

Modelización de los subsistemas de tracción y frenado de un automóvil para su uso en un simulador

E. Sanjurjo Maroño¹, A. Varela Olmedo², M.Á Naya Villaverde³

¹Laboratorio de Ingeniería Mecánica. Universidad de La Coruña. emilio.sanjurjo@udc.es

²Laboratorio de Ingeniería Mecánica. Universidad de La Coruña. alfonso.varelao@udc.es

³Laboratorio de Ingeniería Mecánica. Universidad de La Coruña. minaya@udc.es

La simulación de sistemas multicuerpo se ha convertido en una herramienta imprescindible para acelerar el desarrollo de nuevos productos en la industria. Llegado el momento de realizar una simulación dinámica de cualquier máquina o mecanismo, es necesario conocer la geometría, las propiedades inerciales y las fuerzas que actúan sobre el mecanismo. En el caso de máquinas móviles, como los vehículos, la caracterización de las fuerzas es compleja porque habitualmente las fuerzas más importantes son altamente no lineales, ya que están relacionadas con fenómenos de rozamiento (las fuerzas de los neumáticos o los frenos), fenómenos aerodinámicos, procesos termodinámicos en el motor, etc. En este trabajo se detalla el procedimiento seguido para caracterizar las fuerzas de tracción y frenado de un prototipo de automóvil con caja de cambios automática, y la resistencia a la rodadura del vehículo. En el caso del freno se ha optado por un modelo que combina la fuerza de rozamiento seco con una fuerza de muelle amortiguador, posibilitando así el bloqueo de la rueda. El conjunto motor-transmisión se ha modelizado mediante una red neuronal, ya que la caja de cambios automática dificulta el empleo de un modelo analítico.

1. Introducción

El desarrollo de formulaciones multicuerpo más robustas y eficientes y el aumento de potencia de cálculo de los ordenadores, unido a la aparición de sistemas empujados a precios muy económicos (Raspberry Pi, BeagleBone Black, etc.) hacen pensar que en un futuro no muy lejano los modelos multicuerpo detallados podrán ser empleados a bordo de vehículos como herramienta de control [1]. Esta técnica requiere caracterizar los subsistemas más influyentes en el comportamiento del vehículo (motor-transmisión, freno, etc.). Para modelizar los subsistemas se presentan dos alternativas: apoyarse en datos técnicos suministrados por el fabricante o recurrir a la experimentación si no se tiene acceso a la información necesaria.

En el Laboratorio de Ingeniería Mecánica de la Universidad de La Coruña se dispone de un prototipo de vehículo a partir del cual se ha desarrollado un simulador empleando técnicas de análisis de dinámica de sistemas multicuerpo. Se ha instrumentado el prototipo y los resultados del simulador han sido validados comparándolos con los medidos en el vehículo real [2]. Aunque el simulador representa la dinámica del vehículo en general se pueden apreciar algunas discrepancias con el comportamiento del prototipo que han puesto de manifiesto la necesidad de modelizar algunos fenómenos como la resistencia de rodadura del vehículo. Al mismo tiempo, el objetivo final de emplear el modelo multicuerpo como base para un observador de estados requiere que éste funcione en tiempo real y evitando hacer uso de sensores caros o poco fiables. Por este último motivo se han modelizado el sistema de frenos y el conjunto motor-transmisión. Para llevar a cabo la modelización de estos subsistemas se han aprovechado los datos proporcionados por la instrumentación del vehículo.

En el caso del modelo de freno el objetivo es determinar el par de frenado conocida la presión hidráulica del circuito de frenos. Para construir el modelo se ha verificado el funcionamiento de las pinzas de freno comparando la presión del circuito hidráulico con la fuerza que produce la pastilla de freno sobre el disco. Esta última se ha medido mediante una célula de carga. A partir de estos experimentos se ha realizado un modelo que relaciona la presión del circuito hidráulico con la presión que ejercen las pastillas de freno sobre el disco. Posteriormente se ha determinado el coeficiente de fricción entre el disco y las pastillas mediante la realización de maniobras de frenada en las que se ha monitorizado el par.

El modelo de motor y caja de cambios se basa en una red neuronal, ya que la caja de cambios es automática con convertidor de par y esto hace que parezca más adecuado tratar el sistema como una caja negra. Para el entrenamiento de dicha red se han realizado maniobras monitorizando los datos de apertura del acelerador, la velocidad de giro del motor, la velocidad de giro de la rueda y el par entregado a la rueda. Posteriormente se ha determinado el tamaño óptimo de la red y se ha entrenado.

Por último cabe mencionar la caracterización de la resistencia a la rodadura del vehículo. Obviamente no se trata de un subsistema del vehículo pero este fenómeno introduce fuerzas en el sistema que hacen que su comportamiento varíe notablemente con respecto al modelo numérico inicial, especialmente a velocidades bajas. En el caso del prototipo de objeto del estudio, en la resistencia a la rodadura influyen también defectos derivados de la fabricación del vehículo. Por este motivo, ha sido necesario determinar las desalineaciones de las ruedas presentes tanto en el eje delantero como en el trasero e incluirlas en el modelo numérico del simulador. Finalmente, se ha estudiado el comportamiento del vehículo dejándolo caer por una rampa de pendiente conocida.

2. El prototipo

El vehículo empleado en este trabajo ha sido desarrollado y construido en el Laboratorio de Ingeniería Mecánica de la Universidad de La Coruña. El chasis de este vehículo está construido en tubo de acero soldado (ver Figura 1).



Figura 1: El prototipo.

El motor es de gasolina, con cuatro cilindros en línea y 1.6 litros de cilindrada. La caja de cambios es automática con convertidor de par. A la salida de la caja de cambios se encuentra un diferencial convencional, que reparte el par por igual a ambas ruedas traseras. Los frenos son de disco tanto en el eje delantero como en el trasero.

Este prototipo se ha concebido como un banco de ensayos para la validación de formulaciones y modelos multicuerpo, por lo que cuenta con un sistema de monitorización a bordo. Este sistema está compuesto por un ordenador, un sistema de adquisición de datos y sensores para monitorizar diversas variables de interés del vehículo. Además, la dirección, el acelerador y los frenos están preparados para ser accionados de forma automática, de forma que el vehículo puede repetir maniobras de forma autónoma. Los sensores instalados se detallan en la siguiente tabla:

Tabla 1: Sensores instalados en el vehículo

Magnitudes medidas	Sensor
Aceleración del vehículo (X,Y,Z)	Acelerómetros
Velocidades angulares del vehículo (X, Y, Z)	Giróscopos
Ángulos de inclinación (sólo en parado)	Inclinómetros
Ángulos de rotación de las ruedas	Sensores de efecto hall
Presión del circuito de frenos	Sensor de presión
Ángulo de la dirección y el volante	Codificadores angulares
Giro del cigüeñal	Sensor de efecto Hall
Par de la dirección	Sensor de par
Ángulo del pedal de acelerador	Codificador angular
Par a la rueda trasera	Sensor de par en la rueda
Posición, velocidad y rumbo	Receptor GPS

El sistema de adquisición de datos se ha programado para muestrear los sensores a 500 Hz, lo que permite realizar el control de los sistemas automáticos en tiempo real. Todos los sensores son muestreados a esta frecuencia, excepto el GPS, que tiene una tasa de refresco de 50 Hz como máximo.

3. Modelización del sistema de frenos

Los frenos del prototipo son de disco en las cuatro ruedas. En este tipo de frenos, el par de frenado máximo disponible en cada momento se puede calcular como

$$T_{MAX} = n\mu F_n R_{eq} \quad (1)$$

en donde n es el número de pastillas de freno, μ es el coeficiente de rozamiento entre las pastillas de freno y el disco, F_n es la fuerza normal ejercida por la pastilla sobre el disco, y R_{eq} es el punto de aplicación de la fuerza de rozamiento resultante. Para el cálculo de R_{eq} se ha asumido que la distribución de presión de la pastilla sobre el disco de freno es uniforme. A la hora de aplicar este modelo es necesario conocer el coeficiente de rozamiento entre la pastilla y el disco de freno, y la fuerza normal ejercida por la pastilla sobre el disco. Para esto último, se emplea el sensor de presión instalado en el circuito de frenos. La fuerza hidráulica que se aplica al pistón debe vencer las fuerzas de rozamiento entre el pistón y el retén y aplicar la fuerza al disco. Para caracterizar esta última fuerza, se ha desmontado una de las pinzas de freno, y se ha colocado una célula de carga entre las pastillas, en el lugar donde en condiciones normales iría el disco de freno, como se puede ver en la Figura 2.

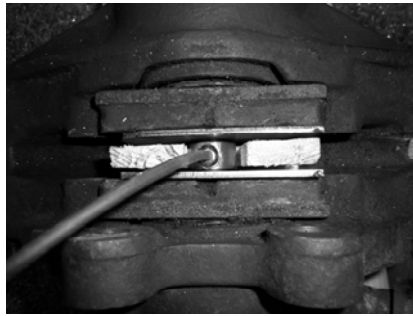


Figura 2: Célula de carga colocada en las pinzas de freno

Con este montaje experimental se han realizado diversos experimentos, en los que se ha actuado sobre el pedal del freno a distintas velocidades y con distintos niveles de fuerza. Se ha observado que en un determinado nivel de presión, la fuerza observada por la célula de carga es igual a la calculada al multiplicar la presión del circuito hidráulico por el área del pistón de frenos. Se ha llamado presión de equilibrio al valor de esta presión. Para valores de presión de frenos presiones mayores, la fuerza que llega a la pastilla es menor de lo esperado, mientras que para presiones menores, la fuerza es mayor de lo esperado.

A la vista de estos resultados, se ha planteado un modelo en el que se aproxima la presión que ejerce el pistón de la pinza sobre la pastilla a partir de la presión hidráulica existente en el circuito de frenos. El modelo tiene forma de polinomio de tercer grado, pero sin el término cuadrático. Con esta estructura se asegura que el polinomio sea monótonamente creciente, siempre que sus coeficientes sean positivos. Las ecuaciones del modelo son las siguientes:

$$\begin{cases} p = p_h + k_{1L}(p_0 - p_h) + k_{3L}(p_0 - p_h)^3 & \text{si } p_h < p_0 \\ p = p_h + k_{1H}(p_0 - p_h) + k_{3H}(p_0 - p_h)^3 & \text{si } p_h \geq p_0 \end{cases} \quad (2)$$

en donde p_h es la presión hidráulica, p_0 es la presión de equilibrio, k_{1L} y k_{3L} son los coeficientes lineal y cúbico para las condiciones de baja presión de frenada, mientras que k_{1H} y k_{3H} son los coeficientes lineal y cúbico para las condiciones de alta presión de frenada. Por último, p es la presión que haría el pistón sobre la pastilla si ésta se repartiera uniformemente por toda la sección circular del pistón. Para calcular la fuerza F_n sólo hay que multiplicar esta presión por la sección del pistón. Los coeficientes del polinomio se han calculado ajustando la curva por mínimos cuadrados a los resultados experimentales. En la Figura 3 se puede ver como el comportamiento del modelo representa fielmente el comportamiento registrado por la célula de carga.

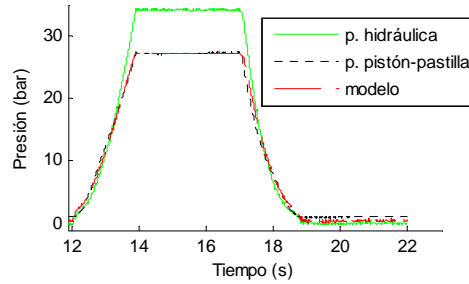


Figura 3: Modelo de presión de frenos para calcular la fuerza de la pastilla sobre el disco a partir de la presión hidráulica del circuito de frenos. La línea verde continua representa la presión medida por el sensor, la línea negra de trazos cortos representa la presión entre el pistón y la pastilla, medida con la célula de carga, y la línea roja de trazos largos representa el modelo de presión propuesto.

Una vez conocida la magnitud de la fuerza normal con la que actúa la pastilla de freno sobre el disco, ya sólo falta por conocer el coeficiente de rozamiento entre las pastillas y el disco. En esta ocasión lo que se ha hecho es montar el sensor de par en una de las ruedas delanteras, y se han realizado algunas maniobras. Como el vehículo tiene propulsión trasera, el único par que el sensor puede detectar en las ruedas delanteras es el producido por los frenos. Con los datos de presión y de par de estas maniobras, y aplicando el modelo de presiones descrito anteriormente y la ecuación (1) se puede obtener el coeficiente de rozamiento. Ajustando por mínimos cuadrados los datos de las maniobras, se ha obtenido un coeficiente de rozamiento entre pastillas y discos de 0.35.

Cabe destacar que para que el coeficiente de rozamiento sea el correcto, hay que emplear únicamente los datos de los momentos en los que se está frenando, pero sin estar el vehículo detenido ni la rueda bloqueada, ya que en esas circunstancias el par será menor que el previsto por la ecuación (1), y por lo tanto también saldría un coeficiente de rozamiento menor que el real.

Como ya se ha visto anteriormente, el par calculado según la ecuación (1) es el máximo disponible para una presión dada. Sin embargo, este par sólo se produce cuando existe movimiento relativo entre la pastilla y el disco. Cuando el vehículo está detenido, o si durante una frenada la rueda se bloquea, entonces el par es menor. En estas condiciones, el único giro que puede realizar la rueda con respecto al chasis del vehículo es debido a la deformación de los elementos que componen el sistema de frenos. Para completar el modelo de frenos es necesario emplear una estrategia que permita representar estos fenómenos. En este trabajo se ha empleado un modelo de freno basado en la fuerza tangencial descrita en [3], pero despreciando la parte de rozamiento viscoso. De esta manera la ecuación del par de freno quedaría como:

$$T_F = \kappa T_{BL} + (1 - \kappa) T_{MAX} \quad (3)$$

en donde T_{BL} es el par de bloqueo, mientras que κ es un coeficiente de reparto que depende de la velocidad de giro de la rueda. El término T_{BL} tiene la forma de un par de muelle-amortiguador, según la siguiente expresión:

$$T_{BL} = k(\alpha - \alpha_0) + c\dot{\alpha} \quad (4)$$

siendo α el ángulo de giro de la rueda con respecto al chasis, $\alpha - \alpha_0$ la elongación del muelle, k la constante elástica del muelle, c la constante viscosa del amortiguador y $\dot{\alpha}$ es la velocidad de giro de la rueda con respecto al chasis. El ángulo α_0 representa la posición del conjunto del sistema de frenos con respecto a la rueda cuando éste no está deformado. Cuando se inicia una frenada, el ángulo α_0 es igual a α . Posteriormente, según va transcurriendo la frenada, se comprueba la magnitud del par de bloqueo T_{BL} . Cuando la magnitud de este par se hace superior a la del par máximo, se actualiza el valor del ángulo α_0 para que el par de bloqueo sea igual al par máximo, según la siguiente expresión:

$$\alpha_0 = \alpha - \frac{T_F}{k} \frac{\dot{\alpha}}{|\dot{\alpha}|} \quad (5)$$

Por último, el cálculo del coeficiente de reparto κ se hace en función de la velocidad de rotación de la rueda, según la siguiente ecuación:

$$\kappa = e^{-|\dot{\alpha}|/\dot{\alpha}_{REF}} \quad (6)$$

en donde $\dot{\alpha}_{REF}$ condiciona la ponderación de ambas fuerzas.

4. Caracterización de la resistencia a la rodadura

En suelos planos, la resistencia a la rodadura es, junto a la fuerza aerodinámica, la mayor fuerza de oposición al movimiento del vehículo, pero a diferencia de la fuerza aerodinámica, la resistencia a la rodadura se manifiesta a cualquier velocidad. La resistencia aerodinámica se iguala en magnitud a la resistencia a la rodadura a partir de velocidades de entre 80 y 96 km/h aproximadamente [4], pero a velocidades más bajas habitualmente se puede despreciar.

La resistencia a la rodadura tiene su origen en varias causas, pero las mayores contribuciones a este fenómeno en suelos duros están relacionadas con la deformación del material del neumático en la zona de la huella de contacto. Cuanto mayor es el peso que soporta un neumático, más se deformará. Por este motivo es razonable modelizar la resistencia a la rodadura como una cantidad proporcional al peso del vehículo. Así, la expresión de la resistencia a la rodadura para el vehículo completo es:

$$R_R = f_R N \quad (7)$$

siendo f_R el coeficiente de resistencia a la rodadura, y N la resultante de la fuerza normal al suelo. En este trabajo el coeficiente de resistencia a la rodadura para asfalto ha sido determinado experimentalmente. Para ello el vehículo se ha dejado caer por una rampa de pendiente conocida con la caja de cambios en posición neutral y sin accionar los frenos. Se ha monitorizado la posición del vehículo, y con esa información se ha calculado la aceleración del vehículo. Para calcular el coeficiente de resistencia a la rodadura se ha empleado la siguiente expresión:

$$f_R = \frac{a_t - a_r}{g \cos(\gamma)} \quad (8)$$

siendo a_r la aceleración real del vehículo, a_t la aceleración teórica que tendría si no hubiera rodadura, g la aceleración de la gravedad y γ el ángulo de la rampa con la horizontal. Conviene ser especialmente cuidadoso a la hora de calcular la aceleración teórica, ya que hay algunos efectos, como desalineaciones en las ruedas, aumentan la resistencia al avance del vehículo. Sin embargo, este aumento de resistencia no debe ser considerado como resistencia a la rodadura, ya que en el modelo multicuerpo del vehículo [2] ya aparece simplemente por el hecho de incluir la geometría real y las fuerzas del neumático. Por ello, en este caso la aceleración teórica se ha calculado usando el modelo multicuerpo del mismo vehículo, haciendo la misma maniobra en una rampa con la misma inclinación, pero sin considerar la resistencia a la rodadura. El coeficiente de resistencia a la rodadura obtenido ha sido de 0.017.

Una vez determinado el coeficiente de resistencia a la rodadura, se introduce en el modelo como un par de freno adicional al que resulta de la ecuación (1). Para ello, se aplica la siguiente ecuación:

$$T_{RW} = f_R N_W r_W \quad (9)$$

en donde T_{RW} es el par equivalente a la resistencia a la rodadura aplicado a cada rueda, N_W es la fuerza normal que en cada momento está aplicada sobre cada rueda, y r_W es el radio de las ruedas.

5. Modelización del sistema de tracción

En el caso del prototipo estudiado en este trabajo, el sistema de tracción está compuesto por un motor de gasolina, un convertidor de par hidráulico, una caja de cambios automática, un diferencial, los palieres y, finalmente, las ruedas. Dado que la transmisión de potencia se realiza a través de un diferencial convencional (sin ningún tipo de bloqueo), se asume que el par que llega a ambas ruedas motoras es idéntico. En los trabajos previos realizados con el modelo multicuerpo se empleaba la información obtenida con el sensor de par montado en una de las ruedas traseras. Sin embargo, este tipo de sensores suelen ser caros y poco fiables. Una posible alternativa sería la modelización matemática de cada uno de los elementos que componen el sistema de tracción [5], pero este enfoque exige un conocimiento muy detallado de todos los elementos que conforman el sistema. Por este motivo en este trabajo se propone un modelo basado en una red neuronal artificial.

Las redes neuronales artificiales [6] son sistemas que pretenden imitar las capacidades de aprendizaje de los seres humanos. La gran ventaja que aporta este enfoque es que no exige un conocimiento profundo de todos los detalles del sistema en estudio, ya que el planteamiento del problema se hace en base a una estructura genérica (la red neuronal) que “aprende” a base de ver ejemplos similares a los que luego se va a encontrar.

La estructura de una red neuronal está compuesta por un cierto número de elementos simples, llamados neuronas (ver Figura 4(a)). Cada neurona tiene sus entradas, moduladas por sus pesos sinápticos, una función de

activación, y una salida. Además de las entradas, hay un peso adicional, llamado “bias”, que se puede ver como el peso sináptico de una entrada que siempre tiene valor unitario. Las neuronas están interconectadas entre sí, de modo que las salidas de unas neuronas son las entradas de las siguientes. El procedimiento empleado para acometer el proceso de aprendizaje (usualmente llamado algoritmo de entrenamiento o de aprendizaje) consiste en modificar estos pesos sinápticos de una manera ordenada hasta alcanzar el resultado deseado.

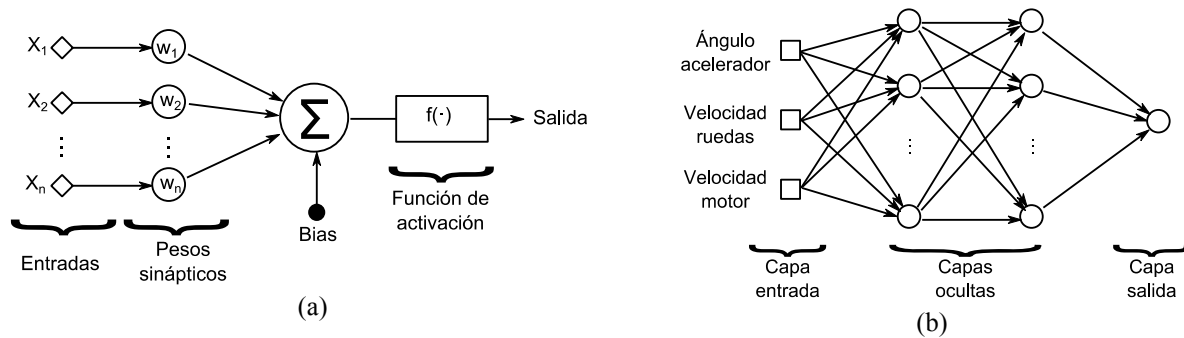


Figura 4: (a) estructura de una neurona; (b) estructura de la red empleada.

En este caso se ha empleado un tipo de red llamado perceptrón multicapa. La estructura de esta red consiste en una capa de entrada, una capa de salida, y una o más capas ocultas (como el ejemplo mostrado en la Figura 4(b)). Todas las neuronas de una capa están conectadas con todas las neuronas de la capa siguientes. La capa de entrada está constituida por el conjunto de entradas que se aplican a la red. Posteriormente están las capas llamadas capas ocultas, y por último, la capa de salida. En este tipo de redes, función de activación de las neuronas de las capas ocultas suele ser una sigmoide, mientras que la capa de salida suele emplear neuronas con funciones lineales.

El entrenamiento de la red consiste en aplicarle diversos conjuntos de entrenamiento. Cada conjunto de entrenamiento está formado por un vector de entrada y su vector de salida correspondiente. Durante el aprendizaje, los conjuntos de entrenamiento se van aplicando secuencialmente. Con cada entrada proporcionada a la red se obtiene una salida, y ésta se compara con la dada por el conjunto de entrenamiento. Atendiendo al error existente se van modificando hacia atrás en la red los pesos sinápticos y los bias para conseguir que la red vaya aproximando cada vez mejor el conjunto de datos de entrenamiento. Este tipo de entrenamiento se conoce como “backpropagation”. Cuando se entrena una red es importante evitar el sobreentrenamiento. Esto sucede cuando se entrena demasiado con un determinado conjunto de datos, lo que lleva a que la red aproxime muy bien los datos con los que se ha entrenado, pero interpole mal. Con el fin de evitar el sobreentrenamiento, el conjunto de datos de entrenamiento se divide en tres subconjuntos: el de entrenamiento, el de validación y el de pruebas. El de entrenamiento es el que se usa para entrenar la red. Periódicamente se comprueban los resultados con el conjunto de validación. Cuando los resultados del subconjunto de entrenamiento siguen mejorando, pero los de validación empiezan a empeorar, es que ha alcanzado el punto óptimo de entrenamiento. El subconjunto de pruebas no participa en el entrenamiento, sino que se emplea para verificar que la red también aproxima resultados que no han sido empleados para entrenarla. Una característica de estas redes es que tienen una gran capacidad para interpolar funciones muy no lineales y con discontinuidades. Sin embargo, no suelen ofrecer buenos resultados cuando extrapolan. Por lo tanto, el conjunto de datos de entrenamiento debe cubrir todo el rango de entradas posibles.

En este trabajo se ha considerado como vector de entrada los valores de la posición del pedal del acelerador, la velocidad de giro de las ruedas y la velocidad de giro del motor (ver Figura 4(b)). La posición del acelerador ha sido seleccionada porque es la forma de medir lo que el conductor está demandando al motor. La velocidad de giro del motor es necesaria porque el motor tiene una respuesta distinta según sea su velocidad de giro. Por último, la velocidad de giro de las ruedas, junto con la del motor, permite intuir cual es la relación de cambio engranada en cada momento, a pesar de que no existe una relación fija entre ellas, debido al resbalamiento producido en el convertidor de par. La salida de la red neuronal es el par aplicado a la rueda.

Para entrenar la red se han hecho algunas maniobras, en las que se han grabado los datos de los sensores montados en el vehículo. Aunque las maniobras se han realizado en un espacio reducido, se han empleado aperturas de acelerador bastante importantes para provocar cambios de marcha y cubrir el mayor rango posible de las entradas. Antes de proceder al entrenamiento de la red, los datos tomados cuando se pisa el freno son eliminados, ya que no se puede distinguir el par producido por el sistema de frenado y el producido por el sistema de tracción. Por último, se han seleccionado todas las maniobras excepto una para entrenar la red. La

maniobra con la que no se entrena la red se emplea para verificar la capacidad de generalización de la red, es decir, la capacidad que tiene para aproximar resultados con datos no empleados durante el entrenamiento.

El software empleado para los entrenamientos ha sido la Neural Network Toolbox de Matlab. Para el entrenamiento se han probado redes con una y con dos capas ocultas, y con un número de neuronas de entre 3 y 15 por capa. Cada configuración de las que se ha probado se ha entrenado 3 veces, y se ha hecho la media de los resultados obtenidos. Los resultados obtenidos se muestran en la Figura 5(a). Se observa que cuanto mayor es el número de neuronas, menor es el error que se alcanza con todos los subconjuntos de entrenamiento (entrenamiento, validación y prueba). Las redes de dos capas ocultas ofrecen mejores resultados para igual número de neuronas. Sin embargo, a la hora de aplicar la red a una maniobra con la que la red no había sido entrenada, el error parece seguir la tendencia contraria: el error aumenta con el número de neuronas. En este caso, el menor error de generalización se ha obtenido con una red de 2 capas y 5 neuronas en cada capa. En la Figura 5(b) se muestra el resultado de una maniobra que no ha sido empleada para entrenar la red. Para cuantificar la bondad del ajuste, se ha calculado el coeficiente de determinación, según la siguiente ecuación:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_i^n (T_i^{\text{sensor}} - T_i^{\text{red}})^2}{\sum_i^n (T_i^{\text{sensor}} - \bar{T}^{\text{sensor}})^2} \quad (10)$$

en donde T_i^{sensor} es el par medido con el sensor montado en la rueda, \bar{T}^{sensor} es la media del par medido en toda la maniobra y T_i^{red} es el par calculado evaluando la red neuronal. El coeficiente de determinación para esta maniobra es del 83.9%.

Resulta llamativo que los errores de pruebas y los de generalización muestren tendencias contrarias, ya que ambos errores están calculados con conjuntos de datos que no han sido empleados para entrenar las redes. La diferencia estriba en que, mientras que el error de generalización se evalúa con una maniobra completa, el error de pruebas se evalúa tomando puntos aleatorios de las maniobras empleadas para el entrenamiento. Por lo tanto, se puede deducir que las discrepancias encontradas tienen su origen en dos fenómenos distintos: por un lado, el motor del prototipo funciona muy pocas horas al año, lo que provoca que su respuesta no sea completamente determinista. Por otro lado, se ha empleado una red neuronal estática, en la que la salida sólo depende de las entradas proporcionadas. De esta manera, la respuesta de la red puede variar de forma instantánea al variar las entradas, mientras que el motor del prototipo responde con un cierto retraso. Esta discrepancia se solucionará en futuros trabajos mediante el empleo de redes neuronales dinámicas, en las que la salida de la red también depende de las salidas de instantes anteriores.

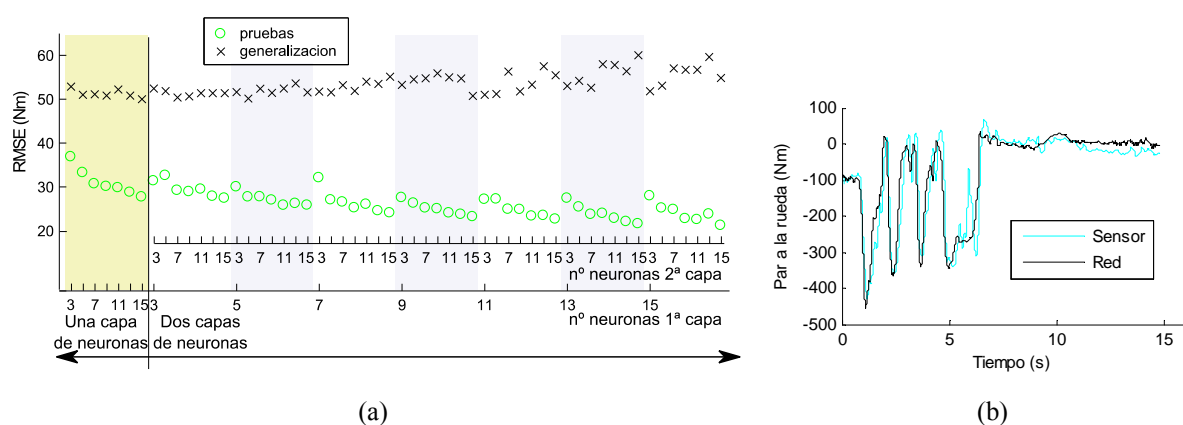


Figura 5: (a) resultados de los entrenamientos en los que se muestran los errores del subconjunto de pruebas y los de generalización; (b) comparación del resultado medido con el sensor de par y la salida de la red neuronal cuando se le aplica a una maniobra no empleada durante el entrenamiento.

6. Conclusiones

En este trabajo se detallan los modelos empleados para modelizar los sistemas de tracción y frenado de un vehículo, así como el modelo de resistencia a la rodadura empleado. Además se detallan los procesos experimentales seguidos para determinar los coeficientes más relevantes.

En el modelo de freno se ha empleado una técnica en la que se combina una fuerza de muelle amortiguador con una fuerza de rozamiento seco, de forma que cuando la rueda gira, el par es el del rozamiento seco, pero si ese par es excesivo para hacer girar la rueda (ya sea porque ésta deslice, o porque el vehículo se detenga), la rueda puede quedar bloqueada sin causar problemas de integración. La resistencia a la rodadura se introduce en el modelo como un par de frenada adicional. El coeficiente de resistencia a la rodadura ha sido determinado de manera experimental.

El sistema de tracción del vehículo está compuesto principalmente por un motor de combustión interna y una caja de cambios automática con convertidor de par. Dada la dificultad para modelizar con detalle cada elemento de este sistema se ha optado por un enfoque general, en el que se han empleado datos de maniobras realizadas en el vehículo para diseñar y entrenar una red neuronal. Aunque los resultados obtenidos son aceptables, existen algunas discrepancias entre los resultados experimentales y los que se obtienen con la red. Estas discrepancias surgen por varios motivos: por un lado, no existe ninguna condición de continuidad que se imponga a la salida de la red, de modo que la red responde de manera instantánea ante cambios en sus entradas; por otro lado, se ha visto que el comportamiento del motor no es completamente determinista, ya que se emplea pocas veces al año. Para trabajos futuros se intentará incluir en la red neuronal una condición de continuidad que permita mejorar los resultados, sobre todo en maniobras con variaciones rápidas de ángulos de acelerador. Para ello se emplearán redes neuronales dinámicas, que permiten establecer relaciones entre la salida actual y las salidas de instantes anteriores.

7. Agradecimientos

La investigación de Emilio Sanjurjo Maroño está financiada con la beca predoctoral BES-2013-063598 del Gobierno de España.

8. Referencias

- [1] R. Pastorino, D. Richiedei, J. Cuadrado and A. Trevisani. State estimation using multibody models and non-linear Kalman filter. *International Journal of Non-Linear Mechanics*, 53 (2013), 83–90.
- [2] R. Pastorino, D. Dopico, E. Sanjurjo and M. Á. Naya. Validation of a multibody model for an X-BY-WIRE vehicle prototype through field testing. *ECCOMAS Thematic Conference. Multibody Dynamics 2011*, (2011), 144–145.
- [3] D. Dopico, A. Luaces, M. Gonzalez and J. Cuadrado. Dealing with multiple contacts in a human-in-the-loop application. *Multibody System Dynamics*, 25 (2010), 167–183.
- [4] T. D. Gillespie. *Fundamentals of Vehicle Dynamics*. Society of Automotive Engineers, (1992).
- [5] H. Adibi Asl, N. Lashgarian Azad and J. McPhee. Modeling torque converter characteristics in automatic drivelines: lock-up clutch and engine braking simulation. Volume 6: 1st Biennial International Conference on Dynamics for Design; 14th International Conference on Advanced Vehicle Technologies, (2012).
- [6] S. Haykin. *Neural networks: a comprehensive foundation*. Prentice Hall, (1999).