuerza de impactos. El procedimiento consiste en aplicar impactos conocidos en distintas áreas de la estructura, luego, mediante

un sensor que siempre está en la misma ubicación, se calcula la respuesta en frecuencia y los parámetros modales para cada impacto. Con los parámetros obtenidos se construye una base de datos y al medirse un nuevo impacto, desconocido, se calculan sus parámetros modales y se comparan con la base de datos utilizando técnicas de reconocimiento/emparejamiento de patrones. De esta forma los autores estiman la fuerza del impacto y su posición. Este planteamiento tiene el inconveniente de que se requiere un proceso experimental muy extenso para construir la base de datos.

3.3 Método de filtrado inverso de señales impulsivas utilizando redes neuronales

En esta sección se describe una propuesta de análisis para realizar un filtrado inverso de señales impulsivas generadas por impactos y se presenta como una alternativa, y una aportación adicional, a las técnicas descritas en la sección §3. 2 de este Capítulo.

Como se ha explicado antes, uno de los problemas más importantes que afectan a la mayoría de los métodos es el mal condicionamiento del sistema, este genera inestabilidades en la solución, donde generalmente el ruido de alta frecuencia se amplifica y produce distorsiones en la fuerza del impacto que se está identificando. Esta circunstancia obliga a que se implementen técnicas de regularización que mitiguen los efectos de la inestabilidad, lo que conlleva un elaborado planteamiento matemático y en ocasiones, un elevado coste computacional para procesar los datos.

Para evitar estos problemas, el método de filtrado inverso que se propone en esta Tesis considera utilizar redes neuronales artificiales (RNA) para procesar las señales, y así estimar el filtro inverso que conduce a identificar la fuerza del impacto. Asimismo, se utilizan los resultados experimentales y numéricos obtenidos durante el desarrollo del modelo de impacto, descrito en el Capítulo 2, para estimar las características de las señales de entrenamiento. Precisamente, es este proceso el que se presenta como una aportación a los métodos de deconvolución de señales impulsivas.

3.3.1 Consideraciones sobre las redes neuronales para el filtrado inverso de señales impulsivas

Las redes neuronales son una herramienta que se ha utilizado en una amplia gama de aplicaciones y han mostrado ser muy útiles para el procesado de información. Tienen la particularidad de que pueden resolver problemas complejos que no se pueden plantear de forma analítica, o bien, donde los modelos no se conocen completamente, lo que las hace muy eficaces para modelar relaciones no lineales entre parámetros de entrada y salida de sistemas dinámicos.

Por esta razón también son útiles para identificar el inverso de un sistema. En la literatura se encuentran un gran número de publicaciones y aplicaciones al respecto, como son los trabajos de (Chandrashekhara et al. 1998, Haykin 1999, Douglas 1998, Widrow et al. 1985, Amari et al. 1998, Haykin 2002, Bishop 2005, Hu et al. 2002). Sin embargo, y como se ha descrito en la sección §3. 2, la mayoría de estos trabajos no consideran el caso particular del filtrado inverso para señales impulsivas generadas por impactos, ya que en general están destinados a otro tipo de aplicaciones, como telecomunicaciones, sísmica, vibraciones y control. Por otro lado, si bien los métodos tradicionales de procesado con RNA no se concentran en este tipo de señales, sí se pueden aplicar algunos de los conceptos que se encuentran en la literatura, como son el proceso de entrenamiento para identificar el inverso de un sistema y los algoritmos de entrenamiento.

Por esta razón resulta interesante investigar la aplicación de las RNA al filtrado inverso de señales impulsivas. Por otra parte, la aplicación de las redes neuronales resulta atractiva porque a diferencia de otros métodos computacionales, estas sólo requieren señales de entrenamiento para aprender un cierto comportamiento, y una vez aprendido su velocidad de procesado es considerablemente más rápida que con otros métodos (Bishop 1994). Asimismo, y como explican Liu *et al* (2003), una vez entrenadas, las redes neuronales representan una proyección del modelo creado por las señales de entrenamiento, por lo que son muy eficientes para evitar el problema del mal condicionamiento del sistema inverso, ya que el proceso de regularización se lleva a cabo de forma automática en el entrenamiento.

Sin embargo, las redes neuronales tienen sus propios problemas, como son el sobre entrenamiento, o bien, el mal entrenamiento debido a una mala generalización. Esto sucede sobre todo cuando se usan señales con mucho ruido, o cuando las señales no representan de forma correcta la operación del

sistema. Este es uno de los puntos que deben cuidarse cuando se trabaja con esta herramienta y que se revisan en la siguiente sección.

3.3.2 Características de las redes neuronales: perceptrón multicapas, arquitectura y entrenamiento

En esta sección se revisan los conceptos de redes neuronales utilizados para desarrollar el método de filtrado inverso que se propone en este trabajo. El diseño de las redes neuronales considera los siguientes puntos:

Arquitectura: Definición de la estructura interna de la red neuronal, de los elementos que la componen, los patrones de conectividad y las funciones de activación.

Representación: Número de entradas y salidas de la red. Características de las secuencias temporales que conforman las señales de entrenamiento y de cómo serán suministradas a la red.

Entrenamiento: Dado un conjunto de datos de entrenamiento, definir cómo ajustar los parámetros internos de la red.

3.3.2.1 Arquitectura y perceptrón multicapa

En este trabajo se utiliza el perceptrón multicapa, que es una de las formas de redes neuronales artificiales más conocidas. Las RNA están compuestas por unidades elementales simples densamente interconectadas que conforman la base de cómputo del proceso. Estos elementos básicos, que se conocen como perceptrón, tratan de emular el comportamiento computacional de una neurona biológica. Sus orígenes se remontan a 1945, con el trabajo de (McCulloch et al. 1943), y posteriormente a 1957, con el trabajo de (Rosenblatt 1958), donde se desarrolla la primera generación de redes neuronales.

Desde entonces esta herramienta ha evolucionado, y dentro de las varias concepciones que puede haber sobre una red neuronal, en general todas

tienen dos elementos comunes: la neurona y la estructura de interconexión. Uno de los modelos más difundidos es el perceptrón que se muestra en la Figura 3-2, y que consta de dos partes: la primera es un nodo de entrada, que en este caso realiza una combinación lineal de las entradas ponderadas, ecuación (3.14), donde $\{v_i; 1 \leq i \leq N\}$ son las entradas, b es un parámetro de umbral y $\{w_i; 1 \leq i \leq N\}$ son los parámetros de ponderación, generalmente conocidos como *pesos sinápticos*; y en segundo lugar, en la neurona hay una función de salida, conocida como *función de activación*, ecuación (3.15), que puede tener distintas formas, siendo de las más utilizadas las que se muestran en la Tabla 3-1.

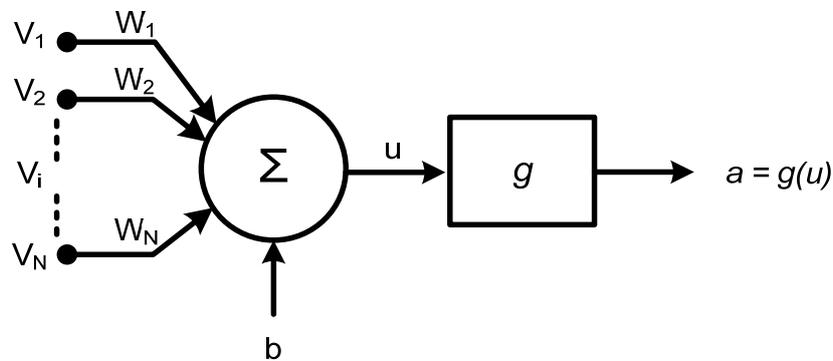


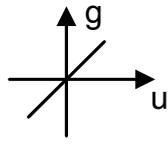
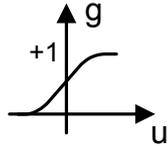
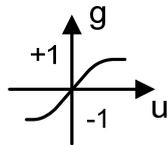
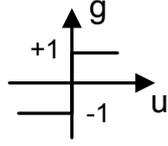
Figura 3-2 Esquema del perceptrón como unidad neuronal.

$$u = \sum_{i=1}^N w_i v_i + b \quad (3.14)$$

$$a = g(u) \quad (3.15)$$

El perceptrón multicapa es una red neuronal compuesta por un conjunto de perceptrones. Si consideramos el caso de un grupo de m perceptrones que comparten la misma entrada, como se muestra en la Figura 3-3, obtenemos la configuración de una red neuronal de una sola capa, con parámetros de ponderación w_{ji} , que van desde la entrada ($i = 1, 2, \dots, d$) hasta el nodo ($j = 1, 2, \dots, m$), el parámetro de umbral se incluye como $v_0 = 1$ y las salidas son z_j , ecuación (3.16).

Tabla 3-1 Funciones de activación.

Función	Relación I/O	Gráfica
Lineal	$g(u) = u$	
Sigmoid	$g(u) = \frac{1}{1 + e^{-u}}$	
Tangente hiperbólica	$g(u) = \tanh(u)$	
Hard-limiter	$g(u) = \begin{cases} +1; & u \geq 0 \\ -1; & u < 0 \end{cases}$	

$$z_j = g\left(\sum_{i=0}^d w_{ji} \cdot v_i\right) \quad (3.16)$$

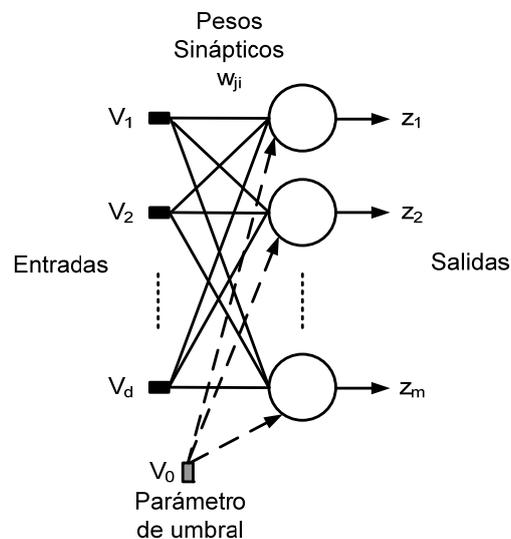


Figura 3-3 Red de perceptrones de una sola capa.

La capacidad de cómputo de una red puede incrementarse notablemente si se conectan más capas en cascada (Bishop 1994), como se muestra en la Figura 3-4. Las capas que están entre la entrada y la salida se llaman capas ocultas. Normalmente se acostumbra enumerar el número de capas en función de las capas de pesos sinápticos, ya que son estos los que definen la capacidad de cómputo de la red. Este tipo de arquitectura se caracteriza porque la información fluye sólo en una dirección y no hay interconexiones laterales entre neuronas de una misma capa. La operación de la red puede describirse fácilmente a partir de la ecuación (3.16), considerando que las salidas de la primera capa son las entradas de la siguiente, como se muestra en la ecuación (3.17), donde g^L es la función de activación de las capas L (con el superíndice $L = 1, 2$), w^L corresponde al número de capa de pesos sinápticos y c_k es la k -ésima salida ($k = 1, 2, \dots, p$). También se incluyen los parámetros de umbral con $v_{i=0} = 1$ y $z_{j=0} = 1$.

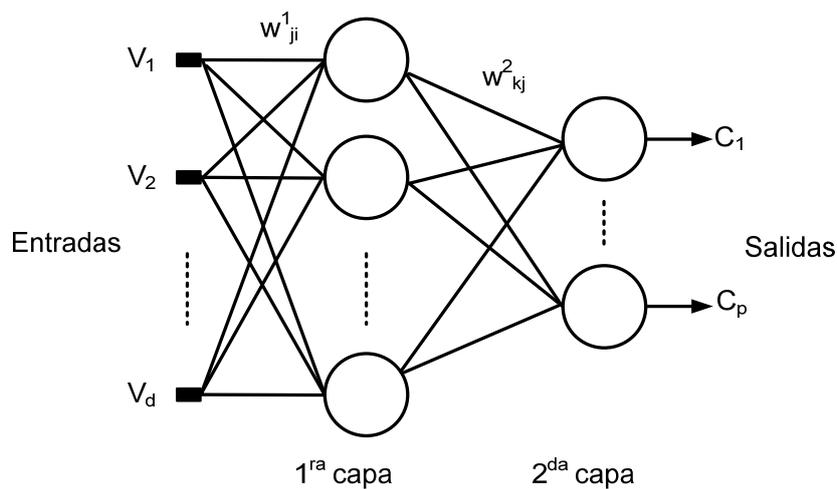


Figura 3-4 Red neuronal perceptrón multicapa, con la primera capa oculta.

$$c_k = g^2 \left(\sum_{j=0}^m w_{kj}^2 \cdot g^1 \left(\sum_{i=0}^d w_{ji}^1 \cdot v_i \right) \right) \quad (3.17)$$

Si las funciones de activación g^L son lineales, entonces la red realiza una simple multiplicación de matrices. Por otra parte, si estas son funciones no lineales, entonces la red adquiere una poderosa capacidad de procesamiento. Las funciones no lineales más comunes son la “sigmoid” y la “tanh”, Tabla 3-1. Estas se caracterizan porque tienen una forma de “S”, y porque son diferenciables, característica muy importante para el proceso de entrenamiento.

Otra propiedad de estas funciones es que acotan los valores de salida de cada nodo: la función *sigmoid* los mantiene entre (0, +1), mientras que la función *tanh* los sitúa entre (-1, +1).

De acuerdo con Bishop (1994), cuando la red usa funciones sigmoideas en las capas ocultas, esta tiene una capacidad de aproximación universal, y se ha mostrado que si una red de dos capas tiene un número suficientemente grande de neuronas en la capa oculta, será capaz de representar cualquier mapeo continuo. Sin embargo, y de acuerdo con Yamada (1993), esto es posible sólo si hay disponible un número infinito de señales de entrenamiento y la red tiene una flexibilidad ilimitada. En condiciones reales, el conjunto de datos de entrenamiento es finito y la flexibilidad está limitada a un número finito de neuronas. Sin embargo, aun bajo condiciones reales de trabajo, si se provee una red suficientemente grande, la red aprenderá razonablemente bien las tendencias que contienen las señales de entrenamiento.

En este sentido, para definir el tamaño de una red, se recomienda que sea del tamaño mínimo que dé solución al problema de forma satisfactoria. Por lo mismo, factores como la experiencia y los experimentos de prueba son importantes para diseñar una red adecuada (Liu et al. 2003, Haykin 1999, Hu et al. 2002). Aun así, definir la arquitectura de la red es sólo una parte del trabajo que debe hacerse para que la red opere como se desea, también deben tomarse en cuenta el proceso y las señales de entrenamiento, así como el proceso de validación que verifica que si la red ha aprendido el comportamiento esperado (Daponte et al. 1998).

3.3.2.2 Representación y número de entradas y salidas de la red neuronal

El número de entradas de la red está relacionado con el tipo de datos y el procesado que se desea realizar. En el caso de este trabajo de Tesis, las señales que procesa la red neuronal son secuencias temporales discretas que corresponden a la respuesta del sistema o canal de la Figura 3-1, $(y[1], \dots, y[n])$, por lo tanto, para que la red pueda procesarla como una secuencia temporal, en la entrada se utiliza una cadena de retardos, como los que se muestran en la Figura 3-5. Este conjunto de retardos puede entenderse como un elemento de memoria simple, que almacena un número M de muestras, que conforman el espacio de entrada $(\bar{y}_1[n], \bar{y}_2[n], \dots, \bar{y}_M[n])$, con $\bar{y}_i[n] = y[n - i + 1]$. De esta forma, la red tiene capacidad de procesar secuencias temporales, donde se consideran tanto el valor presente como los $M-1$ valores pasados de la señal (Mozer 1993). La salida de la red es también una secuencia temporal $(c[1], \dots, c[n])$, donde $c[n]$ es el valor de la salida en el tiempo discreto n .

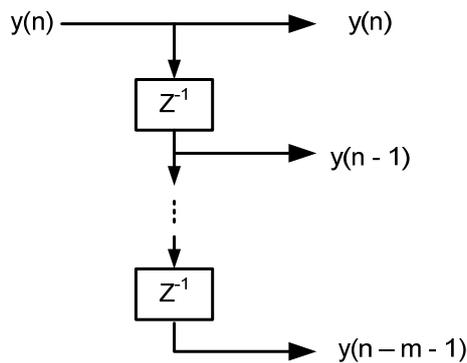


Figura 3-5 Esquema de la cadena de retardos.

El tamaño de la cadena de retardos, M , es un parámetro que se define antes de iniciar el entrenamiento y permanece fijo. Su tamaño delimita la dimensión y representación de la secuencia temporal de entrada, y por lo tanto, especifica el número de entradas que tiene la red neuronal. De acuerdo con los trabajos de investigación (Molino et al. 2006a, Molino et al. 2006b, Molino et al. 2005), el tamaño de la cadena tiene un efecto importante en la solución del filtro inverso (la respuesta de la red). Esto se debe a que las redes no son muy eficientes para adaptarse a patrones que varían o evolucionan con el tiempo (Mozier 1993), por lo que al integrar la cadena de retardos, la red tiene acceso a distintas muestras temporales de la misma señal, lo que amplía su capacidad de adaptación.

Decidir el tamaño de la cadena no es sencillo. Si M es relativamente pequeño, la red no tendrá suficientes elementos históricos, mientras que si M es relativamente grande, el tamaño de la red crecerá y su entrenamiento requerirá de más tiempo y las señales de entrenamiento también deberán ser más grandes, lo que puede llegar a ser una desventaja. La experiencia y los experimentos de prueba y error son una forma ampliamente extendida para determinar el tamaño de M .

3.3.2.3 Entrenamiento

El entrenamiento de una red neuronal es un proceso iterativo donde se calculan y modifican los valores de los pesos sinápticos para que la red realice una cierta función. Existen distintas formas de entrenamiento, las cuales están bien documentadas en la literatura (Bishop 1994, Haykin 1999, Hu et al. 2002, Daponte et al. 1998, Hagan et al. 1996). En el caso que nos ocupa utilizaremos el entrenamiento supervisado, Figura 3-6, donde un conjunto de p datos de entrenamiento, divididos en un grupo de *datos de entrada*, $\{y_i[n]\}$, y en un

correspondiente grupo de *respuestas deseadas*, $\{d_i[n]\}$, con $i = 1, \dots, p$, sirven de ejemplo para guiar el comportamiento de la red. En este caso la red tiene una sola salida, $C[n]$. Un algoritmo de entrenamiento se encarga de modificar los coeficientes de la red neuronal para que el error entre la señal de salida de la red, c_i , y la señal deseada, d_i , vaya disminuyendo y llegue a un mínimo razonable, que depende del problema en particular. Cuando el error es mínimo, se dice que la salida de la red converge con la señal deseada.

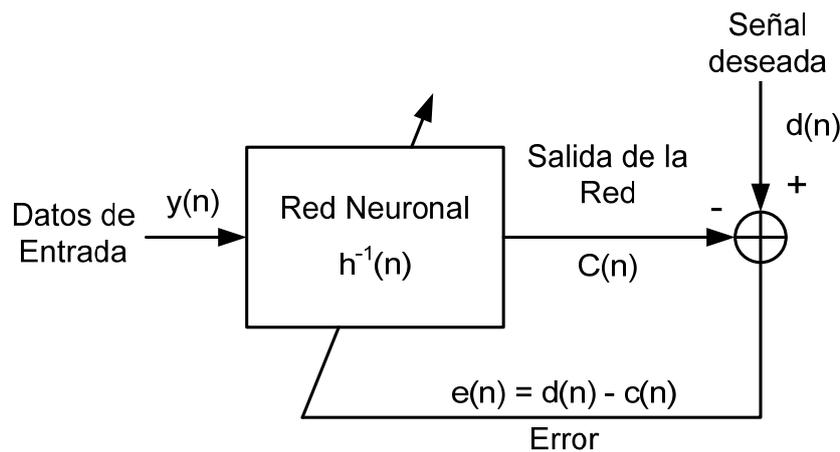


Figura 3-6 Diagrama del proceso de entrenamiento de una red neuronal.

Se distinguen dos tipos de procesos iterativos para entrenar redes neuronales (Yamada et al. 1993). La Figura 3-7 (a) y (b) ejemplifican cada uno de ellos. El primero, Figura 3-7(a), se designa como *método adaptativo*, y el algoritmo modifica los pesos sinápticos con cada muestra de la señal. Esto implica que hay un aprendizaje con cada muestra temporal, por lo que la salida de la red converge con la señal de entrenamiento en un solo ciclo de prueba y sólo se requiere de una señal.

El segundo tipo, Figura 3-7(b), se conoce como *método de aprendizaje*, y el algoritmo modifica los pesos sinápticos una vez se han pasado todas las muestras de una señal. Esto implica que la salida de la red converge con la señal de entrenamiento después de un cierto número de ciclos de prueba (denominados *epochs*). Esto quiere decir que la red aprende un poco con cada ciclo y que son necesarios varios ciclos y un cierto número de señales de entrenamiento.

Como ya se ha mencionado antes, en este trabajo de Tesis se estudian las señales impulsivas de corta duración, por lo que el método más adecuado para entrenar las redes neuronales está basado en el de aprendizaje, Figura 3-7(b), donde la red irá aprendiendo su comportamiento en cada ciclo de

entrenamiento. Existen un gran número de algoritmos iterativos para entrenar RNA, donde todos tratan de acelerar la convergencia del algoritmo, con un número reducido de ciclos, para que la red se comporte como la señal deseada.

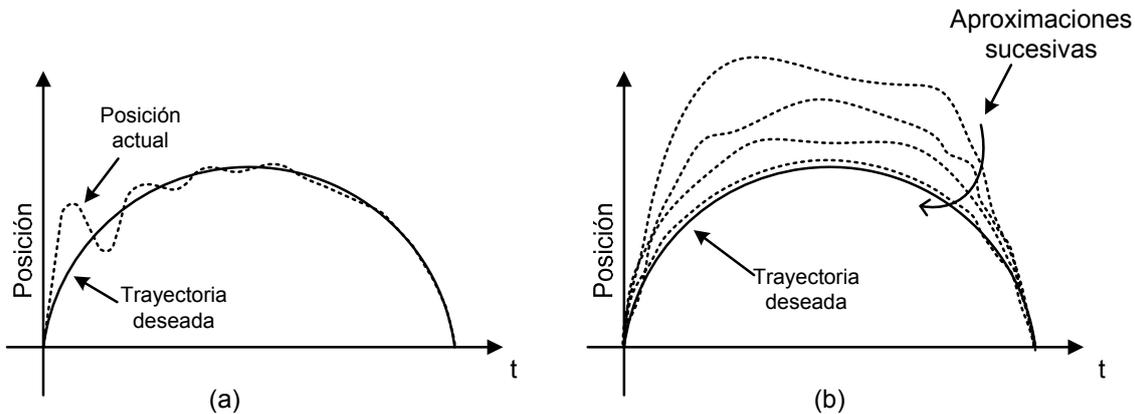


Figura 3-7 Métodos iterativos de entrenamiento: (a) Método adaptativo; (b) Método de aprendizaje.

En este trabajo se utiliza el método de Levenberg-Marquardt (LM), que es un algoritmo eficiente para entrenar redes neuronales cuando se utilizan señales con ruido (Molino et al. 2006a, Molino et al. 2006b, Marquardt 1963, Hagan et al. 1994, Ngia et al. 1998, Lourakis et al. 2005). El algoritmo de LM puede entenderse como un proceso iterativo que combina los métodos de Gauss-Newton y el de descenso de gradiente. Es especialmente eficiente y rápido para localizar el mínimo de una función que se expresa como sumas de cuadrados de funciones no lineales, como es el caso del error que se busca minimizar entre la salida de la red neuronal y la señal deseada de entrenamiento. El error entre estas señales puede expresarse de distintas formas, sin embargo la forma más común es a través del error cuadrático, como se muestra en la ecuación (3.18), donde N es el número de muestras.

$$e = \sum_{i=1}^N (c_i - d_i)^2 \quad (3.18)$$

El algoritmo de LM actúa como el método de descenso de gradiente cuando el error cuadrático se encuentra lejos del mínimo. Cuando el error cuadrático se acerca a un mínimo, entonces el algoritmo actúa como el método de Gauss-Newton.

3.3.3 Proceso de entrenamiento para la identificación del inverso de un sistema

Una vez definidas las características generales de las redes neuronales utilizadas en el trabajo de Tesis, podemos describir el proceso de entrenamiento empleado para que identifiquen el inverso de un sistema.

Una de las estructuras de entrenamiento más comunes para que una red neuronal identifique el inverso de un sistema es la que se muestra en la Figura 3-8, donde la señal discreta de entrada a la red, $y[n]$, es la salida del sistema $h[n]$, con cierto nivel ruido aditivo $N[n]$. Por otra parte, la salida de la red, $c[n]$, se compara con la señal deseada, $d[n]$, que en este caso representa a la señal de entrada del sistema, $f[n]$, con un cierto retardo en el tiempo (Haykin 1999, Widrow et al. 1985, Yamada et al. 1993).

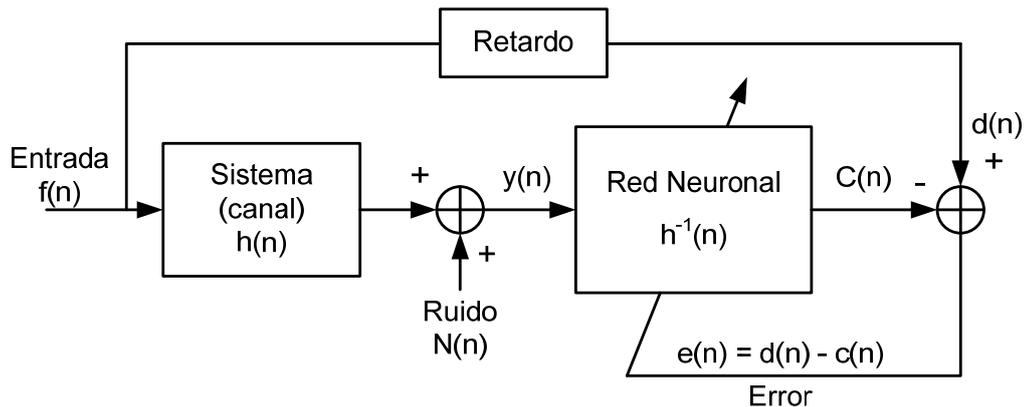


Figura 3-8 Estructura clásica para la identificación del inverso del sistema.

Como ya se ha explicado, el entrenamiento hace que la salida de la red converja con la señal deseada. Si esto se logra, entonces la respuesta de la red será equivalente a la señal de entrada y las señales $c[n]$ y $f[n]$ serán aproximadamente iguales. Asimismo, cuando se da este caso, se considera que la red neuronal representa al inverso del sistema. Sin embargo, dado que la red es sólo un modelo con un número finito de coeficientes, esta es únicamente una aproximación al inverso del sistema (Pintelon et al. 2001, Ljung 2002), por lo cual es importante evaluar su operación y se hace necesario validar su comportamiento utilizando datos que no pertenecen al conjunto de entrenamiento.

La particularidad que tiene el entrenamiento mostrado en la Figura 3-8 es que requiere definir la señal deseada $d[n]$. Como resulta evidente a partir de

dicho esquema, $d[n]$ es la misma señal de entrada $f[n]$, que es, a su vez, la señal que se desea estimar, y que en principio es desconocida. Para poder resolver este problema, en otros campos de investigación se utilizan señales de calibración, que son conocidas y están convenientemente parametrizadas. Un ejemplo lo encontramos en el campo de las telecomunicaciones, donde se transmiten patrones de pulsos con características bien definidas (Widrow et al. 1985, Haykin 2002), o bien, en el área de la instrumentación electrónica, donde para calibrar osciloscopios se usan pulsos eléctricos de corta duración y con formas calibradas que permiten identificar el canal (Daboczi et al. 1996, Deyst et al. 1998).

En este trabajo de Tesis se formula una alternativa a este planteamiento, que conforma una de las aportaciones de esta investigación. La propuesta consta de dos partes: a) la definición de un modelo para la fuerza de un impacto que pueda usarse como señal deseada, y b) un procedimiento de entrenamiento para la RNA.

- a) La primera parte de la propuesta consiste en utilizar la información obtenida en el desarrollo del modelo de un impacto, descrito en el Capítulo 2, y en los trabajos (Molino et al. 2009, Molino et al. 2006a, Molino et al. 2006b, Molino et al. 2005) para definir las características de la señal deseada $d[n]$: a partir de los resultados obtenidos en dichos trabajos, se ha visto que bajo condiciones de impacto controladas, es posible aproximar la fuerza del impacto entre dos cuerpos rígidos por una función similar a un pulso con forma de seno-versado, Tabla 2.1(d), cuya duración, t_p , y amplitud son función del tipo de material y masa de los objetos y de la velocidad del impacto.

La Figura 3-9 muestra la variante que se propone para determinar el inverso del sistema, donde en el lazo de conexión de $d[n]$ aparecen dos bloques. En el primero se estiman los parámetros $t_{p,i}$, que son la duración de los impactos (generados a distintas velocidades) que posteriormente se utilizan en el segundo bloque para generar las señales de entrenamiento $d[n]$, definidas como pulsos tipo seno-versado. La obtención del tiempo t_p se realiza mediante experimentos de referencia, que se describen en el Capítulo 4, §4.4.1, y en el inciso b) siguiente se dan más detalles. En esta propuesta la amplitud de la fuerza es un parámetro que no interviene en el proceso, ya que las señales se normalizan en amplitud para entrenar a la red neuronal.

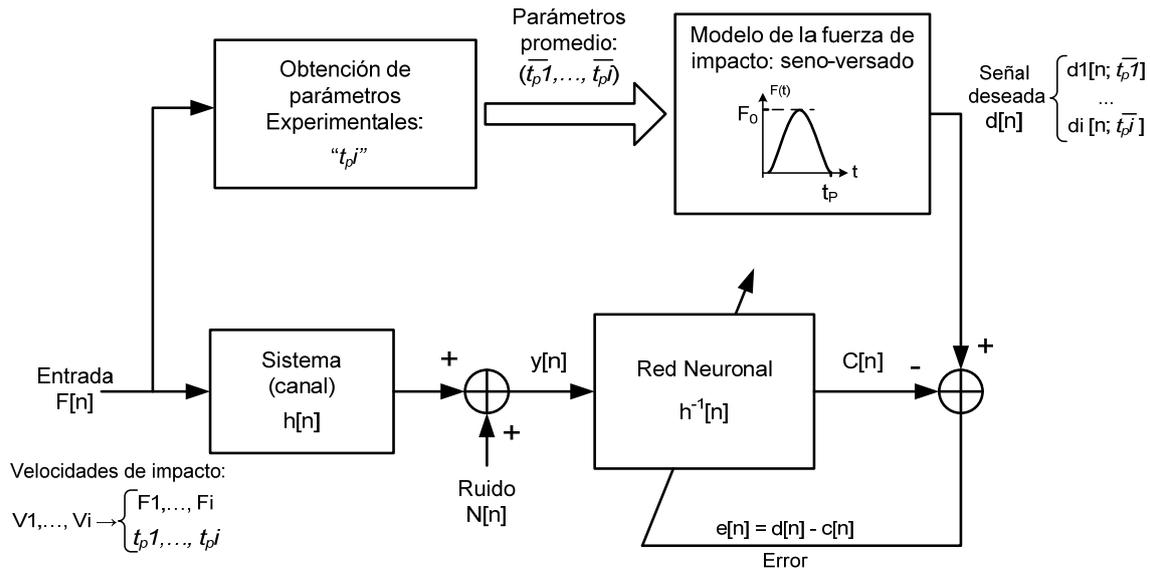


Figura 3-9 Esquema propuesto para la identificación del inverso del sistema.

- b) La segunda parte de la propuesta consiste en entrenar a la red neuronal con un conjunto de señales de impacto de distintas duraciones, que se obtienen a través de impactos a diferentes velocidades, como se indica en la Figura 3-9 y en la Figura 3-10, donde para la velocidad de impacto V_i , se tiene una fuerza de magnitud F_i con una duración t_p^i . Para cada nivel de velocidad se generan m impactos, utilizando un objeto impactor de referencia que permite medir la duración del impacto (un martillo sensorizado, FIGURA 4-9), y se determina la duración promedio $\overline{t_p^i}$ asociada a cada nivel de velocidad, Figura 3-10.

Se considera que las velocidades de impacto de las distintas colisiones están dentro los límites de velocidad que se han definido para mantener válidas las condiciones que permiten modelar a la fuerza del impacto como un pulso de tipo seno-versado: estos límites están acotados, en primer lugar, por la velocidad máxima de impacto antes de que los materiales se deformen permanentemente, por lo que no debe superarse; y en segundo lugar, por la velocidad mínima de impacto, que está limitada por el nivel de ruido en el sistema de medición, ya que si las colisiones son suficientemente débiles no se podrán detectar.

De esta forma, las señales de entrenamiento están formadas por dos grupos de señales: $\{d_i^m[n]; y_i^m[n]\}$. En primer lugar, se tiene un conjunto de $(m \times i)$ señales que corresponden a la respuesta del

sistema: $\{y_{im}[n]\}$. Estas señales son las respuestas distorsionadas que se hacen pasar por la red neuronal. En segundo lugar, el conjunto de entrenamiento tiene a las señales deseadas, $\{d_{im}[n; \overline{t_{pi}}]\}$, que se obtienen a través del modelo del seno versado, el cual utiliza como parámetro la duración promedio de cada velocidad de impacto.

Para que el conjunto de señales deseadas tenga el mismo número de señales que $\{y_{im}[n]\}$, se generan m señales iguales de $d[n]$ (misma forma, duración y amplitud) para cada nivel de velocidad. Esto contrasta con las señales de $\{y_{im}[n]\}$, que tiene origen experimental y son todas distintas entre sí, debido a que en condiciones reales siempre existen variaciones entre dos colisiones, originadas por la medición (ruido) y el experimento.

Esto quiere decir que para cada nivel de velocidad de impacto, las m señales de $y[n]$ tendrán variaciones, mientras que las señales de $d[n]$ serán iguales entre sí.

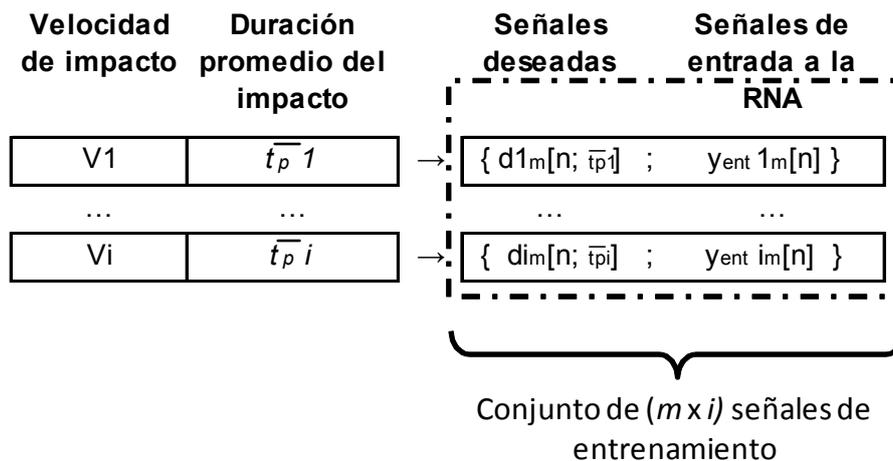


Figura 3-10 Conjunto de señales de entrenamiento, con velocidades de intensidad 1 hasta i , con sus correspondientes duraciones de impacto promedio y con “ m ” señales por cada nivel de velocidad.

Una de las características de este planteamiento es que se usan tanto señales reales, $y[n]$, provenientes de experimentos, como señales de un modelo para entrenar a la red, $d[n]$. Esta es una diferencia importante, y una aportación, con respecto a otras aplicaciones donde las señales de entrenamiento provienen solamente de un modelo del sistema, como se describe en los trabajos de (Chandrashekhara et al. 1998, Ishak et al. 2002).

3.3.4 Aspectos sobre la validación del entrenamiento de la red neuronal

El proceso de validación tiene como propósito verificar que la red neuronal, una vez entrenada, opera como el inverso del sistema que ha sido sometido a impactos. La validación considera que los impactos se han desarrollado dentro de los límites definidos para que la fuerza del impacto pueda modelarse como un pulso de tipo seno-versado, como se ha explicado en el apartado anterior.

En este caso, la validación comprueba el comportamiento de la red neuronal con señales de impactos cuyas duraciones (velocidades de impacto) no han sido utilizadas para entrenar a la RNA, como se describe en la Figura 3-11, donde para cada nivel de velocidad de impacto (desde la velocidad 1 hasta la q) existen r señales. Para entrenar se usa un subconjunto de estas señales, en el cual no se incluyen los niveles de velocidad “ k ” y “ s ” ($y_{val\ k_r} [n]$ y $y_{val\ s_r} [n]$), sin embargo, en el proceso de validación se utilizan señales de todos los niveles.

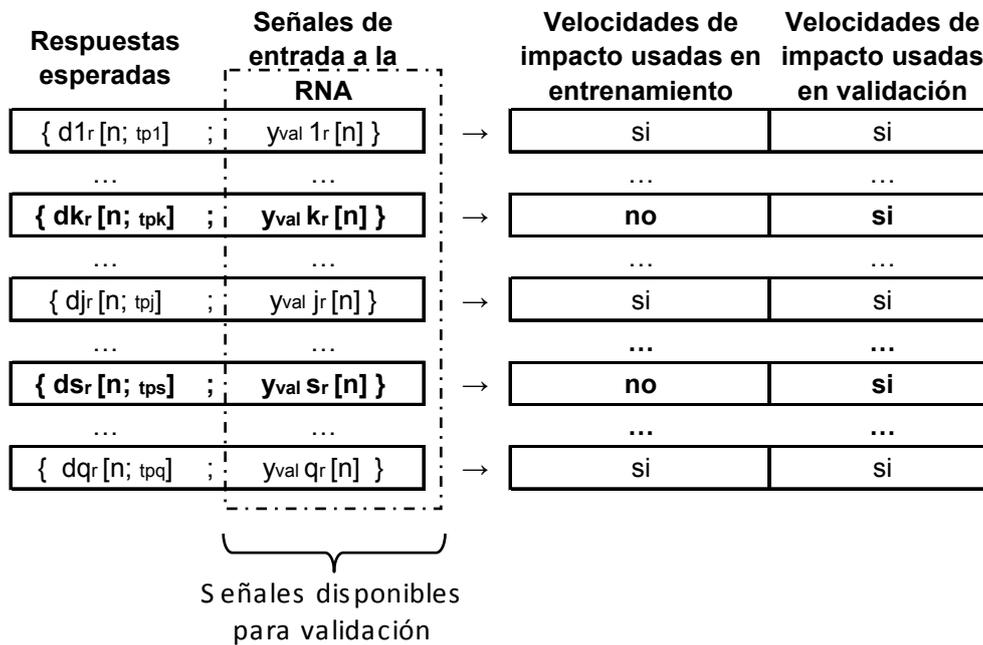


Figura 3-11 Conjunto de señales de validación, con velocidades de intensidad “1” hasta “ q ”, con “ r ” señales por cada nivel de velocidad. Las señales generadas con velocidades “ k ” y “ s ” no se utilizan para entrenar.

Esta metodología permite evaluar si la red neuronal se ha adaptada al inverso del sistema, ya que se le presentan datos que no ha visto antes y las respuestas deben corresponder a las señales deseadas. Para verificar esto, en la validación se revisan dos parámetros: la duración y la forma de los pulsos identificados por la red neuronal. Estos procedimientos se detallan en el Capítulo 4, §4.4

Dado que las señales deseadas $\{d_{im}[n]\}$ son pulsos que modelan la fuerza de los impactos, las respuestas de la red deben tener características similares a estos pulsos. Esto debe ser válido para todas las señales de impactos que estén dentro de los límites de velocidad definidos previamente, independientemente de si han sido usadas para entrenar o no.

Por otra parte, una vez se ha entrenado la red neuronal y la validación de su comportamiento se considera que es correcta, entonces puede decirse que esta se comporta como el inverso del sistema, y permite reducir los efectos de la distorsión que produce el canal. La salida de la red, para una señal de impacto medida indirectamente y que esté dentro de los límites de velocidad definidos, será una señal cuya forma temporal y duración es una versión aproximada de la fuerza del impacto que excitó al sistema, con un cierto desplazamiento en el tiempo y cambio de amplitud, como se describe en la ecuación (3.19), donde el parámetro α es un factor de escala que afecta a la amplitud, aunque en este caso es desconocido y no se puede recuperar.

$$c[n]=\alpha f[n-n_0] \quad (3.19)$$

3.4 Metodología para estimar propiedades de materiales utilizando impactos y redes neuronales

En esta sección se describe un método para estimar propiedades de materiales utilizando impactos y redes neuronales. En particular, se propone un procedimiento para estimar el tipo de material y la masa de los objetos que

colisionan, de forma no destructiva, analizando la respuesta vibratoria que produce el impacto. Como se describe en el Capítulo 2, §2.2.1, tradicionalmente los impactos se han usado desde hace tiempo para realizar pruebas mecánicas. La mayor parte de los trabajos se basan en alguna forma del método de “*coin tap-test*” y tienen como propósito detectar defectos, como fallas o fisuras, en materiales laminados o compuestos, o bien, en estructuras. El procedimiento generalmente requiere “escuchar” la respuesta acústica que produce el impacto, para luego compararla con la respuesta de zonas con y sin defectos (Tong et al. 2006, Tong et al. 2006, Cawley et al. 1988, Wu et al. 2000, Kim et al. 2006, Baglio et al. 2006, Santos et al. 2001).

En la investigación que se presenta en esta sección, los impactos se utilizan con un fin distinto. En primer lugar, en vez de detectar defectos en los materiales, el propósito es estimar el tipo de material y la masa de los objetos que colisionan, en particular, para casos donde los cuerpos tienen características similares, como son la geometría y el tipo de material. Conocer este tipo de información es importante en el campo de la mecánica y tiene aplicaciones en el estudio de materiales mediante pruebas no destructivas (Harris et al. 2002). En segundo lugar, en vez de analizar la onda acústica que produce la colisión, se analiza la respuesta vibratoria de los objetos (aunque esta puede entenderse como la propagación de la onda acústica a través del objeto y no del aire). Estos dos puntos marcan una diferencia con respecto a otras investigaciones, como se describe a continuación. En el Capítulo 2 de esta Tesis se presenta una descripción de trabajos que abordan este tipo de investigaciones, donde sobresalen los de (Wildes et al. 1988, Femmam et al. 2001), que estiman el tipo de material de los objetos a través de la señal acústica que produce el impacto.

Por otra parte, encontramos trabajos como el de (Roy et al. 1995), donde a través del eco acústico producido por un pulso ultrasónico, se determina el tipo de material y grosor de placas de dos tipos de metales, cobre y aluminio. Para la tarea de clasificación, hacen uso de una red neuronal de perceptrones multicapa, que se entrena con parámetros frecuenciales de la onda acústica medida. En la literatura también se encuentran aplicaciones similares, aunque destinadas a detectar otro tipo de materiales, como es el caso del trabajo de (Jordan et al. 1998), donde se presenta un proceso para clasificar muestras de maderas, también haciendo uso de pulsos ultrasónicos y redes neuronales con perceptrones multicapa. En este caso, el parámetro usado para discriminar entre las muestras es la velocidad de propagación de los pulsos ultrasónicos a través de los cuerpos. Estos trabajos muestran que las redes neuronales, basadas en perceptrones multicapa, son capaces de realizar tareas de clasificación si se seleccionan correctamente los parámetros de discriminación.

Asimismo, basan su estudio en pulsos ultrasónicos, por lo que requieren de un excitador/receptor ultrasónico.

Por otra parte, el trabajo de Zhu y Emory (2005) busca estimar propiedades, como los módulos de elasticidad y de Poisson, en vigas hechas solamente de aluminio y utilizan impactos como fuente de excitación. El método que proponen hace uso de acelerómetros para registrar las vibraciones de las vigas. Se estiman los valores de los módulos a partir de una ecuación teórica que relaciona el nivel de vibración, las dimensiones de la viga y el valor de los módulos. Ese trabajo se caracteriza porque sólo estudia muestras de aluminio en forma de viga, con dimensiones conocidas. Aun así, es interesante porque también da a entender que se pueden identificar propiedades de los cuerpos analizando las vibraciones producidas por impactos.

Los trabajos de Charniya *et al* (2007a, 2007b), por su parte, muestran otro enfoque para determinar propiedades de materiales usando impactos. En estos casos, usan una sonda que se deja caer sobre las muestras, y mediante el análisis de los rebotes se estima el tipo de material de las muestras. En este caso, los patrones para identificar cada material son la duración de los rebotes y la magnitud de los coeficientes espectrales. La clasificación también se lleva a cabo mediante una red neuronal perceptrón multicapa.

3.4.1 Metodología de análisis para estimar propiedades de los materiales que colisionan

El desarrollo de la metodología parte del siguiente principio básico: el tipo de material de un objeto es independiente de la forma y del tamaño de dicho objeto. Asimismo, la masa de un cuerpo depende tanto del material como del volumen que ocupa. Para casos donde los cuerpos están hechos del mismo material y tiene formas similares, por ejemplo, si estos son cilindros de distinto tamaño, entonces se asume que bajo las mismas condiciones de impacto cada objeto tendrá una respuesta vibratoria propia (Harris *et al.* 2002, Zhu *et al.* 2005). Sin embargo, cuando los cuerpos tienen características similares, distinguir las diferencias entre las respuestas nos es sencillo, ya que los cuerpos también tendrán respuestas similares. Por lo tanto, es necesario definir un procedimiento que permita resaltar las particularidades de cada objeto (Molino *et al.* 2008, Molino *et al.* 2008, Molino *et al.* 2007).

La metodología que se propone considera el diseño de un procedimiento, tanto experimental como de análisis, que permite distinguir diferencias entre

objetos que tienen características similares de forma no destructiva. Por ello, el proceso es sistemático y repetible, donde, en primer lugar, se generan impactos con características bien parametrizadas, como los que se definen en el Capítulo 2 y en (Breckenridge et al. 1990). Este tipo de colisiones son convenientes ya que permiten repetir experimentos de impactos manteniendo las mismas condiciones para todos los objetos de muestra. En segundo lugar, se propone un proceso de identificación de parámetros para distinguir diferencias entre los materiales, que finalmente serán clasificados con una red neuronal para determinar las propiedades de los objetos.

La metodología que se presenta en este trabajo de tesis se diferencia de los trabajos previamente expuestos en que en vez de utilizar actuadores ultrasónicos como fuente de excitación, se utilizan impactos mecánicos de baja velocidad, que no dañan ni alteran la superficie de los objetos (Molino et al. 2008, Molino et al. 2008, Molino et al. 2007). Por otra parte, en vez de procesar la señal acústica, se analiza la vibración de los cuerpos y el estudio se realiza sobre distintos materiales con distintas masas.

El procedimiento se ha desarrollado en dos fases, donde se han evaluado los comportamientos de dos fuentes de excitación y dos tipos de acelerómetros. Los detalles experimentales se encuentran en el Capítulo 4. En ambos casos se consideran los siguientes puntos:

a) Objetos de prueba y generación de impactos

La técnica que se propone considera que los impactos se generan por la colisión de dos cuerpos metálicos, donde uno de ellos es la muestra y el otro es el impactor. Las muestras que se analizan son un conjunto de cuerpos de distintos materiales con forma cilíndrica y de distintas masas, como se describe en los Capítulos 2 y 4 de esta Tesis.

Dado que el proceso de caracterización es de tipo no destructivo, se utilizan impactos de baja velocidad que no alteran las superficies de las muestras, pero que son suficientes para producir vibraciones en materiales metálicos y extraer parámetros que permitan identificarlos (Molino et al. 2008, Molino et al. 2008).

b) Procesado de la señal y cálculo de parámetros para clasificar

La respuesta del impacto entre el objeto de prueba y el impactor se mide con un acelerómetro que está en contacto en el objeto de prueba. De esta señal sólo se adquiere un cierto tiempo, y dependiendo del caso puede ser que se adquiera sólo una fracción de la respuesta temporal completa, como se ejemplifica en la Figura 3-12. En estos casos, el truncado en la señal ocasiona

que en el espectro aparezcan componentes de baja y alta frecuencia que distorsionan dicha señal. Este efecto se conoce como *leakage* y, como se ha expuesto antes en este mismo Capítulo, puede reducirse aplicando una ventana temporal que suaviza los extremos de la señal (Nuttall 1981, Renders et al. 1984).

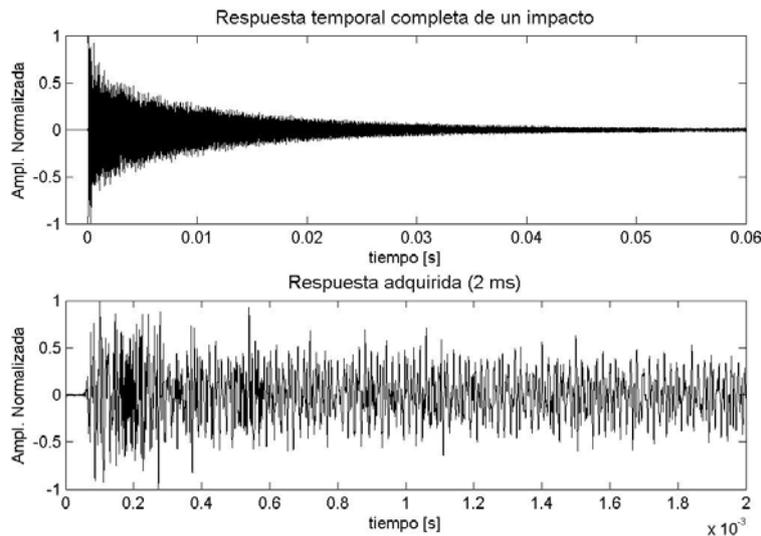


Figura 3-12 *Respuesta temporal de un impacto. Superior: respuesta completa de 60ms; Inferior: fracción de la respuesta adquirida, 2ms.*

Después de aplicar la ventana a la señal temporal, se calcula la transformada rápida de Fourier (FFT –por sus siglas en inglés) sobre un cierto número de puntos (coeficientes) en el espectro. Este cálculo puede verse también como un proceso de compresión de información en el dominio de la frecuencia. El número de coeficientes depende de la cantidad de información frecuencial que haya en la señal y marca el límite de discriminación, ya que los coeficientes del espectro son los parámetros que se utilizan para clasificar las señales y los materiales.

En principio, se puede pensar que cuantos más coeficientes se tomen en consideración se tendrá mayor información de las señales y el porcentaje de error en la clasificación tenderá a disminuir. Sin embargo, es importante mantener un límite ya que si se consideran demasiados coeficientes, habrá más variables dentro del proceso y no necesariamente conducen a un mayor éxito con respecto a la clasificación. Por otra parte, un mayor número de coeficientes implica más datos que procesar y grupos de señales de entrenamiento mayores, lo que a su vez conduce a un proceso de entrenamiento más largo. En este sentido, tanto la experiencia como los

experimentos de prueba, permiten determinar que tan pequeña puede ser la red y cual es el menor número de coeficientes que permiten clasificar correctamente los materiales. Por un lado, el límite está dado por el ancho de banda de las señales de impactos que se analizan. Por otra parte, se deben considerar las zonas donde exista mayor variabilidad entre las señales de los distintos objetos (Molino et al. 2008, Molino et al. 2008).

c) Clasificación y Redes Neuronales

Como se ha explicado con anterioridad en este mismo Capítulo, las redes neuronales son herramientas muy eficientes para procesar señales complejas, y su uso para realizar tareas de clasificación está muy bien documentado (Bishop 1994, Bishop 2005, Roy et al. 1995, Jordan et al. 1998, Bruzzone et al. 1998, Dreyfus 2005, Lan et al. 2004).

El proceso de clasificación, o discriminación, de señales es una tarea donde cada parámetro debe asignarse a una categoría específica que está dentro de un grupo definido de varias categorías (Dreyfus 2005). En el caso que nos ocupa, los parámetros que deben clasificarse son los coeficientes del espectro de las respuestas de los impactos. Cada material tiene asociado una configuración particular de coeficientes, y la red neuronal se entrena para distinguir las configuraciones de cada uno de ellos. La correcta identificación de patrones es precisamente uno de los puntos críticos en este proceso, por ello, el preprocesado de las señales y la selección de los conjuntos de entrenamiento se definen siguiendo estas consideraciones para asegurar una correcta identificación de cada material (Molino et al. 2008, Molino et al. 2008, Bruzzone et al. 1998).

La red neuronal que se propone para la tarea de clasificación está basada en perceptrones multicapa, como los que se han descrito con anterioridad en este mismo Capítulo y en (Molino et al. 2008, Molino et al. 2008), con la diferencia de que el número de entradas es igual al número de coeficientes que se desean procesar, como en la Figura 3-13, en la cual $X(n)$ representa al conjunto de coeficientes espectrales de cada señal, y donde se aprecia que no hay ninguna cadena de retardos en la entrada. Por otra parte, en esta aplicación la red tiene varias salidas y cada una de ellas sólo puede tener valores binarios entre “0” y “1” debido a la técnica de entrenamiento. De esta forma, la información que se obtiene está codificada a través de la combinación de los k valores de salida.

En este caso, también se sigue el paradigma del entrenamiento supervisado que se ha explicado con anterioridad, Figura 3-6 y Figura 3-7, en el cual un conjunto de señales de entrenamiento guían el aprendizaje de la red para que

esta clasifique los patrones característicos de las señales. En este caso, los datos de entrada a la red están formados por los coeficientes espectrales de las señales, $\{X[n]\}$, y como respuestas deseadas están las combinaciones de unos y ceros que se desean obtener para cada caso, $\{dD[n]\}$.

El algoritmo de entrenamiento que se usa en esta aplicación es el Gradiente Conjugado Escalado, o "SCG" (por sus siglas en inglés: *Scaled Conjugate Gradient*). Este es un método de optimización que entrena a la red neuronal a través de la minimización del error global de la red, para más detalles sobre este algoritmo se puede consultar la referencia (Moller 1993).

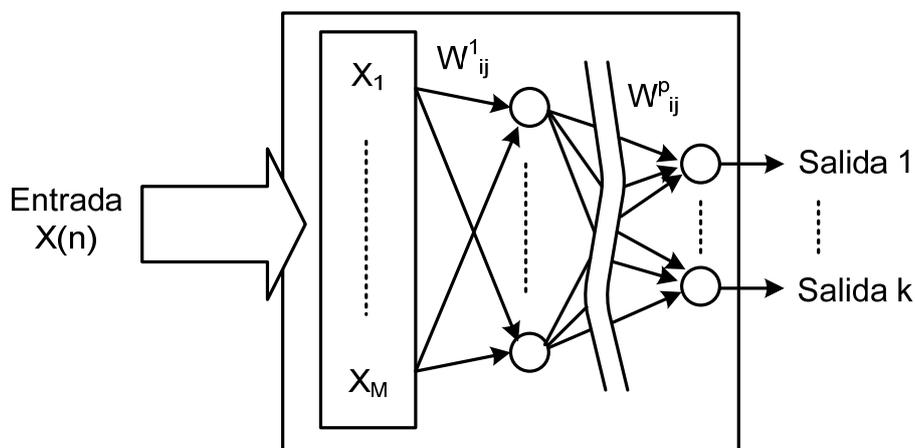


Figura 3-13 Estructura de la red neuronal para el proceso de clasificación.

3. 5 Resumen y conclusión del capítulo

En este Capítulo se han descrito distintos procesos de análisis para señales generadas por impactos. En la primera parte se han resumido un gran número de trabajos relacionados con el tema de esta Tesis doctoral. Empezamos con la presentación de la problemática de la medición indirecta de las señales generadas por impactos. Revisamos las generalidades de los métodos más comunes para determinar un filtro inverso, y así compensar las distorsiones que produce el canal por donde se propaga la señal, con el propósito final de recuperar la duración y la forma de la fuerza, en función del tiempo, que se genera en un impacto.

En la segunda parte se propuso un procedimiento para determinar el inverso del canal aplicando redes neuronales y se comentaron las aportaciones

de este método y se identificaron las desventajas de los métodos tradicionales, como los estadísticos, los que operan en el dominio del tiempo y en el dominio de la frecuencia, como son:

- Que las señales deben asumirse periódicas, cuando en el caso de las señales de impactos no lo son. Esto tiene repercusiones principalmente en los métodos que operan en el dominio de la frecuencia, ya que la transformada de Fourier no sólo asume que las señales son periódicas, sino que también puede generar *leakage*, que distorsiona a la señal.
- Los métodos que explotan la información estadística de la señal se ven limitados por la poca información estadística que contienen las señales de impactos, que por su naturaleza son transitorios únicos de muy corta duración.
- Algunos métodos requieren conocer las características de la señal de entrada o del sistema y se concentran en atender el problema del mal condicionamiento del sistema para evitar una solución inestable.

El método que se propone en esta Tesis doctoral, aporta una solución basada en redes neuronales que evita el problema del mal condicionamiento. Asimismo, este planteamiento ofrece otra aportación con respecto a los métodos tradicionales, pues una parte de las señales de entrenamiento son reales y provienen del mismo sistema que se busca identificar, ya que la mayor parte de los trabajos suelen obtener las señales únicamente de modelos matemáticos.

La ventaja que ofrece utilizar redes neuronales, bajo la metodología que se propone en esta Tesis, es que una vez entrenadas, las redes representan una proyección del modelo creado por las señales de entrenamiento, por lo que son muy eficientes para evitar el problema del mal condicionamiento del sistema inverso, ya que el proceso de regularización se lleva a cabo de forma automática en el entrenamiento. Esto reduce significativamente el proceso de análisis de la señal.

Por otra parte, debe destacarse como una aportación la misma metodología de entrenamiento que se propone en este trabajo de Tesis, la cual consiste, primero, en entrenar a la red neuronal con señales de impactos producidos a distintas velocidades de choque (dentro de los límites definidos para que no surjan deformaciones permanentes en los objetos). A partir de esto, las señales

deseadas $\{d[n]\}$ se generan utilizando un modelo de la fuerza del impacto basado en un seno-versado, el cual tiene como parámetro el valor promedio de la duración de los impactos para cada nivel de velocidad de impacto. En segundo lugar, el método también considera utilizar como señales de entrenamiento las respuestas reales del canal para cada velocidad, $\{y[n]\}$. De esta forma, el entrenamiento utiliza parámetros constantes en $\{d[n]\}$ (para cada velocidad de impactos todas las señales $\{d[n]\}$ son iguales), mientras las entradas a la red $\{y[n]\}$ presentan variaciones que dependen del ruido en la medición y repetitividad del experimento. A partir de esto, las respuestas de la red pueden evaluarse analizando la forma temporal (la fuerza del impacto en función del tiempo) y la duración de las señales identificadas para impactos de distintas intensidades.

Finalmente, en la última parte de este Capítulo, se describe otra aplicación de análisis de señales generadas por impactos, para estimar propiedades de los objetos que colisionan, en particular se identifica el tipo de material y la masa de los cuerpos. Primero se han revisado otros trabajos que abordan este tema. Posteriormente se detalla la propuesta que se hace en esta Tesis.

Las aportaciones de esta metodología están relacionadas con la aplicación de los impactos para generar vibraciones en los objetos, que luego se procesan para extraer parámetros que conducen a una identificación del material y el tamaño del objeto. A diferencia de otros trabajos, en esta Tesis se aporta una metodología que permite identificar distintos objetos analizando y clasificando las respuestas vibratorias de los objetos.

CAPÍTULO 4 EXPERIMENTOS Y RESULTADOS

4.1 Introducción

En este capítulo se presentan los procedimientos y experimentos realizados en el desarrollo de la Tesis doctoral. Con el objetivo de dar claridad a la exposición de las pruebas realizadas y de los resultados conseguidos, el capítulo se ha dividido en cuatro partes:

En la primera parte se describen aspectos genéricos sobre la medición y adquisición de los impactos, como son las características de los sensores y de la instrumentación utilizada.

En la segunda parte se describen las pruebas realizadas para estudiar el proceso de impacto y desarrollar un modelo que describa la colisión entre dos cuerpos rígidos. En particular se detalla el proceso sugerido para determinar los parámetros del modelo y se comparan los resultados teóricos con los experimentales.

La tercera parte comprende los aspectos de análisis y procesamiento de las señales de los impactos, utilizando sistemas adaptativos, como las redes neuronales artificiales. Las aplicaciones que se estudian son el análisis e identificación de sistemas utilizando señales de impacto, y por otra parte, la estimación de propiedades de los objetos que colisionan utilizando técnicas de clasificación de señales.

La cuarta y última parte está dedicada a una discusión global de los resultados conseguidos en este capítulo.

4. 2 Aspectos genéricos de la instrumentación y los experimentos

A lo largo de este trabajo de Tesis se han realizado diversos experimentos destinados a medir, modelar y analizar las señales de impactos. En esta sección se describen los aspectos que son comunes a todos ellos, como son las características de los sensores, la instrumentación utilizada y la metodología de medición.

4.2.1 Características a considerar en los sensores para medir impactos

En este apartado se describen las características de los sensores y la instrumentación electrónica utilizada para medir señales derivadas de impactos. Estas señales permiten estudiar la dinámica del proceso de colisión a través de la fuerza que se desarrolla en el período de contacto. La forma más simple para medir una fuerza es midiendo la masa y la aceleración del cuerpo que recibe el impacto, por esta razón, en este trabajo se utilizan sensores de aceleración. Una ventaja adicional es que al integrar la aceleración se obtienen señales proporcionales a la velocidad y al desplazamiento de los objetos. Este enfoque es válido si el impacto no produce deformaciones plásticas (o si estas son suficientemente pequeñas como para que se consideren despreciables) y los cuerpos son rígidos (Inoue et al. 2001).

Los acelerómetros utilizados para medir impactos deben tener características específicas que se adecuen a la naturaleza de las señales producidas por las colisiones. Como se describe en el Capítulo 2, estas señales son de tipo impulsivo, esto es, son señales de muy alta intensidad y de muy corta duración, lo que conlleva a un relativo amplio ancho de banda.

Estas características condicionan a los acelerómetros, que son transductores que generan una señal eléctrica como respuesta a una vibración, la cual es proporcional a la aceleración que sufre el sensor dentro de un rango de frecuencias que define el rango útil de aplicación del sensor. Por esto, un acelerómetro para impactos debe ser capaz de medir en un extenso rango de frecuencias, detectar grandes niveles de aceleración y desaceleración y sobrevivir a las fuerzas de colisión (Harris et al. 2002).

De acuerdo con Knapp *et al* (1998), pueden darse casos donde los impactos entre cuerpos rígidos, como los metales, generen componentes superiores a los 10 kHz, sin embargo, las señales por encima de esta frecuencia difícilmente podrán modificar las características del cuerpo que recibe el impacto, no obstante, sí pueden afectar la operación de los acelerómetros que estén basados en componentes masa-resorte discretos, debido a que las altas frecuencias podrían provocar resonancias, sobrecargas en los elementos, desfases en la señal o bien cambios en la sensibilidad.

Otro aspecto importante es el tamaño del sensor en relación al cuerpo donde está pegado. Por norma general, se busca que la masa del sensor sea mucho menor a la del cuerpo, y así evitar que el peso extra, y las posibles grandes dimensiones del sensor, puedan modificar las características oscilación del sistema (Harris *et al.* 2002).

4.2.2 Acelerómetros piezoeléctricos para impactos

El efecto piezoeléctrico se manifiesta en materiales que tienen la capacidad de producir un potencial eléctrico cuando están sujetos a una vibración mecánica. Este fenómeno suele ser reversible y el material vibrará si se coloca en un campo eléctrico (Webster 1999).

De forma general, el principio de construcción de un acelerómetro piezoeléctrico se muestra en la Figura 4-1(a), donde la masa sísmica está colocada sobre un material piezoeléctrico, el cual, a su vez, está sujeto a la carcasa del sensor (Harris *et al.* 2002). Cuando la carcasa se somete a una vibración, se manifiesta una fuerza que hace que la masa comprima o tensione al elemento piezoeléctrico, y este, en consecuencia, generará una carga eléctrica proporcional a la fuerza aplicada. Dado que la masa sísmica es constante, la carga eléctrica será proporcional a la aceleración de la masa (Pallas-Areny *et al.* 2001). Los sensores basados en este comportamiento son activos y no requieren de una fuente de energía externa para operar.

Dentro de un cierto rango de frecuencias, que se considera el rango de operación del sensor, tanto la masa sísmica como la carcasa del acelerómetro tienen la misma aceleración, por lo que el sensor mide la aceleración del objeto donde está pegado. El modelo mecánico equivalente del acelerómetro se muestra en la Figura 4-1(b) (McConnell 1995). El resorte, k , está relacionado con el material piezoeléctrico, mientras que el amortiguador, c , modela el comportamiento viscoso de la masa con respecto a la carcasa del sensor.

Eléctricamente, un sensor piezoeléctrico puede modelarse de dos formas: a través de una fuente de carga en paralelo con un condensador y una resistencia, o bien, con una fuente de voltaje en serie con un condensador y una resistencia, como se muestra en la Figura 4-2(a) y (b) respectivamente. La carga depende de la constante del material piezoeléctrico, la capacitancia está relacionada con las dimensiones dicho elemento y la resistencia con la disipación de carga estática del sensor (Webster 1999).

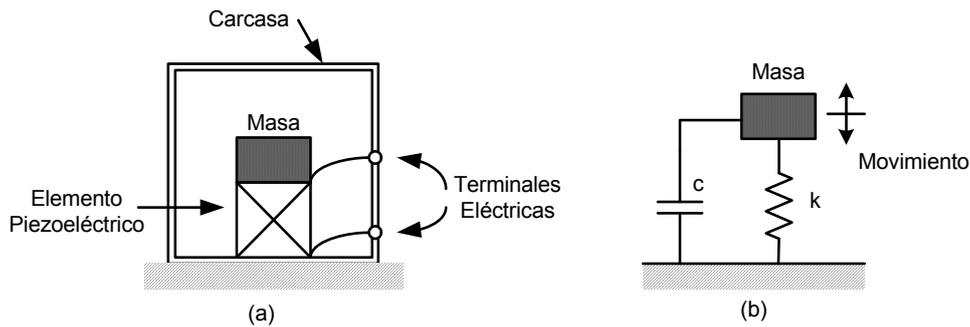


Figura 4-1 Diagrama de un acelerómetro piezoeléctrico. (a) elementos del acelerómetro. (b) Modelo mecánico del acelerómetro piezoeléctrico.

La sensibilidad del sensor depende del modo de operación del acelerómetro. Esta se define como la relación entre la señal de salida del sensor y la aceleración a la cual está sometido. Esta puede expresarse de varias maneras: como una relación de voltaje por unidad de aceleración (mV/ms^{-2}), como una carga eléctrica por unidad de aceleración (pC/ms^{-2}), o bien, con referencia a la aceleración de la gravedad, g , como (pC/g).

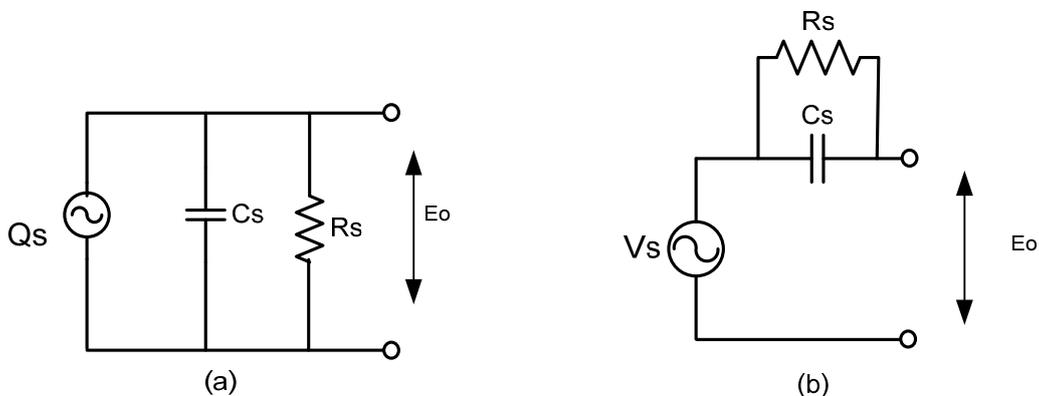


Figura 4-2 Modelos eléctricos de un sensor piezoeléctrico. (a) En modo carga. (b) En modo voltaje.

4.2.2.1 Rango de Frecuencia de operación

La Figura 4-3 muestra la respuesta típica de un acelerómetro piezoeléctrico, con un pico de resonancia en f_r , y las frecuencias máxima y mínima que delimitan el rango útil de medición.

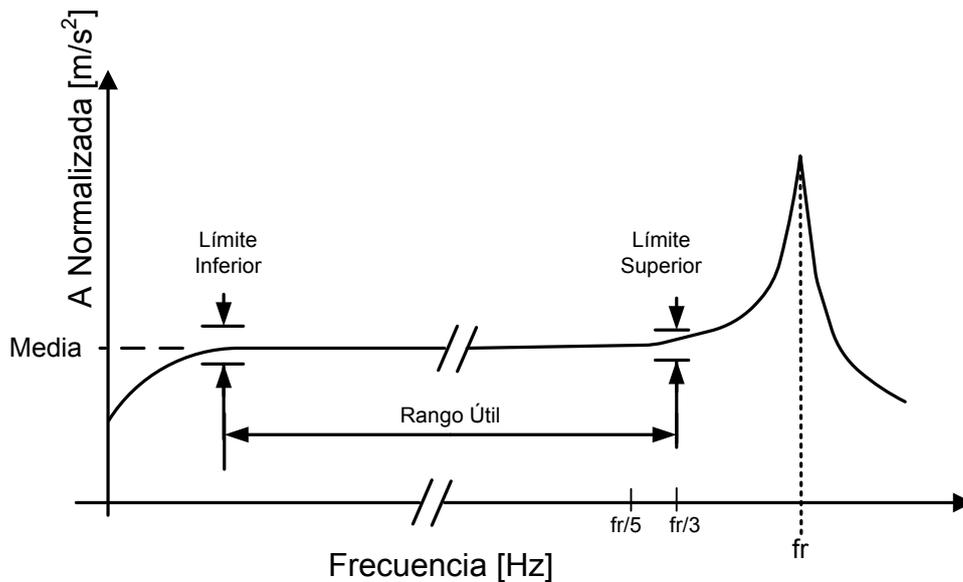


Figura 4-3 Respuesta típica de un acelerómetro piezoeléctrico.

La masa sísmica y el elemento piezoeléctrico conforman un sistema mecánico que define la frecuencia de resonancia y condiciona la frecuencia de operación máxima del acelerómetro. En general, los acelerómetros no se usan cerca de la frecuencia de resonancia ya que puede conducir a errores relativamente grandes en la señal medida. Si el montaje del sensor es correcto, una práctica común es mantener la medición hasta un tercio de la frecuencia de resonancia, $f_r/3$, de esta forma se garantiza que el error a esa frecuencia está dentro de una desviación del 12%, ó 1 dB, con respecto a la media. Para una desviación menor, del 6% (0.5 dB), el límite máximo se toma en $f_r/5$ (Webster 1999).

Por otra parte, el límite inferior depende principalmente de las características del preamplificador en combinación con el acelerómetro y el cable de conexión (Harris et al. 2002, BRUEL & KJAER 1998), que se explica más adelante.

Dentro del ancho de banda útil de operación, la sensibilidad del sensor es independiente de la frecuencia (Harris et al. 2002, Webster 1999). Este rango de frecuencias se puede aumentar si se reduce la masa sísmica, no obstante, debe tomarse en cuenta que conforme se reduce la masa también se reduce la sensibilidad del acelerómetro. Por lo tanto, existe un compromiso entre el ancho de banda y la sensibilidad. Para el caso de acelerómetros para impactos, es común que se sacrifique algo de sensibilidad para que la frecuencia de resonancia sea más alta (Knapp et al. 1998).

Las ventajas de utilizar un acelerómetro piezoeléctrico para medir impactos en vez de otro sensor son varias. Por un lado, abarcan un amplio ancho de banda, y dentro de éste rango tienen muy buen comportamiento lineal, son robustos y sus características se mantienen estables por largos periodos de tiempo. Asimismo, no tienen piezas móviles que se desgasten y son transductores activos que no requieren una fuente de energía externa.

4.2.3 Instrumentación electrónica y adquisición de datos

El prototipo experimental de esta Tesis está conformado por dos partes: una es el dispositivo mecánico para generar impactos, descrito en el Capítulo 2; y la otra parte, que se describe en esta sección, es la que comprende a la electrónica de instrumentación y de adquisición de señales.

La Figura 4-4 muestra la cadena de medición que se utiliza en los experimentos. Ésta consta de una etapa de entrada, que puede contener uno o dos sensores. Le sigue una etapa de acondicionamiento y amplificación, la cual es específica para cada tipo de sensor. Después aparece la etapa de adquisición y análisis de datos. Un programa específico se encarga de gestionar la adquisición y organización de la información, mientras que para el análisis se utilizan los diferentes algoritmos de procesamiento que se han diseñado a lo largo del presente trabajo de Tesis (Molino et al. 2009, Molino et al. 2008, Molino et al. 2008, Guzmán et al. 2007, Molino et al. 2007, Molino et al. 2006a, Molino et al. 2006b).

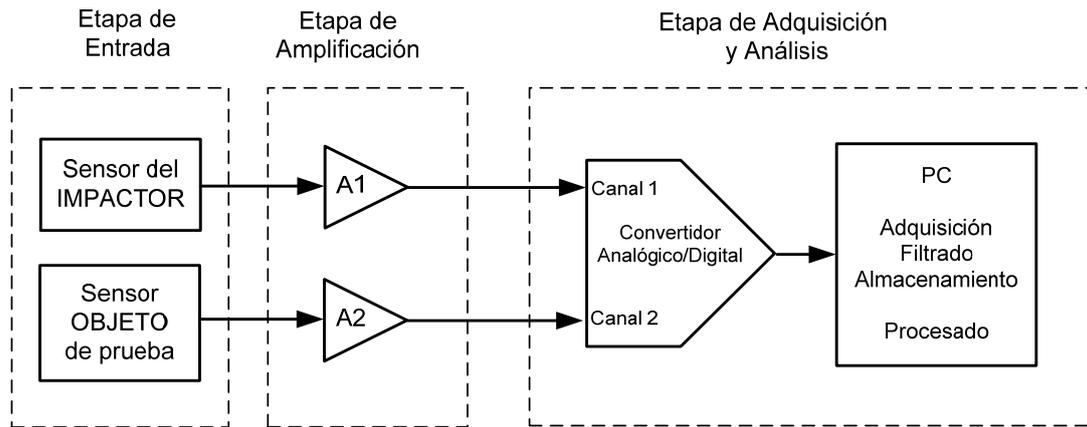


Figura 4-4 Diagrama de bloques de la cadena de medición.

4.2.3.1 Características de la instrumentación electrónica

En este trabajo de Tesis, los circuitos de instrumentación se han diseñado en función del modo de operación de los sensores. En particular, se han utilizado tres tipos de acelerómetros piezoeléctricos: el PKGS45-NB del fabricante *Murata Manufacturing Co., Ltd*; el acelerómetro modelo “8309” del fabricante *Bruel & Kjaer Sound and Vibration Measurements A/S*; y el martillo sensorizado “8206-002”, también de *Bruel & Kjaer*.

El PKGS45-NB es un sensor para impactos de pequeñas dimensiones con un encapsulado para montaje superficial tipo SMD (*surface mount device*), como se muestra en la Figura 4-5(a). Es un sensor con salida en modo de carga con dos terminales flotantes, por lo que está conectado a un amplificador de carga diferencial, como el que se muestra en la Figura 4-6 (Pina et al. 2004, Massarotto et al. 2008). Sus características más relevantes se encuentran en la Tabla 4-1.

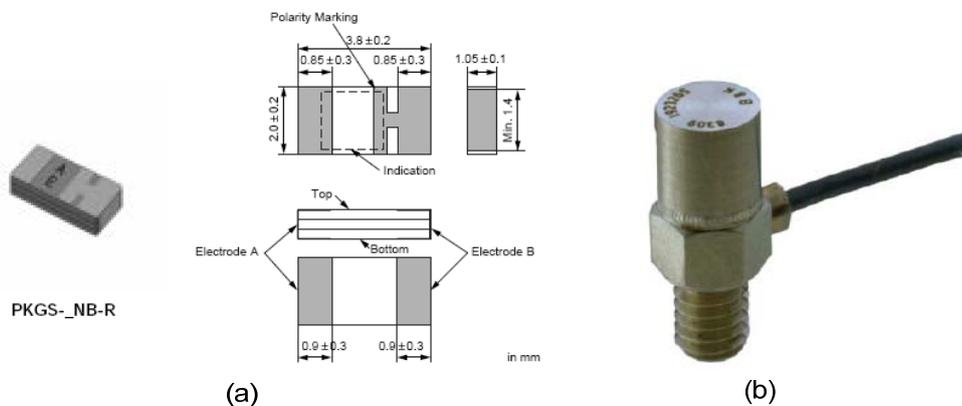


Figura 4-5 Acelerómetros. (a) Sensor Murata PKGS 45-NB. (b) Sensor B&K 8309.

Tabla 4-1 Características de los acelerómetros

Características		PKGS-45NB	8309
Sensibilidad	[pC/g]	0.133	0.04
Capacitancia	[pF]	440	100
Frecuencia de resonancia	[kHz]	43	180
Resistencia de aislamiento		500 [MΩ] min	20 [GΩ]
Masa	[gr]	0.025	3
g	[m/s ²]	9.806	

El acelerómetro 8309 B&K, también es un sensor de pequeñas dimensiones con un encapsulado con rosca que permite una firme sujeción, como se muestra en la Figura 4-5(b). Tiene una salida en modo de carga, pero con un solo terminal flotante, el otro está referenciado a masa, por lo que está conectado a un amplificador de carga convencional, como el que se muestra en la Figura 4-7 (Webster 1999, Pallas-Areny et al. 2001), junto con una etapa de amplificación adicional. Sus características más relevantes se encuentran en la Tabla 4-1.

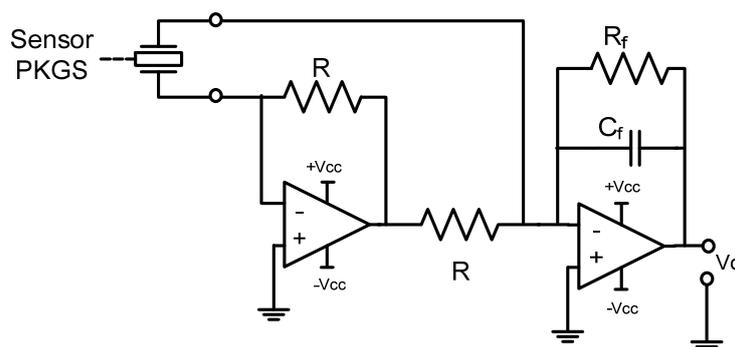


Figura 4-6 Amplificador de carga diferencial para sensor PKGS45-NB.

Con respecto al comportamiento en frecuencia de los circuitos de las Figura 4-6 y Figura 4-7, el ancho de banda está limitado por la frecuencia de

resonancia de los sensores, que condicionan el límite superior (ver apartado anterior 4.2.2.1 Figura 4-3), y por otra parte, por las características de la electrónica, que define el límite inferior. El caso más simple corresponde al amplificador de la Figura 4-7, que tiene una respuesta similar a un filtro paso alto, cuya frecuencia de corte está definida por los componentes R_f y C_f , ecuación (4.1) (Webster 1999, Pallas-Areny et al. 2001).

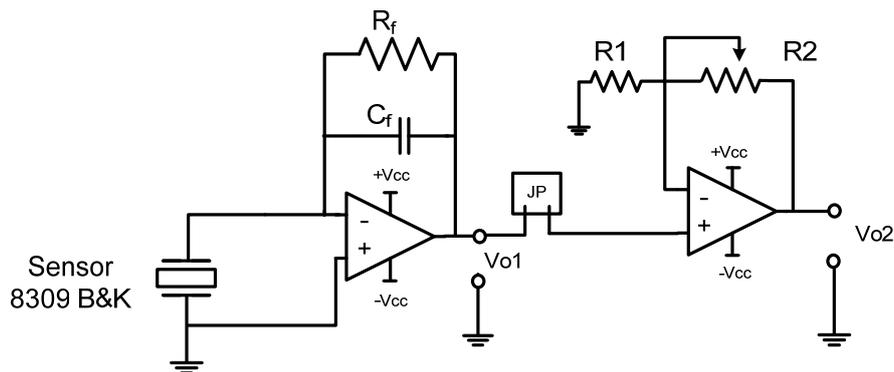


Figura 4-7 Amplificador de carga convencional para sensor 8309 B&K.

El amplificador diferencial, por su parte, tiene un comportamiento diferente aunque equivalente (Massarotto et al. 2008). Posee la ventaja de que elimina las corrientes de modo común y mejora la relación señal a ruido. Un aspecto importante, y que debe cuidarse, es que los valores de las resistencias R sean iguales para garantizar un buen rechazo en modo común de la señal. En este caso se han usado resistencias de precisión, al 1%, de $R = 15 \text{ k}\Omega$. Por otra parte, de acuerdo con el análisis realizado por (Pina et al. 2004, Massarotto et al. 2008), el comportamiento del sensor en combinación con el primer amplificador operacional conforman un sistema con dos polos, uno a muy alta frecuencia (que suele estar por encima de la frecuencia de resonancia del sensor) y otro a muy baja frecuencia. El buen emparejamiento de las resistencias R permite que el polo inferior se mantenga estable y a baja frecuencia. Si se da ésta condición, entonces la etapa de salida es la que condiciona la frecuencia del límite inferior, y esta, como se observa en la Figura 4-6, es igual a la del amplificador de carga convencional. Más detalles sobre el amplificador de carga diferencial pueden encontrarse en (Pina et al. 2004, Massarotto et al. 2008)

Para ambos circuitos se escogieron los mismos valores en los componente de la etapa de salida, $R_f = 20 \text{ M}\Omega$ y $C_f = 18 \text{ pF}$. A partir de estos, y de acuerdo

con la ecuación (4.1), el límite inferior del ancho de banda corresponde a $F_{c_L} \approx 440 \text{ Hz}$.

$$F_{c_L} = \frac{1}{2\pi R_f C_f} \quad (4.1)$$

Las Figura 4-8 muestran la respuesta en frecuencia de los de los sensores PKGS-45NB y el 8309 conectados a sus respectivos amplificadores. Las señales se han obtenido aplicando impactos controlados a los acelerómetros, dejando caer sobre ellos una esfera de acero de 1 mm de diámetro (desde una altura de 5 mm para el PKGS y de 30 mm para el 8309). En ambos casos se observa la respuesta promedio de 5 eventos de impacto para cada sensor. En estas gráficas pueden verse claramente las frecuencias de resonancia, e incluso se aprecian otras resonancias a mayor frecuencia.

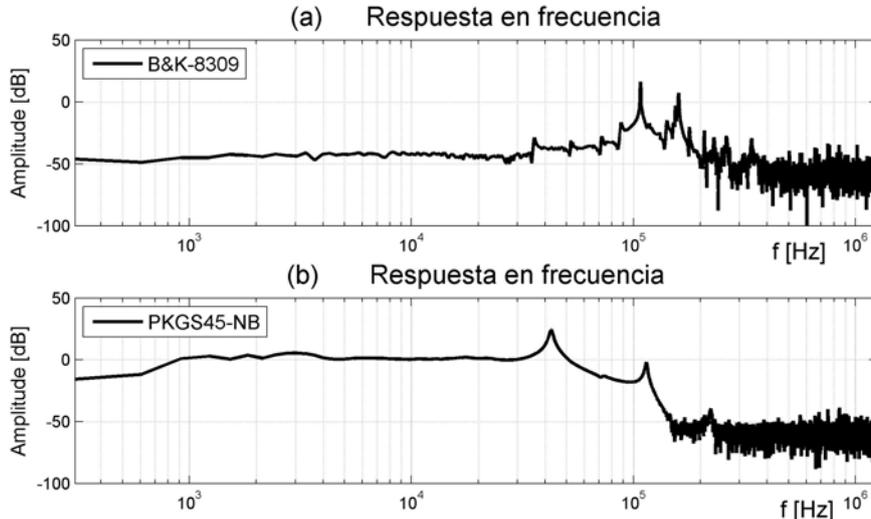


Figura 4-8 *Respuesta en frecuencia de sensores: (a) 8309 y (b) PKGS-45NB.*

El dispositivo 8206-002 B&K, que se muestra en la Figura 4-9, es el instrumento que se utiliza como impactor sensorizado. Está diseñado para ser una fuente de excitación impulsiva para estructuras mecánicas y medir la fuerza del impacto. Internamente tiene un acelerómetro piezoeléctrico y una

electrónica de preamplificación que requiere de una alimentación externa para funcionar. Sus características técnicas aparecen en la Tabla 4-2, donde se aprecia que la salida es en modo voltaje.

El circuito de la Figura 4-10 muestra la etapa de polarización del dispositivo y la de amplificación de la señal. La resistencia $R3$ limita la corriente de polarización del circuito. La señal de aceleración, que se obtiene después del capacitor C_p (que bloquea el nivel de DC) y la resistencia $R4$, se amplifica con un amplificador operacional en configuración no inversor con una ganancia ajustable. Las resistencias se establecieron con los siguientes valores, $R1 = 10\text{ k}\Omega$ y $R2$ (Potenciómetro) = $50\text{ k}\Omega$. La ganancia se ajustó para proveer una sensibilidad ajustada a: $S_{V_{\text{Impactor}}} = 3\text{ mV/N}$.



Figura 4-9 Martillo 8206-002 B&K que se utiliza como impactor.

Tabla 4-2 Características del acelerómetro del martillo 8206-002 B&K

Características		8206-002
Sensibilidad	[mV/N]	2.27
Escala máxima de fuerza	[N]	2200
Alimentación	[mA]	2 a 20
Masa sísmica efectiva	[gr]	100
Impedancia de salida	[Ω]	< 100

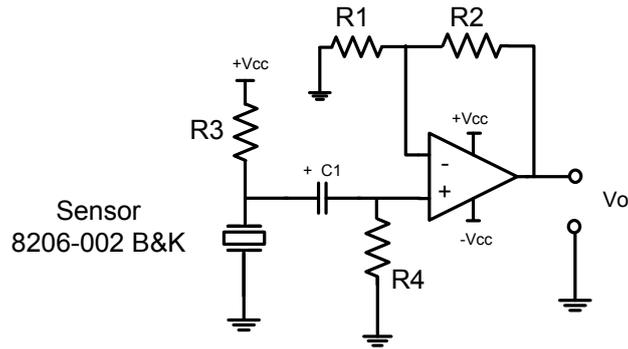


Figura 4-10 Circuito de polarización y amplificador para acelerómetro de Impactor.

Existen tres opciones de materiales para la punta del impactor: aluminio, hule y plástico tipo PVC. Todas ellas tienen forma semiesférica para que el impacto se realice sobre un área pequeña y bien localizada. Dependiendo de que punta se utilice, el impactor generará un impulso de una cierta duración y un cierto espectro. La Figura 4-11 muestra la respuesta típica para cada material (BRUEL & KJAER).

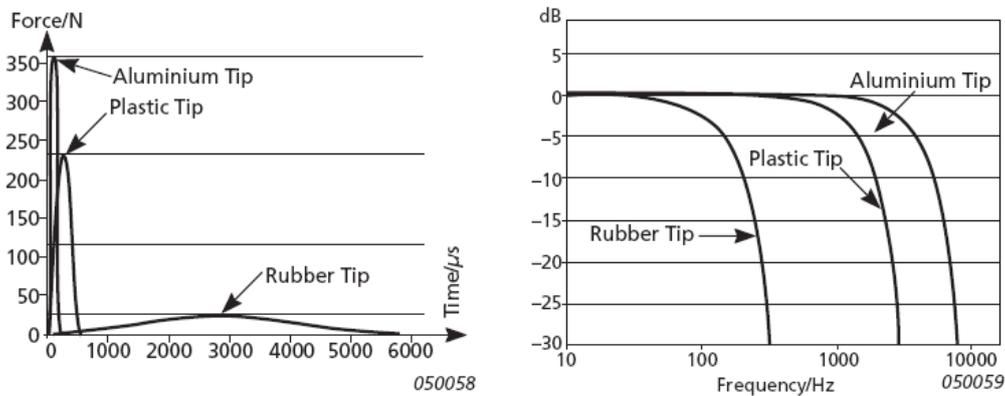


Figura 4-11 Espectro del acelerómetro del martillo con las distintas puntas de prueba: aluminio, plástico y hule (BRUEL & KJAER).

La Figura 4-12 muestra la placa de circuito impreso diseñada y fabricada, con los circuitos amplificadores antes mencionados. Para reducir las interferencias electromagnéticas, en todos los caso, los cables están apantallados. Más adelante, en la sección §4.2.4, se dan detalles sobre las consideraciones que se han tenido, para sujetar los sensores y cables con el objetivo de prevenir interferencias adicionales.

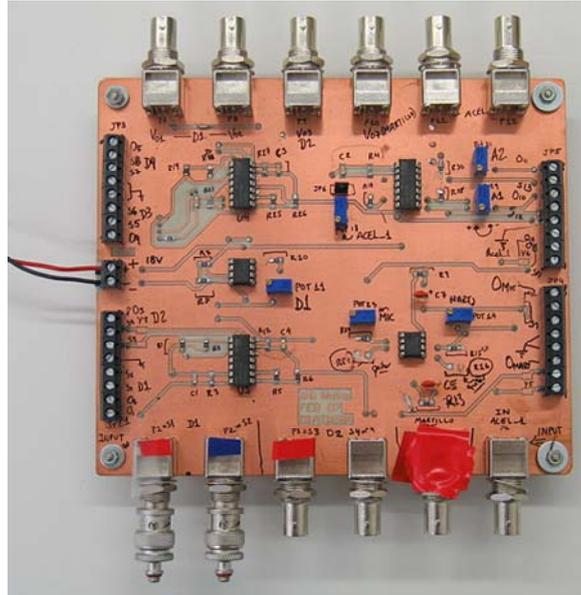


Figura 4-12 Tarjeta de acondicionamiento con amplificadores.

4.2.3.2 Adquisición y almacenamiento de las señales

La salida de los amplificadores está conectada a la tarjeta digitalizadora, NI-PCI-6115, de *National Instruments*. Esta tiene una resolución de 12-bits y cuatro puertos de entrada analógicos, con adquisición sincronizada. Se controla y configura con un programa basado en el lenguaje *LabView 7.1* de *National Instruments*. La Figura 4-13 muestra el diagrama de bloques del proceso de adquisición y almacenamiento.

En todos los experimentos se ha establecido una frecuencia de muestreo de 2.5 MHz, lo que proporciona un amplio ancho de banda. El tiempo de grabación y el número de muestras son parámetros configurables y dependen del experimento.

Dado que las señales de impacto son de muy corta duración, y lo que interesa es capturar esta señal más un cierto número de muestras previas, el programa está configurado para adquirir de forma continua. Un buffer circular en memoria permite almacenar los datos de forma temporal mientras se detecta si ha ocurrido un impacto, que sucede cuando la señal supera un cierto valor de *trigger*. Cuando esta señal se activa, automáticamente se adquieren un cierto número de muestras *pre-trigger*, p , y un cierto número de muestras *post-trigger*, k . Al final, la señal adquirida, N , está compuesta por $(N = p + k)$ muestras. El nivel de *trigger* se ajusta dependiendo del experimento, aunque en la mayor parte de los casos el nivel es de 150 mV. Asimismo, la mayor parte de los experimentos utilizan señales de $N = 5000$ muestras, con $p = 150$ muestras *pre-trigger*.

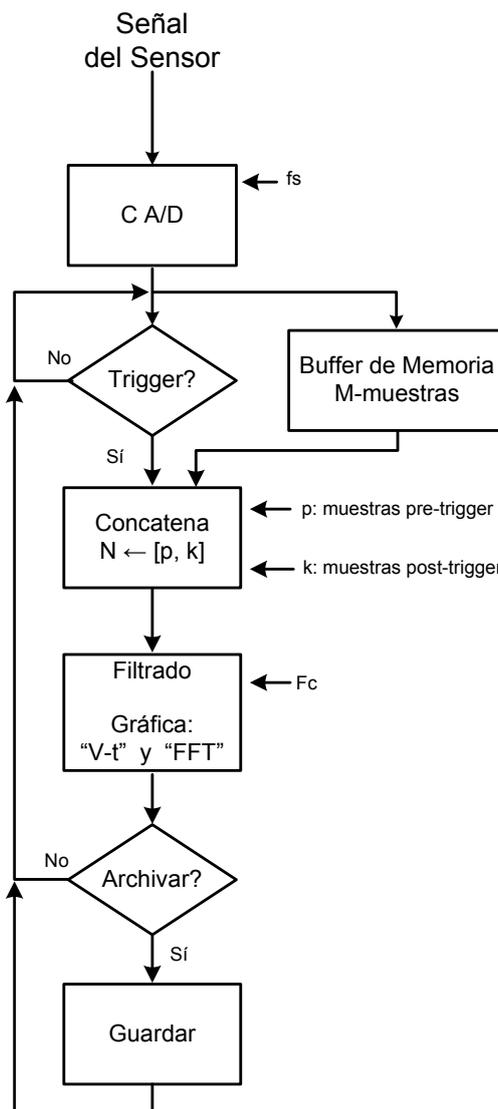


Figura 4-13 Diagrama a bloques del proceso de adquisición con nivel de trigger y almacenamiento de las señales, donde f_s es la frecuencia de muestreo y f_c es la frecuencia de corte del filtro.

La señal adquirida se filtra digitalmente y se representa en tiempo y frecuencia (FFT –*fast Fourier transform*) antes de almacenarse. Visualizar las señales conforme se realizan los experimentos es de gran ayuda para poder asegurar la calidad de los datos. Si hay rebotes o distorsiones en la señal, éstas se descartan. El filtro digital que se ha programado es un paso-bajo tipo Butterworth de orden 5. La frecuencia de corte se ajusta dependiendo del experimento.

4.2.4 Montaje experimental de los sensores

En este apartado se describe el procedimiento utilizado para sujetar los acelerómetros con los cuerpos que colisionan y para fijar los cables de conexión.

Debido a que los impactos entre cuerpos rígidos generan señales impulsivas de alta intensidad y tienen un amplio ancho de banda, se corre el riesgo de que el acelerómetro entre en resonancia o se dañe si se encuentra muy cerca del lugar de impacto. Se pueden mejorar las prestaciones del sistema de medición si el sensor se aleja un poco de la fuente de excitación (Harris et al. 2002), aunque hay un compromiso en la medición debido a la distancia que exista entre el lugar de impacto y la posición del acelerómetro. Esta consideración se ha estudiado en el Capítulo 3, donde se analizan técnicas para compensar el efecto del canal sobre la onda.

El montaje del sensor sobre el objeto de medición es un aspecto que puede ser crítico para la correcta operación del acelerómetro. Dado que el propósito es medir la aceleración del objeto, el acelerómetro debe estar bien sujeto para evitar las vibraciones asociadas a esta unión, las cuales llegan a alterar la frecuencia de resonancia del sensor, obligando a disminuir el ancho de banda útil.

Existen diferentes técnicas para sujetar sensores, siendo las más comunes: atornillar el sensor al objeto de prueba (ésta es la mejor forma de sujeción y muchos acelerómetros tienen adaptado un tornillo que facilita esta operación), pegarlo con algún tipo de cemento o pegamento (por ejemplo, adhesivos de cianoacrilato, sistema muy conveniente si el sensor no se puede atornillar, y la respuesta es casi tan buenas como la sujeción por tornillo), cera adhesiva (útil para montajes rápidos, aunque está limitado a temperaturas inferiores a 40° C), o bien, sujetarlo con una base magnética (solución limitada a superficies ferromagnéticas y a la fuerza del imán) (Webster 1999, BRUEL & KJAER 1998, Mathews 1999).

En este trabajo de Tesis se ha optado por utilizar dos formas de sujeción. Para los acelerómetros tipo PKGS, que son muy pequeños, se usa un pegamento de cianoacrilato de la marca Loctite®, ver Figura 4-14(a). Antes de aplicar el pegamento, los objetos se pulen para dejar una superficie lisa y limpia. Este tipo de adhesivo tiene la ventaja de que solo se requiere una pequeña gota y se seca y endurece rápidamente, añadiendo una masa despreciable al sistema.

El acelerómetro B&K-8309 por su parte, se atornilla aprovechando el tornillo que tiene integrado, como se aprecia en la Figura 4-14(b). Dado que los objetos que se utilizan como muestras no tienen rosca propia, se les ha pegado una tuerca metálica (de 0.8 gr) también con el pegamento de cianoacrilato.

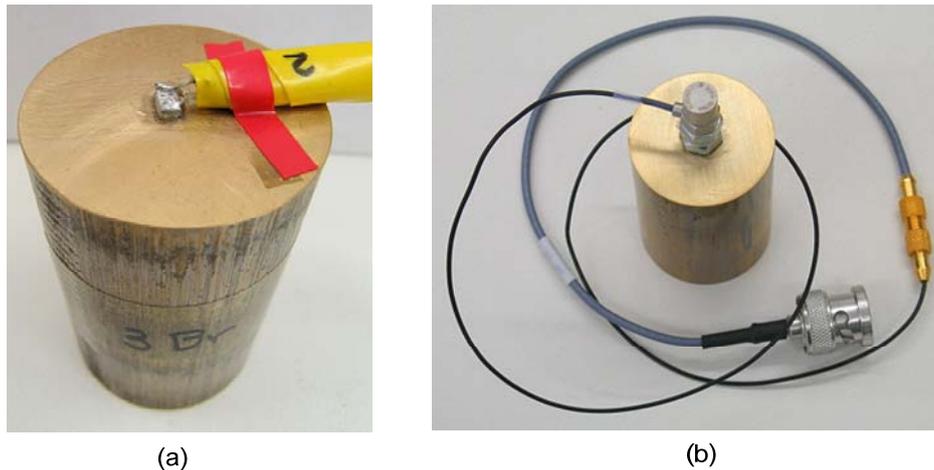


Figura 4-14 *Detalle de la sujeción de los acelerómetros a cilindros. (a) Murata PKGS-45NB. (b) Acelerómetro 8309.*

Estas dos formas de sujetar a los acelerómetros tienen la ventaja de que ofrecen una buena sujeción con el objeto de prueba y son suficientemente robustos como para resistir las fuerzas de los impactos (cabe aclarar que los impactos no se desarrollarán directamente sobre los sensores). Aun así, si bien la solidez del pegado con cianoacrilato se puede considerar una ventaja, también puede representar un problema cuando se desea despegar el acelerómetro del objeto de prueba, tarea que si no se hace bien puede llegar a dañar al sensor.

Además del montaje de los sensores también se considera la sujeción de los cables de conexión. Esto es importante para minimizar distintas fuentes de interferencia. Por un lado, el ruido triboeléctrico aparece con el movimiento de los cables (Pallas-Areny et al. 2001). Este fenómeno surge cuando dos materiales de distinto tipo se rozan y se polarizan eléctricamente con cargas opuestas. Por esta razón, si un cable se dobla, tuerce, golpea, agita, etc., se pueden producir cargas eléctricas entre el aislante exterior y los aislantes que rodean al conductor, o bien, las cargas pueden aparecer entre estos últimos y los mismos conductores, agregándose a la señal que se está midiendo.

Otro problema asociado con el movimiento de los cables es que estos pueden cambiar su capacitancia cuando se doblan. Esto es particularmente crítico si el sensor tiene como salida una carga eléctrica, ya que el cambio de capacitancia debida al cable se integrará a la señal en forma de ruido (Harris et al. 2002).

4.3 Método para determinar los parámetros del modelo de impacto y los materiales utilizados

En esta sección se presenta una propuesta de método experimental para calcular los parámetros del modelo que se describe en el Capítulo 2. Asimismo, se detallan los materiales utilizados y se comparan los resultados experimentales con las señales obtenidas en el modelo teórico.

4.3.1 Materiales utilizados

El modelo está basado en impactos entre cuerpos rígidos, los cuales están formados por un conjunto de doce cilindros de distintos materiales y tamaños y en un impactor sensorizado. La Figura 4-15 reproduce un esquema simplificado de la estructura para generar impactos que se describe en el Capítulo 2.

Los doce cilindros han sido los objetos de prueba y están fabricados en cuatro tipos de materiales: acero, aluminio, bronce y latón. Todos ellos con un diámetro de, $d_c = 30$ mm, en tres distintas longitudes: $L1 = 10$ mm, $L2 = 30$ mm y $L3 = 50$ mm, denominados como las muestras pequeñas, medianas y grandes respectivamente, ver Figura 4-16. Por cada material se tienen tres cilindros de distintos tamaños, y por lo tanto, de distintas masas, como se muestra en la Tabla 4-3. La Tabla 4-4, por su parte, muestra las características mecánicas de los materiales mencionados.

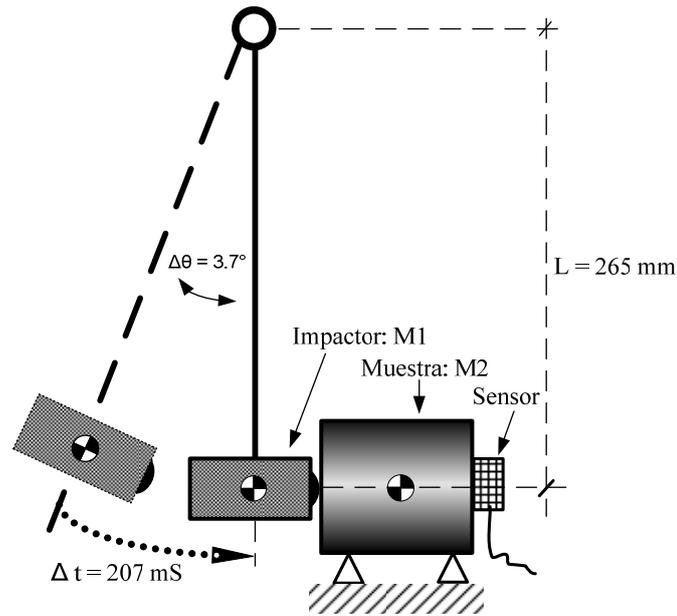


Figura 4-15 Diagrama simplificado de la estructura para impactos.



Figura 4-16 Imagen de los cilindros con tuerca.

Tabla 4-3 Masas y tipo de cilindros

Material	Peso de los cilindros en [gr]		
	Pequeños	Medianos	Grandes
Aluminio	21.31	61.62	102.38
Acero	56.32	166.91	277.10
Bronce	70.48	209.53	348.13
Latón	60.86	180.14	299.60

Masa efectiva del IMPACTOR: $m_1 = 100 \text{ gr}$

Masa acelerómetro (8309): 3 gr

Masa acelerómetro (PKGS-45NB): 0.025 gr

Tabla 4-4 Características mecánicas de los materiales

Material	Tipo	Características		
		Densidad (*) ρ [gr/cm ³]	Módulo de Young (**) E [Gpa]	Límite elástico (**) (Yield point) [Mpa]
Aluminio	2011	2.82	70	295-310
Acero	1020	7.87	200	450-690
Bronce	Br-10%	8.7	100	130
Latón	con 3% Pb 40% Zn	8.5	105	270

(*) Valores experimentales

(**) De tablas (Benham et al. 1996)

Como se ha explicado con anterioridad, el impactor es un martillo sensorizado cuya punta está fabricada en aluminio y tiene forma redondeada, como una media esfera, que es la que impacta directamente sobre los cilindros de prueba Figura 4-15. Para garantizar que la velocidad de choque sea la misma en todos los experimentos, el impactor se sujeta con un electroimán formando un ángulo $\Delta\theta$ con respecto a la vertical. Las muestras cilíndricas se colocan sobre una espuma rígida, en una posición que permite que el impacto sea colineal y esté centrado en una de las caras planas de los cilindros.

4.3.2 Procedimiento para calcular los parámetros del modelo

Los parámetros que se requieren para simular el modelo propuesto en el Capítulo 2 son las constantes de elasticidad (rigidez), $k1$ y $k2$, y las constantes de amortiguamiento, $c1$ y $c2$, de cada uno de los objetos de prueba. Para estimarlas, se propone el siguiente procedimiento (Molino et al. 2009):

a. Medición de la duración del pulso, t_p

Desde el punto de vista de una colisión elástica, y observando la ecuación (2.25), que se reproduce a continuación como ecuación (4.2), es evidente que la duración del pulso de un impacto, t_p , es un parámetro relacionado con la masa de los objetos y la constante de elasticidad de estos. Ello significa que para cada colisión, entre el impactor y cada una de las muestras cilíndricas,

habrá un pulso con una duración específica. Para medir estos pulsos se realizan doce experimentos (uno por cada cilindro) donde cada muestra se golpea con el impactor diez veces. Para cada una de estas colisiones se capturan las respuestas de los sensores del cilindro y del impactor y se obtiene una respuesta promedio.

$$t_p = \pi \sqrt{\frac{m_{eq}}{k_{eq}}} \quad (4.2)$$

Medir la duración de los impactos puede ser una tarea difícil ya que no siempre es fácil localizar los puntos de inicio y fin de este tipo de señales. Una alternativa que se propone es utilizar como referencia las señales medidas con el impactor, que debido a su similitud con la función seno-versado, ecuación (2.14) que por comodidad se reproduce nuevamente aquí como ecuación (4.3), permite calcular su duración si se mide el ancho promedio del pulso, t_{av} , el cual se determina al medir el ancho del pulso a la mitad de la amplitud máxima, a partir del cual se calcula t_p , aplicando la ecuación (4.4) (Harris et al. 2002), como se muestra en la Figura 4-17.

$$p(t) = \frac{p_0}{2} \left(1 - \cos \frac{2\pi t}{t_p} \right) = p_0 \sin^2 \frac{2\pi t}{t_p} \quad [0 < t < t_p] \quad (4.3)$$

$$p(t) = 0 \quad [t > t_p, t < 0]$$

$$t_p = 2 \cdot t_{av} \quad (4.4)$$

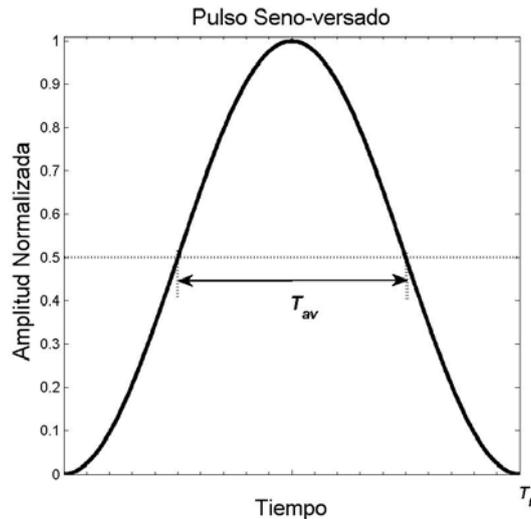


Figura 4-17 *Seno-Versado marcando en el ancho el promedio t_{av} .*

b. Medición de las constantes de elasticidad, k_1 y k_2

El siguiente paso es estimar la constante de elasticidad k_1 (rigidez del impactor) a través de un experimento de control. Para este experimento se requiere que ambos cuerpos, el impactor y el objeto de prueba, tengan características similares, como ser del mismo material y tener dimensiones y masas similares, $m_{impactor} \approx m_{muestra}$.

Considerando lo anterior, podemos asumir que ambos objetos tienen constantes de elasticidad similares, $k = k_1 \approx k_2$, y dada la ecuación (2.21), que se reproduce aquí como ecuación (4.5), es fácil observar que en este caso, $k = 2 k_{eq}$. A partir de (4.2), (4.5) y (4.6) se determina k_1 , y con esta se puede empezar a calcular las constantes k_2 particulares de cada cilindro, aplicando las mismas ecuaciones.

$$k_{eq} = \frac{k_1 \cdot k_2}{k_1 + k_2} \quad (4.5)$$

$$m_{eq} = \frac{m_1 \cdot m_2}{m_1 + m_2} \quad (4.6)$$

c. Medición de las constantes de amortiguamiento, c_1 y c_2

El amortiguamiento es un parámetro que tiene un gran efecto en la respuesta del sistema, justo después de que el impacto ha terminado y el sistema oscila en estado estacionario. El amortiguamiento está relacionado con el decremento de la amplitud de la respuesta oscilatoria del sistema. Su medición no siempre es sencilla, particularmente cuando el factor de amortiguamiento es mayor a 1, $\zeta \geq 1$. Para sistemas subamortiguados, $\zeta \leq 1$, el factor ζ puede estimarse midiendo el decremento exponencial de la respuesta al impulso del sistema, utilizando las ecuaciones (2.9) y (2.10), que aquí se reescriben como ecuaciones (4.7) y (4.8), donde U_i y U_{i+1} son las amplitudes de picos consecutivos de la respuesta del sistema.

$$\Delta = \ln\left(\frac{u_i}{u_{i+1}}\right) = \frac{2\pi\zeta}{\sqrt{1-\zeta^2}} \quad (4.7)$$

$$\zeta = \frac{\Delta}{\sqrt{4\pi^2 + \Delta^2}} = \frac{c}{2\sqrt{km}} \quad (4.8)$$

En este trabajo de Tesis se propone medir el decremento exponencial, Δ , asignando a U_1 el pico máximo de aceleración producida por el impacto y a U_2 el siguiente pico que aparezca en la respuesta del sistema, esto aplica tanto a la respuesta del impactor como a la de los cilindros.

Una vez calculado el decremento exponencial, y habiendo calculado previamente k_1 y k_2 como se indica en el apartado anterior, es posible utilizar la ecuación (4.8) para determinar c_1 y c_2 (de cada objeto de muestra), donde k y m son los parámetros particulares de cada cilindro.

4.3.3 Resultados experimentales para el cálculo de parámetros del modelo

En este apartado se muestran los resultados de los experimentos realizados para calcular los parámetros del modelo. Las condiciones de los experimentos son las siguientes:

- Todos los experimentos se realizaron con las mismas condiciones de impacto. Para cada muestra se realizan diez impactos independientes. Con estas señales se calculan las respuestas promedio del impactor y de los cilindros. Al final de los experimentos se tiene un conjunto de 24 respuestas temporales promedio: doce corresponden a las respuestas del impactor (una por cada cilindro) y las otras doce corresponden a las respuestas de cada cilindro. La Figura 4-18 muestra un ejemplo de estas respuestas usando el sensor 8309 con el cilindro de bronce mediano. La Figura 4-18 (a) y (b) corresponden a la señal del impactor: en la primera aparecen diez impactos y en la segunda el promedio de estas. La Figura 4-18 (c) y (d) muestran las respuestas correspondientes al cilindro de bronce mediano.

- Todas las muestras se colocan en posición horizontal sobre una espuma rígida (que evita que se deslice el objeto evitando pegarlo sobre una base) y se orientan para recibir un impacto centrado y colineal. Para garantizar la repetitividad de los impactos y que la velocidad de choque no supere el límite que produce deformaciones plásticas, esto es, velocidades superiores a 0.1 m/s (Stronge 2004), el impactor se sujeta con un electroimán a un ángulo de $\Delta\theta = 3.7$ grados. De esta forma la velocidad en el momento de contacto es de $v_{1i} = 0.082 \text{ m/s}$. (En esta posición el impactor tarda $\Delta t = 207 \text{ ms}$ en colisionar con las muestras, lo que supone una velocidad angular de 0.31 Rad/s , ya que el mango del impactor mide $L = 265 \text{ mm}$).

4.3.3.1 Resultados experimentales de la medición del ancho del pulso t_p :

Para medir la duración del pulso de impacto se utilizaron las señales promediadas generadas por el impactor, como la que se muestra a modo de ejemplo en la Figura 4-18 (b). Se considera que estas señales se aproximan a un seno-versado, como el de la ecuación (4.3), por lo que el ancho del pulso, t_p , se mide siguiendo los pasos descritos en la sección §4.3.2 de este Capítulo. Los resultados aparecen en la Tabla 4-5, donde se observa que existe una concordancia entre el ancho del pulso y la masa de las muestras. Para cada material, las muestras pequeñas tienen los pulsos más cortos. Esta relación se observa gráficamente en la Figura 4-19, que muestra la relación del ancho del pulso contra la masa relativa de todos los materiales y de cada experimento, por lo que también se observa la variabilidad de la duración del pulso entre experimentos para cada objeto.

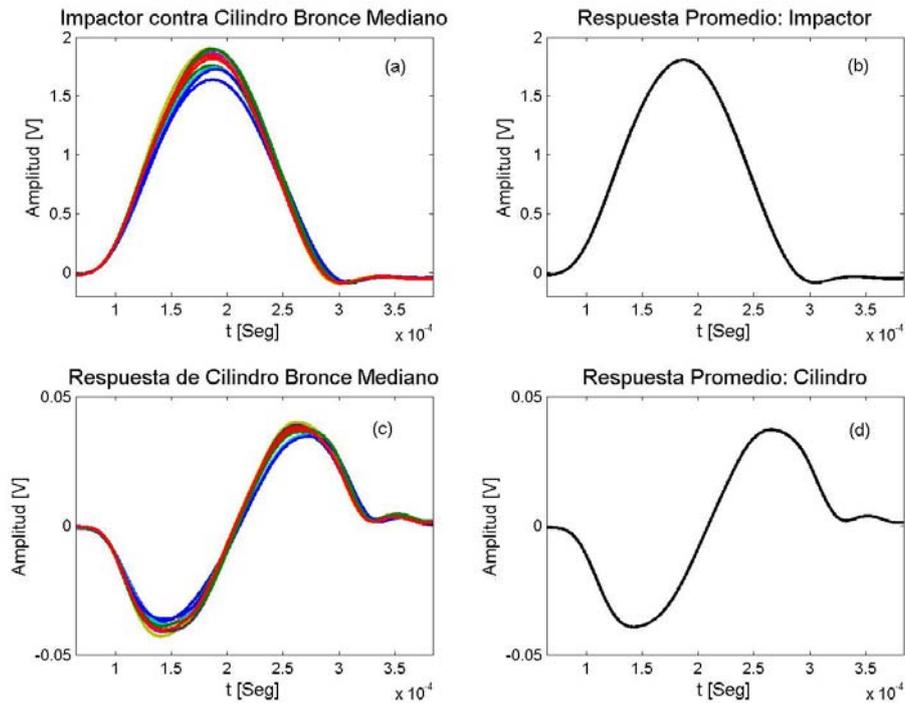


Figura 4-18 Ejemplo de respuestas usando el sensor B&K8309 con el cilindro de bronce mediano. (a) 10 respuestas del Impactor. (b) Promedio de las respuestas del impactor. (c) Las 10 respuestas del cilindro y (d) el promedio de estas.

Otra información interesante de esta gráfica es que existe una clara relación entre el ancho del pulso, el tipo de material y la masa relativa. Sin embargo, esta gráfica es importante porque permite ver el comportamiento de cada material y estimar el valor del ancho del pulso a partir de la masa, o viceversa, si se sabe el ancho de pulso, se puede estimar la masa del objeto. Esto se aprecia claramente viendo las líneas que unen los distintos puntos.

Tabla 4-5 Duración de los pulsos de impacto de cada cilindro

Material	Duración, τ_p [μ S]		
	Pequeño	Mediano	Grande
Aluminio	144.80	196.80	212.00
Acero	170.00	203.20	219.20
Bronce	188.00	226.40	239.20
Latón	189.00	228.10	244.00

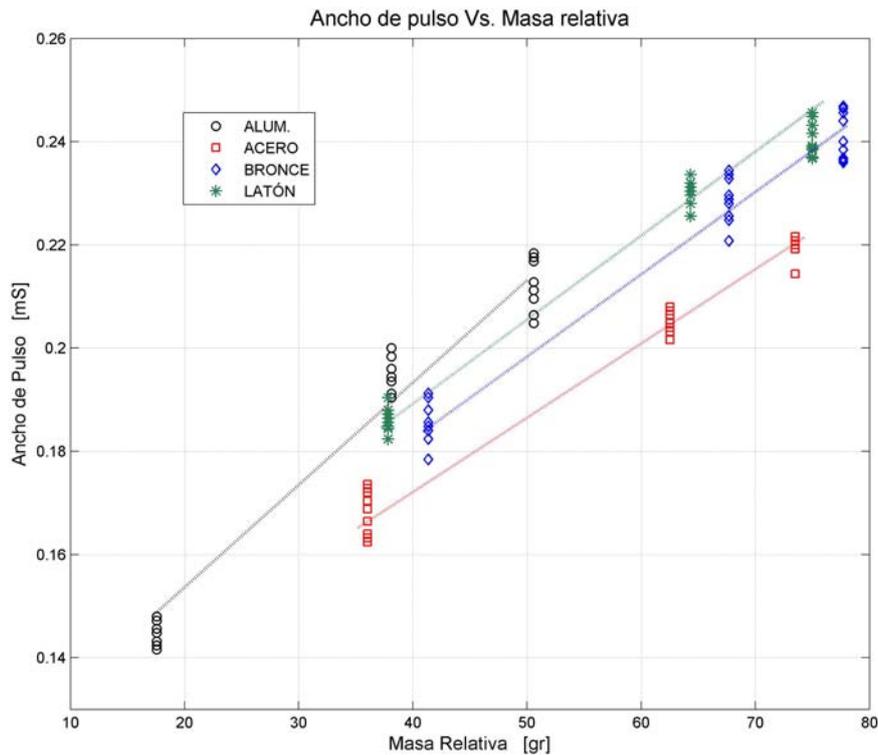


Figura 4-19 Gráfica que muestra la relación del ancho de pulso contra la masa relativa. Las líneas marcan la tendencia de cada material.

4.3.3.2 Experimento de control para calcular k_1 :

Para medir la constante de elasticidad k_1 del impactor, se utiliza el cilindro de aluminio grande como muestra de referencia. Este tiene una masa similar a la del impactor, ver la Tabla 4-3, y son del mismo tipo de material. De la Tabla 4-5 se ve que el ancho de pulso con este cilindro es de $212 [\mu s]$. Al despejar k_{eq} de la ecuación (4.2) se obtiene como resultado que $k_1 = 22.54 [MN/m]$.

4.3.3.3 Resultados de la medición de las constantes k_2 de los cilindros

A partir del experimento de control, donde se calculó la constante k_1 que pertenece al impactor, es posible calcular las constantes k_2 de cada uno de los cilindros, aplicando las ecuaciones (4.2), (4.5) y (4.6). Los resultados se muestran en la Tabla 4-6, donde también se aprecia que existe una relación entre la constante de los materiales y su masa (o tamaño en este caso).

Tabla 4-6 Valores de k2 para cada cilindro.

Material	Constante de cilindros k_2 , [MN/m]		
	Pequeño	Mediano	Grande
Aluminio	15.56	17.99	22.54
Acero	29.18	45.29	46.11
Bronce	24.89	31.26	33.22
Latón	20.71	26.99	27.87

Impactor: $k_1 = 22.54$ [MN/m]

Otra relación interesante es la que existe entre la amplitud máxima del impacto y el ancho del pulso, que aparece en la Figura 4-20, donde se muestran sólo los valores promedio para cada uno de los objetos. A partir de esta gráfica, es evidente que existe una correlación entre el nivel de aceleración, la masa de las muestras y el ancho del pulso.

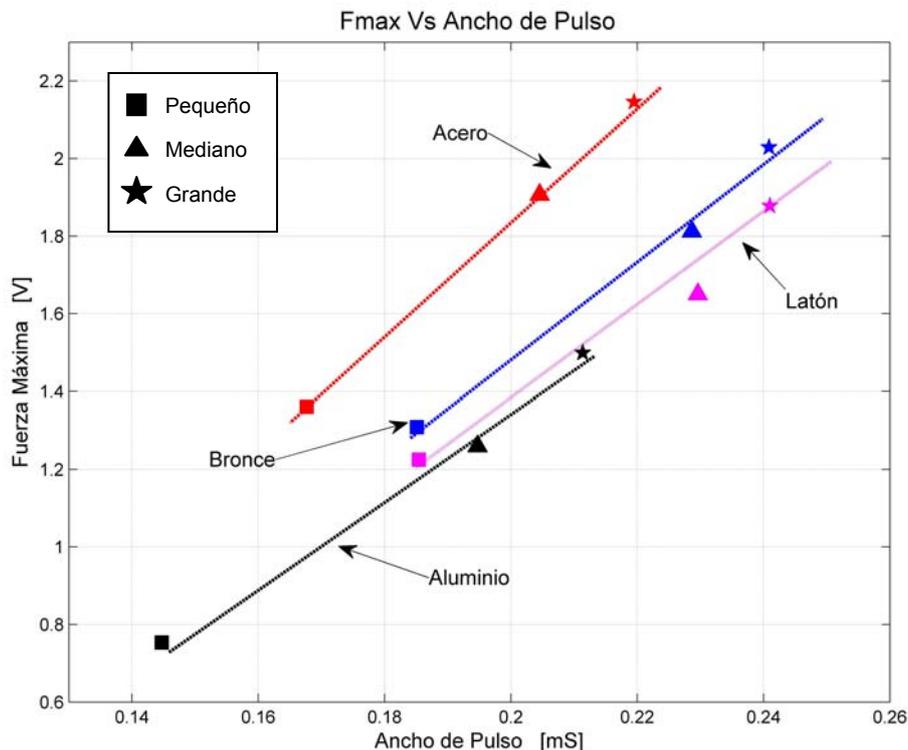


Figura 4-20 Gráfica de amplitud máxima del impacto contra ancho de pulso.

Es interesante observar que las líneas que unen los puntos marcan el comportamiento de cada material y se observa que es posible estimar la fuerza

si se conoce la masa y tipo de material, o bien, si se sabe el tipo de material y la masa, puede estimarse el nivel de aceleración del impacto, siempre y cuando se realicen bajo las mismas condiciones de impacto.

4.3.3.4 Resultados de la medición de las constantes c_1 y c_2

Para el cálculo de las constante c_1 y c_2 se asume que los cilindros y el impactor tienen una respuesta subamortiguada, por lo que se utiliza el método del decremento logarítmico para calcular el valor de estos parámetros.

Primero se calcula el valor de c_1 , que está asociado al impactor. La Figura 4-21 muestra el detalle de cómo se midieron las amplitudes U_1 y U_2 que permiten calcular el decremento definido en la ecuación (4.7). La Tabla 4-1 muestra los resultados individuales del amortiguamiento del impacto ante cada uno de los cilindros. Se observa que todos ellos tienen valores similares entre sí, donde la mayor diferencia es del 4.8% con respecto a la media. Este resultado es significativo ya que muestra que c_1 es un parámetro particular al impactor y puede considerarse independiente del material con el cual impacta. A partir de esta conclusión, se considera que el amortiguamiento del impactor equivale al valor promedio de $c_1 = 1909 [N s/m]$.

Los valores de c_2 para cada uno de los objetos de prueba se calcularon siguiendo el procedimiento descrito más atrás y se muestran en la Tabla 4-8. A modo de ilustración, la Figura 4-22 muestra la medición de las amplitudes U_1 y U_2 para el cilindro de bronce mediano. En este caso se observa que cada objeto tiene su valor particular de amortiguamiento.

Tabla 4-7 Valores de C_1 del impactor ante cada muestra.

Material	Constante c_1 del Impactor [N s/m]		
	Pequeño	Mediano	Grande
Aluminio	1869	1870	1901
Acero	1898	1900	2001
Bronce	1924	1885	1852
Latón	1924	1940	1940

Promedio: $c_1 = 1909 [N s/m]$

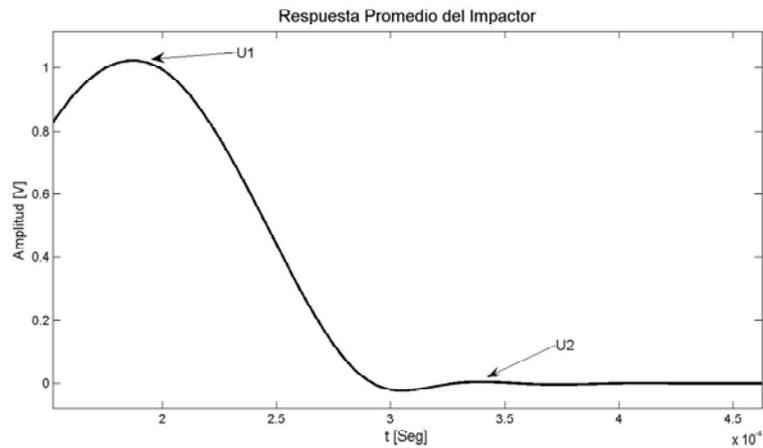


Figura 4-21 Respuesta del impactor ante cilindro de bronce mediano y localización de los picos U1 y U2.

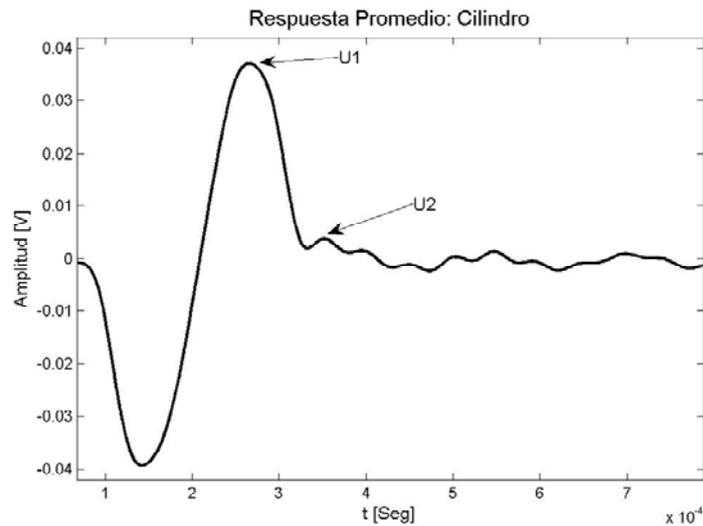


Figura 4-22 Respuesta del cilindro de bronce mediano y localización de picos U1 y U2.

Tabla 4-8 Amortiguamiento c_2 de cada muestra.

Material	Constante c_2 [N s/m]		
	Pequeño	Mediano	Grande
Aluminio	206	531	802
Acero	483	1170	1670
Bronce	848	2028	2423
Latón	667	1070	2768

Impactor: $c_1 = 1909$ [N s/m]

4.3.4 Procedimiento de validación del modelo y resultados

En términos generales, uno de los objetivos que se tienen al validar un modelo es, por un lado, verificar que dicho modelo es suficientemente bueno y sirve para el propósito para el cual fue diseñado, y por otra parte, observar qué también describe al proceso o sistema real (Ljung 1987, NIST 2006). Un método común y efectivo para validar es comparar las respuestas del modelo y del sistema real ante los mismos datos de entrada. Este proceso se esquematiza en la Figura 4-23. Si la diferencia entre las respuestas es pequeña, entonces se considera que el modelo es válido, esto es, tiene un comportamiento creíble y comparable con la realidad (Ljung et al. 1994, Schoukens et al. 1991). Dado que un modelo se diseña con un fin específico, las pruebas que se realicen para validarlo y definir el umbral de “diferencia pequeña” depende del contexto del problema, de la aplicación y del modelo mismo (Sargent 1998).

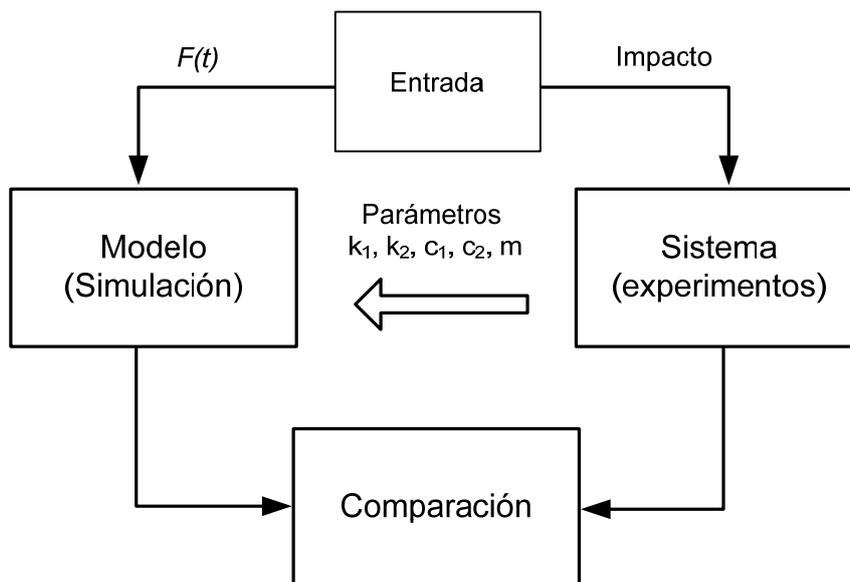


Figura 4-23 Prueba para validación del modelo.

En este trabajo de Tesis, una de las condiciones que se han establecido para decidir el buen comportamiento del modelo es que las diferencias entre el modelo y el sistema real, para cada uno de los objetos de prueba, estén dentro del mismo rango de valores (Molino et al. 2009). Esto es, que las diferencias sean estables para que todas tengan el mismo rango de validez (Ljung et al. 1994).

La comparación del modelo y los datos experimentales se realiza calculando el error cuadrático medio (*mse* –*mean square error*) (NIST 2006) como se define en la ecuación (4.9), donde la respuesta real está representada por, y_i , mientras que la respuesta del modelo corresponde a, y_{Mi} , y el número de muestras de las señales está definido por n .

$$mse = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - y_{Mi})^2 \quad (4.9)$$

Otra forma adicional de confirmar el buen comportamiento del modelo con respecto a los datos reales es observar gráficamente las respuestas temporales del modelo y del sistema real (Molino et al. 2009). Este enfoque es simple y permite determinar fácilmente la calidad de los resultados obtenidos (Schoukens et al. 1991). A partir de esta observación, y junto con el cálculo del error cuadrático medio para cada objeto, es posible establecer un umbral de “diferencia pequeña” con un buen nivel de objetividad.

4.3.4.1 Procedimiento para la simulación del modelo

Para simular el modelo se utiliza el lenguaje de programación *MATLAB* y sus herramientas *ODE* (*ordinary differential equations*), que da solución a sistemas de ecuaciones diferenciales ordinarias, como las ecuaciones de estado (2.18) y (2.19) del Capítulo 2 que describen el comportamiento de los objetos durante el impacto.

La *ODE* que se utiliza es “*ode45*”. Esta se basa en el método de Runge-Kutta, que es un algoritmo iterativo que calcula el dato presente, $y(t_n)$, utilizando sólo la solución del dato inmediatamente anterior $y(t_{n-1})$. Para mayor detalles sobre *ode45* ver las siguientes referencias, (Press et al. 1992, Hatch 2000).

Las condiciones iniciales que especifican la solución de interés están definidas por las condiciones de los objetos en el momento del impacto, como aparece en la ecuación (2.20). Por otra parte, las herramientas *ODE* sólo aceptan ecuaciones diferenciales de primer orden, por lo cual las ecuaciones de estado del modelo se reescriben en un sistema equivalente, que aparece en las ecuaciones (4.10 a,b,c,d) y (4.11 a,b,c,d). Este cambio de notación define cuatro estados, dos de posición (y_1 y y_3) y dos de velocidad (y_2 y y_4), como se aprecia en las relaciones de las ecuaciones (4.12 a,b,c,d). Para calcular la aceleración de las masas basta con derivar las velocidades que calcula la *ODE*.

La fuerza $F(t)$ está definida por un seno-versado de duración t_p . El proceso de simulación utiliza las ecuaciones (4.10 a,b,c,d) para el rango de tiempo $0 \leq t \leq t_p$. Una vez ha terminado el pulso de la fuerza, la simulación continua a través de las ecuaciones (4.11 a,b,c,d). Luego, al terminar el tiempo definido para la simulación, los resultados se grafican y analizan.

para : $0 \leq t \leq t_p$

$$\begin{aligned} \dot{y}_1 &= y_2 \\ \dot{y}_2 &= \frac{1}{m_1} [-k_1 (y_1 - y_3) - c_1 (y_2 - y_4)] \\ \dot{y}_3 &= y_4 \\ \dot{y}_4 &= \frac{1}{m_2} [-F(t) - k_1 (y_1 - y_3) + c_1 (y_2 - y_4) - k_2 y_3 - c_2 y_4] \end{aligned} \quad (4.10 \text{ a,b,c,d})$$

para : $t_p > t$

$$\begin{aligned} \dot{y}_1 &= y_2 \\ \dot{y}_2 &= \frac{1}{m_1} [-k_1 y_1 - c_1 y_2] \\ \dot{y}_3 &= y_4 \\ \dot{y}_4 &= \frac{1}{m_2} [-k_2 y_3 - c_2 y_4] \end{aligned} \quad (4.11 \text{ a,b,c,d})$$

Cambio de notación :

$$\begin{aligned} y_1 &= x_1 \quad \text{posición } m_1 \\ \dot{y}_1 &= y_2 \quad \text{velocidad } m_1 \\ y_3 &= x_2 \quad \text{posición } m_2 \\ \dot{y}_3 &= y_4 \quad \text{velocidad } m_2 \end{aligned} \quad (4.12 \text{ a,b,c,d})$$

4.3.4.2 Resultados de la validación del modelo

Para validar el comportamiento del modelo descrito en el Capítulo 2 de esta Tesis (Molino et al. 2009), se comparan las respuestas reales, generadas a través de experimentos de impactos, con las simulaciones del modelo, para esto, en el modelo se usan los parámetros estimados experimentalmente en los apartados anteriores y que aparecen en las Tabla 4-5, Tabla 4-6 y Tabla 4-8.

La Figura 4-24 muestra una comparación entre la respuesta de tres cilindros distintos, arriba aparece la respuesta del cilindro de latón pequeño, al centro la

del cilindro de acero mediano y abajo la del cilindro de aluminio grande. Para comparar las señales, estas se normalizaron y se les aplicó un desplazamiento en el tiempo, así el inicio de ambos pulsos coincide en el mismo punto. Las líneas gruesas corresponden a la respuesta del modelo, mientras que las punteadas muestran la respuesta real. En la misma gráfica se ha colocado una marca sobre la respuesta del impactor para indicar el punto que se identifica como el final del pulso.

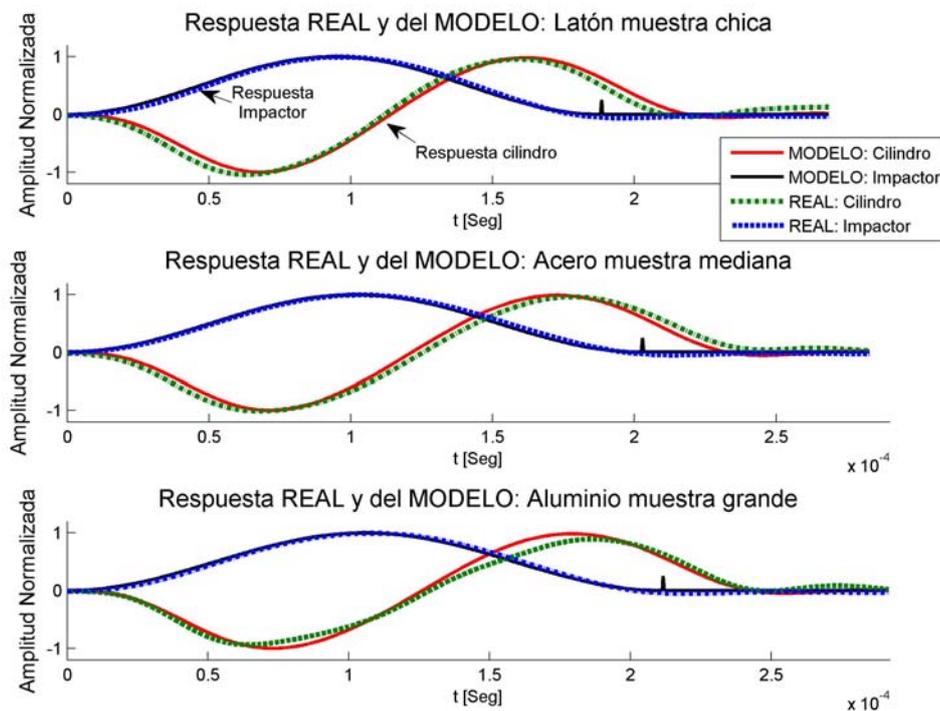


Figura 4-24 Comparación de tres respuestas del modelo con respecto a los correspondientes cilindros reales.

En la Figura 4-25(a) se grafica el error cuadrático medio, en porcentaje, entre el modelo y los experimentos de cada una de las respuestas del impactor con cada uno de los cilindros. Los errores más grandes corresponden a los impactos con las muestras más pequeñas. Estas diferencias pueden tener como origen las asimetrías en el pulso real debido al espesor de dicha muestras, vale la pena recordar que el modelo de la respuesta del impactor es un seno-versado como el que se muestra en la Figura 4-17.

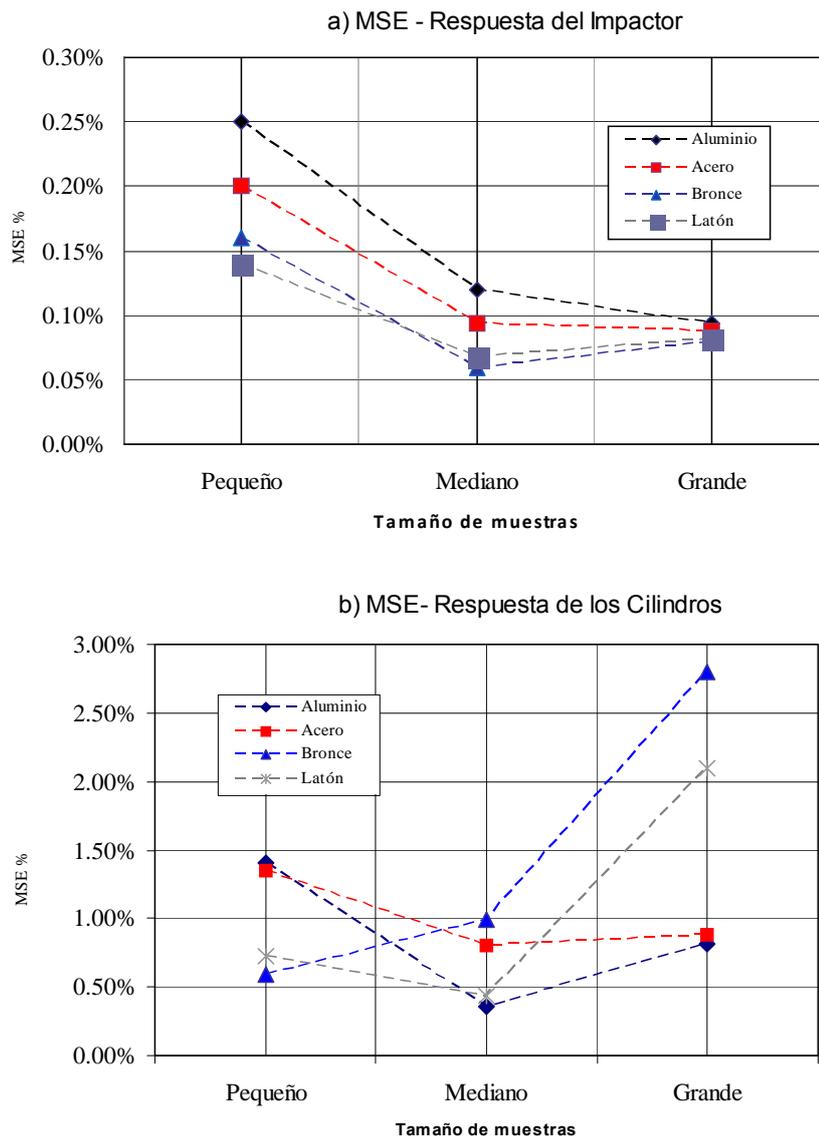


Figura 4-25 Error cuadrático medio entre resultados experimentales y simulados. (a) Para señales del Impactor. (b) Para señales de los cilindros.

En todos los casos el error ha sido menor al 0.25%, y entre todas las muestras se mantiene entre 0.06% y 0.25%, por lo que puede concluirse que el error es pequeño si está dentro de este rango.

Además de esto, otra conclusión importante es que en este tipo de experimentos es correcto asumir que el pulso del impactor se aproxima a la función seno-versado que se ha descrito con anterioridad. Esto es relevante ya que en el Capítulo 3 se modela la fuerza del impacto con una función de este tipo.

La Figura 4-25(b) muestra el error cuadrático medio entre la respuesta real y la respuesta del modelo para cada uno de los cilindros. Se aprecia que los errores son ligeramente mayores en relación a los de la Figura 4-25(a), siendo el peor de ellos cercano a ~2.8%, que aun así es razonablemente pequeño. El resto de los errores se encuentran por debajo del 2.1%, con valores similares para la mayoría de ellos.

Encontrar que el error cuadrático medio sea estable entre las distintas muestras cilíndricas muestra que el modelo tiene un buen comportamiento, y dentro del contexto en el que se han definido y realizado las mediciones, presenta una buena aproximación al comportamiento real del sistema.

Las gráficas comparativas entre las señales reales y simuladas también muestran que el modelo responde de forma similar a lo medido experimentalmente.

La validez del modelo está limitada a parámetros medidos con impactos de baja intensidad que no produzcan deformaciones plásticas permanentes. Asimismo, el modelo está pensado para simular impactos solamente entre materiales rígidos. Desde el punto de vista práctico, a través de los experimentos se ha visto que la medición de los parámetros se dificulta más conforme disminuye el tamaño de las muestras.

4. 4 Análisis de señales de impactos para estimar el sistema inverso usando redes neuronales

En esta sección se evalúa el proceso de entrenamiento que se describe en el Capítulo 3, § 3.3, de esta Tesis, para realizar un filtrado inverso con el fin de compensar los efectos de distorsión en la medición indirecta de un impacto. La propuesta se basa en el uso de redes neuronales para identificar el inverso de un sistema mediante el esquema que se muestra en la Figura 3.9.

La evaluación aborda dos puntos, el primero trata la implementación del proceso de entrenamiento que se ha propuesto y el segundo la validación de la red neuronal una vez entrenada. Con el entrenamiento sugerido se cubren distintas condiciones de impacto, en el sentido de que se utilizan señales de colisiones generadas a distintas velocidades de choque para entrenar a la red.

En este sentido, en la validación se verifica que la red neuronal se comporta como el inverso del sistema ante distintos tipos de colisiones, donde las

variaciones están en las velocidades de impacto de los objetos. Por lo mismo, para comprobar que efectivamente se ha identificado el inverso del sistema, se analizan dos parámetros de las señales estimadas por la RNA: la duración y la forma. Estos parámetros son importantes ya que dependen de la velocidad de choque de los cuerpos y la RNA debe estar adaptada para identificarlos correctamente cuando cambian las condiciones de impacto. Asimismo, como se ha explicado en el Capítulo 3, § 3.3, el método propuesto es válido dentro de los límites donde las velocidades de choque permiten modelar a la fuerza como un pulso tipo seno-versado y no se aprecian deformaciones en los objetos.

Como se ha mencionado, la evaluación de la duración del impacto es importante porque es un parámetro que cambia con la velocidad de colisión, por ello, tanto en el entrenamiento como en la validación se utilizan impactos de distintas velocidades para tener señales de distintas duraciones. Por lo mismo, con respecto a la forma del impacto estimado por la red, dado que el entrenamiento hace uso de una señal deseada cuya forma es un pulso de tipo seno-versado, debe verificarse que la respuesta de la red también corresponda a un pulso con estas características.

La valoración de estos parámetros, y la validación en general, se realiza de forma experimental, utilizando señales de impactos generados sobre un grupo de objetos de prueba de distintos materiales y tamaños. Estos objetos son un subconjunto de los cilindros metálicos que se describen en la primera parte de este Capítulo, Figura 4-16, en particular, se utilizan los cilindros grandes de aluminio, de acero, de bronce y de latón, así como los cilindros mediano y pequeño de aluminio. Dichos objetos son los sistemas cuyo sistema inverso identificará la red neuronal, y sus características cubren diversas condiciones de tamaño y de material sobre las que se verifica la validez del método propuesto para hacer un filtrado inverso.

4.4.1 Características del proceso de validación para la identificación inversa de un sistema con datos experimentales de cilindros metálicos

El desarrollo de las pruebas experimentales, así como el proceso de análisis para validar el método propuesto, abarcan los siguientes puntos:

- a) Características de las señales de entrenamiento y validación, así como de su preprocesado.

- b) Definición de la topología de las redes neuronales y detalles del proceso de entrenamiento.
- c) Pruebas de validación con datos experimentales.

4.4.1.1 Características de las señales de entrenamiento y de validación

Como se ya se ha explicado en el Capítulo 3, § 3.3.2.3 y § 3.3.4, el entrenamiento de las redes neuronales es del tipo supervisado, por lo que se requiere generar un conjunto de pares de señales de entrenamiento $\{y[n]; d[n]\}$, donde $\{y[n]\}$ son los datos de entrada a la red, y corresponden a las respuestas del sistema, esto es, a la señal medida por el sensor. Por otra parte, están las señales $\{d[n]\}$ que son el grupo de respuestas deseadas que se esperan obtener a la salida de la red neuronal, y que en este caso, para el entrenamiento, corresponden al modelo de la fuerza de un impacto.

Las señales que se utilizan para entrenar las redes neuronales provienen de impactos experimentales controlados, similares a los que se han descrito en la primera parte de este Capítulo, con la diferencia de que en este estudio se utilizan señales de impactos generados a distintas velocidades, para cada uno de los objetos de prueba, como se ilustra en la Figura 4-26, dónde la velocidad de choque depende de la distancia desde donde inicia el recorrido el péndulo del impactor. En la Tabla 4-9 se muestran los parámetros de las velocidades de impacto para cada distancia. Por otra parte, como ya se ha mencionado, los cilindros usados son los cilindros grandes de aluminio, de acero, de bronce y de latón, así como los cilindros mediano y pequeño de aluminio, Figura 4-16, y el elemento impactor es el martillo sensorizado que se muestra en la Figura 4-9.

Tabla 4-9 Parámetros de la velocidad de impacto.

Distancias [mm]	Altura h [mm]	Ángulo θ [Grad]	Tiempo péndulo [ms]	Velocidad Lineal [cm/s]
D1	2.60	0.013	190.3	1.37
D2	5.14	0.050	200.6	2.56
D3	7.68	0.111	209.2	3.67
D4	10.22	0.197	214.8	4.76
D5	12.76	0.307	218.2	5.85
D6	15.40	0.448	220.8	6.98

L = 265 mm

a) *Adquisición y número de señales de entrenamiento y de validación:*

Sobre cada uno de los objetos cilíndricos utilizados como sistemas de prueba, se desarrollan 60 impactos controlados, divididos en diez impactos por cada una de las distancias (D1,..., D6) que se muestran en la Figura 4-26. De cada una de estas distancia se separan siete impactos para el conjunto de entrenamiento, $\{y_{ent} i_m [n]\}$, dejando los tres impactos restantes para el conjunto de validación, $\{y_{val} i_r [n]\}$, como se describe en la Tabla 4-10.

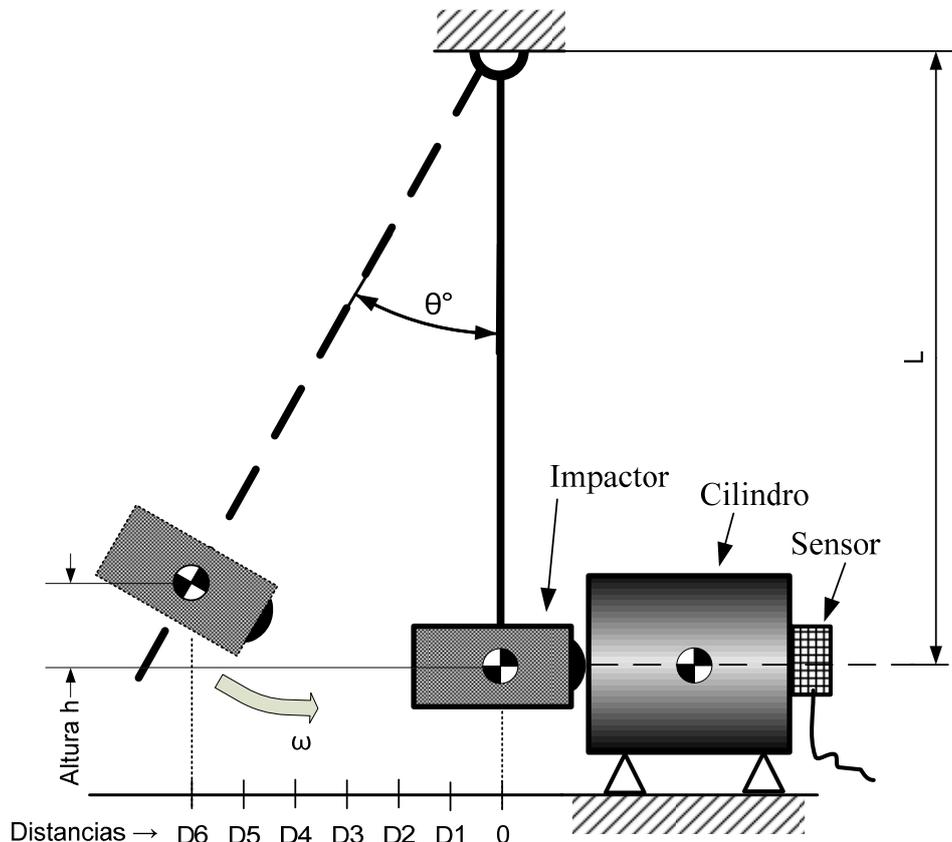


Figura 4-26 Experimento para generar impactos con 6 distintas velocidades de choque.

Tabla 4-10 Señales disponibles para el entrenamiento y la validación.

Distancias	Entrenamiento $\{y_{ent} i_m [n]\}$	Validación $\{y_{val} i_r [n]\}$
D1	$y_{11}, \dots, y_{17},$	$y_{18}, \dots, y_{110},$
...
D6	$y_{61}, \dots, y_{67},$	y_{68}, \dots, y_{610}

Así como en los experimentos descritos en la sección § 4.2.3 de este Capítulo, los datos $\{y[n]\}$ se obtienen con el acelerómetro Bruel 8309, que está conectado al extremo de cada cilindro, a una frecuencia de muestreo de 2.5 MHz, durante 2 ms, lo que equivale a 5000 muestras por cada señal.

Por otra parte, el conjunto de señales deseadas $\{d[n]\}$, son el modelo de la fuerza del impacto, que se desarrolla entre el impactor y cada una de las muestras, el cual se basa en un pulso con forma de seno-versado, como el que se muestra en la Figura 4-17 y que tiene como parámetro la duración del impacto t_p , que se mide experimentalmente utilizando al impactor sensorizado siguiendo el procedimiento descrito en la sección § 4.3.2. La duración de t_p depende del tipo de material, de la masa de los objetos y de la velocidad del impacto. Utilizando los diez impactos de cada distancia se calcula la duración promedio t_p de cada objeto. Los resultados obtenidos se muestran en la Tabla 4-11 y en la gráfica de la Figura 4-27.

Tabla 4-11 Duración promedio de los impactos, t_p , para cada distancia y tipo de cilindro.

CILINDRO	D1 [μ s]	D2 [μ s]	D3 [μ s]	D4 [μ s]	D5 [μ s]	D6 [μ s]
Acero grande	318.1	285.2	267.8	252.5	243.5	235.2
Bronce grande	396.2	334.0	302.6	286.0	268.4	254.4
Latón grande	367.4	320.9	296.2	277.8	264.2	250.8
Aluminio grande	310.2	280.6	258.2	245.4	238.3	228.8
Aluminio mediano	291.9	261.0	237.2	226.8	214.9	203.2
Aluminio pequeño	217.3	193.5	178.1	171.5	163.9	159.9

La duración promedio t_p es el parámetro que se utiliza para calcular la duración del pulso con forma de seno-versado, la señal deseada $\{d[n]\}$. A partir de los datos que se muestran en la Figura 4-27, queda claro que para cada cilindro, en relación a cada una de las velocidades de impacto, se utilizará una señal $\{d[n]\}$ con una duración t_p particular. Esto quiere decir que las señales de cada subconjunto, asociadas a cada velocidad de impacto, tendrán la misma duración y amplitud, mientras que las correspondientes señales $\{y_{ent}[n]\}$, que son experimentales, presentarán ligeras diferencias entre sí, debido a las variaciones entre experimentos, como se muestran en la Tabla 4-12, que contiene la desviación estándar para las mediciones de la duración de los pulsos de la Tabla 4-11. Como puede apreciarse, la variación más pequeña es de 1.1 [μ s] y la mayor es de 7.7 [μ s].

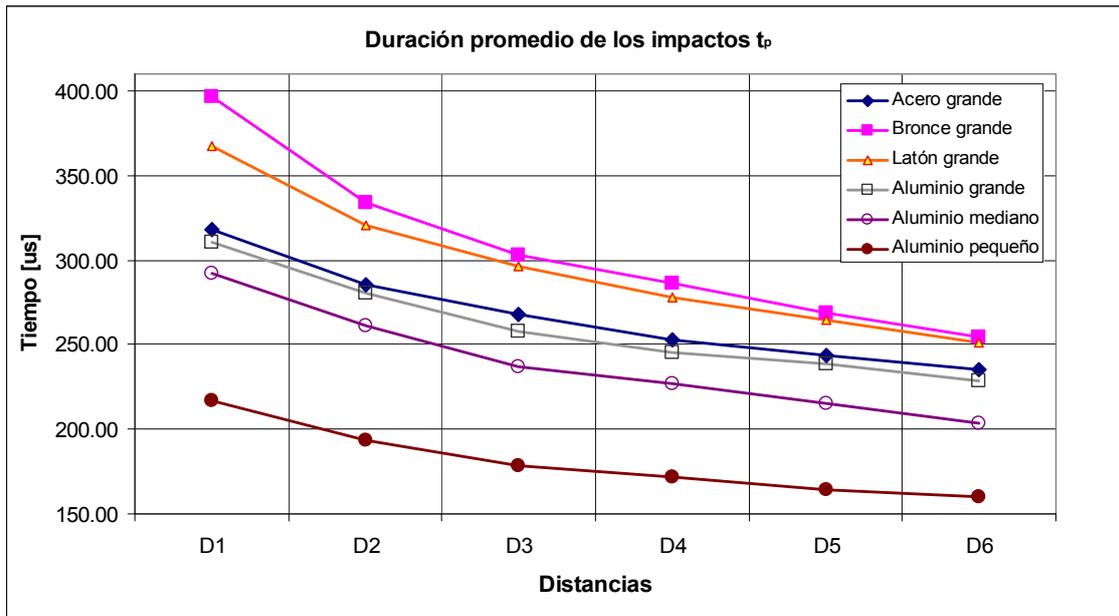


Figura 4-27 Duración promedio de los impactos.

Tabla 4-12 Desviación estándar en la medición del ancho de los pulsos de impactos.

CILINDRO	D1 [μs]	D2 [μs]	D3 [μs]	D4 [μs]	D5 [μs]	D6 [μs]
Acero grande	5.3	2.0	2.0	1.6	1.1	1.6
Bronce grande	7.6	5.4	3.5	3.4	1.3	3.3
Latón grande	4.4	5.3	3.3	2.6	1.7	1.6
Aluminio grande	7.6	3.1	1.8	3.1	4.3	2.3
Aluminio mediano	7.7	2.8	3.7	2.7	3.0	3.8
Aluminio pequeño	4.5	4.2	5.4	2.8	3.5	3.1

b) Preprocesado:

Todas las señales se preprocesan de la misma forma antes de ser utilizadas para entrenar o validar. Como se muestra en la Figura 4-28, el preprocesado está dividido en tres etapas: el filtrado de las señales, la normalización de la amplitud y finalmente, la reducción de la frecuencia de muestreo y el ajuste de la longitud de las señales.

Con el filtro de la primera etapa se reduce el nivel de ruido de la señal. El filtro utilizado se ha implementado en software sobre la plataforma de programación MATLAB y sus parámetros son: filtro paso-bajo, tipo Butterworth de 5^{to} orden, con una frecuencia de corte de 35 kHz.

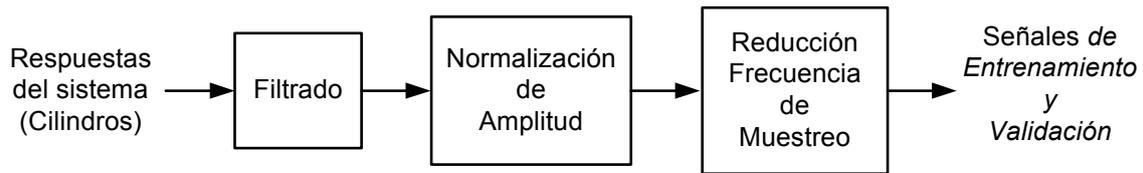


Figura 4-28 *Etapas del preprocesado de las señales para entrenar y validar la red neuronal.*

En la segunda etapa se modifica la amplitud de las señales, con un cambio de escala lineal, para que todas tengan una media cero y una desviación estándar unitaria. Para este cálculo se utiliza la ecuación (4.13), donde las señales que entran a la red, \tilde{y}_i , se calculan mediante la diferencia entre las señales originales y_i y la media de dichas señales, \bar{y}_i , divididas por la desviación estándar, s_i . Esta transformación es importante ya que el algoritmo de entrenamiento opera de forma más eficiente cuando los rangos de valores de las señales de entrada están dentro de la misma escala de valores.

$$\tilde{y}_i = \frac{\{y_i - \bar{y}_i\}}{s_i} \quad (4.13)$$

Finalmente, con la reducción de la frecuencia de muestreo y el ajuste de longitud de los vectores de las señales, se reducen las dimensiones del conjunto de señales de entrenamiento. En este caso, la frecuencia se reduce por un factor de cuatro, lo que conduce a una nueva frecuencia de muestreo de, $f_s = 625$ kHz, y las señales se recortan a 560 $[\mu s]$, lo que conduce a un total de 350 muestras por señal. Con este ajuste se conserva la primera parte de la respuesta del impacto y se desecha el resto.

4.4.1.2 Definición de la topología de las redes neuronales y el proceso de entrenamiento

En este apartado se describen las características de las redes neuronales que se han utilizado para identificar el inverso del sistema, que en este caso son las muestras cilíndricas que se utilizan como objetos de prueba.

Como se hace referencia en el Capítulo 3, § 3.3.2, para seleccionar la configuración de red neuronal que mejor se adapte al problema, además de la experiencia, es necesario evaluar distintas topología. De las posibles

configuraciones que resulten exitosas, se recomienda seleccionar la más pequeña de ellas (Bishop 1994).

A partir de la experiencia adquirida en el desarrollo de esta investigación, se ha podido observar que las redes con dos capas ocultas presentan los mejores resultados; esto desde el punto de vista del error en la forma de las ondas y en la estimación del ancho del pulso. Por lo tanto, en este trabajo de Tesis se propone hacer uso de una red con la siguiente estructura: {80-30-20-1}. Esto significa que la red tiene una etapa de entrada de 80 muestras, compuesta por una red de 79 retardos. Posteriormente tiene dos capas ocultas, una con 30 neuronas y la que sigue con 20, todas con una función de activación de tipo \tanh . A la salida sólo hay una neurona, con una función de activación de tipo lineal . Si bien cada objeto tiene asociado una RNA específica, todas ellas tienen las características antes descritas y se entrenan de la misma forma.

El algoritmo de entrenamiento es el LM, descrito en el Capítulo 3, § 3.3.2.3, y la regla de actualización de los parámetros de la red sigue el concepto de entrenamiento por aprendizaje: el proceso de entrenamiento está dividido en ciclos o epochs, y al final de cada uno de estos se actualizan los valores de los coeficientes de la red, como se explica en la Figura 3.7.

Los parámetros para detener el entrenamiento están definidos por el número de Epochs o por el error cuadrático mínimo entre la salida de la red $c[n]$ y la señal deseada, $d[n]$. En este caso, el número de epochs está limitado a 50 ciclos y el error mínimo a 1^{-6} .

a) Organización de las señales para el entrenamiento

Como se ha explicado antes, existe un conjunto de datos de entrenamiento que está formado por las señales $\{y_{ent} \ i_m[n]; \ d_{i_m}[n]\}$, donde los niveles de velocidad están identificados por $i = 1, \dots, 6$, y donde el número de impactos está definido por $m = 1, \dots, 7$.

En este trabajo de Tesis se propone un proceso de entrenamiento donde sólo se utilizan los impactos de las distancias D1, D3 y D6, dejando fuera todas las señales de las distancias D2, D4 y D5, que serán usadas posteriormente para validar el comportamiento de la red. De esta forma se guía el entrenamiento utilizando datos con valores extremos (distancias mínimas y máximas) así como de la zona central.

Para esto se crean los vectores $\{y_{ent}[n]\}$ y $\{d[n]\}$ con las señales concatenadas, como se ejemplifica en la Figura 4-29, donde las señales de los impactos $\{y_{ent}[n]\}$ para las distancias D1, D3 y D6, están sincronizados en el tiempo con sus correspondiente pulsos $\{d[n]\}$. Asimismo, en la gráfica se

muestra que las duraciones de las señales deseadas están relacionadas con los tiempos t_p1 , t_p3 y t_p5 , que corresponden a los promedios medidos para las distancias D1, D3 y D5, respectivamente, que aparecen en la Tabla 4-11.

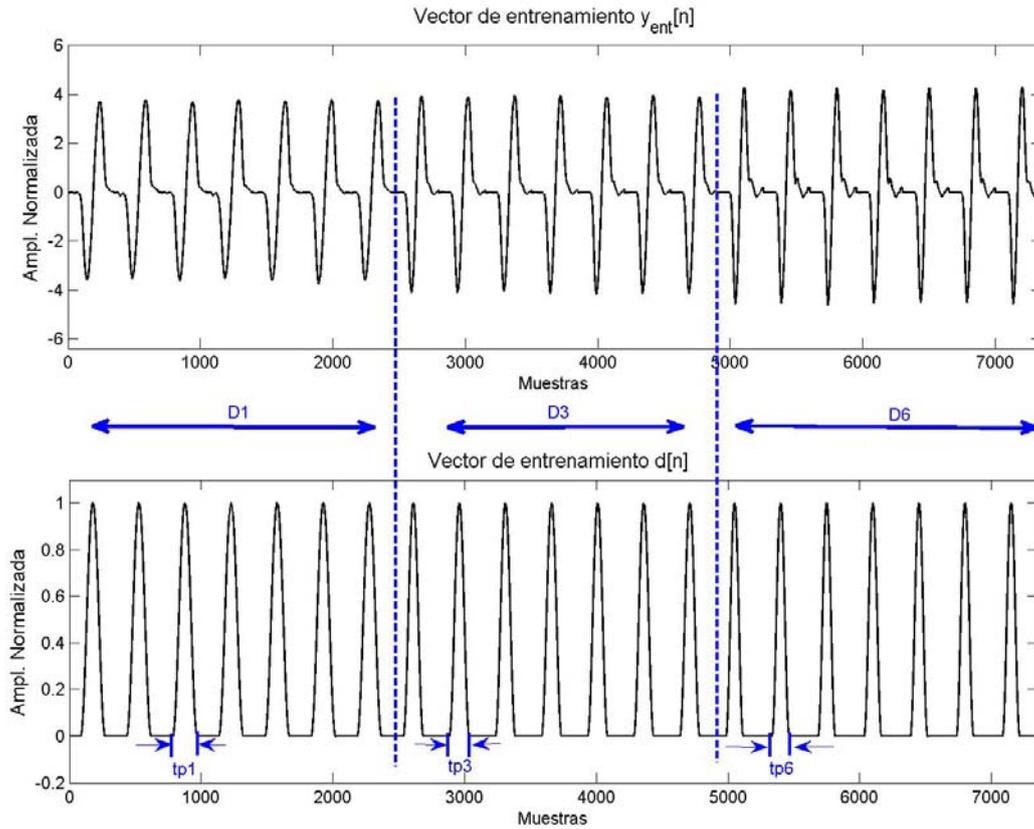


Figura 4-29 Vectores de entrenamiento $\{y_{ent}[n]; d[n]\}$.

4.4.2 Resultados de validación con respecto a la duración de los impactos

En este apartado se exponen los resultados obtenidos una vez entrenadas las redes neuronales para cada objeto de prueba, donde se verifica su operación utilizando señales de validación que no han sido utilizadas en el proceso de entrenamiento.

Cada cilindro de prueba tiene asociada una red neuronal y cada una de ellas se valida utilizando impactos de cada una de las seis distancias

disponibles. Como se ha mencionado en el apartado anterior, el entrenamiento se lleva a cabo únicamente con impactos pertenecientes a tres de las seis distancias (D1, D3 y D6). De esta forma se comprueba el comportamiento de la red con impactos de distinta duración, aun para casos que no han sido utilizados en el entrenamiento.

La selección de estas tres distancias (D1, D3 y D6) se ha hecho a partir de los resultados de pruebas previas, donde se han revisado distintas formas para organizar a las señales, utilizando impactos de una sola distancia hasta impactos de todas las distancias. El propósito ha sido encontrar la configuración más pequeña que permita entrenar a la red como el inverso del sistema. Los resultados obtenidos cuando se entrena usando colisiones de una o dos distancias se ven claramente limitados, ya que las señales estimadas son claramente erróneas cuando se aplican impactos de otras distancias. Sin embargo, con el entrenamiento organizado como se propone, con impactos de tres distancias, con los valores extremos y uno central, se observa que la red logra adaptarse al inverso del sistema. En el Anexo A1 se muestran las gráficas con las señales estimadas por las redes neuronales.

A continuación se describe el procedimiento seguido para encontrar estos resultados. Para evaluar las respuestas de las redes neuronales, con respecto a la duración de los impactos, se calcula la diferencia relativa entre la duración estimada y la duración de los impactos de referencia, que se ha medido en el proceso experimental utilizando el impactor. Para esto se sigue el proceso que se muestra en la Figura 4-30. Para cada una de las respuestas estimadas, $\{c_i[n]\}$, se mide la duración de los pulsos, t_{estim} , y se calcula el error relativo utilizando la ecuación (4.14). Las tablas con los valores de los anchos reales de referencia y los cálculos de los errores relativos se muestran en el Anexo A2.

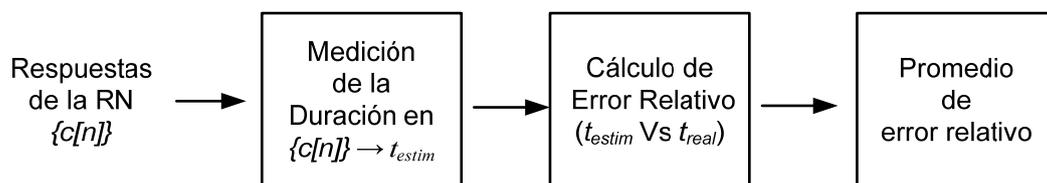


Figura 4-30 *Proceso de medición del error relativo entre la duración real y la estimada.*

$$\text{Error}_{rel} = \frac{|t_{real} - t_{estim}|}{t_{real}} \cdot 100\% \quad (4.14)$$

En las siguientes gráficas, Figura 4-31, Figura 4-32, Figura 4-33, Figura 4-34, Figura 4-35 y Figura 4-36, se muestran las diferencias relativas calculadas para los cilindros de acero, bronce, latón, aluminio grande, mediano y pequeño, respectivamente.

En cada gráfica se muestran dos tipos de señales. El primer tipo (líneas sólidas), corresponde a los resultados de tres conjuntos de impactos independientes de validación, para cada una de las distancias. El segundo tipo (línea punteada) es el promedio de los impactos anteriores para cada distancia. Por otra parte, en el Anexo A3 se muestran las gráficas con las duraciones promedio de los impactos experimentales y los estimados.

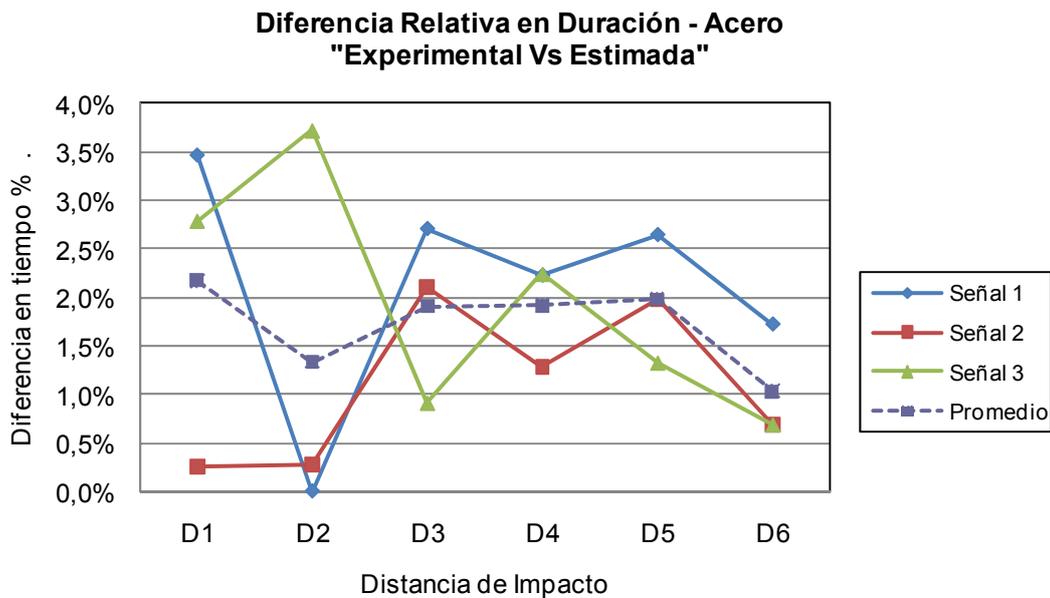


Figura 4-31 *Diferencia relativa en la duración de los impactos entre las señales experimentales y las estimadas por la RNA, para el cilindro de acero.*

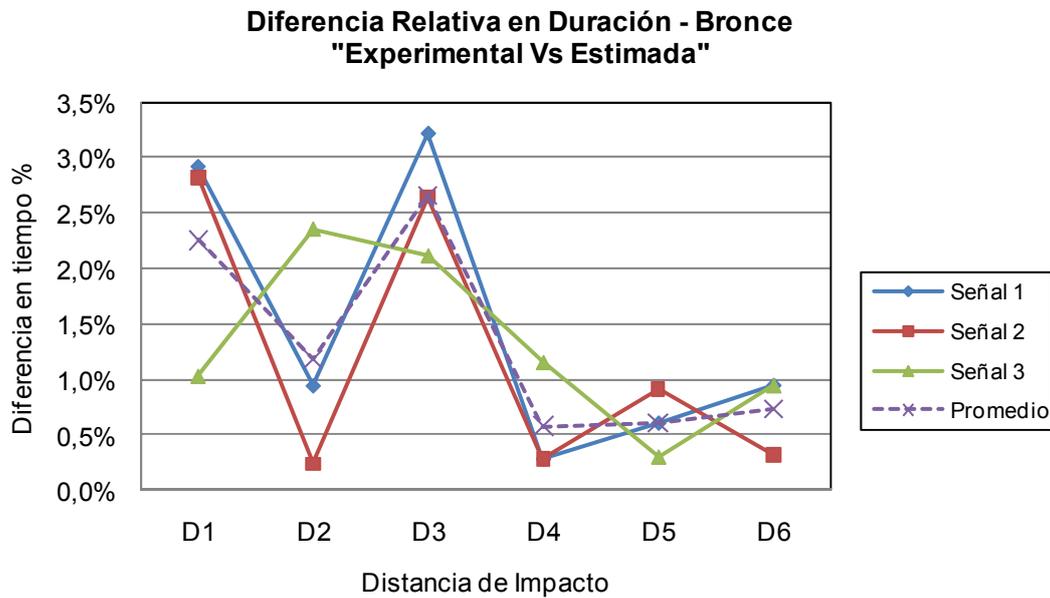


Figura 4-32 Diferencia relativa en la duración de los impactos entre las señales experimentales y las estimadas por la RNA, para el cilindro de bronce.

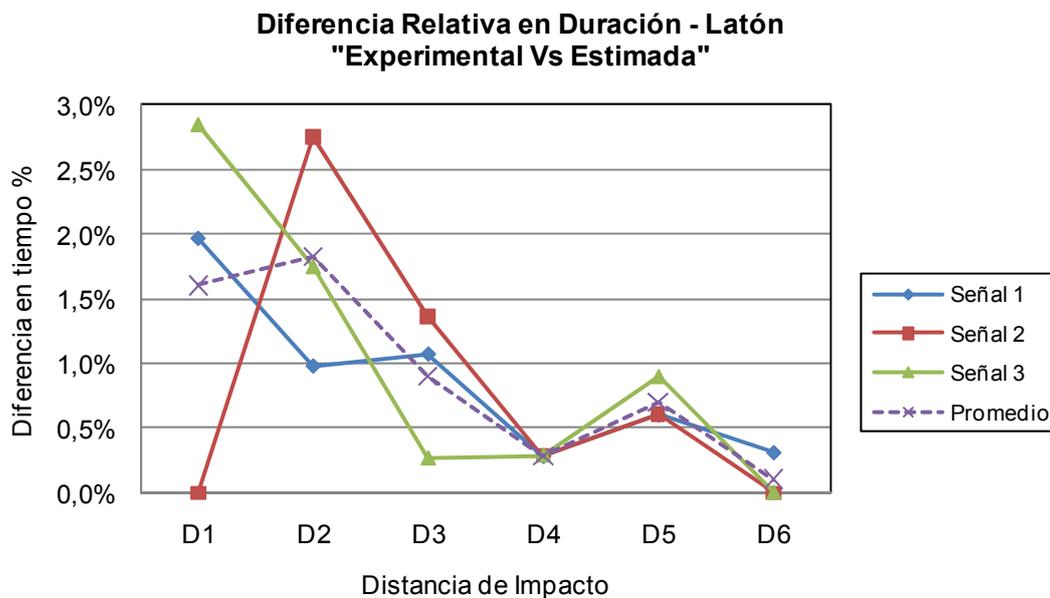


Figura 4-33 Diferencia relativa en la duración de los impactos entre las señales experimentales y las estimadas por la RNA, para el cilindro de latón.

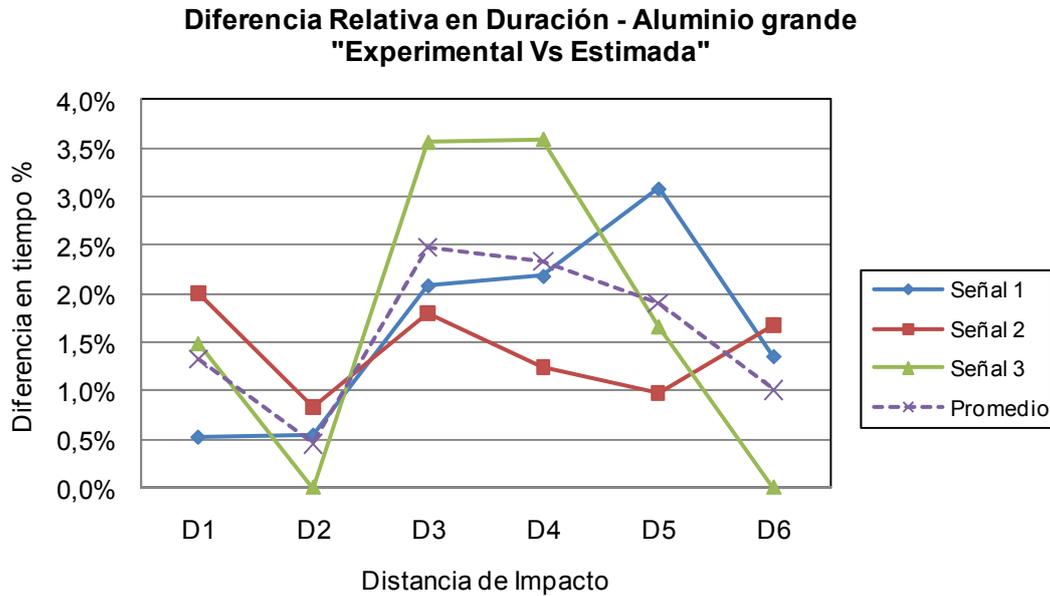


Figura 4-34 *Diferencia relativa en la duración de los impactos entre las señales experimentales y las estimadas por la RNA, para el cilindro de aluminio grande.*

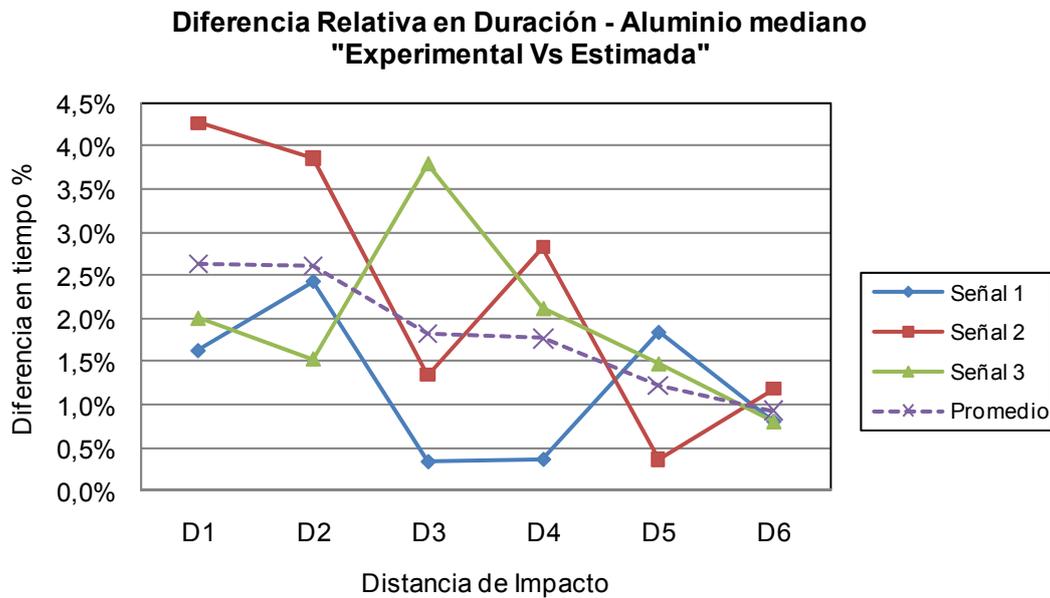


Figura 4-35 *Diferencia relativa en la duración de los impactos entre las señales experimentales y las estimadas por la RNA, para el cilindro de aluminio mediano.*

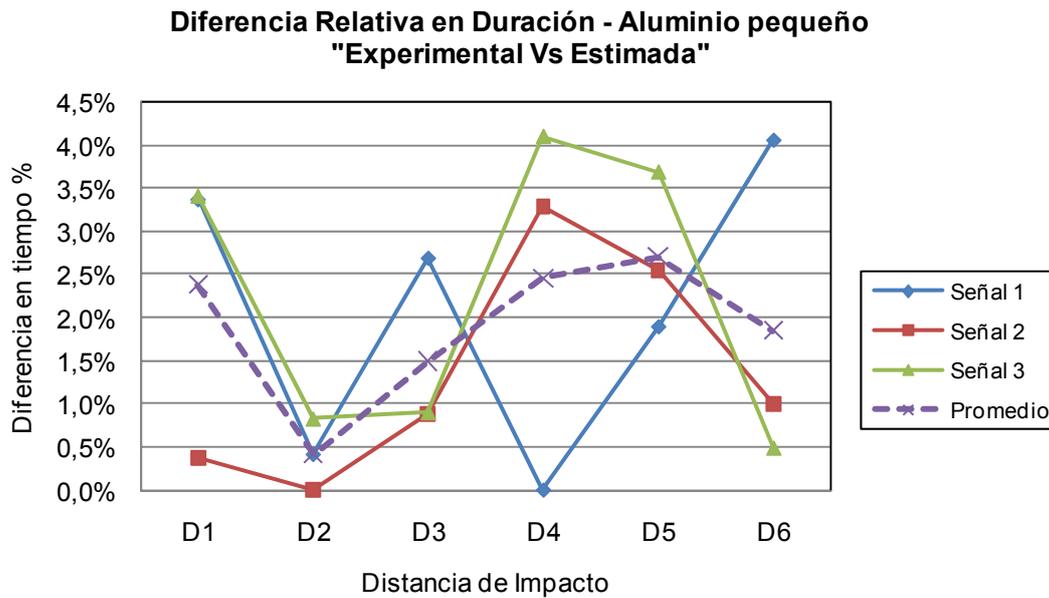


Figura 4-36 *Diferencia relativa en la duración de los impactos entre las señales experimentales y las estimadas por la RNA, para el cilindro de aluminio pequeño.*

Estas gráficas permiten comparar las respuestas de las redes ante impactos de distintas duraciones, como es el caso de los impactos producidos con las distancias D2, D3 y D5, que son totalmente nuevos para las redes. Al observar dichos puntos se aprecia que los errores son comparables a los errores encontrados en las otras distancias. Esto hace pensar que la red tiene un comportamiento similar con todas las señales. Aun así, se identifican casos, como el del cilindro de aluminio pequeño, donde los errores más grandes están precisamente en las señales de las distancias D4 y D5; o bien en el caso del cilindro de latón, donde los mayores errores están concentrados en las distancias D1 y D2. Sin embargo, también se encuentran errores con magnitudes similares en distancias que han sido usadas para entrenar, por lo que se confirma que el comportamiento de las redes es equivalente para todas las señales, en el aspecto de la duración del impacto, dados estos rangos de operación.

En este sentido, como puede verse en dichas gráficas, en todos los casos de impactos individuales, las diferencias relativas están por debajo del 5% de error, siendo el peor caso el del cilindro de aluminio mediano, con una diferencia de 4.3% en la distancia D1. Por otra parte, en lo que respecta a los resultados promediados, la diferencia relativa máxima es del 2.7%, y se localiza en el cilindro de aluminio pequeño, en D5.

Si se comparan estos resultados con la dispersión de los resultados experimentales, a través del promedio y la desviación estándar de la Tabla 4-11 y Tabla 4-12 respectivamente, puede verse que la incertidumbre relativa ($DesvEst / media$) más grande corresponde a ~3% (para el cilindro de aluminio pequeño, en D3). Este valor nos indica que los errores debidos a los resultados estimados por las redes neuronales pueden ser hasta 1% mayores de lo que se puede medir experimentalmente.

Desde el punto de vista del tamaño de las muestras, se aprecia que los cilindros más pequeños son los que presentan mayores diferencias relativas, mientras que las diferencias para el resto de los cilindros está entre el 2.8% y el 3.7%, que son valores más cercanos a los resultados obtenidos experimentalmente.

De estos resultados puede concluirse que en lo que respecta a la estimación de la duración de los impactos, el proceso de entrenamiento sugerido es adecuado para estimar la duración de un impacto, como también puede constatarse observando las gráficas del Anexo A3, donde se ve que las duraciones en las señales estimadas se aproximan a las medidas experimentalmente. Se ha encontrado que el error máximo es de 4.3%, de forma global para todas las muestras cilíndricas. Asimismo, para el caso de los cilindros grandes el error máximo es de 3.7%, que es similar al peor de los casos de una medición experimental.

4.4.3 Resultados de validación con respecto a la forma de la señal de impacto

En este apartado se evalúa la señal estimada por la RNA desde el punto de vista de la forma que tiene la onda. Para esto se determina la diferencia que existe entre la señal estimada $c[n]$ y la señal de referencia real $f[n]$, que se ha obtenido experimentalmente a través del impactor sensorizado.

Para cuantificar la diferencia entre las dos señales se calcula el error cuadrático medio, ecuación (4.15), y el procedimiento de cálculo que se sigue se muestra en la Figura 4-37. Este consiste en normalizar las amplitudes para que las señales estén a la misma escala, y sincronizar el inicio de las señales para que coincidan en el mismo punto.

$$ECM = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (f_i - c_i)^2 \quad (4.15)$$

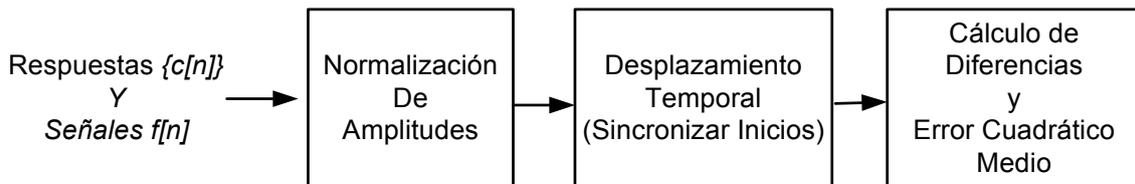


Figura 4-37 *Proceso de medición del error en la forma de los pulsos de las señales estimadas en relación a las señales reales.*

Los resultados se muestran en la Figura 4-38, donde aparecen los datos correspondientes a cada uno de los cilindros. Cada una de las gráficas representa el promedio de tres señales de impacto para cada una de las distancias de impacto: D1 a D6. Con el fin de poder comparar los resultados del error entre las señales “estimadas Vs reales”, y tener un indicador de la calidad de la señal estimada, también se han analizado las diferencias que existen entre las señales estimadas y las señales del modelo $d[n]$ (estimadas Vs modelo) creado a través del seno-versado; de la misma manera se analizan las diferencias entre las señales reales y las del modelo (reales Vs modelo).

Como puede verse en las gráficas de la Figura 4-38, los errores entre las señales “estimadas Vs reales” son semejantes a los encontrados en las otras comparaciones, aunque se aprecia que los valores en este caso son ligeramente mayores a los otros. En promedio, el error está por debajo de 0.5×10^{-3} . Los casos particulares donde las diferencias son mayores están localizados en el cilindro de acero (D1) con errores que llegan hasta 1.2×10^{-3} , o bien en el de aluminio mediano (D2) con un error de 1.4×10^{-3} . En menor grado, los cilindros de bronce (D1) y de aluminio pequeño (D5), se encuentra que los errores son aproximadamente de 1×10^{-3} en ambos casos.

El hecho de que el error en las señales “estimadas Vs modelo” sean más bajos que en las señales “estimadas Vs reales” muestra, como es de esperarse, que la RNA se adapta a las características del modelo, en este caso son las señales deseadas $d[n]$, usadas en el entrenamiento. Sin embargo, la similitud de estos errores demuestra que la selección del modelo como un

pulso de tipo seno-versado es correcta. Asimismo, permite comprobar que el método propuesto realiza una correcta identificación inversa de los sistemas utilizados, independientemente de la velocidad del impacto, por lo que puede afirmarse que la forma de la señal estimada se aproxima a la forma del impacto real.

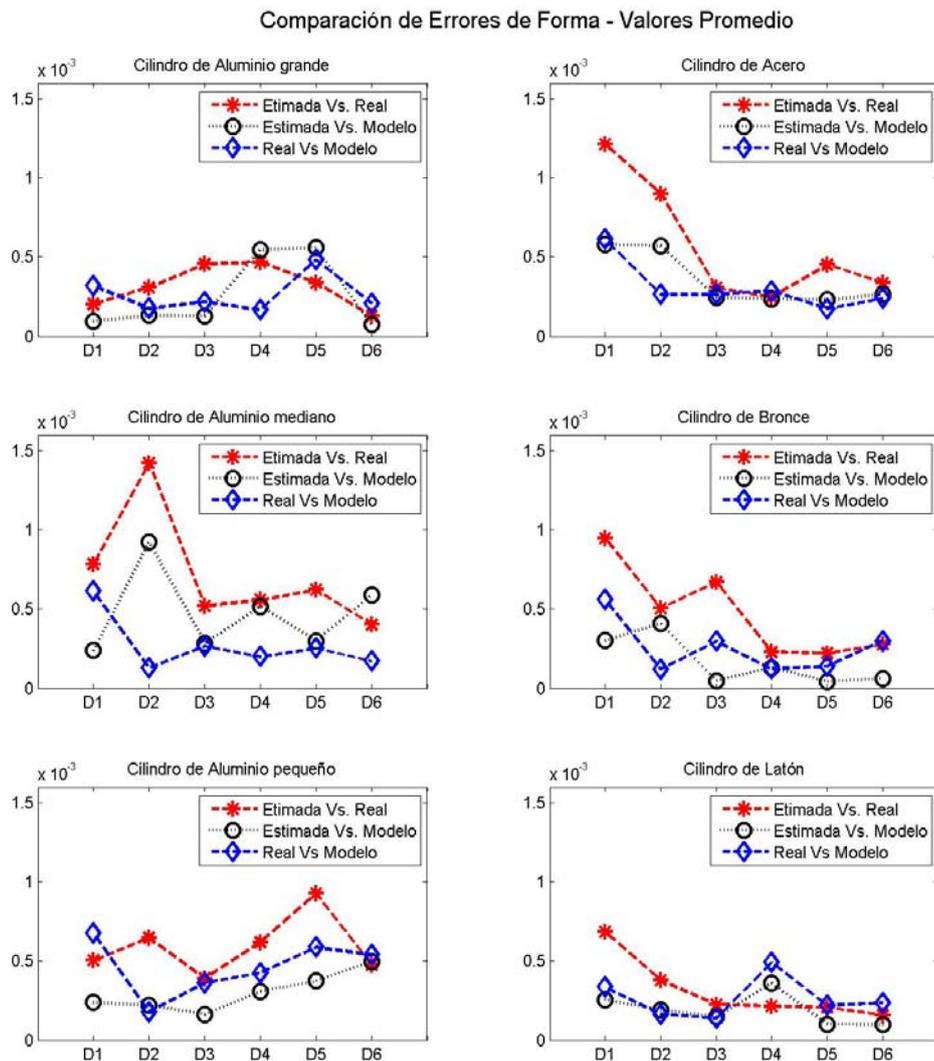


Figura 4-38 Comparación de errores en la forma de los impactos, entre las señales “Estimadas Vs. Reales”, “Estimadas Vs. Señal Modelo” y “Señal Real Vs. Señal Modelo”.

4.5 Análisis de señales de impactos para estimar propiedades de objetos metálicos

En esta sección se presentan los resultados experimentales del método de clasificación propuesto en el Capítulo 3, §3.4 (Molino et al. 2008, Molino et al. 2008), para estimar el tipo de material y masa de un conjunto de cilindros metálicos. El proceso de clasificación consiste en analizar las respuestas de los cilindros ante impactos controlados y detectar patrones que permitan identificarlos individualmente.

El proceso de clasificación se basa en el uso de redes neuronales para detectar las diferencias entre los patrones de cada cilindro. Dado que distinguir las diferencias entre objetos que tienen características similares es un proceso complejo, el desarrollo del análisis y los resultados están divididos en dos fases. La primera de ellas es un estudio preliminar sobre un conjunto limitado de muestras, donde se utilizan microesferas metálicas para generar los impactos y el acelerómetro *MURATA*, que se describe en la sección §4.2.2 de este Capítulo. La segunda fase considera la clasificación de doce muestras cilíndricas y el uso de las señales obtenidas con el dispositivo para generar impactos que se describe en el Capítulo 2 y en la sección §4.3.1 de este Capítulo.

Esta sección está dividida en tres partes. La primera describe cómo se generan las señales de impacto y cómo se determinan los patrones que se usan para identificar a las distintas muestras. Asimismo, se detalla cómo se han dividido los grupos de datos para el entrenamiento y la validación. En la segunda parte se describen las características de las redes neuronales que se utiliza para la clasificación y el proceso de entrenamiento. Finalmente, se reportan los resultados obtenidos de la validación del entrenamiento.

4.5.1 Características de las señales de entrenamiento para estimar propiedades de los materiales

Las características de las señales de entrenamiento dependen de la fase donde se desarrollaron, ya que hay dos tipos de experimentos, y en cada uno las fuentes de impacto son distintas. Sin embargo, en ambos casos las muestras cilíndricas son las mismas, si bien para la fase 1 se han seleccionado

ocho cilindros: los cilindros medianos y grandes de aluminio, acero bronce y latón. Mientras que para la fase 2 se utilizan las doce muestras cilíndricas disponibles que ya se han descrito al principio de este Capítulo.

Las señales se organizan de la misma forma en ambas fases. Al igual que en los experimentos de la sección anterior §4. 4, y de acuerdo con el diagrama de la FIGURA 3.6, las redes neuronales que se utilizan en estos experimentos requieren dos conjuntos de señales de entrenamiento, $\{X[n]; dD[n]\}$, siendo $\{X[n]\}$ el conjunto de coeficientes espectrales que entran a la red y $\{dD[n]\}$ el conjunto de respuestas deseadas para cada grupo de coeficientes en $\{X[n]\}$.

Número de señales de entrenamiento y validación:

Para cada muestra cilíndrica se ha generado un conjunto de señales de entrenamiento y otro de validación. Por cada muestra, se tiene un grupo de 10 respuestas de impactos, de las cuales siete se han designado como señales de entrenamiento, $\{X_{ent}[n]\}$, con $ent = 1, \dots, 7$, y las tres restantes son para validar el resultado del entrenamiento, $\{X_{val}[n]\}$, con $val = 1, 2$ y 3 .

Por otra parte, el conjunto de respuestas deseadas, $\{dD_k[n]\}$, está formado por un grupo de k salidas, cuyos valores sólo pueden ser “0” ó “1”. La combinación binaria de estas salidas representa un código que identifica al tipo de material y la masa de cada muestra.

La Tabla 4-13 muestra los posibles valores de las 3 salidas, $[T, M1, M0]$, que tiene la red neuronal para el estudio de la Fase 1. La Tabla 4-14, por su parte, describe los posibles valores de las 4 salidas, $[T1, T0, M1, M0]$, que tiene la red neuronal usada en la Fase 2. En ambos casos, la letra “T” está asociada al tamaño de las muestras, mientras que la “M” se refiere al tipo de material.

Tabla 4-13 Código de salida para estimar características de las muestras cilíndricas, para la Fase 1.

Tamaño de Cilindro		Tipo de material		
	T	M1	M0	
Mediano	0	0	0	Aluminio
Grande	1	0	1	Acero
		1	0	Bronce
		1	1	Latón

Tabla 4-14 Código de salida para estimar características de las muestras cilíndricas, para la Fase 2.

Tamaño de Cilindros	Tipo de material				
	T1	T0	M1	M0	
Chico	0	0	0	0	Aluminio
Mediano	0	1	0	1	Acero
Grande	1	0	1	0	Bronce
			1	1	Latón

Adquisición de las señales de entrenamiento y validación:

Como se describe en la primera parte de este Capítulo, la adquisición de las señales, en ambas fases, se hace con una frecuencia de muestreo es de 2.5 MHz, registrando un tiempo de 2 ms, lo que equivale a 5000 muestras.

a) Señales de la Fase 1

El desarrollo de la fase 1 es un estudio preliminar para el proceso de clasificación, en el cual los impactos se generan dejando caer microesferas de acero al cromo de 1 mm de diámetro sobre los distintos objetos de prueba, como se muestra en la Figura 4-39. La altura de la caída es de $h = 50\text{ mm}$ y el sensor conectado a las muestras es un acelerómetro *MURATA PKGS45-NB*, como el que se describe en la sección §4.2.2 de este Capítulo. Las respuestas de los experimentos se muestran en el Anexo B1.

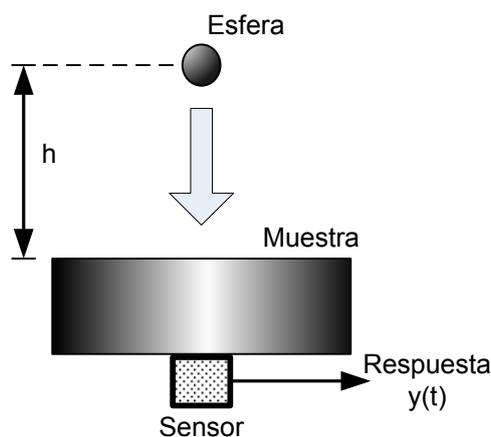


Figura 4-39 Experimento de impacto con esfera de 1 mm de diámetro, para la Fase 1.

b) Señales de la Fase 2

La segunda fase da continuidad al desarrollo de la fase anterior, con la diferencia de que el proceso de impacto se realiza con el dispositivo de impactos descrito en el Capítulo 2 y en la sección §4.3.1 de este Capítulo, y se utilizan las doce muestras cilíndricas que se han descrito con anterioridad. En este caso, el sensor es el acelerómetro *B&K 8309*. Las respuestas de los cilindros para este tipo de experimentos se muestran en el Anexo B2.

Procesado de las señales y obtención de parámetros:

La Figura 4-40 muestra las etapas del procesado de las señales para clasificar materiales. Todas las respuestas de los cilindros, tanto de la fase 1 como de la fase 2, se procesan de la misma forma.

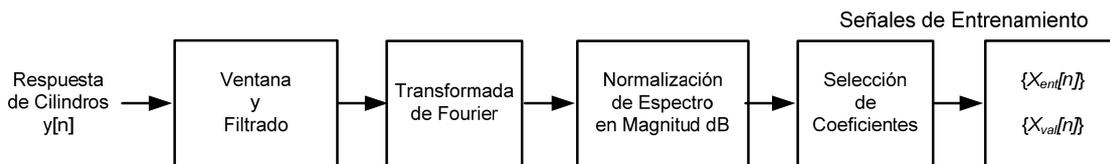


Figura 4-40 *Etapas del procesado de la señal para clasificar materiales.*

Los impactos creados con el sistema de la fase 1 generan resonancias en los cilindros que llegan a durar hasta 60 ms. Dado que la señal se adquiere únicamente durante 2 ms, las respuestas se ven truncadas. Para reducir los efectos del *leakage* en el espectro, se aplica una ventana temporal como se describe en el Capítulo 3. Para el caso de las señales de la fase 2, las respuestas de los cilindros no son tan largas, sin embargo en algunos casos también sobrepasan los 2 ms de captura, por lo mismo, a todas las señales se les aplica una ventana temporal.

La Tabla 4-15 muestra los parámetros de procesado que aplican a las señales de cada fase. Sólo las ventanas son del mismo tipo en ambos casos, el resto de los parámetros cambia. La frecuencia de corte de los filtros para cada fase es de 50 kHz y de 40 kHz, respectivamente. Por otra parte, el número de puntos sobre los cuales se calcula el espectro, mediante la transformada rápida de Fourier (FFT), varía de 2048 para la fase 1, hasta 4096 para las señales de la fase 2.

Tabla 4-15 Parámetros de procesamiento de la Fase 1 y Fase 2 para clasificar materiales.

Proceso	Fase 1	Fase 2
Tipo de Ventana	Nuttall	Nuttall
Filtro paso-bajos. Frecuencia de corte	50 kHz	40 kHz
No. de puntos de la FFT	2048	4096
No. de coeficientes para clasificar	64	130

Una vez calculado el espectro, la magnitud (en dB) de todas las señales se normalizan y se seleccionan los primeros coeficientes como los parámetros para clasificar los materiales. En el caso de las señales de la fase 1, se utilizan 64 coeficientes, mientras que para los experimentos de la fase 2 se utilizan 130. Estos valores han sido seleccionados después de haber realizado diversas pruebas donde se observa el éxito en la clasificación (Molino et al. 2008, Molino et al. 2008). Se ha visto que con este número de parámetros hay suficiente información frecuencial para identificar cada objeto, además de que de esta forma se puede utilizar una red neuronal de dimensiones relativamente pequeñas, como se describe en el siguiente apartado.

4.5.2 Características de las redes neuronales y su entrenamiento

En este apartado se detallan las características de las redes neuronales y el proceso de entrenamiento que se sigue para identificar el tipo de material y la masa de los cilindros de prueba. Como se ha expuesto con anterioridad en este Trabajo de Tesis, Capítulo 3, § 3.3.2, dentro de las posibles configuraciones de redes neuronales que operen correctamente, es conveniente seleccionar la que menores dimensiones tenga.

A partir de la experiencia adquirida con trabajos previos, como los que se describen en (Molino et al. 2008, Molino et al. 2008, Molino et al. 2007), y de acuerdo con lo que se ha expuesto en esta Tesis, se ha visto que las redes con dos capas ocultas tienen el potencial suficiente para aprender y clasificar correctamente los parámetros de las diversas muestras que se están estudiando. Por esta razón, se propone utilizar las redes que se muestran en la Tabla 4-16, para cada uno de los experimentos de la fase 1 y la fase 2.

Tabla 4-16 Características de las redes neuronales de la fase 1 y la fase 2.

	Fase 1	Fase 2
No. de entradas	64	150
No. neuronas en la Capa 1	6	380
No. neuronas en la Capa 2	3	4
No. de salidas	3	4

Todas las neuronas en las capas ocultas tienen funciones de activación del tipo \tanh , mientras que las neuronas en la etapa de salida tienen funciones de tipo lineal . El proceso de entrenamiento consiste en presentar los datos $\{X[n]_{ent}\}$ y las salidas deseadas $\{dD_k[n]\}$ a la red. En cada ciclo (Epoch) del entrenamiento, el conjunto completo de señales pasa por la red y se calcula el error global entre las salidas de la red y las salidas deseadas. A partir de este error, el algoritmo de entrenamiento (SCG) calcula los nuevos coeficientes de la red con el propósito de minimizar el error del siguiente ciclo.

En la Tabla 4-17 aparecen las condiciones para detener el entrenamiento de cada fase, las cuales están definidas por el número máximo de Epochs, el error global mínimo o bien, el tiempo máximo de entrenamiento.

Tabla 4-17 Condiciones para detener el entrenamiento de la fase 1 y la fase 2.

	Fase 1	Fase 2
No. máximo de Epochs	1000	1000
Error global mínimo	1e-2	1e-8
Máximo tiempo de entrenamiento	2 min.	10 min.

4.5.3 Resultados.

La descripción de los resultados está dividida en dos partes. La primera se refiere a los resultados obtenidos con los experimentos de la fase 1, mientras que los resultados de la fase 2 se describen en la segunda parte. Al final del apartado se presentan los resultados en conjunto de las dos fases.

Resultados: Fase 1

En la primera fase se han utilizado 8 muestras cilíndricas y de cada una se han obtenido diez señales de impactos, como ya se ha descrito. Cada una de las señales se ha procesado como se indica en el apartado anterior para obtener los parámetros que permiten identificar cada material.

En la Figura 4-41 se muestran los valores promedio de los primeros 64 coeficientes espectrales, para cada muestra, y que conforman los patrones de cada cilindro. Las figuras de la izquierda corresponden a los cilindros grandes, mientras que a la derecha está las de los cilindros medianos. De esta figura se puede apreciar que hay similitudes entre los espectros de las distintas muestras, en particular, en los casos de los cilindros grandes de aluminio, acero y bronce; o bien entre los cilindros medianos de acero, bronce y latón.

La red neuronal está entrenada de tal forma que los resultados se muestran a través de una combinación binaria de las tres salidas, ver Tabla 4-13, así cada cilindro está asociado a una combinación específica. En la Figura 4-42 se muestra la gráfica “Error Vs Epochs” del proceso de entrenamiento. Como puede verse, la red requirió 47 Epochs para llegar al valor de error mínimo establecido.

Una vez entrenada, se comprueba el comportamiento de la red usando las señales de validación que han sido seleccionadas para esta función. En este caso, se han utilizado un total de 24 señales nuevas, que no se usaron para el entrenamiento y se ha comprobado que la red clasifique correctamente.

Los resultados muestran que la red logra clasificar correctamente el 100% de las señales. Esto es, con el método propuesto se logra identificar tanto el tipo de material como el tamaño de cada cilindro.

Estos resultados experimentales confirman que bajo estas condiciones experimentales, la red ha sido capaz de identificar diferencias entre las respuestas de los distintos materiales. Asimismo, la clasificación ha sido posible utilizando solamente una pequeña fracción de la respuesta temporal completa, ya que debe recordarse que se han utilizado los primeros 2 ms de las respuestas que pueden durar hasta 60 ms.

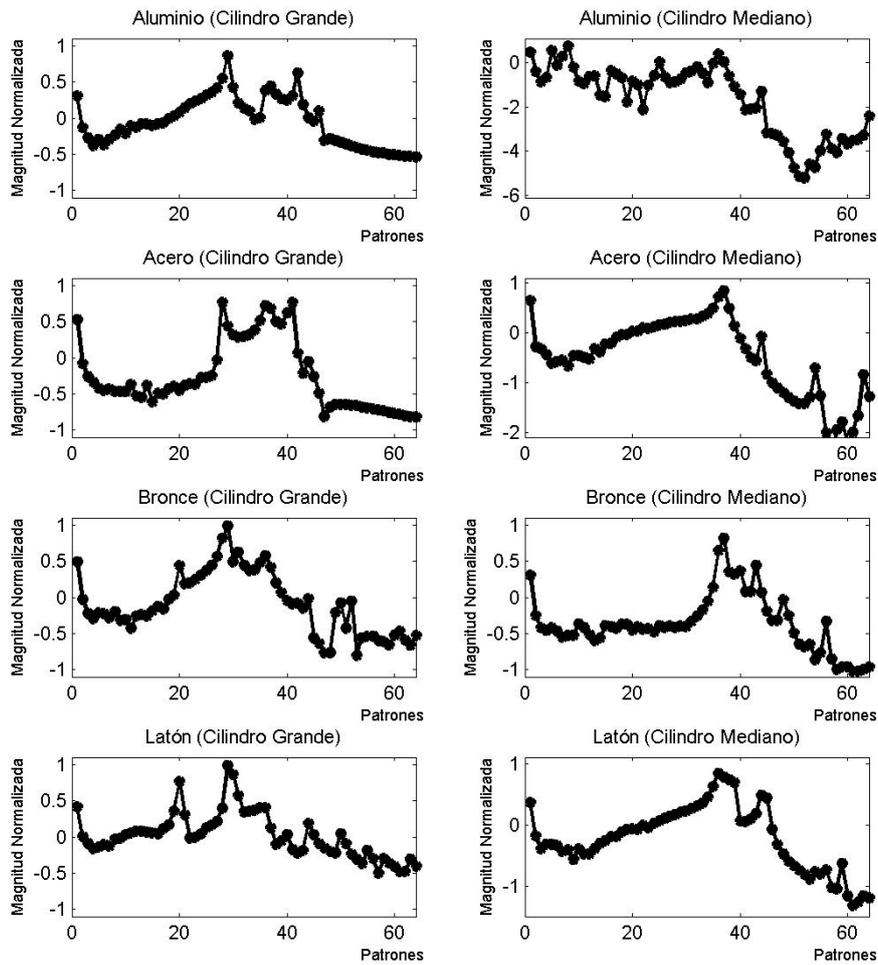


Figura 4-41 Espectros promedio de los primeros 64 coeficientes (patrones) de las 8 muestras cilíndricas.

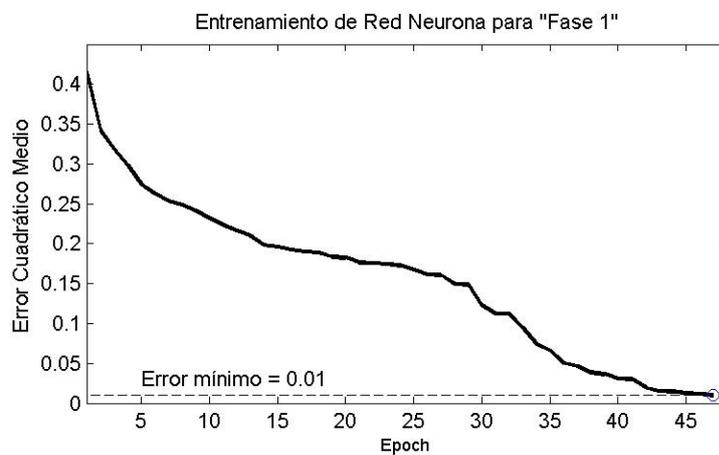


Figura 4-42 Entrenamiento de la red neuronal para la Fase 1.

Resultados: Fase 2

En la segunda fase se evalúa el método de clasificación utilizando 12 muestras cilíndricas, y como ya se ha descrito, las señales se han generado con el dispositivo de impactos utilizado para modelar impactos. Cada una de las señales se ha procesado como se indica en el apartado anterior, y se han obtenido los parámetros que permiten identificar el tipo de material y masa de los objetos.

En la Figura 4-43 se muestran las gráficas de los valores promedio de los primeros 150 coeficientes del espectro de cada cilindro, que son los patrones que se van a clasificar. En la columna de la izquierda aparecen las figuras que corresponden a los cilindros grandes, en la columna central están las de los cilindros medianos y en la de la derecha aparecen aquellas correspondientes a los cilindros pequeños.

A diferencia de la Figura 4-41, en la Figura 4-43 se aprecia claramente que las respuestas de los cilindros tienen un mayor grado de similitud entre sí mismas. La razón por la cual se manifiesta esta marcada diferencia se debe a la forma en que se originan los impactos, a su duración y al tipo de sensor. Los impactos generados en los experimentos de la fase 1 tienen una duración mucho más corta que aquellos generados en la fase 2 y se manifiestan mayores modos de resonancia en los objetos. Por otra parte, el acelerómetro de la fase 1 tiene una frecuencia de resonancia más baja que el acelerómetro de la fase 2, y al haberse expuesto a una excitación de muy corta duración, también entra en resonancia, por lo que parte de la respuesta que se ve en la Figura 4-41 también corresponde a la resonancia del mismo sensor. Esto hace que exista una variabilidad más grande en la respuesta medida y sea más fácil identificar las diferencias.

En este caso, al igual que en la fase 1, la red también se entrena para que entregue los resultados a través de una combinación binaria, utilizando cuatro salidas, ver Tabla 4-14, por lo que cada cilindro tiene asociada una combinación específica. En la Figura 4-44 se muestra la gráfica "Error Vs Epochs" del proceso de entrenamiento, como puede apreciarse, la red requirió 60 Epochs para llegar al valor de error mínimo establecido.

Una vez ha finalizado el entrenamiento, se comprueba el comportamiento de la red usando las señales de validación que han sido seleccionadas para esta función. Para la fase 2, se tienen disponibles un total de 36 señales nuevas, que no se usaron en el entrenamiento. Con estos datos y se ha comprobado la capacidad de clasificación de la red.

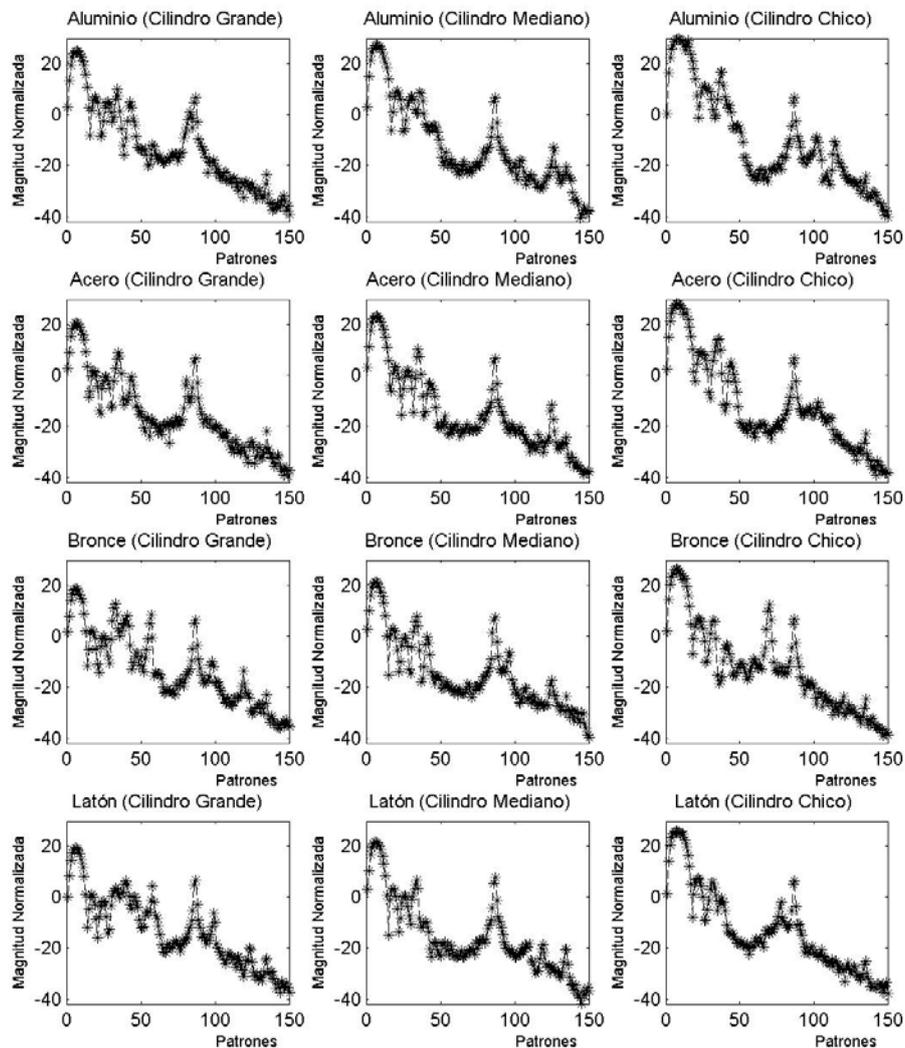


Figura 4-43 *Espectros promedio de los primeros 150 coeficientes (patrones) de las 12 muestras cilíndricas.*

El proceso de entrenamiento se ha repetido en diferentes ocasiones hasta que se ha encontrado una configuración que ofrece un nivel de éxito del 92%. Un resumen de los resultados de la validación se muestra en la Figura 4-45 y los detalles aparecen en la Tabla C-1 del Anexo C. En los resultados se ve que de las 36 señales, el sistema ha logrado identificar correctamente 33 de ellas. Esto muestra lo difícil que resulta clasificar materiales que tienen características similares.

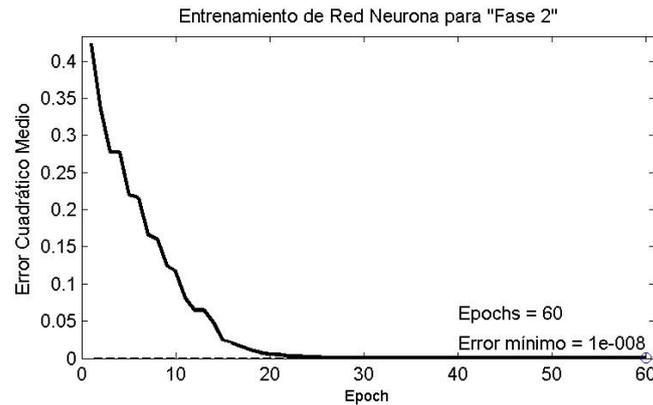


Figura 4-44 Entrenamiento de la red neuronal para la Fase 2.

Los resultados experimentales confirman que la red neuronal, a través del método propuesto, es capaz de identificar las diferencias que hay en las respuestas de los distintos objetos de prueba, a pesar del alto grado de similitud que hay entre ellas. Esto conduce a una correcta identificación del tipo de material y masa de cada objeto. Los resultados también muestran que con este método se puede clasificar utilizando un relativo bajo número de parámetros.

Por otra parte, con el método propuesto se presenta una alternativa de análisis sistemático, basado en impactos, que a diferencia de otros trabajos marca una diferencia importante, ya que en este caso se analizan las respuestas vibratorias de los cuerpos, en vez de señales acústicas producidas por actuadores ultrasónicos.

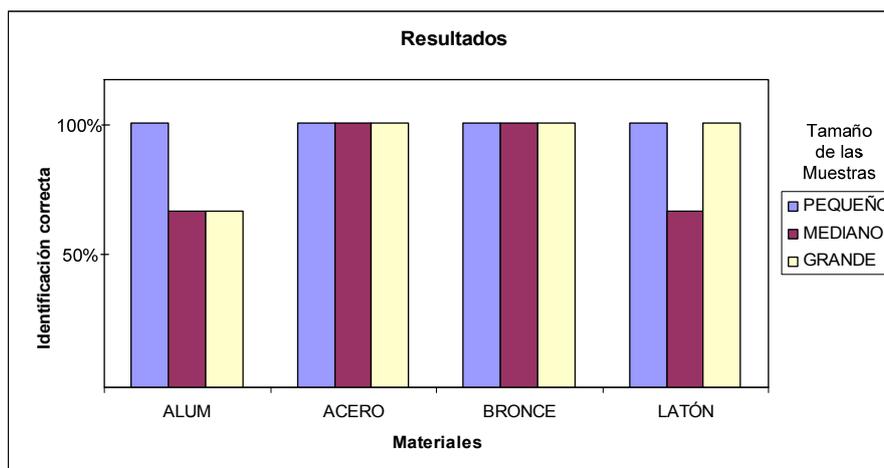


Figura 4-45 Resultados de validación para clasificación de la Fase 2.

4. 6 **Discusión de los Resultados**

En esta sección se presenta un análisis sobre los resultados obtenidos en las distintas etapas experimentales que se ha expuesto en este Capítulo. La primera está dedicada a los resultados obtenidos en el cálculo de parámetros del modelo y su validación. La segunda parte revisa los resultados de las técnicas de análisis para identificación de sistemas utilizando redes neuronales y señales impulsivas. La última parte trata la estimación de propiedades de los objetos usando técnicas de clasificación de señales.

4.6.1 **Discusión sobre el modelo de impacto**

El modelo matemático que se describe en el Capítulo 2 de esta Tesis se desarrolló como parte de la investigación que busca entender el proceso de impacto entre cuerpos rígidos.

Este modelo presenta mejoras con respecto a las primeras investigaciones. En particular, una de las aportaciones de este trabajo ha sido el tratamiento que se le da a los objetos en el período de contacto, y la metodología para medir experimentalmente los parámetros del sistema (Molino et al. 2009). El modelo considera que cuando los objetos colisionan y comienza el breve período de contacto, los cuerpos interactúan de forma conjunta como un objeto formado por dos materiales. Este enfoque permite estudiar el comportamiento de cada uno de los cuerpos durante la colisión y, como se detalla en el Capítulo 2, es diferente a la propuesta tradicional, que se interesa principalmente por conocer los efectos destructivos de los impactos, como son los daños que pueden provocar en las estructuras.

En este sentido, a través de los experimentos realizados se ha encontrado que el comportamiento del modelo es estable, aun considerando objetos de distintos materiales y masas. Asimismo, dentro del contexto en el que se desarrollan los experimentos, presenta una buena aproximación al comportamiento real del sistema.

El marco experimental que se ha planteado es el que define las limitaciones del modelo y de los procedimientos que se proponen. Las colisiones están limitadas a impactos entre cuerpos rígidos con formas geométricas regulares, y que no produzcan deformaciones permanentes, lo que conlleva a colisiones de baja velocidad. Asimismo, a partir de los resultados experimentales, se ha visto

que conforme disminuye el tamaño de los cuerpos resulta más difícil medir sus parámetros y por ende, los errores tienden a ser mayores.

Un resultado importante y positivo derivado de los experimentos para validar el modelo, Figura 4-19, es que se ha encontrado un procedimiento que permite relacionar y estimar el valor del ancho del pulso de un impacto a partir de la masa del objeto. De forma recíproca, si se conoce el ancho, se puede estimar la masa. También, otro resultado interesante es el que se muestra en la Figura 4-20, donde se observa que existe una tendencia para cada material, entre la amplitud de la señal medida y el ancho del pulso del impacto.

Estas conclusiones son relevantes ya que permiten relacionar el desarrollo del modelo con la parte de análisis de señales impulsivas que se describe en el Capítulo 3 de esta Tesis, donde se hace uso de una señal tipo seno-versado para modelar la fuerza del impacto. Con los experimentos que se han realizado y mediante el proceso de validación del modelo, se ha encontrado un procedimiento que permite conocer la duración y la amplitud de la fuerza si se conoce el tipo de material y la masa de los objetos.

4.6.2 Discusión sobre el análisis de señales de impactos para estimar el sistema inverso usando redes neuronales

En este apartado se han realizado pruebas experimentales para comprobar la validez del método propuesto sobre el problema de la medición indirecta de un impacto. Este problema surge cuando la señal medida presenta distorsiones a causa de su paso por el medio de propagación que existe entre el punto de impacto y el sensor. Para contravenir este problema se ha propuesto un método de filtrado inverso basado en redes neuronales, el cual consiste, entre otras cosas, en entrenar a las redes utilizando una combinación de señales reales y de señales analíticas.

Asimismo, para este estudio se han seleccionado como sistemas de prueba un conjunto de cilindros de diferentes materiales metálicos, con distintas características de volumen y tamaño. Las señales reales se obtienen de colisiones controladas, y a distintas velocidades, entre un impactor sensorizado y cada uno de los cilindros. Por otra parte, las señales analíticas que se usan como la respuesta deseada en el entrenamiento, y están basadas en un pulso

con forma de seno-versado que representa la fuerza desarrollada por un impacto, como se ha mostrado en el Capítulo 2.

Para comprobar que las redes neuronales se comportan efectivamente como el inverso del sistema, se han validado con señales de impacto que no fueron utilizadas en el entrenamiento. Para esto, como parte de los experimentos, se han generado impactos con distintas velocidades de choque y en el entrenamiento sólo se han usada una parte de estas señales, dejando fuera señales de impactos de ciertas velocidades específicas. Por otra parte, en la validación se utilizan las señales de todas las velocidades disponibles.

El análisis de los resultados se ha realizado observando dos parámetros específicos en las señales estimadas por las redes, que son la duración y la forma de estas señales. Estos parámetros están relacionados con la velocidad de colisión, el tipo de material y la masa de los objetos, por lo que es necesario comprobar la operación de la RNA ante distintas condiciones de impacto, de aquí que se utilicen señales de impactos de distintas velocidades y sobre distintos materiales con diversas masas.

Los resultados obtenidos de forma global, para cada objeto y considerando la estimación de la duración y la forma de la señal, muestran que el método propuesto puede aplicarse para entrenar este tipo de redes y obtener una aproximación al inverso del sistema. El error relativo que se ha encontrado, en el peor de los casos, es de 4.3% de variación con respecto a la duración de los impactos. Por otra parte, los resultados con respecto a la forma de las señales estimadas, indican que las señales estimadas tienen características similares a las señales reales de referencia y a la del modelo.

4.6.3 Discusión sobre el análisis de señales de impactos para estimar propiedades de objetos metálicos

En la última sección de este Capítulo, §4. 5, se comprueba experimentalmente el método propuesto para estimar la masa y el tipo de material de un conjunto de cilindros metálicos, con características geométricas similares, mediante el análisis de las respuestas vibratorias producidas por impactos.

Dicho método es un proceso sistemático en el cual, primero, se generan impactos controlados sobre los cilindros de distintos materiales. Posteriormente, las vibraciones producidas por las colisiones se analizan para detectar patrones individuales, que son una parte de los coeficientes

espectrales de cada respuesta. Estos patrones se clasifican con una red neuronal y se identifica a qué cilindro corresponden, dentro del conjunto de cilindros utilizados. La correcta identificación de las señales está condicionada por el nivel de similitud que tienen las respuestas de los objetos.

De los experimentos de la primera fase (donde se hacen pruebas de impacto dejando caer una microesfera de acero al cromo sobre ocho cilindros metálicos, y donde cada cilindro tiene pegado un acelerómetro piezoeléctrico PKGS-45NB) se aprecia que los sensores entran en resonancia, ver gráficas en el Anexo B1, enmascarando la respuesta del objeto. Esto sucede porque los sensores empleados tienen un ancho de banda menor al ancho de banda del impacto. Por esta razón, se introducen mejoras para reducir la resonancia en los experimentos de la segunda fase. Estas son, en primer lugar, la generación de impactos utilizando el dispositivo de la Figura 4-15 y en segundo lugar, el empleo de un sólo sensor para detectar las respuestas de cada cilindro, el acelerómetro 8309, que tiene un mayor ancho de banda.

Desde el punto de vista del análisis, las respuestas obtenidas en la primera fase, con los sensores PKGS-45NB, tienen suficientes diferencias entre sí como para que una red neuronal relativamente pequeña (comparada con la red utilizada en el segundo experimento) logre identificar correctamente todos los objetos. Sin embargo, las respuestas son una combinación entre la respuesta del sensor con la de cada cilindro, por lo que parte de la variabilidad que encuentra en las señales se debe a las diferencias entre los sensores. Esto se aprecia con mayor claridad al observar las respuestas obtenidas en los experimentos de la segunda fase, Figura 4-43, donde un único sensor ha sido empleado para medir las vibraciones, por lo que las diferencias en las respuestas se deben a los cilindros. Dado que las respuestas son más parecidas, se requiere de una red neuronal más grande para poder analizar un conjunto mayor de patrones.

Tanto la metodología como el enfoque que se proponen en este trabajo de Tesis, para estimar el tipo de material y masa de un conjunto de cuerpos metálicos, marcan una diferencia y una aportación con respecto a otros trabajos (Tong et al. 2006, Wildes et al. 1988, Femmam et al. 2001), en los cuales la mayor parte de las investigaciones se concentran en detectar fallas o fisuras en estructuras, mediante el análisis de la respuesta acústica que producen los objetos, ya sea debido a una excitación de impacto, o bien a través de una fuente ultrasónica, que es el caso más común.

4. 7 **Resumen y conclusión del capítulo**

En este capítulo se han presentado los resultados de los experimentos realizados en las distintas fases de la investigación doctoral. En la primera parte se describen los sensores y la electrónica de instrumentación. La siguiente sección describe el procedimiento para calcular los parámetros del modelo de impacto y su validación comparándolo con datos experimentales. A partir de los resultados obtenidos, se observa que tanto el modelo como el método propuesto para estudiar un impacto, pueden aplicarse siempre y cuando las características de los materiales y las condiciones de impacto se mantengan dentro de los límites establecidos. En este trabajo se ha mostrado que el modelo es válido para impactos entre cuerpos rígidos y a bajas velocidades.

La siguiente parte del Capítulo describe los procedimientos propuestos para determinar el inverso de un sistema y estimar la fuente de excitación, mediante el uso de redes neuronales. La evaluación del método se ha llevado a cabo sobre un conjunto de cilindros metálicos, fabricados con distintos materiales y tamaños. En las pruebas se han generado impactos a distintas velocidades para comprobar su validez bajo distintas condiciones de operación. Las señales estimadas por las redes neuronales se han analizado desde el punto de vista de la duración y la forma de los impactos. Los resultados de validación muestran que el proceso de entrenamiento propuesto (donde la fuerza de un impacto se modela como un pulso con forma de seno-versado y donde las señales de entrada a la red son las respuestas reales del sistema) permite que la red se adapte al inverso del sistema.

La última parte de este Capítulo muestra el proceso experimental seguido para determinar la masa y el tipo de material de un objeto en particular dentro de un conjunto de objetos. El proceso se basa en aplicar impactos controlados y en analizar las respuestas vibratorias de los objetos, para luego procesarlas y determinar un conjunto de patrones que una red neuronal clasifica. El desarrollo se ha llevado a cabo en dos fases y la clasificación está condicionada al grado de similitud de las respuestas.

CAPÍTULO 5 CONCLUSIONES DE LA TESIS

En este trabajo de Tesis se ha estudiado el problema de la medición indirecta de un impacto y se ha propuesto una metodología para determinar el filtro inverso del canal que origina las distorsiones en la medición. Esta metodología es una herramienta importante y supone una de las aportaciones de la Tesis Doctoral, ya que define un procedimiento sistemático para entrenar redes neuronales a través de un reducido número de señales de entrenamiento, que se han seleccionado para que la red neuronal pueda estimar la señal de excitación dentro de un cierto rango de velocidad de impacto.

Como parte de este desarrollo, también se ha propuesto un modelo matemático para un proceso de impacto a baja velocidad entre cuerpos rígidos, una metodología para medir experimentalmente los parámetros del modelo y un procedimiento que permite estimar el tipo de material y la masa de los objetos que colisionan. Estos métodos y el modelo, se han validado utilizando distintas señales experimentales, creadas con un dispositivo para generar impactos sobre un conjunto de doce muestras cilíndricas de distintos materiales y tamaños.

En el capítulo 1 se describieron los distintos objetivos que se planteaban alcanzar en este trabajo de Tesis y en los capítulos 2 y 3 se han presentado y analizado las bases teóricas. A partir de los resultados experimentales que se detallan en el capítulo 4, se han validado y alcanzado dichos objetivos.

5. 1 Conclusiones

Objetivo 1. Analizar la teoría mecánica del impacto y proponer un modelo matemático del comportamiento de un objeto rígido sujeto a una colisión de baja velocidad con otro cuerpo rígido, donde se supone una colisión elástica.

El estudio de la mecánica del impacto se ha efectuado en el Capítulo 2, y con la información obtenida en el análisis de esta teoría, se ha generado un modelo del impacto que permite estudiar el comportamiento de un objeto rígido cuando es sometido a una colisión centrada, colineal y de baja velocidad por otro cuerpo rígido. El modelo considera el comportamiento elástico de los materiales, a través del coeficiente de restitución, y la pérdida de energía durante una colisión, debido al comportamiento viscoso de los materiales.

Las ecuaciones de movimiento de los cuerpos durante la colisión se derivan de un prototipo experimental que permite generar impactos de baja velocidad, lo que es necesario para evitar las deformaciones que pueden surgir a partir de las colisiones.

El modelo que se propone es importante porque muestra que el comportamiento de la fuerza de un impacto, bajo las condiciones previamente definidas, tiene una forma que se puede aproximar a una función de un seno-versado. Esto es particularmente significativo y relevante, ya que el método de entrenamiento de las redes neuronales, para el problema del filtrado inverso, está basado en el uso de esta función, utilizándose para definir las características de las señales deseadas que se esperan obtener a la salida de la red neuronal.

Objetivo 2 Definir una metodología experimental para determinar los parámetros del modelo matemático, específicamente las constantes de elasticidad y amortiguamiento de cada objeto, para el caso donde los cuerpos son de materiales rígidos (como los metales), sus geometrías son regulares y el impacto se desarrolla a baja velocidad y de forma puntual entre una superficie esférica contra un plano.

El modelo propuesto en el Capítulo 2 utiliza la representación de un sistema resorte-amortiguador para describir el comportamiento de los objetos que colisionan. El valor de estos parámetros está determinado por el tipo de material de los objetos, por su masa y por la velocidad de choque entre ellos. Por esto, para poder calcularlos y verificar la validez del modelo, se ha implementado un método experimental que permite estimar los valores de elasticidad y amortiguamiento de los objetos que se utilizaron para las pruebas.

Para implementar experimentalmente el procedimiento, se han simplificado las ecuaciones de movimiento del modelo y como se ha mencionado, se ha diseñado un dispositivo para generar impactos a baja velocidad, con un alto nivel de repetitividad, encontrando una diferencia máxima del 4% en la duración de los impactos entre colisiones sucesivas. Asimismo, como parte de

este desarrollo, también se implementó un sistema de medición, adquisición y procesamiento de datos.

El enfoque que se propone para modelar el proceso de impacto, que a diferencia de los métodos tradicionales, facilita el cálculo y la medición de los parámetros del modelo, es la aportación de este capítulo de Tesis.

Objetivo 3. Revisar y estudiar el problema de la medición indirecta de los impactos y definir una metodología para determinar el filtro inverso del canal basado en redes neuronales y un entrenamiento específico

El problema de la medición indirecta de un impacto se ha abordado en el capítulo 3, donde se hace un recuento de distintos trabajos orientados al análisis inverso de sistemas. A partir de la información recabada, y de los resultados obtenidos del modelo descrito en el Capítulo 2, se ha propuesto un método de filtrado inverso basado en redes neuronales.

Las aportaciones de este método están, en primer lugar, en el uso combinado de señales reales, que provienen de las respuestas de impactos experimentales, y de señales que provienen de un modelo que caracteriza la fuerza del impacto, la cual, si se mantienen las condiciones de velocidad de impacto dentro de ciertos límites para que no se produzcan deformaciones permanentes en los objetos, la fuerza del impacto puede modelarse como un seno-versado.

Con respecto a la siguiente aportación, el método considera, además, que las señales de impactos reales tienen ligeras variaciones entre sí, por lo que una adecuada estrategia de entrenamiento es fundamental para que las redes neuronales se adapten a las distintas condiciones de los impactos, específicamente a impactos de distintas velocidades. Por ello, las características de las señales de entrenamiento están formadas, en primer lugar, por un grupo de señales deseadas que mantienen sus parámetros constantes para cada velocidad de impacto (las señales deseadas se modelan como un seno-versado que tiene como parámetro de la duración promedio de un impacto a una cierta velocidad), y en segundo lugar, por otro grupo de señales que tienen características variables (las respuestas del sistema debidas a las distintas velocidades de impacto), que son las señales distorsionadas que se desean procesar.

La evaluación del método se ha realizado utilizando seis distintas velocidades de impactos, que abarcan desde el límite de medición del sistema hasta la velocidad máxima antes de que se presenten deformaciones

permanentes en los objetos. Asimismo, los distintos objetos de prueba están formados por un conjunto de cilindros metálicos, de fabricados con cuatro materiales diferentes en diversos tamaños. El proceso de validación se ha llevado a cabo analizando dos parámetros en concreto: la duración y la forma temporal de los impactos que identifican las redes neuronales, esto es, se analiza la fuerza del impacto en función del tiempo. Para esto se utiliza como referencia el modelo de la fuerza basado en el seno-versado que se estudia en el Capítulo 2.

Los resultados muestran que con el método propuesto, y dentro de los límites de velocidad de impacto antes de que surjan deformaciones permanentes, es posible entrenar redes neuronales artificiales para que se adapten al inverso de un sistema, como los cilindros que se han utilizado en este trabajo. El análisis de las respuestas muestra que las señales obtenidas con las redes neuronales se aproximan a la fuente de excitación.

Objetivo 4. Proponer un método para estimar el tipo de material y la masa de los objetos que colisionan utilizando redes neuronales y un procedimiento para obtener patrones de las señales.

El problema de la estimación de propiedades de los materiales se describe en la parte final del Capítulo 3. En particular, se ha propuesto un método que permite estimar el tipo de material y la masa de uno de los dos objetos que colisionan, concretamente el objeto que se estima es el que tiene conectado el sensor.

El procedimiento consta, en primera instancia, del análisis de la respuesta del objeto ante un impacto, para determinar patrones individuales de cada material, y en segundo lugar, de un proceso de entrenamiento adecuado. La problemática que se está resolviendo con esta metodología es la correcta identificación de materiales que tienen características y respuestas similares, como es el caso de objetos metálicos.

En el Capítulo 4 se describe el proceso de evaluación experimental del método propuesto, que se realiza a través de dos tipos de experimentos distinto. En el primero de ellos, los impactos se generan dejando caer microesferas de acero sobre un conjunto de cilindros de distintos materiales y tamaños. Por otra parte, en el segundo experimento las señales se obtienen utilizando el dispositivo de generador de impactos descrito en el Capítulo 2.

Los resultados experimentales han demostrado la validez del método, aunque hacen ver que los impactos con las microesferas tienen más

variabilidad que las colisiones producidas con el dispositivo para generar impactos. El nivel de éxito en el primer caso de análisis fue del 100%, sin embargo, los resultados muestran que este experimento no es conveniente debido a que se producen impactos de muy corta duración que hacen entrar en resonancia al sensor. Por esto en el experimento 2 se introducen mejoras que evitan este problema.

Objetivo 5. Establecer un procedimiento de evaluación de los métodos y aplicarlo al problema de la medición indirecta de impactos usando datos de impactos reales.

La validez del método se ha comprobado experimentalmente y los resultados se describen en el Capítulo 4. Los experimentos se han desarrollado utilizando seis objetos cilíndricos, de distintos materiales y tamaños, como los sistemas de prueba. Asimismo, se han generado impactos a seis velocidades distintas sobre cada una de las muestras.

Para cada uno de los cilindros se ha entrenado una red neuronal y todas se han validado para comprobar que se comportan como los inversos de los sistemas. Como parte del proceso de entrenamiento, se han seleccionado las señales de los impactos generados con las velocidades mínima, máxima y una de las intermedias. Por otra parte, en el proceso de validación se han usado las señales de todas las velocidades, y se ha observado específicamente el comportamiento de la red ante las señales que no fueron utilizadas para entrenar.

Los resultados muestran que las redes neuronales se comportan como el inverso del sistema ante distintas condiciones de impacto, lo que demuestra la validez del método de entrenamiento.

5. 2 Aportaciones

Las aportaciones más relevantes de este trabajo de Tesis son:

- Diseño y validación de un modelo matemático para impactos de baja velocidad entre cuerpos rígidos. En este sentido se tienen varias aportaciones: una contribución importante está en el tratamiento que se le da a los objetos en el período de contacto. El modelo considera que el

proceso de colisión está dividido en tres fases: aproximación, contacto y alejamiento, por lo que los objetos se tratan de forma independiente en la primera y última fase, y se modelan como un sistema de segundo orden únicamente en la fase de contacto. A través de los experimentos realizados se ha encontrado que el comportamiento del modelo es estable aun considerando objetos de distintos materiales y masas, y dentro de los límites de los experimentos, presenta una buena aproximación al comportamiento real del sistema.

- Propuesta de un método experimental para medir los parámetros del modelo de impacto aplicado a objetos reales.

- Desarrollo de un dispositivo para generar impactos, de forma controlada y repetible, y de una metodología de medición y de adquisición de datos.

- Diseño y validación de un método para realizar un filtrado inverso, basado en redes neuronales, con el cual se pueden mitigar los efectos de la medición indirecta de un impacto. La ventaja de este enfoque, que ha sido poco explorado, es que con las redes neuronales se evita el problema del mal condicionamiento, que es común en la obtención de los inversos de sistemas. Otra aportación de este método, y que es una diferencia importante con respecto a otros trabajos, es que se entrenan con señales reales, que provienen del sistema (generadas a distintas velocidades), y con señales de un modelo de la fuerza del impacto.

- Diseño y validación de un procedimiento para estimar propiedades como el tipo de material y la masa de los objetos que colisionan. Las aportaciones de esta metodología están relacionadas con la aplicación de los impactos para generar vibraciones en los objetos, que luego se procesan para extraer parámetros que conducen a una identificación del material y el tamaño del cuerpo. A diferencia de otros trabajos, donde el esfuerzo está centrado en detectar fallas en los materiales, en esta Tesis se aporta una metodología que permite identificar distintos objetos analizando y clasificando las respuestas vibratorias de cuerpos que tienen características y respuestas similares.

5.3 Futuras líneas de trabajo

A partir de los trabajos desarrollados en esta Tesis, surgen nuevas líneas de investigación a desarrollar que se describen a continuación:

- Considerar la aplicación del método propuesto para el filtrado inverso a otro tipo de materiales y con geometrías distintas a cilindros. Una alternativa interesante es analizar el comportamiento del método cuando los objetos están formados por una combinación de dos o más tipos de materiales. O bien, estudiar cómo afecta al comportamiento de la red el que el objeto sufra deformaciones o presente fisuras.

- Utilizar el método de filtrado inverso en otras disciplinas, como en los campos de sismica activa, donde se utilizan fuentes de excitación artificiales. Esta línea de investigación, aunque activa, ofrece interesantes oportunidades de desarrollo. Asimismo, se puede ampliar el área de estudio a técnicas multicanales, donde se analizan señales provenientes de diversos sensores, todos conectados al mismo sistema.

- Extender el método de filtrado inverso a impactos entre materiales que son semirrígidos y también a impactos entre materiales blandos. En este sentido, también existe un área de desarrollo para el modelo de impacto para colisiones entre estos materiales.

- Desarrollar el área de estimación de propiedades de los objetos, para que puedan identificarse otros parámetros, como la constante de elasticidad. Asimismo, esta técnica también puede desarrollarse para detectar problemas en materiales o estructuras, como son fisuras o grietas.

ANEXO A.

Respuestas de validación del proceso de identificación inversa con datos experimentales de cilindros metálicos

A1. Análisis de señales de impactos para estimar propiedades de objetos metálicos

Las figuras muestran el conjunto de señales estimadas (línea continua) para cada distancia de impacto, junto con las señales de referencia experimental (línea punteada), la primera de estas con un ligero desplazamiento vertical que permite comparar ambas señales. La gráfica central en la parte baja muestran todos los resultados juntos, donde se aprecian las diferencias en duración.

Respuestas estimadas para el cilindro: Acero

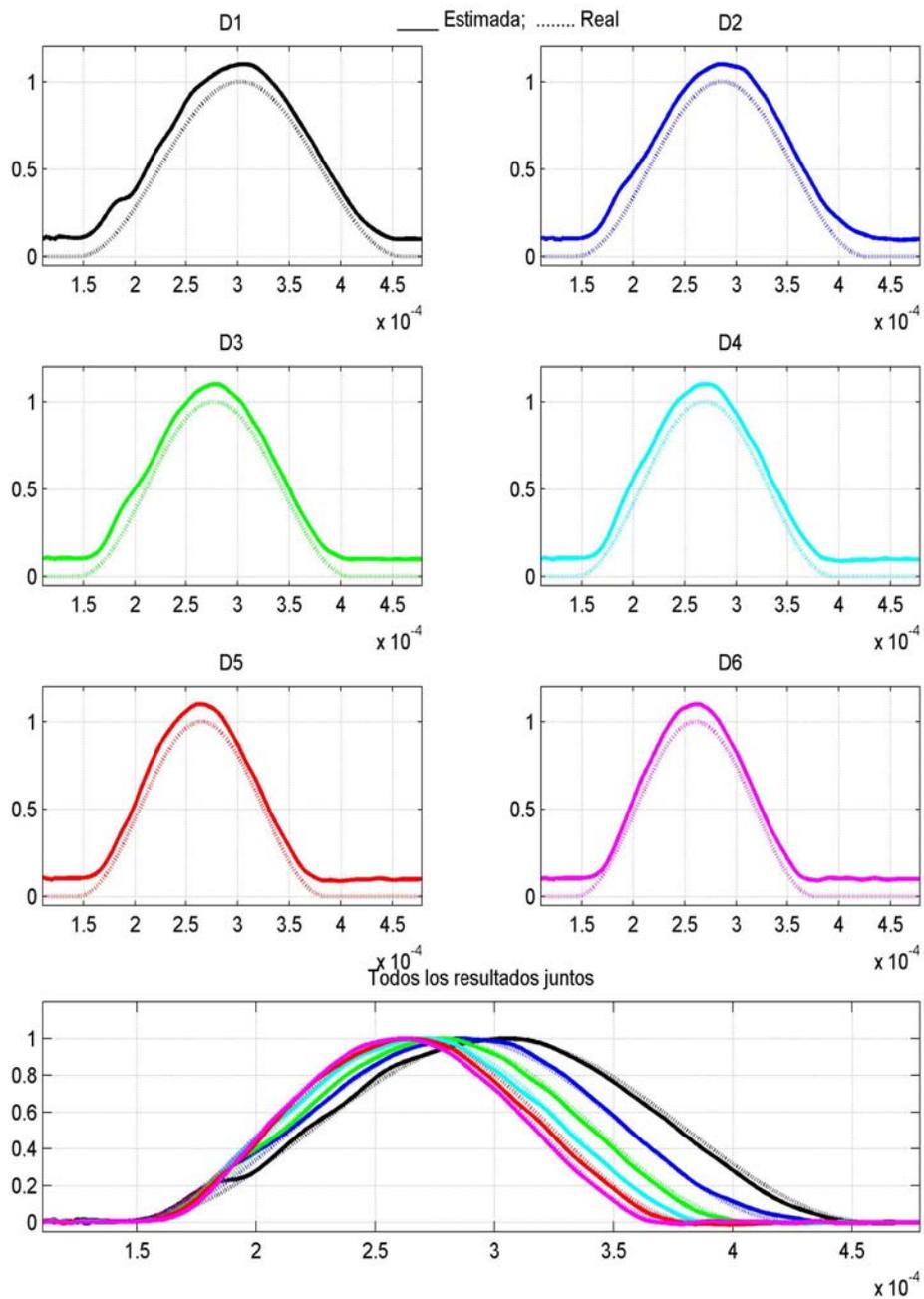


Figura A1-1 Respuesta estimada para el cilindro de acero.

Respuestas estimadas para el cilindro: Bronce

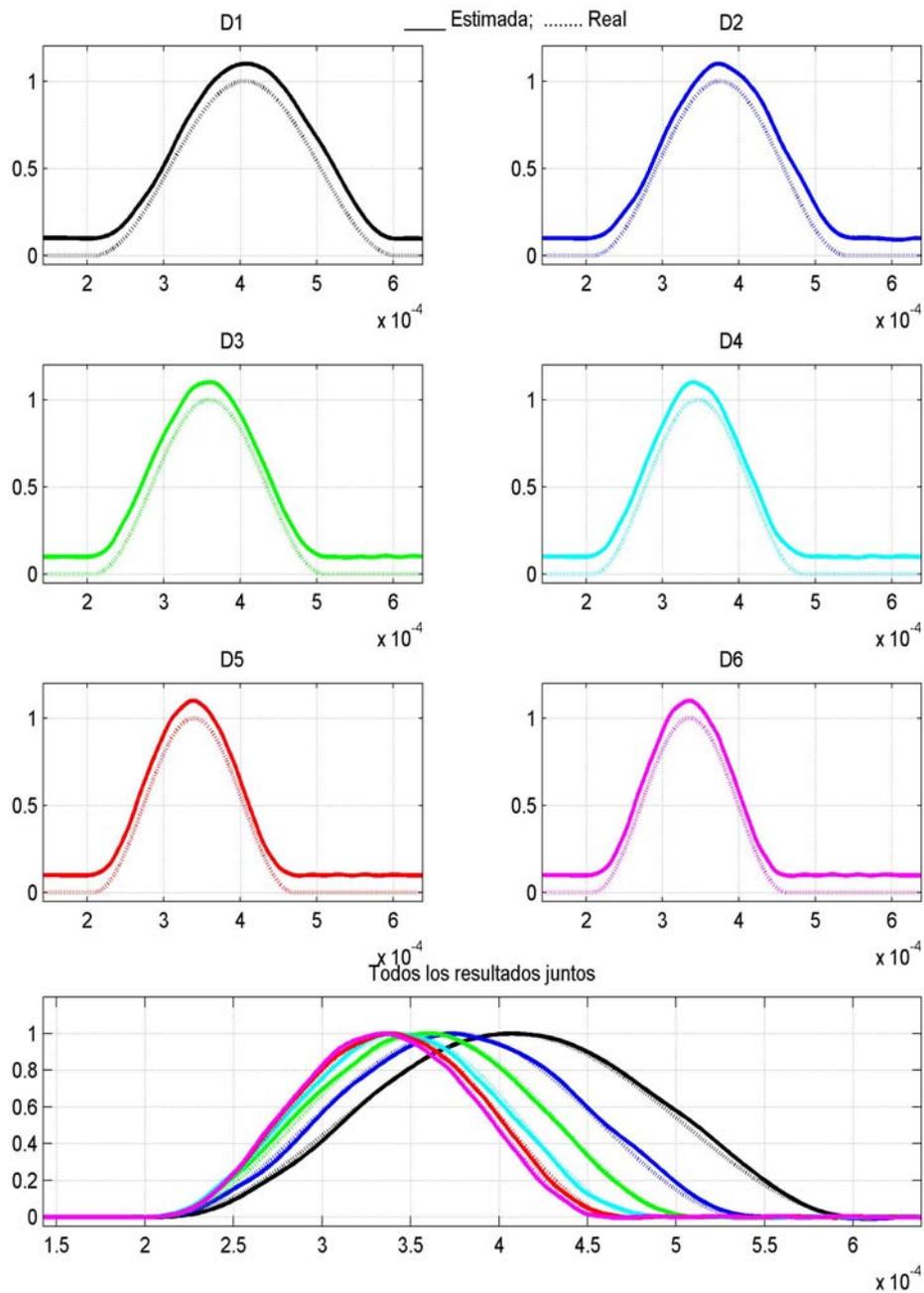


Figura A1-2 Respuesta estimada para el cilindro de bronce.

Respuestas estimadas para el cilindro: Latón

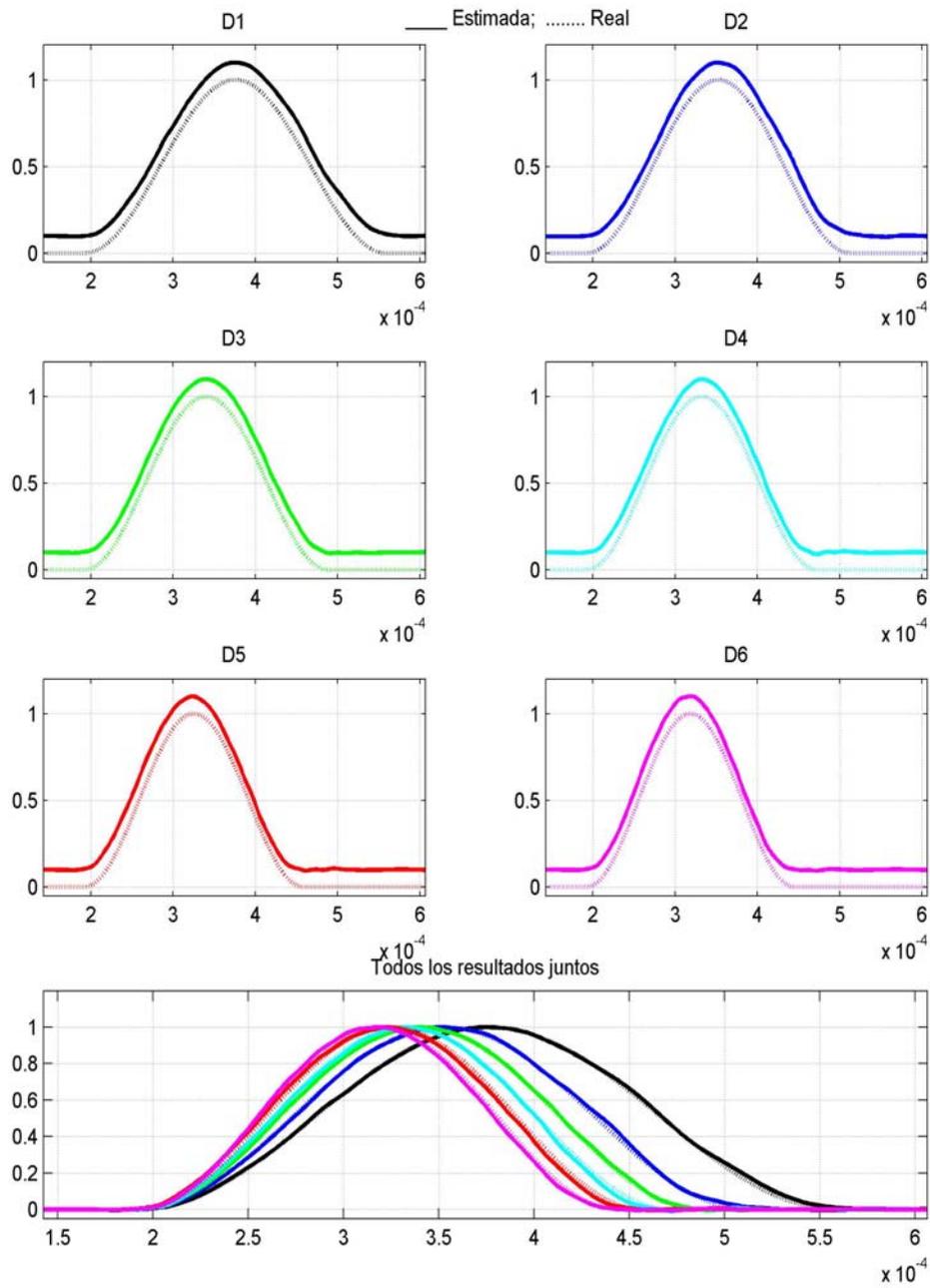


Figura A1-3 Respuesta estimada para el cilindro de latón.

Respuestas estimadas para el cilindro: Aluminio grande

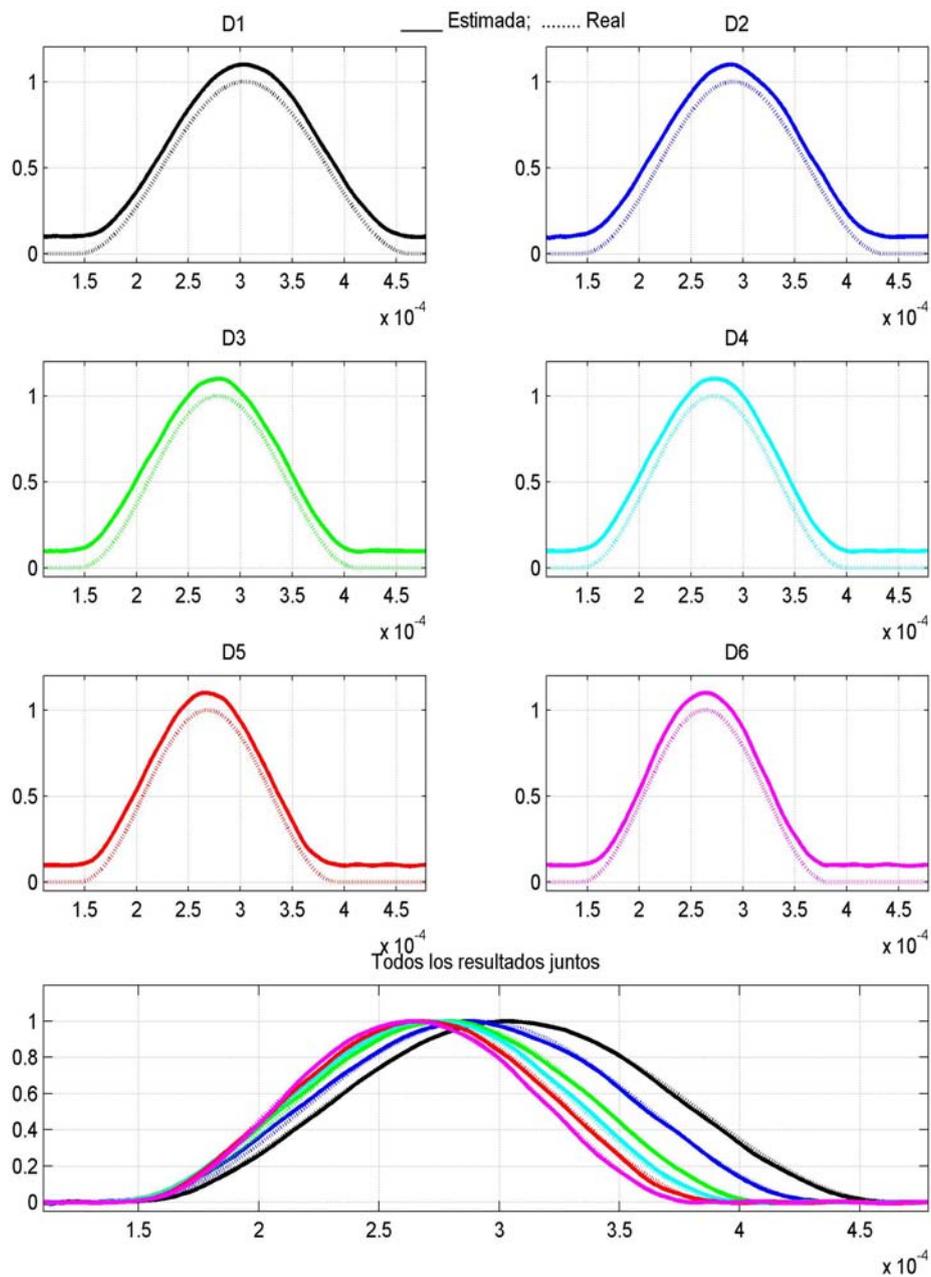


Figura A1-4 Respuesta estimada para el cilindro de aluminio grande.

Respuestas estimadas para el cilindro: Aluminio mediano

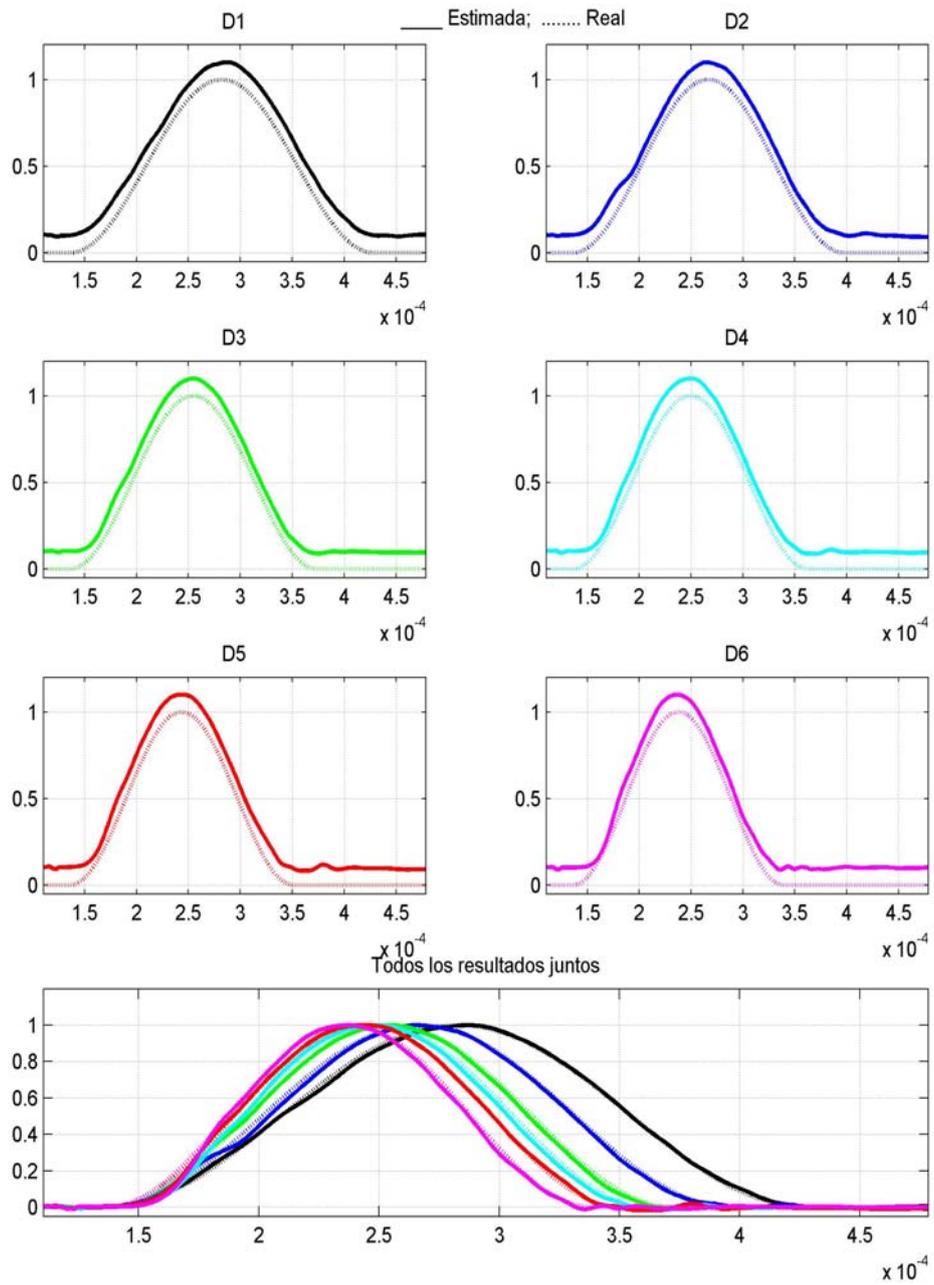


Figura A1-5 Respuesta estimada para el cilindro de aluminio mediano.

Respuestas estimadas para el cilindro: Aluminio pequeño

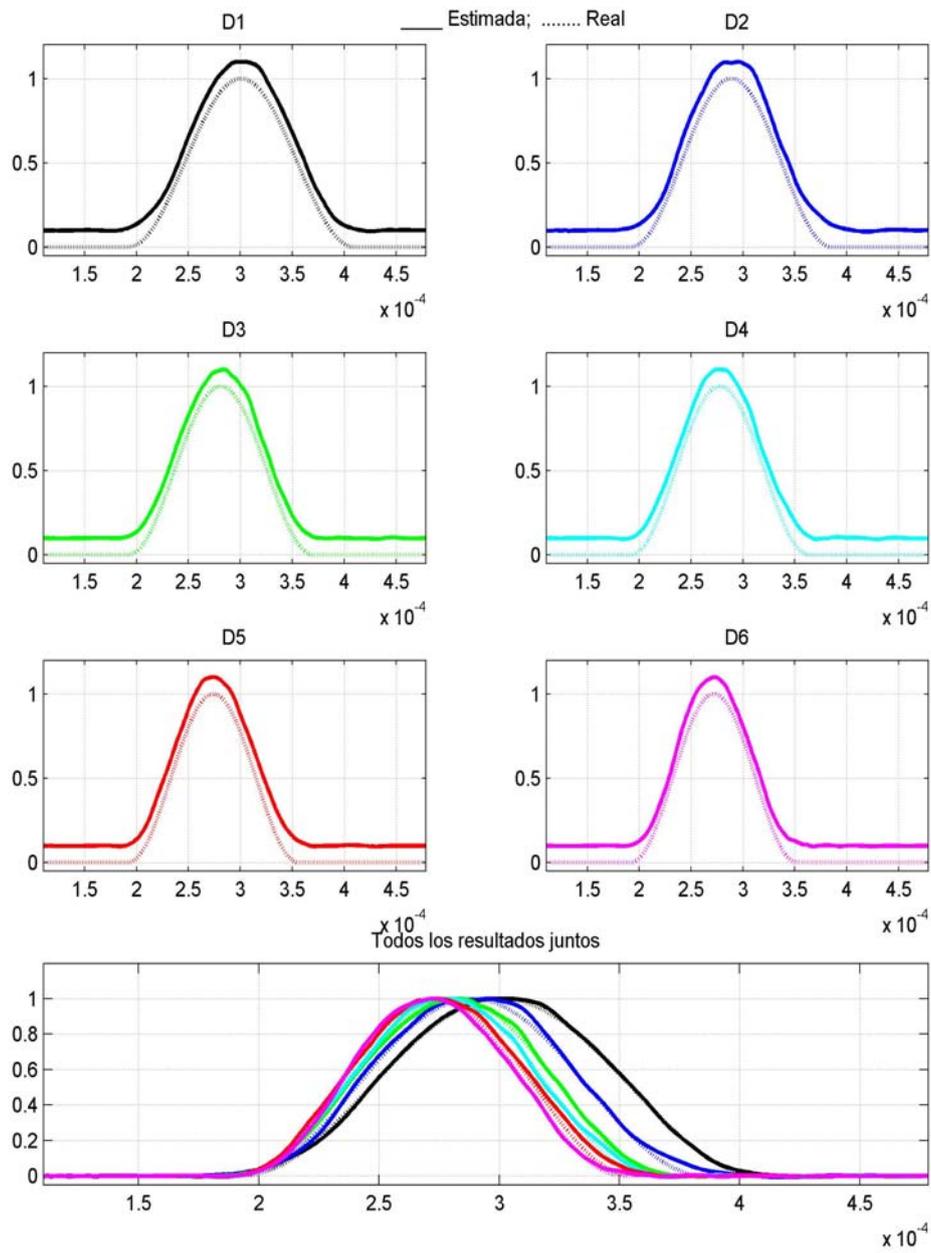


Figura A1-6 Respuesta estimada para el cilindro de aluminio pequeño.

A2. Duración de los impactos de referencia y diferencia relativa con respecto a las duraciones estimadas por las redes neuronales

En las siguientes tablas se muestran los resultados de medición de los impactos para los distintos objetos utilizados. Primero aparecen los tiempos de los experimentos de referencia (Experimento 1,..., 3), que se han obtenido a partir de la señal del impactor sensorizado, luego las respuestas estimadas por las redes neuronales (Estimadas 1,..., 3) y finalmente, las diferencias relativas entre las dos mediciones anteriores (Dif. Relativa 1,..., 3).

Tabla A2-1 Datos de duración de impacto para el cilindro de acero grande.

	D1	D2	D3	D4	D5	D6
Experimento 1	311.2	280.8	265.6	251.2	241.6	232.0
Experimento 2	309.6	281.6	265.6	249.6	243.2	233.6
Experimento 3	315.2	284.8	262.4	249.6	240.8	231.2
Promedio Exp.	312.0	282.4	264.5	250.1	241.9	232.3
Estimadas 1	322.0	280.8	258.4	256.8	235.2	228.0
Estimadas 2	308.8	280.8	260.0	252.8	238.4	232.0
Estimadas 3	306.4	295.4	264.8	255.2	237.6	229.6
Estimados	312.4	285.7	261.1	254.9	237.1	229.9
Dif. Relativa 1	3.5%	0.0%	2.7%	2.2%	2.6%	1.7%
Dif. Relativa 2	0.3%	0.3%	2.1%	1.3%	2.0%	0.7%
Dif. Relativa 3	2.8%	3.7%	0.9%	2.2%	1.3%	0.7%
Promedio	2.2%	1.3%	1.9%	1.9%	2.0%	1.0%

Tabla A2-2 Datos de duración de impacto para el cilindro de bronce grande.

	D1	D2	D3	D4	D5	D6
Experimento 1	391.6	338.4	299.2	276.8	261.6	252.8
Experimento 2	397.6	334.4	302.4	276.8	263.2	252.0
Experimento 3	388.0	339.2	302.4	276.8	263.2	253.6
Promedio Exp.	392.4	337.3	301.3	276.8	262.7	252.8
Estimadas 1	403.0	341.6	308.8	277.6	263.2	255.2
Estimadas 2	408.8	333.6	310.4	276.0	265.6	252.8
Estimadas 3	392.0	331.2	308.8	273.6	262.4	256.0
Estimados	401.3	335.5	309.3	275.7	263.7	254.7
Dif. Relativa 1	2.9%	0.9%	3.2%	0.3%	0.6%	0.9%
Dif. Relativa 2	2.8%	0.2%	2.6%	0.3%	0.9%	0.3%
Dif. Relativa 3	1.0%	2.4%	2.1%	1.2%	0.3%	0.9%
Promedio	2.3%	1.2%	2.7%	0.6%	0.6%	0.7%

Tabla A2-3 Datos de duración de impacto para el cilindro de latón grande.

	D1	D2	D3	D4	D5	D6
Experimento 1	367.2	326.4	298.4	278.4	264.8	253.6
Experimento 2	361.6	320.0	292.8	277.6	265.6	249.6
Experimento 3	365.6	320.8	300.8	277.6	268.0	250.4
Promedio Exp.	364.8	322.4	297.3	277.9	266.1	251.2
Estimadas 1	374.4	323.2	301.6	279.2	263.2	254.4
Estimadas 2	361.6	328.8	296.8	278.4	267.2	249.6
Estimadas 3	376.0	326.4	301.6	278.4	270.4	250.4
Estimados	370.7	326.1	300.0	278.7	266.9	251.5
Dif. Relativa 1	2.0%	1.0%	1.1%	0.3%	0.6%	0.3%
Dif. Relativa 2	0.0%	2.8%	1.4%	0.3%	0.6%	0.0%
Dif. Relativa 3	2.8%	1.7%	0.3%	0.3%	0.9%	0.0%
Promedio	1.6%	1.8%	0.9%	0.3%	0.7%	0.1%

Tabla A2-4 Datos de duración de impacto para el cilindro de aluminio grande.

	D1	D2	D3	D4	D5	D6
Experimento 1	309.6	297.6	268.8	256.8	252.8	236.8
Experimento 2	320.0	289.6	267.2	256.8	246.4	238.4
Experimento 3	324.0	295.2	269.6	261.6	241.6	240.8
Promedio Exp.	317.9	294.1	268.5	258.4	246.9	238.7
Estimadas 1	308.0	299.2	274.4	262.4	260.6	233.6
Estimadas 2	313.6	292.0	272.0	260.0	244.0	234.4
Estimadas 3	319.2	295.2	279.2	271.0	237.6	240.8
Estimados	313.6	295.5	275.2	264.5	247.4	236.3
Dif. Relativa 1	0.5%	0.5%	2.1%	2.2%	3.1%	1.4%
Dif. Relativa 2	2.0%	0.8%	1.8%	1.2%	1.0%	1.7%
Dif. Relativa 3	1.5%	0.0%	3.6%	3.6%	1.7%	0.0%
Promedio	1.3%	0.5%	2.5%	2.3%	1.9%	1.0%

Tabla A2-5 Datos de duración de impacto para el cilindro de aluminio mediano.

	D1	D2	D3	D4	D5	D6
Experimento 1	295.2	263.2	239.2	221.6	217.6	199.2
Experimento 2	281.6	259.2	237.6	226.4	216.8	202.4
Experimento 3	280.0	261.6	232.0	227.2	217.6	200.0
Promedio Exp.	285.6	261.3	236.3	225.1	217.3	200.5
Estimadas 1	300.0	256.8	238.4	222.4	213.6	200.8
Estimadas 2	293.6	249.2	234.4	220.0	217.6	204.8
Estimadas 3	285.6	265.6	223.2	222.4	214.4	201.6
Estimados	293.1	257.2	232.0	221.6	215.2	202.4

Dif. Relativa 1	1.6%	2.4%	0.3%	0.4%	1.8%	0.8%
Dif. Relativa 2	4.3%	3.9%	1.3%	2.8%	0.4%	1.2%
Dif. Relativa 3	2.0%	1.5%	3.8%	2.1%	1.5%	0.8%
Promedio	2.6%	2.6%	1.8%	1.8%	1.2%	0.9%

Tabla A2-6 Datos de duración de impacto para el cilindro de aluminio pequeño.

	D1	D2	D3	D4	D5	D6
Experimento 1	213.6	193.6	178.4	172.0	168.8	157.6
Experimento 2	214.4	199.2	180.8	170.4	157.6	160.8
Experimento 3	212.0	194.4	178.4	171.2	163.2	164.0
Promedio Exp.	213.3	195.7	179.2	171.2	163.2	160.8
Estimadas 1	220.8	192.8	183.2	172.0	172.0	151.2
Estimadas 2	215.2	199.2	179.2	176.0	161.6	159.2
Estimadas 3	219.2	196.0	180.0	164.2	169.2	163.2
Estimados	218.4	196.0	180.8	170.7	167.6	157.9
Dif. Relativa 1	3.4%	0.4%	2.7%	0.0%	1.9%	4.1%
Dif. Relativa 2	0.4%	0.0%	0.9%	3.3%	2.5%	1.0%
Dif. Relativa 3	3.4%	0.8%	0.9%	4.1%	3.7%	0.5%
Promedio	2.4%	0.4%	1.5%	2.5%	2.7%	1.8%

A3. Duraciones promedio de los impactos experimentales y de las señales estimadas

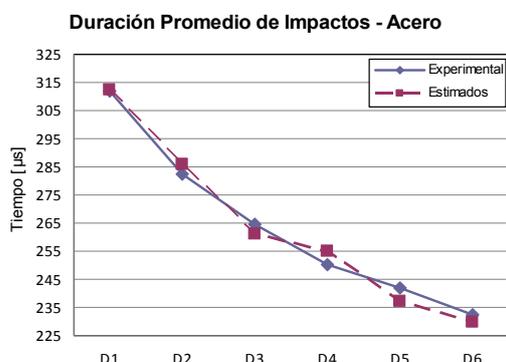


Figura A3-1 Duración promedio de los impactos sobre cilindro de acero grande.

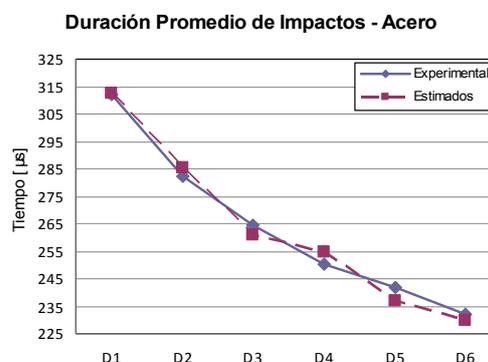


Figura A3-2 Duración promedio de los impactos sobre cilindro de bronce grande.

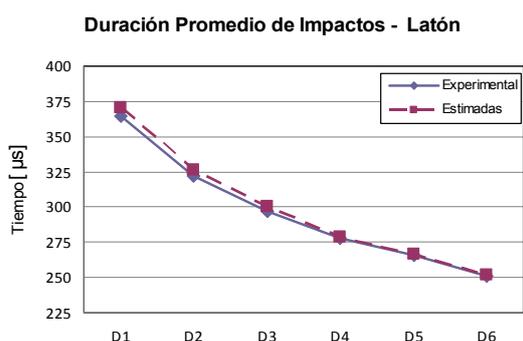


Figura A3-3 Duración promedio de los impactos sobre cilindro de latón grande.

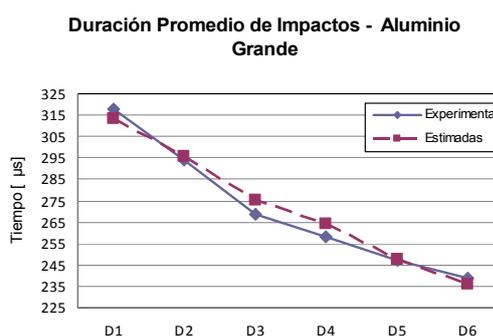


Figura A3-4 Duración promedio de los impactos sobre cilindro de aluminio grande.

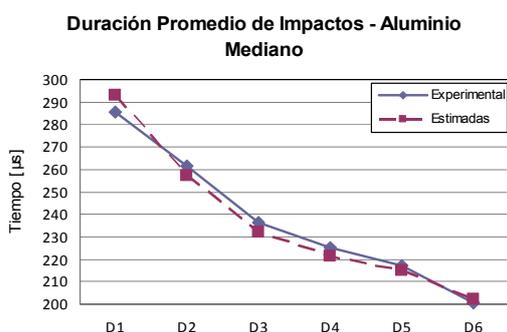


Figura A3-5 Duración promedio de los impactos sobre cilindro de aluminio mediano.

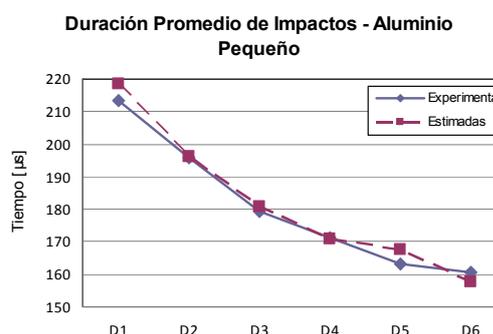


Figura A3-6 Duración promedio de los impactos sobre cilindro de aluminio pequeño.

ANEXO B.

Respuestas de los Impactos para clasificación

B1. Respuestas medidas con el sensor PKGS 45-NB

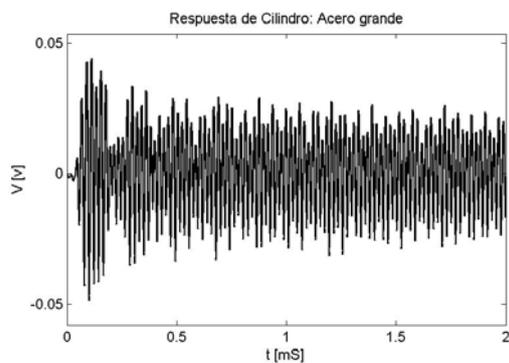


Figura B1-1 (PKGS) Respuesta del cilindro de acero grande.

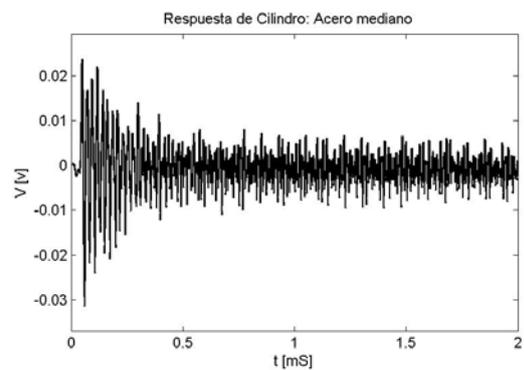


Figura B1-2 (PKGS) Respuesta del cilindro de acero mediano.

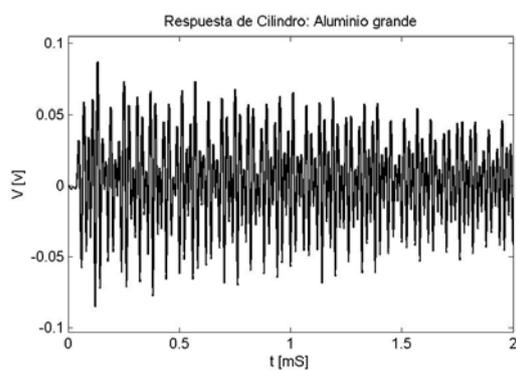


Figura B1-3 (PKGS) Respuesta del cilindro de aluminio grande.

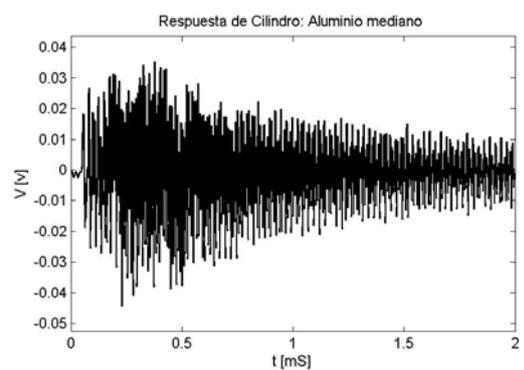


Figura B1-4 (PKGS) Respuesta del cilindro de aluminio mediano.

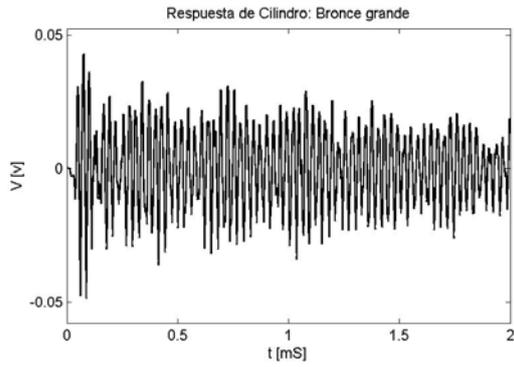


Figura B1-5 (PKGS) Resposta del cilindro de bronze grande.

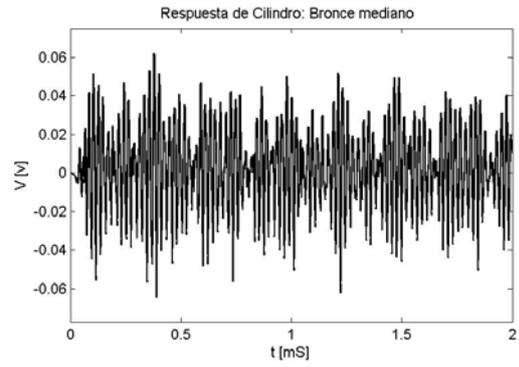


Figura B1-6 (PKGS) Resposta del cilindro de bronze mediano.

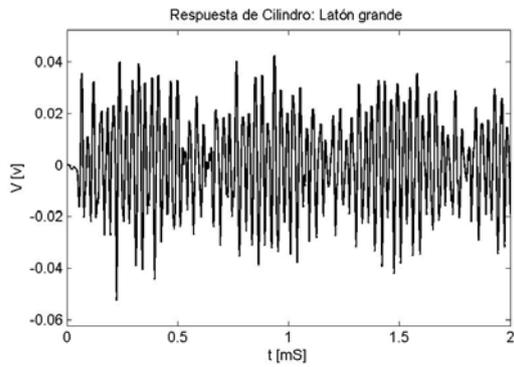


Figura B1-7 (PKGS) Resposta del cilindro de latón grande.

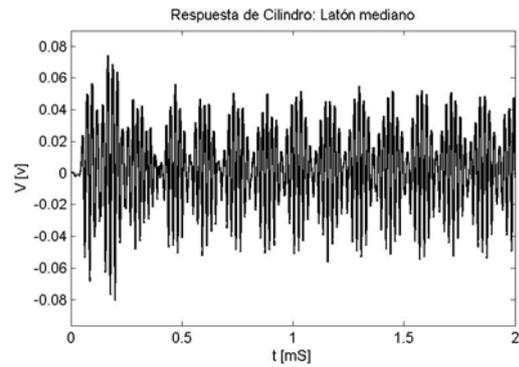


Figura B1-8 (PKGS) Resposta del cilindro de latón mediano.

B2. Respuestas medidas con el Sensor B&K 8309 para la clasificación

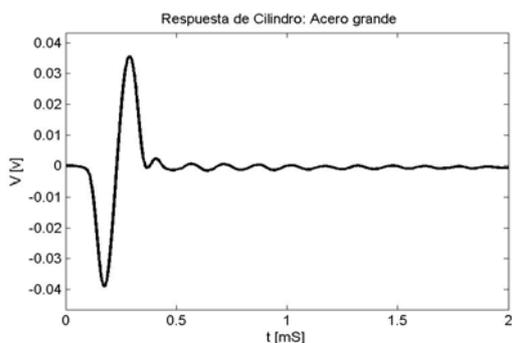


Figura B2-1 (B&K) Respuesta del cilindro de acero grande.

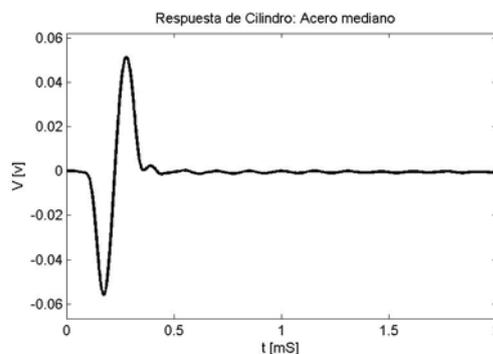


Figura B2-2 (B&K) Respuesta del cilindro de acero mediano.

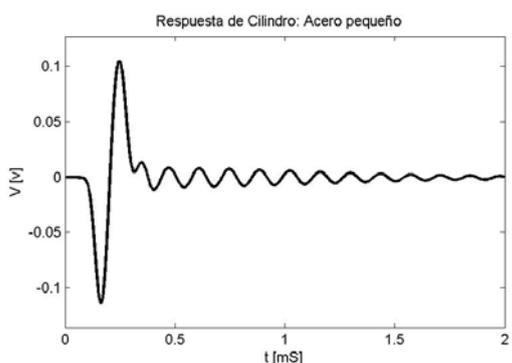


Figura B2-3 (B&K) Respuesta del cilindro de acero pequeño.

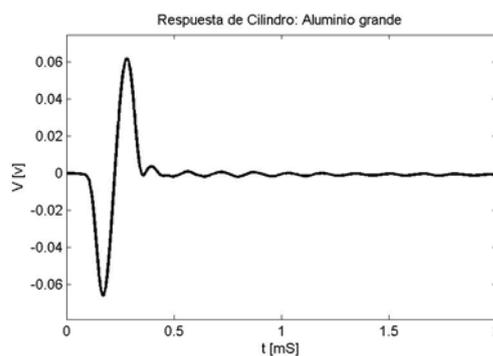


Figura B2-4 (B&K) Respuesta del cilindro de aluminio grande.

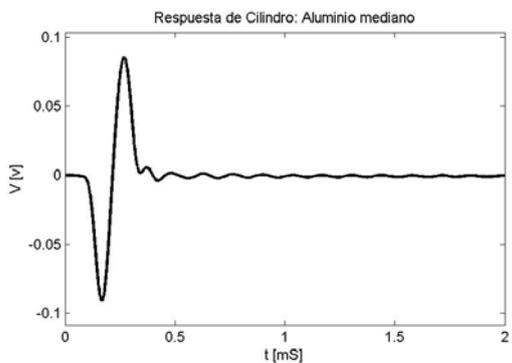


Figura B2-5 (B&K) Respuesta del cilindro de aluminio mediano.

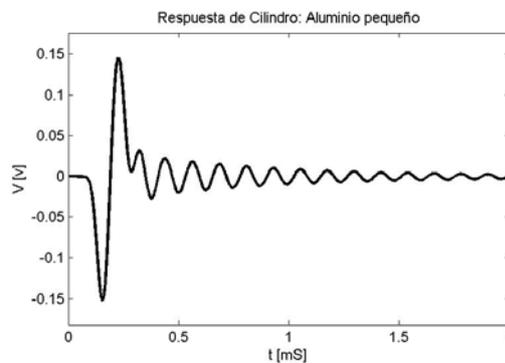


Figura B2-6 (B&K) Respuesta del cilindro de aluminio pequeño.

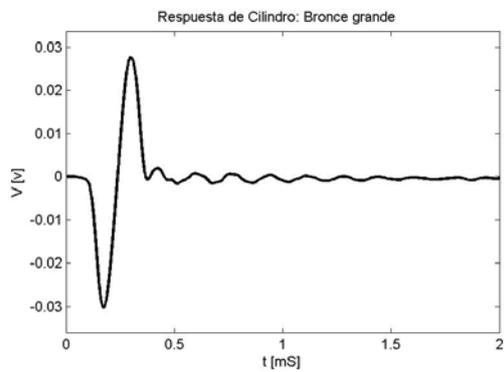


Figura B2-7 (B&K) Respuesta del cilindro de bronce grande.

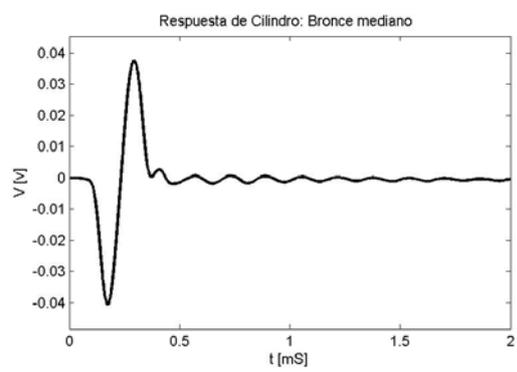


Figura B2-8 (B&K) Respuesta del cilindro de bronce mediano.

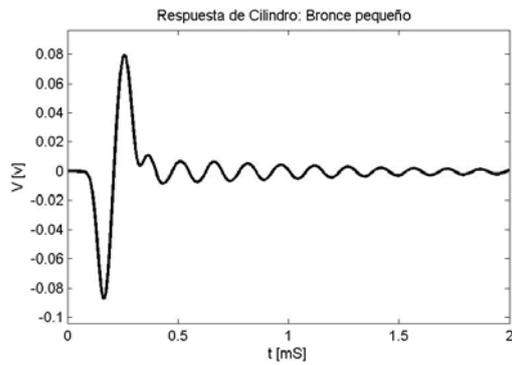


Figura B2-9 (B&K) Respuesta del cilindro de bronce pequeño.

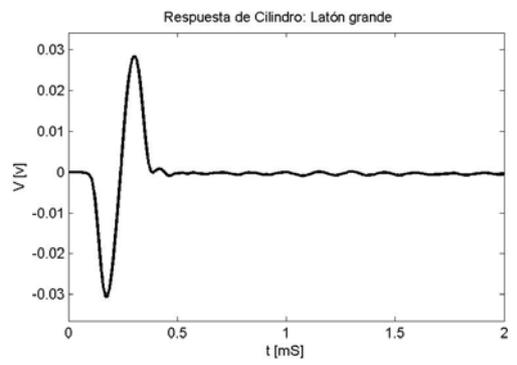


Figura B2-10 (B&K) Respuesta del cilindro de latón grande.

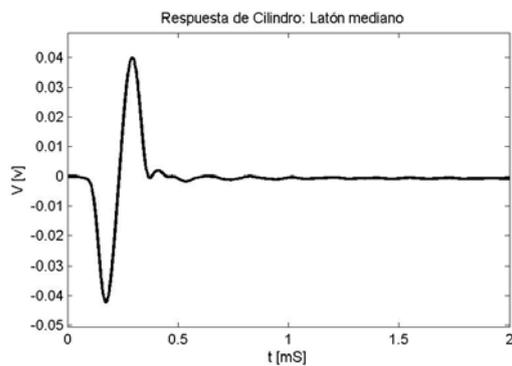


Figura B2-11 (B&K) Respuesta del cilindro de latón mediano.

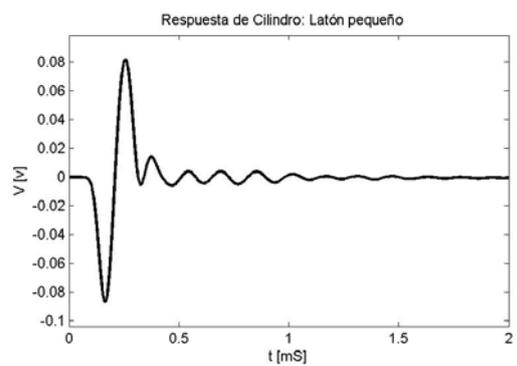


Figura B2-12 (B&K) Respuesta del cilindro de latón pequeño.

ANEXO C.

C1. Resultados de la clasificación

Tabla C1-1 Resultados de validación para clasificación de la Fase 2.

Tipo de Cilindro	No. Señal	Resultados				Error			
		M1	M0	T1	T0	M1	M0	T1	T0
Chico	AL	1	0	0	0	0	0	0	0
	AL	2	0	0	0	0	0	0	0
	AL	3	0	0	0	0	0	0	0
	AC	4	0	0	0	1	0	0	0
	AC	5	0	0	0	1	0	0	0
	AC	6	0	0	0	1	0	0	0
	BR	7	0	0	1	0	0	0	0
	BR	8	0	0	1	0	0	0	0
	BR	9	0	0	1	0	0	0	0
	LA	10	0	0	1	1	0	0	0
	LA	11	0	0	1	1	0	0	0
	LA	12	0	0	1	1	0	0	0
Mediano	AL	13	0	1	0	1	0	0	0
	AL	14	0	1	0	0	0	0	0
	AL	15	0	1	0	0	0	0	0
	AC	16	0	1	0	1	0	0	0
	AC	17	0	1	0	1	0	0	0
	AC	18	0	1	0	1	0	0	0
	BR	19	0	1	1	0	0	0	0
	BR	20	0	1	1	0	0	0	0
	BR	21	0	1	1	0	0	0	0
	LA	22	0	1	1	1	0	0	0
	LA	23	0	1	1	0	0	0	0
	LA	24	0	1	1	1	0	0	0
Grande	AL	25	1	0	0	0	0	0	0
	AL	26	1	0	0	1	0	0	0
	AL	27	1	0	0	0	0	0	0
	AC	28	1	0	0	1	0	0	0
	AC	29	1	0	0	1	0	0	0
	AC	30	1	0	0	1	0	0	0
	BR	31	1	0	1	0	0	0	0
	BR	32	1	0	1	0	0	0	0
	BR	33	1	0	1	0	0	0	0
	LA	34	1	0	1	1	0	0	0
	LA	35	1	0	1	1	0	0	0
	LA	36	1	0	1	1	0	0	0

REFERENCIAS

1. AHN, Se Jin; JEONG, Weui Bong and YOO, Wan Suk. Unbiased Expression of FRF with Exponential Window Function in Impact Hammer Testing. *Journal of Sound and Vibration*, 11/5, 2004, vol. 277, no. 4-5, pp. 931-941. ISSN 0022-460X.
2. AMARI, S.; and CICHOCKI, A. Adaptive Blind Signal Processing-Neural Network Approaches. *Proceedings of the IEEE*, 1998, vol. 86, no. 10, pp. 2026-2048. ISSN 0018-9219.
3. BAGLIO, S.; and SAVALLI, N. Fuzzy Tap-Testing Sensors for Material Health-State Characterization. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2006, vol. 55, no. 3, pp. 761-770.
4. BENHAM, P. P.; CRAWFORD, R. J. and ARMSTRONG, C. G. *Mechanics of Engineering Materials*. 2nd ed. Prentice Hall, 1996.
5. BERGES, P.; and BOWLING, A. *Impact Forces in Legged Robot Locomotion*. Barcelona, Spain ed. Proceedings, IEEE International Conference on Robotics and Automation, 18-22 April, 2005.
6. BISHOP, C. M. *Neural Networks for Pattern Recognition*. Oxford: Clarendon Press, 2005. ISBN 0198538642.
7. BISHOP, C. M. Neural Networks and their Applications. *Review of Scientific Instruments*, 1994, vol. 65, no. 6, pp. 1803-1832.
8. BRACH, R. M. *Mechanical Impact Dynamics, Rigid Body Collisions*. John Wiley and Sons, 1991.
9. BRECKENRIDGE, F. R., et al. *Transient Sources for Acoustic Emission Work*. . YAMAGUSHI, K.; TAKAKASHI, H. and NIITSUMA, H. eds., Tokyo, Japan ed. Progress in Acoustic Emission V, Proc. of the 10th International Acoustic Emission Symposium, The Japanese Society for Non-Destructive Inspection, 21 August, 1990.
10. BRIGGS, J. C.; and TSE, M. K. Impact Force Identification using Extracted Modal Parameters and Pattern Matching. *International Journal of Impact Engineering*, 1992, vol. 12, no. 3, pp. 361-372.
11. BRUEL & KJAER. *Vibration Transducers and Signal Conditioning, Lecture Note BA 7675-12*. Bruel & Kjaer Sound and Vibration Measurement A/S, 1998.
12. BRUEL & KJAER. *Brüel & Kjær Sound & Vibration A/S*. Brüel & Kjær. Available from: <<http://www.bkhome.com/>>.

13. BRUZZONE, L.; ROLI, F. and SERPICO, S. B. Structured Neural Networks for Signal Classification. *Signal Processing*, 2, 1998, vol. 64, no. 3, pp. 271-290. ISSN 0165-1684.
14. CAWLEY, P.; and ADAMS, R. D. The Mechanics of the Coin-Tap Method of Non-Destructive Testing. *Journal of Sound and Vibration*, 1988, vol. 122, no. 2, pp. 299-316.
15. CHANDRASHEKHARA, K.; CHUKWUJEKWU, A. O. and JIANG, Y. P. Estimation of Contact Force on Composite Plates using Impact-Induced Strain and Neural Networks. *Composites Part B: Engineering*, 1998, vol. 29, no. 4, pp. 363-369.
16. CHARNIYA, N. N.; and DUDUL, S. V. *Development of Intelligent Sensor System for Classification of Material Type using Neural Networks*. , 2007a.
17. CHARNIYA, N. N.; and DUDUL, S. V. *Neural Network Based Sensor for Classification of Material Type and its Surface Properties*. , 2007b. ISBN 1098-7576.
18. CHING, J.; TO, A. C. and GLASER, S. D. Microseismic Source Deconvolution: Wiener Filter Versus Minmax, Fourier Versus Wavelet, and Linear Versus Nonlinear. *Journal of Acoustical Society of America*, 2004, vol. 115, no. 6, pp. 3048-3058.
19. CHOPRA, A. K. *Dynamics of Structures: Theory and Applications to Earthquake Engineering*. Prentice Hall, 1995.
20. DABOCZI, T.; and KOLLAR, I. Multiparameter Optimization of Inverse Filtering Algorithms. *Instrumentation and Measurement, IEEE Transactions on*, 1996, vol. 45; 45, no. 2, pp. 417-421. ISSN 0018-9456.
21. DAPONTE, P.; and GRIMALDI, D. Artificial Neural Networks in Measurements. *Measurement*, 3, 1998, vol. 23, no. 2, pp. 93-115.
22. DEYST, J. P., et al. A Fast-Pulse Oscilloscope Calibration System. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 1998, vol. 47, no. 5, pp. 1037-1041.
23. DOUGLAS, S. C. The digital signal processing handbook . MADISSETTI, V. K.; and WILLIAMS, D. B. eds., CRC Press, 1998. *Introduction to Adaptive Filters*, pp. 18.1-18.19.
24. DOYLE, J. F. A Wavelet Deconvolution Method for Impact Force Identification. *Experimental Mechanics*, 1997, vol. 37, no. 4, pp. 403-408.
25. DREYFUS, G. *Neural Networks :Methodology and Applications*. Berlin, etc.: Springer, 2005. ISBN 3540229809.
26. FAIK, S.; and WITTEMAN, H. *Modeling of Impact Dynamics: A Literature Survey*. Toronto, Canada ed. International ADAMS user conference, 2000.
27. FASANA, A.; and PIOMBO, B. A. Identification of Linear Mechanical Systems by Deconvolution Techniques. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 1997, vol. 11, no. 3, pp. 351-373.
28. FEMMAM, S.; M'SIRDI, N. K. and OUAHABI, A. Perception and Characterization of Materials using Signal Processing Techniques. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2001, vol. 50, no. 5, pp. 1203-1211.

29. GILARDI, G.; and SHARF, I. Literature Survey of Contact Dynamics Modelling. *Mechanism and Machine Theory*, 2002, vol. 37, no. 10, pp. 1213-1239.
30. GOLDSMITH, W. *Impact: Theory and Physical Behavior of Colliding Solids*. Dover Publications Inc., 2003.
31. GUZMÁN, R.; MOLINO, E. and MANUEL, A. *Application of a Kalman Filter on Mechanical Systems to Analyze Impacts*. Vilanova i la Geltrú, Spain ed. International Workshop on Marine Technology, Instrumentation ViewPoint No. 6, 15-16 Nov., 2007.
32. HAGAN, M. T.; DEMUTH, H. B. and BEALE, M. *Neural Network Design*. Boston etc.: PWS Pub. Co., 1996. ISBN 0534943322.
33. HAGAN, M. T.; and MENHAJ, M. B. Training Feedforward Networks with the Marquardt Algorithm. *Neural Networks, IEEE Transactions on*, 1994, vol. 5; 5, no. 6, pp. 989-993. ISSN 1045-9227.
34. HARRIS, C. M.; and PIERSOL, A. G. *Harris' Shock and Vibration Handbook*. . HARRIS, C. M.; and PIERSOL, A. G. eds., 5th ed. McGraw-Hill, 2002. ISBN 0-07-137081-1.
35. HATCH, M. R. *Vibration Simulation using Matlab and Ansys*. CRC Press, 2000.
36. HAYKIN, S. S. *Adaptive Filter Theory*. 4th ed. Upper Saddle River: Prentice Hall, 2002. ISBN 0130901261.
37. HAYKIN, S. S. *Unsupervised Adaptive Filtering*. New York: John Wiley & Sons, 2000. ISBN 0471294128.
38. HAYKIN, S. S. *Neural Networks :A Comprehensive Foundation*. 2nd ed. Upper Saddle River: Prentice Hall, 1999. ISBN 0132733501.
39. HOLLANDSWORTH, P. E.; and BUSBY, H. R. Impact Force Identification using the General Inverse Technique. *International Journal of Impact Engineering*, 1989, vol. 8, no. 4, pp. 315-322.
40. HU, N., et al. An Efficient Approach for Identifying Impact Force using Embedded Piezoelectric Sensors. *International Journal of Impact Engineering*, 2007, vol. 34, no. 7, pp. 1258-1271.
41. HU, Yu H.; and HWANG, Jenq-Neng. *Handbook of Neural Network Signal Processing*. Boca Raton etc.: CRC Press, 2002. ISBN 0849323592.
42. Hui Luo; and Yanda Li. The Application of Blind Channel Identification Techniques to Prestack Seismic Deconvolution. *Proceedings of the IEEE*, 1998, vol. 86, no. 10, pp. 2082-2089. ISSN 0018-9219.
43. HUNTER, S. C. Energy Absorbed by Elastic Waves during Impact. *Journal of the Mechanics and Physics of Solids*, 1957, vol. 5, no. 3, pp. 162-171.
44. INOUE, H.; HARRIGAN, J. J. and REID, S. R. Review of Inverse Analysis for Indirect Measurement of Impact Force. *Applied Mechanics Reviews*, 2001, vol. 54, no. 6, pp. 503-524.
45. ISHAK, S. I., et al. Non-Destructive Evaluation of Horizontal Crack Detection in Beams using Transverse Impact. *Journal of Sound and Vibration*, 4/25, 2002, vol. 252, no. 2, pp. 343-360. ISSN 0022-460X.

46. JACQUELIN, E.; BENNANI, A. and HAMELIN, P. Force Reconstruction: Analysis and Regularization of a Deconvolution Problem. *Journal of Sound and Vibration*, 2003, vol. 265, pp. 81-107.
47. JORDAN, R., et al. Classification of Wood Species by Neural Network Analysis of Ultrasonic Signals. *Ultrasonics*, 2, 1998, vol. 36, no. 1-5, pp. 219-222. ISSN 0041-624X.
48. KIM, Sung Joon; and HWANG, In Hee. Prediction of Fatigue Damage for Composite Laminate using Impact Response. *International Journal of Fatigue*, 10, 2006, vol. 28, no. 10, pp. 1334-1339.
49. KNAPP, J., et al. Measurement of Shock Events by Means of Strain Gauges and Accelerometers. *Measurement*, 1998, vol. 24, no. 2, pp. 87-96.
50. LAN, J.; LAN, T. and NAHAVANDI, S. A Novel Application of a Microaccelerometer for Target Classification. *Sensors Journal, IEEE*, 2004, vol. 4, no. 4, pp. 519-524. ISSN 1530-437X.
51. LECUMBERRI, P.; GOMEZ, M. and CARLOSENA, A. *Multichannel Blind Deconvolution of Transient Impulsive Signals*. Sorrento, Italia ed. Instrumentation and Measurement Technology Conference, Proceedings of the IEEE (IMTC2006), 24 - 27 April, 2006.
52. LEE, J. -Y; and NANDI, A. K. Extraction of Impacting Signals using Blind Deconvolution. *Journal of Sound and Vibration*, 2000, vol. 232, no. 5, pp. 945-962.
53. LEE, J. -Y; and NANDI, A. K. Blind Deconvolution of Impacting Signals using High-Order Statistics. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 1998, vol. 12, no. 2, pp. 357-371.
54. LEONHARDT, P. M. *TP321, Acceleration Levels of Dropped Objects*. Technical Papers, Endevco Corp., San Juan Capistrano, CA 92675.
55. LIU, G. R.; and HAN, X. *Computational Inverse Techniques in Nondestructive Evaluation*. CRC Press, 2003.
56. LJUNG, L. Recursive Identification Algorithms. *Circuits, Systems, and Signal Processing*, 2002, vol. 21, no. 1, pp. 57-68.
57. LJUNG, L. *System Identification: Theory for the User*. Prentice Hall, 1987.
58. LJUNG, L.; and GLAD, T. *Modeling of Dynamic Systems*. New Jersey: Prentice Hall, 1994.
59. LOURAKIS, M. L. A.; and ARGYROS, A. A. *Is Levenberg-Marquardt the most Efficient Optimization Algorithm for Implementing Bundle Adjustment?* , 2005. ISBN 1550-5499.
60. MARQUARDT, Donald W. An Algorithm for Least-Squares Estimation of Nonlinear Parameters. *Journal of the Society for Industrial and Applied Mathematics*, Jun., 1963, vol. 11, no. 2, pp. 431-441. ISSN 03684245.
61. MARTIN, M. T.; and DOYLE, J. F. Impact Force Identification from Wave Propagation Responses. *International Journal of Impact Engineering*, 1996, vol. 18, no. 1, pp. 65-77.
62. MASSAROTTO, M., et al. *An Impact Technique for Wide Band Characterization of Piezoelectric Accelerometers*. Warsaw, Poland ed. IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference, 1-3 May, 2007.

63. MASSAROTTO, M.; CARLOSENA, A. and LÓPEZ-MARTÍ, A. J. Two-Stage Differential Charge and Transresistance Amplifiers. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2008, vol. 57, no. 2, pp. 309-320.
64. MATHEWS, J. *TP319, A Guide to Accelerometer Installation*. Technical Papers, Endevco Corp., San Juan Capistrano, CA 92675, 1999.
65. MATHIS, H.; and DOUGLAS, S. C. Busgang Blind Deconvolution for Impulsive Signals. *Signal Processing, IEEE Transactions on*, 2003, vol. 51; 51, no. 7, pp. 1905-1915. ISSN 1053-587X.
66. MCCONNELL, K. G. *Vibration Testing : Theory and Practice*. New York: John Wiley & Sons, 1995.
67. MCCULLOCH, W. S.; and PITTS, W. H. A Logical Calculus of the Ideas Immanent in Nervous Activity. *Bulletin of Mathematical Biophysics*, 1943, vol. 5, pp. 115-133.
68. MIYOSHI, M.; and KANEDA, Y. Inverse Filtering of Room Acoustics. *Acoustics, Speech and Signal Processing, IEEE Transactions on*, 1988, vol. 36; 36, no. 2, pp. 145-152. ISSN 0096-3518.
69. MOLINO, E., et al. *A Technique for Detecting Materials Characteristics using Mechanical Impacts and a Multilayer Neural Network*. Victoria, Canada ed. IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference Proceedings (IMTC), 12-15 May, 2008.
70. MOLINO, E., et al. *A Deconvolution Method for Impulsive Signals using Neural-Networks*. Montreal, Canada ed. IEEE International Symposium on Industrial Electronics (ISIE), 9-13 July, 2006a.
71. MOLINO, E., et al. *Inverse Filtering Approximation for Impacting Signals Estimation using a Multilayer Neural Network*. Paris, France ed. Conference of the IEEE Industrial Electronics Society (IECON), 7-10 Nov., 2006b.
72. MOLINO, E.; LOPEZ, M. and MANUEL, A. *Evaluation of Impacting Signals and Neural Networks for Objects Detection*. Cambridge, UK ed. IEEE International Symposium on Industrial Electronics (ISIE), June 30 - July 2, 2008.
73. MOLINO, E., et al. *An Evaluation of a Simple Dynamical Model for Impacts between Rigid Objects*. Lisbon, Portugal ed. XIX IMEKO World Congress Fundamental and Applied Metrology, 6-11 Sept., 2009.
74. MOLINO, E., et al. *Deconvolution of Impulsive Signals with Adaptive Filters*. Vilanova i la Geltrú, Spain ed. Instrumentation ViewPoint No. 4, MARTECH, 17-18 Nov., 2005.
75. MOLINO, E.; and MANUEL, A. *A Method for Materials Classification Based on Impacts and Neural Networks*. Vilanova i la Geltrú, Spain ed. Instrumentation ViewPoint No. 6, MARTECH, 15-16 Nov., 2007.
76. MOLLER, M. F. A Scaled Conjugate Gradient Algorithm for Fast Supervised Learning. *Neural Networks*, 1993, vol. 6, no. 3, pp. 525-533.
77. MOZER, M. C. Time series prediction: Forecasting the future and understanding the past. WEIGEND, A. S.; and GERSHENFELD, N. A. eds., Redwood City, CA: Sante Fe Institute Studies in the Sciences of Complexity, Proceedings Volume XVII, Addison-Wesley, 1993. *Neural Net Architectures for Temporal Pattern Processing*, pp. 243-264.

78. NAGURKA, M.; and HUANG, S. *A Mass-Spring-Damper Model of a Bouncing Ball*. Boston, Massachusetts ed. Proceedings of the American Control Conference, June 30 - July 2, 2004.
79. NGIA, L. S. H.; SJOBERG, J. and VIBERG, M. *Adaptive Neural Nets Filter using a Recursive Levenberg-Marquardt Search Direction*. , 1998.
80. NIST. *NIST/SEMATECH e-Handbook of Statistical Methods*. National Institute of Standards and Technology -NIST. 7/18/2006, 2006, Available from: <<http://www.itl.nist.gov/div898/handbook/>>.
81. NUTTALL, A. Some Windows with very Good Sidelobe Behavior. *Acoustics, Speech and Signal Processing, IEEE Transactions on*, 1981, vol. 29; 29, no. 1, pp. 84-91. ISSN 0096-3518.
82. PALLAS-ARENY, R.; and WEBSTER, J. G. *Sensors and Signal Conditioning*. 2nd ed. John Wiley and Sons, 2001.
83. PENNINGTON, D. *TP219, Basic Shock and Vibration Theory*. Technical Papers, Endevco Corp., San Juan Capistrano, CA 92675.
84. PINA, J. L., et al. *Charge Type and Current Type Sensors Amplifiers*. EP 1574862. 09.03.2004, 2004.
85. PINTELON, Rik; and SCHOUKENS, Johan. *System Identification :A Frequency Domain Approach*. New York: IEEE Press, 2001. ISBN 0780360001.
86. PRESS, H. W., et al. *Numerical Recipes in Fortran 77, the Art of Scientific Computing*. 2nd ed. Cambridge University Press, 1992.
87. RENDERS, H.; SCHOUKENS, J. and VILAIN, G. High-Accuracy Spectrum Analysis of Sampled Discrete Frequency Signals by Analytical Leakage Compensation. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 1984, vol. 33, no. 4, pp. 287-292.
88. RIEDEL, J. C. *The Accurate Measurement of Shock Phenomena*. Chicago, Illinois, USA ed. Institute of Environmental Sciences: Reprinted by Endevco - Technical Note TP214, 11-13 April, 1962.
89. ROSENBLATT, F. The Perceptron: A Probabilistic Model for Information Storage and Organization in the Brain. *Psychological Review*, 1958, vol. 65, no. 6, pp. 386-408.
90. ROY, Amitava; BARAT, P. and DE, Swapan Kumar. Material Classification through Neural Networks. *Ultrasonics*, 5, 1995, vol. 33, no. 3, pp. 175-180. ISSN 0041-624X.
91. SANTOS, J. B.; and PERDIGAO, F. Automatic Defects Classification - a Contribution. *NDT and E International*, 2001, vol. 34, no. 5, pp. 313-318.
92. SARGENT, R. G. *Verification and Validation of Simulation Models*. . MEDEIROS, D. J., et al eds., Proceedings of the 1998 Winter Simulation Conference, Winter, 1998.
93. SCHOUKENS, J.; and PINTELON, R. *Identification of Linear Systems*. Pergamon Press, 1991.
94. STEVENS, K. K. *Force Identification Problems: An Overview*. Houston ed. Proc. SEM spring meeting, 1987.

95. STRONGE, W. J. *Impact Mechanics*. Cambridge University Press, 2004.
96. TONG, F.; TSO, S. K. and XU, X. M. Tile-Wall Bonding Integrity Inspection Based on Time-Domain Features of Impact Acoustics. *Sensors and Actuators A: Physical*, 2006, vol. 132, no. 2, pp. 557-566.
97. TONG, L.; and PERREAU, S. Multichannel Blind Identification: From Subspace to Maximum Likelihood Methods. *Proceedings of the IEEE*, 1998, vol. 86, no. 10, pp. 1951-1968.
98. TONG, F.; TSO, S. K. and HUNG, M. Y. Y. Impact-Acoustics-Based Health Monitoring of Tile-Wall Bonding Integrity using Principal Component Analysis. *Journal of Sound and Vibration*, 6/27, 2006, vol. 294, no. 1-2, pp. 329-340. ISSN 0022-460X.
99. TORNAMBÉ, A. Modelling and Controlling One-Degree-of-Freedom Impacts. *IEE Proc. – Control Theory Appl.*, 1996, vol. 143, no. 1, pp. 85-90.
100. WANG, Y.; and MASON, M. T. Two-Dimensional Rigid-Body Collisions with Friction. *Journal of Applied Mechanics*, 1992, vol. 59, no. 3, pp. 635-642.
101. WEBSTER, J. G. *The Measurement, Instrumentation, and Sensors Handbook*. Boca Raton: CRC Press: IEEE, 1999.
102. WIDROW, B.; and STEARNS, S. D. *Adaptive Signal Processing*. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1985. ISBN 0130040290.
103. WILDES, R. P.; and RICHARDS, W. A. Natural computation. RICHARDS, Whitman ed., Cambridge, MA: MIT Press, 1988. *Recovering Materials Properties from Sound*, pp. 356-363.
104. WU, H.; and SIEGEL, M. Correlation of Accelerometer and Microphone Data in the “coin Tap Test”. *Instrumentation and Measurement, IEEE Transactions on*, 2000, vol. 49, no. 3, pp. 493-497.
105. YAMADA, T.; and YABUTA, T. Dynamic System Identification using Neural Networks. *Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on*, 1993, vol. 23; 23, no. 1, pp. 204-211. ISSN 0018-9472.
106. YOUNAN, N. H., et al. On Correcting HV Impulse Measurements by Means of Adaptive Filtering and Deconvolution. *Power Delivery, IEEE Transactions on*, 1991, vol. 6, no. 2, pp. 501-506.
107. YOUNG, H. D.; FREEDMAN, R. A. and FORD, A. L. *Sears and Zemansky's University Physics: With Modern Physics*. 12th ed. Pearson Addison-Wesley, 2007.
108. ZHU, W. D.; and EMORY, B. H. On a Simple Impact Test Method for Accurate Measurement of Material Properties. *Journal of Sound and Vibration*, 2005, vol. 287, pp. 637-643.