

Diseño de un sistema ADAS para la prevención de vuelco en vehículos comerciales

Jonatan Pajares Redondo

*Tesis depositada en cumplimiento parcial de los requisitos
para el grado de Doctor en Ingeniería Mecánica y de
Organización Industrial*

Universidad Carlos III de Madrid

Directores

Dra. Dña. Beatriz López Boada

Dr. D. Vicente Díaz López

Leganes, Enero de 2022

Esta tesis se distribuye bajo licencia “Creative Commons **Reconocimiento – No Comercial – Sin Obra Derivada**”.



AGRADECIMIENTOS

Con estas líneas quiero expresar mi agradecimiento a todas aquellas personas que me han acompañado y ayudado durante los años de realización de esta Tesis.

En primer lugar, agradecer a mis directores de Tesis. A Beatriz por tu apoyo y ayuda, por todos lo que he aprendido contigo y por la motivación y ética del trabajo que transmites día a día. A Vicente, por darle la oportunidad a un joven ingeniero electrónico de trabajar en el departamento y guiarle y descubrirle el mundo de la automoción, por tus consejos y por la confianza que has depositado siempre en mí.

Agradecer también al resto del Departamento de Ingeniería Mecánica por todos los grandes momentos vividos y por la ayuda que me habéis brindado siempre. En especial a Susana y Ricardo por su alegría y apoyo incluso en los peores momentos y a María Jesús por su ayuda en todos los proyectos que hemos compartido.

A mis compañeros durante estos años que me siento agradecido de considerar amigos. A María, por las risas, el apoyo y por todo lo vivido. De ti he aprendido que con esfuerzo y si se espera el tiempo suficiente, todo llega. A Alberto por estar dispuesto a ayudar y animarme siempre que era necesario. Eres de las personas más inteligentes con las que he tenido el placer de cruzarme. A Hector y Guille, por los grandes momentos vividos, las risas en el despacho y las conversaciones interminables desahogándonos de nuestro gran problema. A Carlos, porque siempre estás ahí, por las risas y las frustraciones que nos acompañan allá por donde vamos. Sin lugar a duda si tuviese que elegir a alguien con quien trabajar mano a mano, serías la persona elegida. A Lisardo, por todo lo que he aprendido y reído a tu lado, por las largas horas escribiendo y programando. Gran parte de este trabajo es gracias a ti. A todos los que me faltan por nombrar y que podría llenar párrafos agradeciándoos vuestra ayuda: Samu, Jorge, Carlos, Jaime, Sergio, Fer, Andres, Noelia, Raq, Kike...

A mi familia, a mi madre por enseñarme el valor del esfuerzo, el sacrificio y que de cualquier situación se puede salir, y a mi hermano Ismael, por todos los consejos y aprendizajes que me has transmitido, parte de lo que hoy soy es por ti.

A mi otra familia, por ser mi vía de escape siempre que estaba frustrado o agobiado. Kiriku, ignorados y mis chicas del Rafaela. Sois maravillosos.

Por último, quiero dedicar esta Tesis a Laura, porque la vida no ha vuelto a ser la misma desde que llegaste. Sólo tú eres consciente del trabajo que hay detrás de esta Tesis y todo lo que he conseguido te lo debo a ti. Gracias por todos los momentos vividos y por todos los que vendrán.

A toda la gente que me he podido dejar por mencionar, gracias.

CONTENIDOS PUBLICADOS Y PRESENTADOS

Publicaciones incluidas en el JCR:

- **Pajares Redondo, J.**, Prieto Gonzalez, L., García Guzmán, J., López Boada, B. and Díaz, V. VEHIOT: Evaluation of Low Cost IoT solutions to prevent risk situations on production vehicles. *Sensors* 2018, 18(2), 486.

DOI:<https://doi.org/10.3390/s18020486>

Este material está parcialmente incluido en la tesis en los Capítulos 2, 5, 7 y 8. El material de esta fuente incluido en la tesis no está señalado por medios tipográficos ni referencias.

- García Guzmán, J., Prieto Gonzalez, L., **Pajares Redondo, J.**, Sanz Sánchez, S. and López Boada, B. Design of Low-Cost Vehicle Roll Angle Estimator Based on Kalman Filters and an IoT Architecture. *Sensors* 2018, 18(6), 1800.

DOI:<https://doi.org/10.3390/s18061800>

Este material está parcialmente incluido en la tesis en los Capítulos 2, 5, 7 y 8. El material de esta fuente incluido en la tesis no está señalado por medios tipográficos ni referencias.

- García Guzmán, J., Prieto Gonzalez, L., **Pajares Redondo, J.**, Montalvo Martínez, M.M. and López Boada, M.J. Real-Time Vehicle Roll Angle Estimation Based on Neural Networks in IoT Low-Cost Devices. *Sensors* 2018, 18(7), 2188.

DOI:<https://doi.org/10.3390/s18072188>

- **Pajares Redondo, J.**, López Boada, B. and Díaz, V. LMI-Based H_{∞} Controller of Vehicle Roll Stability Control Systems with Input and Output Delays. *Sensors*. En proceso de revisión.

Este material está parcialmente incluido en la tesis en los Capítulos 2, 6, 7 y 8. El material de esta fuente incluido en la tesis no está señalado por medios tipográficos ni referencias.

Contribuciones a congresos:

-
- **Pajares Redondo, J.**, Prieto Gonzalez, L., Montalvo Martínez, M.M., García Guzmán, J., Sanz Sánchez, S., López Boada, M.J. and López Boada, B. VEHIOT: evaluation of smartphones as data acquisition systems to reduce risk situations in commercial vehicles. *2018 IEEE International Conference on Vehicular Electronics and Safety (ICVES)*. Madrid, 12-18 September 2018.

DOI: <https://doi.org/10.1109/ICVES.2018.8519524>

Este material está parcialmente incluido en la tesis en el Capítulo 2. El material de esta fuente incluido en la tesis no está señalado por medios tipográficos ni referencias.

RESUMEN

Debido al elevado número de víctimas en accidentes de tráfico, la Comisión Europea ha establecido como una prioridad la reducción de los fallecimientos a través del objetivo "Visión Cero" el cual pretende reducir a cero el número de muertes en carretera para el año 2050. Por esta razón, hoy en día se están incorporando en los vehículos sistemas de ayuda a la conducción, también conocidos como sistemas ADAS (*Advance Driver Assistance System*), que mejoran su estabilidad, confort y maniobrabilidad. Dentro del parque automovilístico actual, uno de los vehículos involucrados en los accidentes de tráfico son los vehículos comerciales, los cuales, debido a la altura de su centro de gravedad, son más propensos a volcar. Debido a esto, varios trabajos de investigación en el ámbito de la automoción se centran en el desarrollo de sistemas de control para mejorar la estabilidad en vehículos comerciales.

Para el correcto funcionamiento de estos sistemas, es necesario conocer en todo momento la dinámica del vehículo a través de variables tales como aceleraciones, velocidades y ángulos. Para que estos dispositivos funcionen de la manera más correcta y segura posible, se deben cumplir dos requisitos fundamentales, precisión en las medidas realizadas y rapidez en la adquisición y procesamiento de los datos, así como en el envío de las ordenes posteriores.

Una de las variables de la dinámica lateral de los vehículos comerciales más importantes para poder controlar su estabilidad, es el ángulo de balanceo. Este ángulo se puede medir de manera precisa a través de sistemas GPS de doble antena, pero se trata de un método muy caro por lo que actualmente no se monta en los vehículos en producción en serie ya que incrementaría el precio de estos notablemente. Por otro lado, la obtención de este valor a través de sensores de bajo coste es complicada, por esa razón, muchas investigaciones se centran en el desarrollo de observadores que sean capaces de estimar este ángulo a través de sensores de bajo coste.

Para el correcto funcionamiento de los sistemas de control montados en los vehículos, es necesario que los distintos componentes, sensores, controladores y actuadores, se comuniquen entre sí. Para que la comunicación sea lo más eficiente posible se han desarrollado los sistemas de control en red (NCS, Network Control Systems) que permiten que todos los componentes estén conectados a una misma red de manera individual. El

problema que existe es que pueden aparecer retardos inducidos por la red, lo que provoca una reducción del rendimiento de estos sistemas y puede comprometer la seguridad del vehículo. Por esta razón, es necesario que los controladores que se incorporen en los vehículos actuales tengan en consideración el posible retardo en el envío de información entre los distintos componentes.

Por todo lo indicado anteriormente, en la presente Tesis Doctoral se va a diseñar un controlador de vuelco robusto que sea capaz de compensar retardos en la red de comunicación, es decir, tanto en la señal de entrada al controlador (enviada por el sensor) como la de salida (enviada al actuador). Para evaluar el rendimiento del mismo, se comparará este con un controlador similar pero que no tenga en cuenta el retardo en su diseño.

Previo al desarrollo del controlador, se estudiará la precisión de los sensores de bajo coste utilizados en comparación con sus homólogos de altas prestaciones y precio para ver si es viable la utilización de este tipo de sensores para el diseño del controlador propuesto. Asimismo, se va a analizar la velocidad y precisión de procesamiento de las computadoras de bajo coste, para ello se van a utilizar distintos métodos para la estimación del ángulo de balanceo. Para la evaluación de estos sistemas se van a realizar ensayos experimentales en un vehículo y un entorno real sometido a distintas maniobras típicas de una circulación cotidiana.

Por último, para afrontar el problema del retardo indicado en párrafos anteriores,

Palabras clave: IoT, ADAS, RSC, NCS, Vuelco, Retardo en señales, Redes de comunicación, filtro de Kalman, redes neuronales, H_∞ .

ABSTRACT

Due to the high number of victims in traffic accidents, the European Commission has established as a priority the reduction of deaths through the vision zero objective, which aims to reduce the number of road deaths to zero by 2050. For this purpose, to improve their stability, comfort and manoeuvrability several systems are being incorporated into vehicles. Within the current automobile fleet, one of the vehicles most involved in traffic accidents are heavy duty vehicles which, due to the height of their centre of gravity, are more likely to roll over. Due to this, much of the research work in the automotive field focuses on the development of control systems to improve stability in commercial vehicles.

For the correct functioning of these systems, it is necessary to always know the dynamics of the vehicle through variables such as accelerations, speeds and angles. For these devices to work in the most correct and safe way possible, it is necessary that they fulfil two main characteristics. precision in the measurements made and speed in the acquisition and processing of data.

One of the most important variables of the lateral dynamics of a vehicle to control its stability is the roll angle. This angle can be precisely measured through dual antenna GPS systems, but it is a very expensive method, and it would significantly increase the price of vehicles. On the other hand, the measurement of this value through low-cost sensors is complicated and not very accurate, for this reason many investigations are focused on the development of observers that can estimate this angle through low-cost sensors.

For the correct operation of current vehicle control systems, it is necessary for the different components, sensors, controllers, and actuators to communicate with each other. To make communication as fast as possible, Network Control Systems (NCS) have been developed that allow all components to be connected to the same network individually. The problem that exists is that network-induced delays can appear, which causes a reduction in the performance of these systems and can compromise the safety of the vehicle. For this reason, it is necessary that the controllers that are incorporated in current vehicles consider the possible delay in the communication between the different components.

In this Doctoral Thesis a vehicle with low-cost sensors and processors will be instrumented. The precision of the sensors will be evaluated with a high performance and price device, and the speed and processing precision of low-cost computers will be analysed, using them to estimate the roll angle using different methods. For the evaluation of these systems, experimental tests will be carried out on a vehicle and a real environment subjected to different typical manoeuvres of a daily traffic.

Finally, to face the delay problem indicated in previous paragraphs, a roll stability controller will be designed that is capable of compensating delays in the communication network, that is, both in the input signal to the controller (sent by the sensor) and output (sent to actuator).

Keywords: IoT, ADAS, RSC, NCS, Rollover, Time delay, Communication network, Kalman filter, Neuronal Networks, H_∞ .

ÍNDICE GENERAL

1. INTRODUCCIÓN.	1
1.1. Estructura del documento	3
2. ESTADO DEL ARTE.	5
2.1. Sistemas de ayuda a la conducción	8
2.1.1. Sistemas de ayuda pasivos.	11
2.1.2. Sistemas de ayuda activos	11
2.1.3. Actuadores y sistemas para la estabilidad lateral	14
2.2. Algoritmos de estimación de la dinámica vehicular.	16
2.2.1. Estimadores basados en filtro de Kalman	18
2.2.2. Estimadores basados en redes neuronales	20
2.3. Algoritmos de control de la dinámica vehicular.	22
2.3.1. El fenomeno del retardo en los sistemas de control	24
2.4. Internet of Things (IoT) y sistemas de bajo coste en la industria	25
3. OBJETIVOS	29
4. FASES DE LA TESIS DOCTORAL	31
5. SISTEMA DE BAJO COSTE PARA LA ESTIMACIÓN DEL ÁNGULO DE BALANCEO EN TIEMPO REAL	33
5.1. Metodología para el análisis de rendimiento de los sensores y procesadores	33
5.1.1. Diseño del sistema de ensayo	33
5.1.2. Estimación del ángulo de balanceo utilizando filtro de Kalman	41
5.1.3. Estimación del ángulo de balanceo utilizando Redes Neuronales Artifi- ciales (ANN)	46
5.1.4. Definición de los ensayos	49
5.1.5. Criterios y acciones para la validación de los resultados..	51

5.1.6. Criterios para la evaluación de los resultados.	56
5.2. Resultados para la evaluación de la precisión de los sensores.	57
5.2.1. Test 1: Rotonda.	58
5.2.2. Test 2: Doble Cambio de Carril.	58
5.2.3. Test 3: Circulación Genérica	63
5.3. Resultados para la evaluación de la precisión y velocidad de procesamiento utilizando estimadores del ángulo de balanceo	66
5.3.1. Test 1: Rotonda.	66
5.3.2. Test 2: Doble Cambio de carril	72
5.3.3. Test 3: Circulación general	77
6. CONTROLADOR DE VUELCO CON RETARDOS EN LAS SEÑALES DE ENTRADA Y SALIDA DE LA RED DE COMUNICACIÓN	83
6.1. Metodología para el diseño de un controlador de vuelco en sistemas con re- tardos en la entrada y la salida	83
6.1.1. Modelo de vehículo utilizado en el diseño del controlador.	84
6.1.2. Diseño de controlador H_{∞} considerando retardos en la red de comunica- ción	86
6.1.3. Diseño de controlador H_{∞} sin considerar retardos en la red de comunica- ción	93
6.1.4. Bloque de distribución de fuerzas de suspensión	94
6.1.5. Descripción de los experimentos	95
6.1.6. Criterios de evaluación	100
6.2. Resultados y discusión.	102
6.2.1. Test 1. Rotonda.	103
6.2.2. Test 2. Doble cambio de carril	105
6.2.3. Test 3. Rotonda con riesgo de vuelco.	108

ÍNDICE GENERAL

7. CONCLUSIONES	113
7.1. Precisión y velocidad de procesamiento de los kits de bajo coste utilizados para la estimación del ángulo de balanceo.	113
7.2. Rendimiento del controlador con consideración del retardo	116
8. LÍNEAS FUTURAS DE INVESTIGACIÓN.	117
BIBLIOGRAFÍA	119

ÍNDICE DE FIGURAS

2.1	Los 5 pilares para la mejora de la seguridad vial [3].	5
2.2	Actividades para el desarrollo del pilar 3 [3].	6
2.3	Victimas mortales de accidentes de tráfico en la UE [1].	7
2.4	Potencial reducción de accidentes usando ADAS [5].	8
2.5	Edad media del parque automovilístico español según datos de la DGT 2020 [6].	8
2.6	Nuevos dispositivos de seguridad obligatorios a partir de 2022 [1].	9
2.7	Sistemas ADAS mas comunes en los vehículos actuales [12].	10
2.8	Componentes que integran el sistema ESP [15].	15
2.9	Actuación del sistema ESP [16].	15
2.10	Estructura básica de filtro de Kalman [41].	19
2.11	Estructura básica de una red neuronal artificial (ANN)[44].	21
2.12	Estructura de una red neuronal para la estimación del ángulo de balanceo [47].	23
4.1	Fases de la Tesis Doctoral.	31
5.1	Kits para las pruebas en carretera.	34
5.2	Vehículo de prueba (1) equipado con: los dos kits de bajo coste y el IMU de Racelogic (2) ubicados en el centro de gravedad del vehículo (3), an- tena dual GPS (4) y VBOX data logger (5).	37
5.3	Arquitectura de software	38
5.4	Esquema del sistema de comunicación.	40
5.5	Modelo del vehículo	43
5.6	Arquitectura de la red neuronal artificial (ANN)	47

ÍNDICE DE FIGURAS

5.7	Ubicación de los ensayos	50
5.8	Trayectoria de la ejecución de los ensayos en rotonda	51
5.9	Trayectoria de la ejecución de los ensayos de cambios de carril	52
5.10	Trayectoria de la ejecución de los ensayos simulación de una circulación normal	53
5.11	Ejemplo del contenido del archivo CSV para datos registrados por el kit VBOX durante la ejecución de los experimentos.	53
5.12	Ejemplo del contenido del archivo CSV para datos registrados por los kit de bajo coste durante la ejecución de los experimentos.	55
5.13	Caja diseñada en 3D para la ubicación de los kits.	56
5.14	Test 1: Aceleración lateral obtenida por el IMU de VBOX (rojo), por el IMU de Raspberry Pi (azul) y por el IMU de Intel Edison (verde).	59
5.15	Test 1: Velocidad de balanceo obtenido por el IMU de VBOX (rojo), por el IMU de Raspberry Pi (azul) y por el IMU de Intel Edison (verde).	59
5.16	Test 2: Aceleración lateral obtenida por el IMU de VBOX (rojo), por el IMU de Raspberry Pi (azul) y por el IMU de Intel Edison (verde).	61
5.17	Test 2: Velocidad de balanceo obtenido por el IMU de VBOX (rojo), por el IMU de Raspberry Pi (azul) y por el IMU de Intel Edison (verde).	61
5.18	Test 2: Velocidad de balanceo obtenido por el IMU del VBOX (azul) y por el IMU de Intel Edison (rojo).	62
5.19	Test 3: Perfil de velocidad del vehículo.	63
5.20	Test 3: Aceleración lateral obtenida por el IMU de VBOX (rojo), por el IMU de Raspberry Pi (azul) y por el IMU de Intel Edison (verde).	64
5.21	Test 3: Velocidad de balanceo obtenido por el IMU de VBOX (rojo), por el IMU de Raspberry Pi (azul) y por el IMU de Intel Edison (verde).	65
5.22	Test 1: Angulo de balanceo obtenido directamente por la antena dual (rojo), estimado utilizado con redes neuronales con Raspberry pi (azul), con Intel Edison (verde) y con el IMU de VBOX (amarillo).	67

5.23	Test 1: Angulo de balanceo obtenido directamente por la antena dual (rojo), estimado utilizado filtro de Kalman lineal con Raspberry pi (azul), con Intel Edison (verde) y con el IMU de VBOX (amarillo).	69
5.24	Test 1: Angulo de balanceo obtenido directamente por la antena dual (rojo), estimado utilizado filtro de Kalman “Unscendentçon Raspberry pi (azul), con Intel Edison (verde) y con el IMU de VBOX (amarillo).	69
5.25	Test 2: Angulo de balanceo obtenido directamente por la antena dual (rojo), estimado utilizado con redes neuronales con Raspberry pi (azul), con Intel Edison (verde) y con el IMU de VBOX (amarillo).	72
5.26	Test 2: Angulo de balanceo obtenido directamente por la antena dual (rojo), estimado utilizado filtro de Kalman lineal con Raspberry pi (azul), con Intel Edison (verde) y con el IMU de VBOX (amarillo).	74
5.27	Test 2: Angulo de balanceo obtenido directamente por la antena dual (rojo), estimado utilizado filtro de Kalman “Unscendentçon Raspberry pi (azul), con Intel Edison (verde) y con el IMU de VBOX (amarillo).	75
5.28	Test 3: Angulo de balanceo obtenido directamente por la antena dual (rojo), estimado utilizado con redes neuronales con Raspberry pi (azule), con Intel Edison (verde) y con el IMU de VBOX (amarillo).	78
5.29	Test 3: Angulo de balanceo obtenido directamente por la antena dual (rojo), estimado utilizado filtro de Kalman lineal con Raspberry pi (azules), con Intel Edison (verde) y con el IMU de VBOX (amarillo).	79
5.30	Test 3: Angulo de balanceo obtenido directamente por la antena dual (rojo), estimado utilizado filtro de Kalman “Unscendentçon Raspberry pi (azul), con Intel Edison (verde) y con el IMU de VBOX (amarillo).	80
6.1	Estructura Controlador	85
6.2	Modelo del vehículo	85
6.3	Distribución de fuerzas verticals sobre la suspension.	95
6.4	Entorno de edición de vehículos TruckSim®.	96
6.5	Entorno de edición de maniobras de TruckSim®.	97
6.6	Entorno de edición de carreteras de TruckSim®.	98

ÍNDICE DE FIGURAS

6.7	Test 1 y Test 3: Rotonda de radio 22 m.	99
6.8	Test 2: Doble cambio de carril.	99
6.9	Comportamiento del vehículo para diferentes valores de carga de transferencia normalizada [97].	101
6.10	Test 1: Angulo de balanceo utilizando el controlador propuesto (azul), un controlador que no considera el retardo (amarillo) y un sistema sin controlador (rojo)	103
6.11	Transferencia de carga normalizada del eje delantero para el test 1.	104
6.12	Transferencia de carga normalizada del eje trasero para el test 1.	105
6.13	Test 2: Angulo de balanceo utilizando el controlador propuesto (azul), un controlador que no considera el retardo (amarillo) y un sistema sin controlador (rojo)	106
6.14	Transferencia de carga normalizada en el eje delantero para el test 2.	107
6.15	Transferencia de carga normalizada en el eje trasero para el test 2.	108
6.16	Test 3: Angulo de balanceo utilizando el controlador propuesto (azul), un controlador que no considera el retardo (amarillo) y un sistema sin controlador (rojo)	109
6.17	Test 3: Angulo de balanceo utilizando el controlador propuesto (azul) y un controlador que no considera el retardo (amarillo)	110
6.18	Transferencia de carga normalizada en el eje delantero para el test 3.	111
6.19	Transferencia de carga normalizada para el test 3.	111

ÍNDICE DE TABLAS

2.1	Sistemas ADAS pasivos y activos mas comunes en la actualidad [14]. . .	12
5.1	Especificaciones técnicas de los elementos hardware del kit Raspberry Pi.	35
5.2	Especificaciones técnicas de los elementos hardware del kit Intel Edison. .	35
5.3	Especificaciones técnicas de los elementos hardware del kit VBOX (kit de referencia).	36
5.4	Glosario de variables	42
5.5	Variables del vehículo	44
5.6	Primer grupo de ensayos.	54
5.7	Segundo grupo de ensayos.	54
5.8	Resultados de fiabilidad.	57
5.9	Test 1: Errores calculados para la aceleración lateral y velocidad de balanceo.	60
5.10	Test 2: Errores calculados para la aceleración lateral y velocidad de balanceo.	62
5.11	Test 3: Errores calculados para la aceleración lateral y velocidad de balanceo.	65
5.12	Test 1: Errores del angulo de balanceo estimado usando Redes neuronales en Raspberry Pi, Intel Edison y VBOX comparado con la medición obtenida con la antena GPS dual.	68
5.13	Test 1: Errores del angulo de balanceo estimado usando Filtro de Kalman lineal (KF) y "Unscendent"(UKF) en Raspberry Pi, Intel Edison y VBOX comparado con la medición obtenida con la antena GPS dual.	70
5.14	Test 1: Error RMS y error normalizado para los 3 estimadores propuestos.	70
5.15	Test 1: Error máximo para los 3 estimadores propuestos.	71

5.16	Test 1:Tiempo de procesamiento utilizando filtro de Kalman lineal (KF), “Unscendent”(UKF) y redes neuronales (ANN) en Raspberry Pi 3 Model B e Intel Edison	71
5.17	Test 2: Errores del angulo de balanceo estimado usando Redes neuronales en Raspberry Pi, Intel Edison y VBOX comparado con la medición obtenida con la antena GPS dual.	73
5.18	Test 2: Errores del angulo de balanceo estimado usando Filtro de Kalman lineal (KF) y “Unscendent”(UKF) en Raspberry Pi, Intel Edison y VBOX comparado con la medición obtenida con la antena GPS dual.	74
5.19	Test 2: Error RMS y error normalizado para los 3 estimadores propuestos.	76
5.20	Test 2: Error máximo para los 3 estimadores propuestos.	76
5.21	Test 2:Tiempo de procesamiento utilizando filtro de Kalman lineal (KF), no lineal (UKF) y redes neuronales (ANN) en Raspberry Pi 3 Model B e Intel Edison	76
5.22	Test 3: Errores del angulo de balanceo estimado usando Redes neuronales en Raspberry Pi, Intel Edison y VBOX comparado con la medición obtenida con la antena GPS dual.	78
5.23	Test 3: Errores del angulo de balanceo estimado usando Filtro de Kalman lineal (KF) y “Unscendent”(UKF) en Raspberry Pi, Intel Edison y VBOX comparado con la medición obtenida con la antena GPS dual.	80
5.24	Test 3: Error RMS y error normalizado para los 3 estimadores propuestos.	81
5.25	Test 3: Error máximo para los 3 estimadores propuestos.	81
5.26	Test 3:Tiempo de procesamiento utilizando filtro de Kalman lineal (KF), no lineal (UKF) y redes neuronales (ANN) en Raspberry Pi 3 Model B e Intel Edison	82
6.1	Valores RMS y maximos del roll angle para el primer ensayo	104
6.2	Transferencia de carga normalizada para el test 1	105
6.3	Valores RMS y maximos del roll angle para el segundo ensayo	106
6.4	Transferencia de carga normalizada para el test 2.	108

ÍNDICE DE TABLAS

6.5	Valores RMS y maximos del roll angle para el tercer ensayo	110
6.6	Transferencia de carga normalizada en el eje trasero para el test 3	112

1. INTRODUCCIÓN

Debido al elevado número de víctimas en accidentes de tráfico, la Comisión Europea ha establecido como una prioridad la reducción de los fallecimientos a través del objetivo "Visión Cero", el cual pretende reducir a cero el número de muertes en carretera para el año 2050 [1]. Por esta razón, hoy en día se están incorporando sistemas de ayuda a la conducción, también conocidos como sistemas ADAS (Advance Driver Assistance System), a los vehículos que mejoran su estabilidad, confort y maniobrabilidad. Dentro del parque automovilístico actual, uno de los vehículos más involucrados en los accidentes de tráfico son los vehículos comerciales, los cuales, debido a la altura de su centro de gravedad, son más propensos a volcar. Debido a esto, gran parte de los trabajos de investigación en el ámbito de la automoción se centran en el desarrollo de sistemas de control denominados también RSC (Roll Stability Controller) para mejorar su comportamiento a vuelco. Para el correcto funcionamiento de estos sistemas, es necesario conocer en todo momento la dinámica del vehículo a través de variables tales como aceleraciones, velocidades y ángulos. Una vez obtenida esta información, durante la realización de distintas maniobras, se actúa sobre sistemas del vehículo como son frenos, suspensión o dirección, mejorando de esta manera el comportamiento de este. Para que estos dispositivos funcionen de la manera más correcta y segura posible, es necesario que cumplan dos características principales, precisión en las medidas realizadas y velocidad en la adquisición y procesamiento de los datos, así como en el envío de la información ya procesada.

Una de las variables de la dinámica lateral de un vehículo más importantes para poder controlar su estabilidad frente al vuelco, es el ángulo de balanceo. Este ángulo se puede medir de manera precisa a través de sistemas GPS de doble antena. El problema de este sistema es que es muy caro por lo que es inviable su montaje en los vehículos en producción en serie. Por otro lado, la obtención de este valor a través de sensores de bajo coste es complicada, por esa razón muchas investigaciones se centran en el desarrollo de observadores que sean capaces de estimar este ángulo a través de sensores de bajo coste o de sensores que ya lleven instalados los vehículos actuales, con objeto de no incrementar su coste.

Para el correcto funcionamiento de los sistemas ADAS en los vehículos actuales, es necesario que los distintos componentes, sensores, controladores y actuadores, se intercambien información. Para ello, se utiliza una red de comunicación intra-vehicular. Para

que la comunicación sea lo más rápida posible se han desarrollado los sistemas de control en red (NCS, Network Control Systems) que permiten que todos los componentes estén conectados a una misma red de comunicaciones de manera individual. El problema que existe es que pueden aparecer retardos inducidos por la red, lo que provoca una reducción del rendimiento de estos sistemas y puede comprometer la seguridad del vehículo. Por esta razón, es necesario que los controladores que se incorporen en los vehículos actuales tengan en consideración el posible retardo en el envío de información entre los distintos componentes.

Por otro lado, y con el fin de no incrementar el precio de venta de los vehículos comerciales, se están desarrollando observadores y controladores basados en dispositivos de bajo coste (sensores, procesadores y actuadores). Para que estos sistemas sean fiables y puedan compararse con sus homólogos de precio más elevado deben presentar unas prestaciones similares. Es decir, los sensores de bajo coste han de ser capaces de obtener una medida precisa de las distintas variables del vehículo y enviar esta información a los computadores de bajo coste, los cuales deben procesar los datos de manera rápida para no incluir retardos derivados del cálculo.

Por todo lo indicado anteriormente, la presente Tesis Doctoral tiene como objetivo diseñar un sistema ADAS basado en un controlador de vuelco que sea capaz de compensar retardos en la red de comunicación, es decir, tanto en la señal de entrada al controlador (enviada por el sensor) como la de salida (enviada al actuador). Previo al desarrollo del controlador, se va a instrumentar un vehículo con sensores y procesadores de bajo coste. Se va a evaluar la precisión de los sensores con sus homólogos de altas prestaciones y mayor precio y se va a analizar la velocidad y precisión de procesamiento de las computadoras de bajo coste, realizando con ellas una estimación del ángulo de balanceo mediante distintos métodos. Para la evaluación de estos sistemas se van a realizar ensayos experimentales en un vehículo y un entorno real sometido a distintas maniobras típicas de una circulación cotidiana.

Esta Tesis Doctoral se encuentra dentro del proyecto nacional competitivo *Intelligent Driving Safety System under an IoT platform with low-cost devices (RTI2018-095143-B-C21)* apoyado a través de "FEDER/Ministerio de Ciencia e Innovación - Agencia Estatal de Investigación (AEI)" del Gobierno de España.

1.1. Estructura del documento

El actual documento se organiza en 8 apartados o capítulos.

En el capítulo actual se introduce el tema a tratar y se presenta la estructura de la presente Tesis Doctoral.

En el capítulo 2 se hace una revisión bibliográfica relativa a los sistemas de estimación y de control en el sector de automoción y la tecnología de bajo coste. Se desarrolla un estado del arte completo sobre los sistemas de ayuda a la conducción, líneas de investigación actuales enfocadas en algoritmos de estimación y de control, con consideración del retardo, de la dinámica vehicular y toda la tecnología relacionada con dispositivos de bajo coste y el concepto de Internet Of Things (IoT).

En el capítulo 3 se presentan los objetivos establecidos en la presente Tesis Doctoral.

En el capítulo 4 se establecen las distintas fases seguidas en el trabajo de investigación, para facilitar su entendimiento.

En el capítulo 5 se explica la metodología utilizada para el diseño de un estimador del ángulo de balanceo basado en sistemas de bajo coste, donde se establece la arquitectura utilizada tanto a nivel hardware, nivel software y de estructura de comunicación. Se describe también los vehículos utilizados, las pistas utilizadas para los ensayos y la metodología aplicada en dichos ensayos para la adquisición de los valores característicos de la dinámica vehicular. Por otro lado, se analizan los resultados obtenidos, tanto de precisión de los sensores de bajo coste como de capacidad y velocidad de cálculo de los procesadores. En este estudio se establece el tiempo de adquisición máximo de los sistemas de procesamiento de bajo coste, así como el tiempo de cálculo para distintos tipos de estimadores.

En el capítulo 6 se presenta el diseño de un controlador de vuelco con retardos en las señales de entrada y salida de la red de comunicación, se define el modelo de vehículo y el entorno de simulación utilizado para los ensayos. También se presentan los resultados obtenidos aplicando el controlador de compensación del retardo en comparación con un controlador que no tienen en cuenta el retardo en su diseño, pero al cual se le induce uno durante la simulación.

En el capítulo 7 se presentan las conclusiones que se han obtenido en la presente Tesis Doctoral una vez analizados los resultados obtenidos en los capítulos 5 y 6.

CAPÍTULO 1. INTRODUCCIÓN

En el capítulo 8 se proponen futuras líneas de investigación a partir de lo establecido en la presente Tesis Doctoral.

2. ESTADO DEL ARTE

Una de las principales causas de mortalidad en el mundo son los accidentes de tráfico. Por esta razón, en la resolución 64/255 [2] de la Asamblea General de las Naciones Unidas se estableció el periodo comprendido entre 2011 y 2020 como el *Decenio de Acción para la Seguridad Vial* con el fin de reducir las cifras de muertes en los accidentes de tráfico. En el plan mundial de acción [3] desarrollado por la ONU se establecen 5 pilares fundamentales, los cuales se describen en la Figura 2.1. La presente Tesis Doctoral está enmarcada en el pilar 3 "*Vehículos más seguros*". Dentro de este pilar existen varias actividades relacionadas para su cumplimiento (Figura 2.2).



Fig. 2.1. Los 5 pilares para la mejora de la seguridad vial [3].

Por otro lado, la Unión Europea ha establecido el objetivo de reducir el número de víctimas mortales derivadas de accidentes de tráfico a un ritmo de 50.000 víctimas al año. Las medidas diseñadas para la consecución de estos objetivos es la incorporación sistemas electrónicos de control de estabilidad, así como sistemas avanzados de frenado de emergencia y sistemas de advertencia de cambio de carril. Por esta razón, la comisión europea lanzó en el año 2011 el objetivo "*Visión Cero*" el cual pretende reducir a cero el número de muertes en carretera en el año 2050 y plantea como objetivo intermedio reducir al 50% el número de víctimas antes del año 2030 [1]. El objetivo intermedio inicial se estableció para su consecución en el año 2020. Como se indica en el documento de trabajo de los servicios de la comisión "*Próximos pasos hacia la «Visión Cero»* [1]": "*En los últimos años se han estancado los avances en la reducción de la tasa de mortalidad en carretera en toda la UE (Ver Figura 2.3). Parece muy improbable que se logre el actual objetivo a medio plazo de la UE, consistente en reducir a la mitad el número de víctimas mortales de accidentes de tráfico entre 2010 y 2020. Se ha avanzado incluso menos en la prevención de lesiones graves.*", el plazo para la consecución del objetivo intermedio se

Pilar 3: Vehículos más seguros
Alentar el despliegue universal de mejores tecnologías de seguridad pasiva y activa de los vehículos, combinando la armonización de las normas mundiales pertinentes, los sistemas de información a los consumidores y los incentivos destinados a acelerar la introducción de nuevas tecnologías.
<u>Actividad 1:</u> Alentar a los Estados Miembros a que apliquen y promulguen las reglamentaciones de seguridad sobre vehículos de motor elaboradas por el Foro Mundial de las Naciones Unidas para la Armonización de las Reglamentaciones sobre Vehículos (WP 29).
<u>Actividad 2:</u> Alentar la aplicación de nuevos programas de evaluación de vehículos en todas las regiones del mundo para aumentar la disponibilidad de información a los consumidores sobre las prestaciones de seguridad de los vehículos de motor.
<u>Actividad 3:</u> Alentar la concertación para garantizar que todos los nuevos vehículos de motor estén, como mínimo, equipados con cinturones de seguridad y anclajes que cumplan los requisitos reglamentarios y las normas aplicables a las pruebas de colisión.
<u>Actividad 4:</u> Alentar el despliegue universal en las motocicletas de tecnologías de prevención de colisiones con eficacia demostrada, tales como los sistemas de control electrónico de la estabilidad y antibloqueo de la frenada.
<u>Actividad 5:</u> Alentar la utilización de incentivos fiscales y de otra índole para los vehículos de motor que ofrezcan altos niveles de protección a los usuarios de las vías de tránsito y desalentar las importaciones y exportaciones de vehículos nuevos y usados cuyas normas de seguridad sean reducidas.
<u>Actividad 6:</u> Alentar la aplicación de las reglamentaciones de protección de los peatones y el aumento de las investigaciones sobre tecnologías de seguridad diseñadas para reducir los riesgos que corren los usuarios vulnerables de las vías de tránsito.
<u>Actividad 7:</u> Alentar a los responsables de la gestión de las flotas de vehículos de los sectores público y privado a que compren, utilicen y mantengan vehículos que ofrezcan tecnologías de seguridad modernas y altos niveles de protección de los pasajeros.

Fig. 2.2. Actividades para el desarrollo del pilar 3 [3].

ha extendido para el año 2030.

En España, según los datos estadísticos proporcionados por la Dirección General de Tráfico (DGT) en su documento anual “*Las principales cifras de la siniestralidad vial. Edición ampliada. España 2019* [4] indican las siguientes cifras respecto a los accidentes con víctimas durante el año 2019 en España “*En el año 2019 se registra un total de 1755 fallecidos, 8613 hospitalizados y 130745 heridos no hospitalizados..... La tasa de mortalidad en 2019 se situó en 37 personas fallecidas por millón de habitantes, igual al objetivo indicado en la Estrategia de Seguridad Vial 2011-2020 como tasa de mortalidad máxima en 2020.*”. Los valores relativos al año 2020 no se incluyen debido a que, derivado

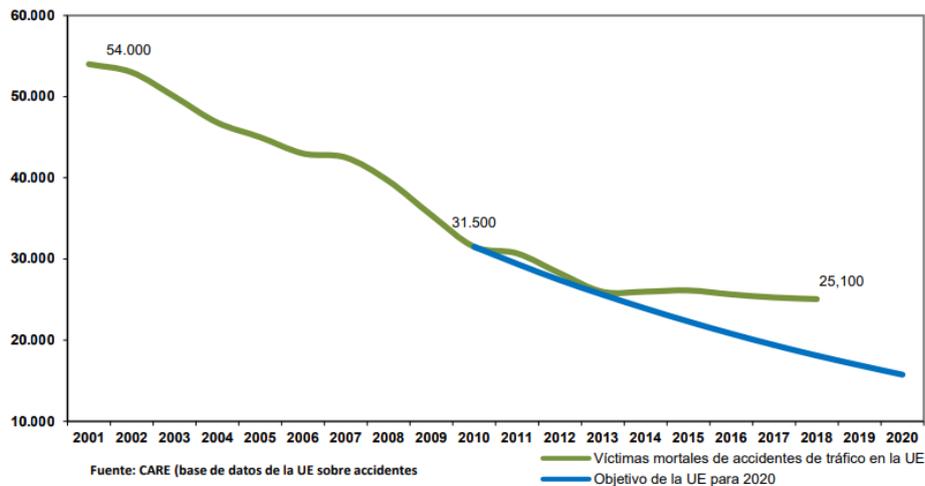


Fig. 2.3. Víctimas mortales de accidentes de tráfico en la UE [1].

de la crisis del coronavirus, los datos obtenidos no son representativos para evaluar la tendencia que se de en la tasa de mortalidad.

Por todo lo anterior, la industria del automóvil lleva años incorporando sistemas de ayudas a la conducción en todos sus modelos con el objetivo de reducir los accidentes de tráfico en la carretera. Según el *Informe y Análisis Sobre Influencia de los Sistemas de Ayuda a la Conducción en la Seguridad Vial y su Aplicación para la Clasificación de Vehículos* [5] la incorporación de sistemas avanzados de asistencia al conductor (ADAS) pueden reducir más de un 50 % los accidentes de tráfico como se muestra en la Figura 2.4. Aunque el aumento de las tecnologías favorece la reducción de los costes de estos sistemas, es necesario, encontrar soluciones de un coste más bajo sin perder la eficiencia.

Otro problema a tener en cuenta es la antigüedad del parque automovilístico, vehículos más antiguos son más propensos a no incorporar tecnologías de ayuda a la conducción, lo que conlleva un mayor riesgo de accidentes. Por tanto, es necesario el desarrollo de sistemas de bajo coste cuya versatilidad permitan su incorporación en todo tipo de vehículos. En España, el parque automovilístico esta envejecido, según los datos publicados en 2020 por ANFAC en su informe anual [6], el 61.6 % de los turismo tienen más de 10 años, aumentando esta cifra hasta el 73.2 % en el caso de los camiones. La edad media de los vehículos en España ha ido aumentando a lo largo de los años, como se puede observar en la Figura 2.5, hasta alcanzar aproximadamente los 13 años contra los 10 años de media en países como Francia o Alemania.

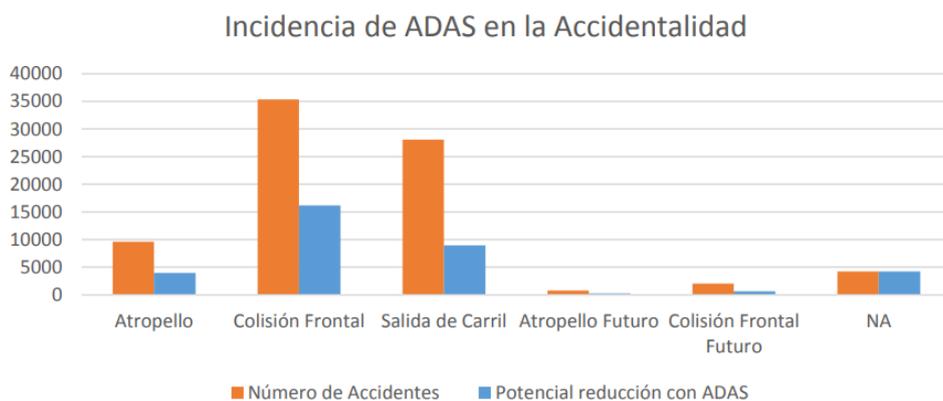


Fig. 2.4. Potencial reducción de accidentes usando ADAS [5].



Fig. 2.5. Edad media del parque automovilístico español según datos de la DGT 2020 [6].

2.1. Sistemas de ayuda a la conducción

Los sistemas avanzados de asistencia al conductor (ADAS – Advanced Driver Assistance Systems) son cada vez más comunes en los vehículos de todas las gamas. El avance de la tecnología, la reducción del precio del desarrollo de diversas aplicaciones o componentes y la necesidad del mercado de sistemas que reduzcan los accidentes y mejoren el confort en la carretera, hacen que gran parte de la inversión de la industria del automóvil se centre, además del desarrollo de nuevos sistemas de propulsión, al diseño y desarrollo de sistemas de ayuda a la conducción y sistemas de conducción autónoma.

Estos sistemas son capaces de gestionar tareas simples como mantener la velocidad del vehículo o la gestión automática de las luces, o tareas más complejas como la evasión de posibles situaciones de riesgo tales como colisiones frontales o salidas de carril actuando directamente sobre los elementos de frenado o dirección del vehículo. Estos sistemas son considerados el primer paso para el desarrollo de vehículos autónomos, donde

es necesario que el vehículo sea capaz de evaluar todas las situaciones y elementos del entorno y actuar en base a esto para evitar cualquier situación de riesgo para el conductor y el resto de los conductores y peatones [7].

Como se explica anteriormente, uno de los principales objetivos de la UE es reducir el número de víctimas mortales en las carreteras, para ello uno de los puntos de actuación es la incorporación de sistemas ADAS en lo vehículos. Por esta razón, a partir de Julio del año 2022 se pretende hacer obligatorio a todo vehículo homologado la incorporación de distintos ADAS relacionados con la detección de ángulos muertos, somnolencia, permanencia de carril, etc. (Figura 2.6).



Fig. 2.6. Nuevos dispositivos de seguridad obligatorios a partir de 2022 [1].

Para asegurar mejoras reales en la seguridad vial tras la implementación de un ADAS, es necesario saber el impacto que tendrá esta en la carretera. Esta estimación debe realizarse independientemente del tipo de contramedida de seguridad elegida. La evaluación debe comenzar desde la perspectiva del conductor individual ya que el ADAS da en un primer nivel de soporte a conductores individuales. Tras esto, es necesario estimar la relación entre los cambios en el comportamiento del conductor individual y el impacto en el sistema de tráfico de tal manera que se puede saber el impacto general de seguridad tras la

implementación del sistema. Antes de la implementación a gran escala del ADAS, y para estimar todo lo indicado anteriormente se debe tener un modelado del sistema de tráfico [8].

Por otro lado, muchos de estos elementos pueden ser activados o desactivados por el conductor, por lo que para que el impacto sea real en la mejora de la seguridad vial, debe tenerse en cuenta el grado de implicación del conductor en función de cómo impactan en la conducción. Los métodos actuales para medir el uso de ADAS incluyen estudios de penetración de mercado, experimentos de campo en la carretera, observación y varios enfoques de encuestas [9]-[11].

Desde el punto de vista de funcionamiento, para que estos sistemas trabajen de una manera fiable, es necesario que sean capaces de reconocer objetos u obstáculos en la carretera, los límites de esta, señales de tráfico y todo elemento en el entorno de manera precisa, para poder avisar al conductor mediante distintos testigos y avisos sonoros del vehículo o actuar directamente sobre la dinámica del vehículo (ver Figura 2.7). Para esto, no solo se debe ser capaz de evaluar el entorno, sino que es necesario conocer muy bien los valores de referencia de la dinámica vehicular en cada instante de tiempo (velocidad del vehículo, aceleración, potencia requerida, ángulos característicos, etc.).

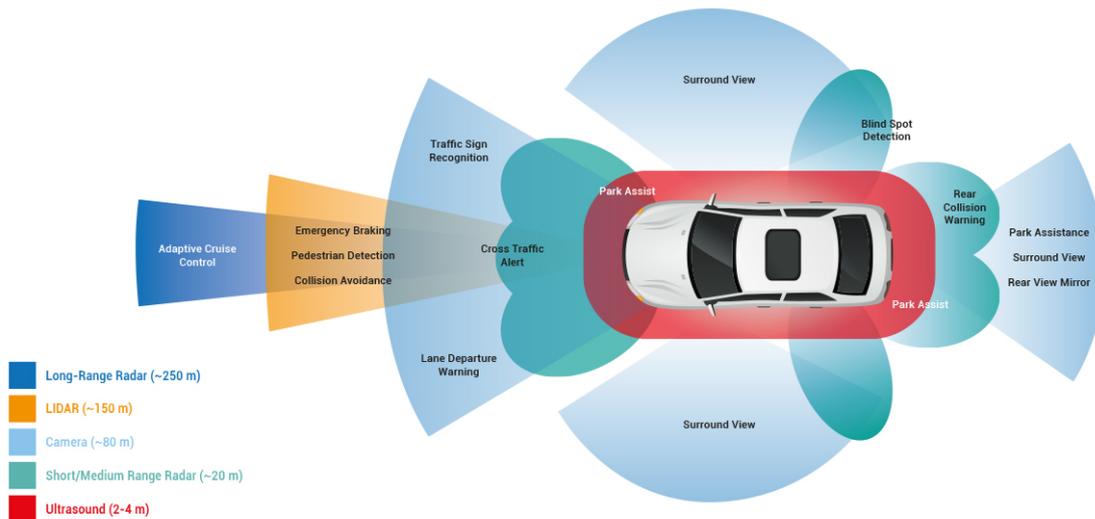


Fig. 2.7. Sistemas ADAS mas comunes en los vehículos actuales [12].

En función del grado de intervención, estos sistemas pueden clasificarse en dos grandes grupos: sistemas de ayuda pasivos y sistema de ayuda activos.

2.1.1. Sistemas de ayuda pasivos

Los sistemas ADAS pasivos son aquellos que se encargan de avisar al conductor de potenciales situaciones de peligro o mejorar el rendimiento del vehículo [13]. Estos avisos pueden darse de manera visual a través de testigos en el clúster o de manera sonora.

Algunos de estos sistemas no avisan al conductor de potenciales situaciones de peligro, si no que buscan mejorar la visibilidad de la carretera (Luces adaptativas), advertir de distintos elementos del entorno (Reconocimiento de señales) o evitar pequeños golpes o accidentes en ciertas maniobras (Cámara de visión trasera). En la tabla 2.1 se pueden ver una descripción de los sistemas ADAS pasivos más comunes en la actualidad.

2.1.2. Sistemas de ayuda activos

Los sistemas ADAS activos son aquellos que además de advertir al conductor de potenciales situaciones de riesgo, toman el control del vehículo de manera total o parcial con el fin evitar situaciones de riesgo [13]. Estos sistemas ya no solo necesitan sensores que le permitan percibir todo el entorno, si no que deben actuar sobre los sistemas del vehículo. Los principales sistemas sobre los que se actúan son:

- **Sistema de frenado:** Se actúa sobre el sistema de frenado tanto para evitar colisiones como para en algunas ocasiones mejorar la estabilidad del vehículo.
- **Sistema de dirección:** Se actúa sobre el sistema de dirección para evitar potenciales colisiones o facilitar ciertas maniobras.
- **Sistema de suspensión:** Se actúa sobre el sistema de suspensión para mejorar tanto el confort como la estabilidad del vehículo.
- **Motor:** Se actúa sobre el motor para controlar la potencia de este o la velocidad del vehículo.
- **Caja de cambios:** Se actúa sobre la caja de cambios en los casos de cajas automatizadas o automáticas para mejorar el rendimiento del vehículo.

Los sistemas ADAS activos pueden actuar únicamente en uno o en varios de estos sistemas. Los sistemas más completos y que más se aproximan a la conducción autónoma suelen actuar simultáneamente en varios de estos elementos, incluyendo adicionalmente

no solo la información de sensores si no incluso de sistemas de geolocalización para conocer la ubicación del vehículo. En la tabla 2.1 se muestra una descripción de los sistemas ADAS activos más comunes en la actualidad.

Tabla 2.1. Sistemas ADAS pasivos y activos mas comunes en la actualidad [14].

ADAS	Descripción
Sistema de recomendación de cambio de marcha	Evalúa a tiempo real el par motor requerido y el rendimiento de este para indicar en el cuadro al conductor la marcha más recomendada tanto para reducir el consumo de combustible como para mejorar el rendimiento del vehículo.
Indicador de ángulo muerto	Indican, normalmente con un testigo en el retrovisor, de la presencia de vehículos en el ángulo muerto del vehículo cuando se intenta realizar un cambio de carril.
Sistema de luces adaptativas	Regulan de manera automática el alcance de las luces en función de la velocidad del vehículo. También son capaces de alternar entre luces de carretera y luces de cruce para evitar deslumbramientos de vehículos que vienen de frente, e incluso algunos sistemas más avanzados ciegan únicamente la parte que pueda deslumbrar al vehículo que viene en dirección contraria dejando el resto de campo de visión iluminado.
Sistema de visión nocturna	Mediante una cámara de visión nocturna, este sistema es capaz de mostrar en una pantalla del clúster el estado de la carretera de una manera más nítida mejorando así la visión del conductor.
Cámara de visión trasera	Durante maniobras en las que se inserta la marcha atrás, el vehículo activa una cámara en la parte trasera del vehículo para poder tener una mayor visibilidad de los elementos que se encuentran detrás del vehículo.
Sistema de reconocimiento de señales	Permite detectar las señales de tráfico de la carretera y enviar dicha información al cuadro de instrumentos, principalmente aquellas relacionadas con los límites de velocidad o advertencias de seguridad.

ADAS	Descripción
Control de cruceo/Control de cruceo adaptativo	Mantiene la velocidad del vehículo de manera constante según el indicado por el vehículo. La evolución de este sistema es el control de cruceo adaptativo (ACC), donde no solo se mantiene la velocidad a la referencia indicada por el conductor, pero esta se varia para adaptarla a la del vehículo precedente manteniendo siempre la distancia de seguridad.
Start-Stop	Apaga el motor de manera automática cuando el vehículo se detiene para reducir el consumo.
Queue Assist	Integran los dos elementos anteriores de tal manera que durante un atasco el vehículo es capaz de frenar por completo y apagar el motor, y cuando el vehículo precedente inicia la marcha, arrancar de nuevo el vehículo e iniciar la marcha adaptando la velocidad mientras se mantiene la distancia de seguridad.
Sistema avanzado de frenado de emergencia (AEBS)	Frena el vehículo para evitar la colisión frontal, adicionalmente a esto suele dar un aviso sonoro y visual al conductor, y en algunas versiones más avanzadas pretensa los cinturones para minimizar en la medida de lo posible los daños del conductor.
Asistente de cambio de carril	Avisa al conducto en el caso que el vehículo pase la línea que delimita el carril, actuando en última instancia sobre la dirección del vehículo para evitar el cambio de carril involuntario.
Aparcamiento asistido	Permite ante un hueco definido controlar únicamente la dirección o en casos más avanzados dirección y motor para aparcar de manera automática el vehículo. Asegurando que la maniobra se haga de manera segura

ADAS	Descripción
Conducción predictiva	Principalmente desarrollado para camiones, estos sistemas tienen en cuenta la geolocalización del vehículo, la topografía del terreno y el entorno, para adaptar la velocidad y la marcha insertada para maximizar el rendimiento, acelerando y bajando marcha antes de una pendiente para mantener la velocidad durante toda la cuesta por ejemplo

Uno de los ADAS activos presentes principalmente en los vehículos pesados, son los sistemas de estabilidad lateral frente al vuelco (RSC de sus siglas en inglés Roll Stability Control). Estos sistemas suelen actuar sobre distintos elementos del vehículo para mantener la estabilidad lateral a vuelco del vehículo, es decir, disminuir en la medida de lo posible el ángulo de balanceo. En el siguiente punto se presentan los elementos del vehículo en los que se basan estos dispositivos y los sistemas que incorporan los vehículos del actual parque.

2.1.3. Actuadores y sistemas para la estabilidad lateral

Dentro de todos los sistemas de ayuda incorporados en los vehículos comerciales, muchos de ellos se centran en estabilidad lateral frente al deslizamiento (ESP) y frente al vuelco (RSC).

El más conocido es el control electrónico de estabilidad (ESP) el cual es obligatorio en todos los turismos y vehículos comerciales ligeros que se vendan en la Unión Europea desde el año 2014. Este sistema controla la adherencia del vehículo y cuando esta llega a un límite, se actúa sobre la potencia del motor y sobre el sistema de frenos de manera individual en las 4 ruedas. El sistema monitoriza la posición del volante y la compara con la dirección real del vehículo a través de sensores de giro de ruedas, ángulo de dirección, aceleración lateral y longitudinal. Un esquema de los componentes que conforma el sistema ESP se muestra en la Figura 2.8.

Con la información obtenida de los sensores indicados anteriormente se pueden detectar fenómenos de sobreviraje (Deslizamiento del eje trasero) o subviraje (Deslizamiento del eje delantero) y frenar las ruedas afectadas distribuyendo el par motor de manera adecuada en cada neumático para así mantener el vehículo dentro de la calzada durante una

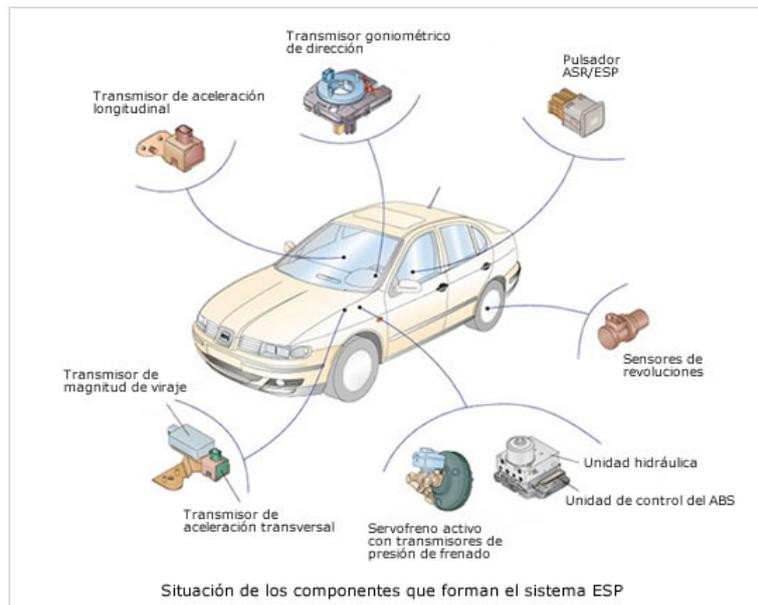


Fig. 2.8. Componentes que integran el sistema ESP [15].

curva (ver Figura 2.9).



Fig. 2.9. Actuación del sistema ESP [16].

En el caso de los vehículos pesados, adicionalmente a lo indicado anteriormente, otro fenómeno que puede provocar situaciones potenciales de riesgo es el vuelco. Estos vehículos debido a sus características y a las cargas que suelen llevar requieren la actuación sobre el sistema de frenos y suspensión, para reducir al máximo el ángulo de balanceo del vehículo, reduciendo así la inercia lateral y por tanto el riesgo de vuelco.

Los sistemas de suspensión activa permiten modificar la fuerza vertical sobre el sistema de suspensión de manera independiente, de esta manera el sistema de control evalúa el estado de la carretera y la situación actual del vehículo y envía una serie de señales eléctricas

cas a cada suspensión, para así evitar ángulos de balanceos críticos que puedan provocar vuelcos.

Dentro de los sistemas de suspensión activa existen distintos tipos o tecnologías para conseguir variar la dureza de la suspensión y así ajustar la fuerza vertical en cada eje:

- **Amortiguadores magnetoreológicos:** El propio aceite de amortiguación contiene propiedades magnéticas, de tal manera que en función de la excitación a la que este sometido y la dirección del campo magnético resultante se ajusta la dureza de la suspensión [17].
- **Accionamiento hidráulico:** La dureza de la suspensión se controla modificando la presión interna del aceite del amortiguador. El funcionamiento es similar al de un amortiguador bitubo presurizado, con la diferencia que la presión interna se controla a través de una electroválvula gobernada por una unidad de control [18].
- **Suspensión neumática:** En vehículos más pesados, donde se incorporan suspensiones neumáticas, la gestión de la suspensión se realiza controlando la presión y flujo de aire que se introduce en el diapress. Estos sistemas no solo se adaptan para evitar el vuelco si no que, al ser vehículos cuya carga varía mucho, la dureza de la suspensión se adapta al peso del vehículo. La suspensión neumática es la más común en vehículos pesados de transporte de carga, donde el peso por ejes puede variar en función de la carga transportada y por tanto son más propensos a inestabilidades tanto longitudinales como laterales [19].

2.2. Algoritmos de estimación de la dinámica vehicular

Como se ha indicado en los puntos anteriores, la alta tasa de víctimas de accidentes de tráfico tiene un gran impacto a nivel social y económico. En particular, los accidentes de tráfico donde existen mas daños, son aquellos donde se involucran vehículos pesados debido a su mayor propensión a volcar. Por esta razón, muchas investigaciones se centran en desarrollar sistemas de control de estabilidad de vuelco (RSC). Estas tecnologías pueden ayudar a evitar o reducir la gravedad de un accidente.

Para el correcto funcionamiento de estos sistemas es necesario conocer las variables principales del vehículo como velocidades angulares, posiciones angulares, aceleración lateral y longitudinal [20]-[22]. En cuanto al diseño de sistemas RSC, para que estos

tengan un rendimiento adecuado, es obligatorio conocer las variables características de la dinámica del vehículo. Uno de los parámetros más importantes relacionados con la dinámica de vuelco es el ángulo de balanceo. El problema es que este ángulo solo se puede medir directamente con equipos de un coste muy elevados, lo que incorporarlos aumentaría el precio de los vehículos comerciales. Sin embargo, estas variables pueden ser estimadas a través de la fusión y el procesamiento de datos adquiridos por dispositivos de bajo costo o desde los sensores instalados en los vehículos actuales (fusión sensorial) [23], [24]. Los sensores más comunes utilizados para estimar la dinámica del vehículo son acelerómetros y giroscopios, que están integrados en un sensor IMU (Intertial Measured Unit).

Como se ha indicado anteriormente, la costosa medición en el vehículo del ángulo de balanceo [25] ha conducido al desarrollo de diferentes conceptos de estimación basados en la utilización de diferentes tipos de sensores: sensor de ángulo, sensores inerciales y giroscopo [23], velocidad angular y acelerómetros [24], acelerómetros laterales y giroscopio [26]-[28], acelerómetros y sensores de velocidad de guiñada y velocidad de balanceo [27], [29]-[31], sensores de vehículos y GPS de bajo costo [32], [33] y sensores laterales de fuerza de los neumáticos [34].

Entrando en detalle sobre las metodologías aplicadas para la estimación del ángulo de balanceo, mediante los sensores indicados en el párrafo anterior, la fusión de varias variables características se suele utilizar para la evaluación de la dinámica lateral frente al vuelco del vehículo. Actualmente, los trabajos se centran no solo en la fusión de datos sino en la utilización de distintos métodos con el fin de realizar estimaciones precisas en las cuales el posible ruido externo este filtrado.

Un ejemplo de la utilización de distintos métodos de estimación se presenta en [29], donde se utiliza un estimador basado en la fusión de sensores, que combina una red neuronal (NN) con un filtro de Kalman para estimar el ángulo de balanceo del vehículo. La red neuronal estima un "ángulo de pseudo-balanceo" a través de variables que se miden fácilmente con sensores inerciales (IMU), tales como aceleración longitudinal, aceleración lateral, velocidad de guiñada y velocidad de balanceo. Este pseudo ángulo de balanceo se introduce en el filtro de Kalman para filtrar el ruido y minimizar la varianza y los errores máximos en la estimación.

Otra área de la automoción donde se están desarrollando muchos trabajos para la estimación del ángulo de balanceo es la del vehículo eléctrico. En algunas configuraciones de estos vehículos, puede controlarse la velocidad de cada rueda de manera individual, lo

que permite gestionar y controlar la estabilidad lateral de una manera muy precisa. Por esta razón, en [26] se propone un método para la estimación de la velocidad del vehículo y el ángulo de balanceo a través de la información que pueden proporcionar los sensores ya equipados en los automóviles modernos. En este trabajo se estima la fuerza de fricción longitudinal del neumático y el ángulo de balanceo, y tras esto se fusionan estos dos datos para estimar la velocidad del vehículo, este valor no depende del coeficiente de fricción del neumático y la carretera ni de los ángulos de la carretera.

Todos los trabajos indicados utilizan sensores ya disponibles en los vehículos actuales por dos razones principales, en primer lugar, la utilización de los sensores que ya incorporan los vehículos de producción en serie hace que el incremento del coste de venta de los vehículos sea muy bajo, por otro lado, se simplifica mucho la implementación de estos sistemas ya que no requieren la incorporación de nuevos elementos. Por ejemplo, en [35] se estiman los ángulos de cabeceo y balanceo del vehículo usando la información de un IMU de seis dimensiones, en concreto la aceleración lineal del vehículo y las velocidades angulares de todos los ejes. Además de esta información, también utilizan los datos de los sensores de velocidad de las ruedas y el ángulo del volante (presente en las direcciones eléctricas en los vehículos actuales).

Respecto a los métodos utilizados para la estimación del ángulo de balanceo, los trabajos presentados anteriormente utilizan algoritmos basados en redes neuronales [29], [36], filtro de Kalman [29], [33], [36], filtros bayesianos [37] y observadores robustos [30], [38], [39]. Todos estos observadores deben trabajar bajo restricciones en tiempo real.

En la presente tesis doctoral se han utilizado dos de ellos: Filtro de Kalman y redes neuronales.

2.2.1. Estimadores basados en filtro de Kalman

El filtro de Kalman es un algoritmo el cual permite estimar el estado no medible de un sistema (estado oculto) en un sistema lineal. La ventaja de este filtro no es solo que puede estimar este tipo de estados si no que puede ser utilizado en sistemas sometidos a ruido [40].

El filtro de Kalman se suele usar en aplicaciones que requieren enfoques de fusión de datos ya que es un método simple de implementar, se puede adaptar a diferentes configuraciones de sensores y proporciona estimaciones precisas en entornos donde los sensores proporcionan datos con ruido [29]. Algunas de las aplicaciones prácticas de estos filtros

en trabajos de investigación en el sector de la automoción están relacionados con la estimación del ángulo de balanceo [29], [34].

El filtro de Kalman se basa en un sistema recursivo en el cual se considera que el estado del sistema es una variable aleatoria, de tal manera que en un primer paso se hace una predicción de esta (estimación a priori) y tras ello se realiza una corrección basada en variables del sistema para tener una estimación final (estimación a posteriori) [41]. Es decir, un filtro de Kalman se divide en dos pasos principales (ver Figura 2.10):

- **Predicción:** Se realiza la predicción del estado a priori y la covarianza del error asociada a esta.
- **Corrección:** A través de la comparación del vector de observación y la actualización de la ganancia del filtro se realiza la estimación definitiva del estado.

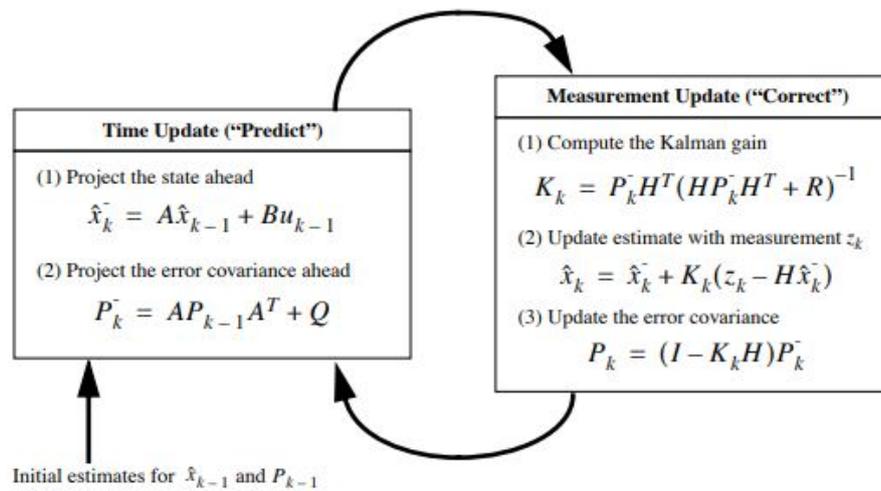


Fig. 2.10. Estructura básica de filtro de Kalman [41].

Este filtro permite realizar observaciones en sistemas lineales. Por esta razón, cuando se busca realizar estimaciones en sistemas no lineales, uno de los algoritmos utilizados es una variación del filtro de Kalman, conocido como filtro de Kalman extendido.

En el filtro de Kalman extendido se linealiza un sistema no lineal respecto a la estimación realizada en ese instante. Los pasos del filtro son los mismos (predicción y corrección) con la diferencia que en la etapa de predicción la covarianza del error no se puede

obtener directamente, siendo necesario calcular el jacobiano para linealizar la función. La linealización se debe realizar en cada estimación del estado.

El filtro de Kalman extendido parte del principio que la transformación linealizada de las covarianzas y de las medias puede ser considerada similar a la transformación no lineal. Otra transformación más precisa que la linealización en sistemas no lineales es la transformación “Unscendent”. Esta transformación es la base de otro tipo de filtro de Kalman, el filtro de Kalman “Unscendent” [42]. Una de las principales diferencias entre el filtro de Kalman extendido y el filtro de Kalman “Unscendent” es que para el filtro de Kalman extendido es necesaria calcular la Jacobiana, lo que puede aumentar el tiempo de cálculo significativamente.

La transformación “Unscendent” permite calcular la función densidad de una variable aleatoria que ha sido sometida a una transformación no lineal. El método está basado en que es sencillo realizar una transformación no lineal en un punto singular, y, por tanto, se puede encontrar una distribución gaussiana cuya función de densidad se aproxime a la real del sistema. Para realizar este método, se eligen unos puntos llamados puntos sigma cuya covarianza y media sean iguales a las de la variable aleatoria resultado de la transformación no lineal [43].

En esta Tesis Doctoral, se van a utilizar los Filtros de Kalman Lineal y “Unscendent” para estimar el ángulo de balanceo del vehículo. En ambos Filtros de Kalman, las medidas de los sensores que se van a utilizar son la aceleración lateral y la velocidad del ángulo de balanceo, ambos obtenidos a través de un sensor IMU situado en el centro de gravedad del vehículo. El desarrollo matemático de ambos filtros se presenta en la 5.1.2.

Por tanto, la novedad presentada en esta Tesis Doctoral es la utilización de un filtro de Kalman para la estimación del ángulo de balanceo en tiempo real utilizando una arquitectura basada en procesadores y sensores de bajo coste.

2.2.2. Estimadores basados en redes neuronales

Las redes neuronales son un sistema que, imitando el mismo esquema de funcionamiento que la estructural neuronal de cualquier cerebro, permiten procesar grandes grupos de información para obtener resultados que con otros métodos no sería posible. Como ocurre en su equivalente biológico, estos sistemas serán más precisos cuantos más datos procesen ya que aprenden de la experiencia previa, por lo que es necesario tener un

conjunto de datos previos que permita entrenar a la red antes de su uso [44].

La estructura de una red neuronal esta formada por una interconexión de varias neuronas organizadas en distintas capas, las cuales, con la información obtenida de una fuente exterior, la procesan a través de las distintas conexiones entre neuronas hasta obtener una nueva información, la cual se envía al exterior. De esta manera, se pueden diferenciar tres grupos principales en una red neuronal artificial, una capa de entrada, capas ocultas y capa de salida (ver Figura 2.11):

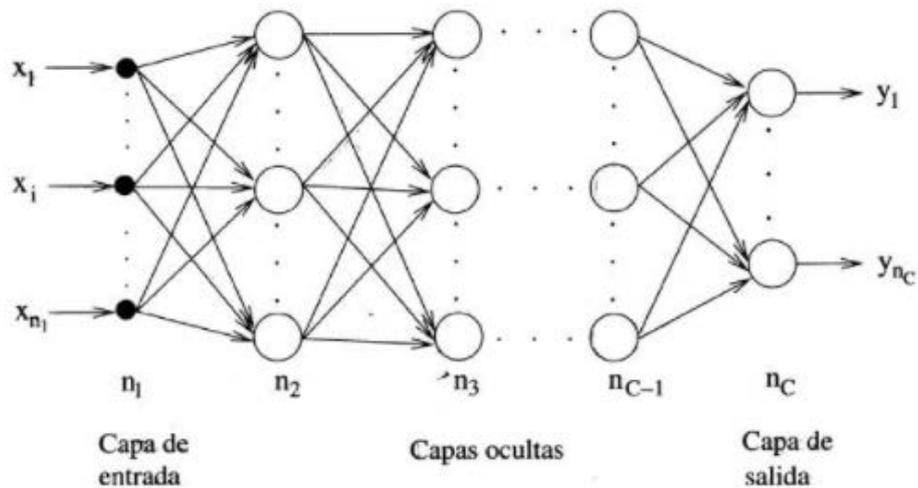


Fig. 2.11. Estructura básica de una red neuronal artificial (ANN)[44].

- **Capa de entrada:** Reciben la información del exterior (Proveniente de sensores de bajo coste por ejemplo).
- **Capas ocultas:** Reciben la información proveniente de otras neuronas y procesan dicha información enviándola a la siguiente.
- **Capa de salida:** Reciben la información procesada por la red y la envían al exterior como resultado del sistema (En los estimadores presentados en esta Tesis Doctoral, este resultado sería el ángulo de balanceo).

Las interconexiones entre neuronas no solo se realizan entre las distintas capas (conexiones intercapa) si no que en algunos casos pueden realizarse conexiones entre neuronas

de la misma capa. Estos últimos tipos de conexiones se denominan como conexiones laterales o intracapa. Dependiendo de la complejidad del elemento a estimar o del sistema, una red puede estar formada por distinto número de capas.

Como se indicaba al principio, para que una red sea efectiva debe realizarse una fase de entrenamiento previo, donde se tengan valores de entrada y los valores de salida (Obtenidos mediante pruebas en carretera con un sensor de ángulo de balanceo por ejemplo). Durante esa fase se envía la información a la red neuronal y partiendo de unos pesos en la capa oculta aleatorios, se van modificando estos hasta que la red sea capaz de obtener de la manera más precisa la salida deseada [45].

Las redes neuronales por tanto, son un método útil para la estimación de los estados característicos del vehículo. El incremento de la capacidad de procesamiento durante los últimos años ha permitido mejorar la efectividad de estos sistemas ya que es posible realizar cálculos más complejos a una mayor velocidad. Este método lleva siendo utilizado desde hace años, como por ejemplo ocurre en [46] donde se usa una red neuronal para estimar el coeficiente de fricción de la rueda en trenes. Para la estimación del ángulo de balanceo existen muchos trabajos utilizando redes neuronales como método de estimación, por ejemplo, en [47] se estima el ángulo de balanceo utilizando como entrada una composición derivada de la velocidad y aceleración de Coriolis del centro de masa, el ángulo del volante y las fuerzas estabilizadoras de la suspensión activa presente en el vehículo. Este estimador está formado por 2 capas, la primera formada por 16 neuronas por entrada teniendo en cuenta los 3 estados anteriores. Es decir, para predecir el estado actual se utilizan los 3 últimos valores de los estados y las entradas. La arquitectura de la red neuronal desarrollada en [47] se muestra en la Figura 2.12.

2.3. Algoritmos de control de la dinámica vehicular

Además de la estimación de los estados del vehículo que no se pueden medir de manera directa por los sensores actuales, otro de los puntos más importantes en los diferentes trabajos de investigación es la del diseño de controladores para la mejora de la dinámica vehicular.

Los controladores se encargan de actuar sobre los sistemas del vehículo, como son, sistema de frenado, sistema de dirección o sistema de suspensión, para evitar que esas potenciales situaciones de riesgo se conviertan en un accidente, es decir, modificar el estado o comportamiento del vehículo para reducir el número de situaciones peligrosas

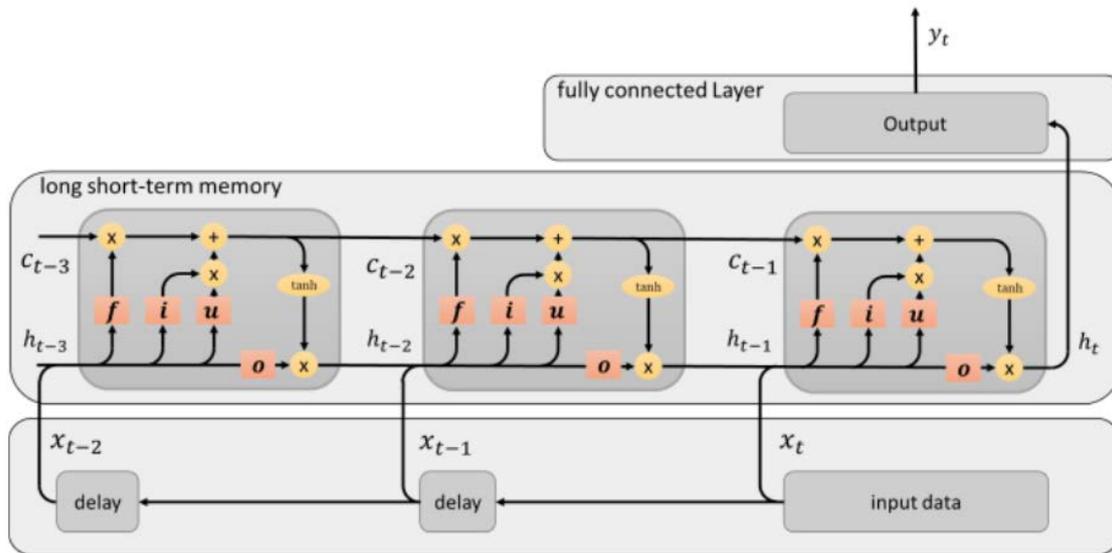


Fig. 2.12. Estructura de una red neuronal para la estimación del ángulo de balanceo [47].

en la carretera. Por todo esto y teniendo en cuenta los datos indicados al inicio de este capítulo, muchos de los trabajos de investigación actuales están centradas en el diseño de sistemas RSC en vehículos comerciales ya que estos son los que tienen más tendencia a volcar. Dentro de estos trabajos existen distintas metodologías y distintos actuadores a los que van aplicados.

Al igual que para la estimación, el uso de redes neuronales es uno de los métodos utilizados para el control de la dinámica de vehículos o el diseño de sistemas antivuelco. Así en [48] se propone un sistema de control de prevención de vuelco compuesto por una advertencia de vuelco y un algoritmo de control. Es decir, se presenta un doble enfoque, el de sistema pasivo (aviso de una situación de peligro) y sistema activo (actuación para evitar una situación de peligro). En el caso del segundo punto, el control se realiza actuando sobre la dirección delantera activa.

Respecto al control del vuelco, el actuador más común sobre el que se suele actuar es la suspensión. Pero para que estos sistemas sean más completos, no solo se debe tener en cuenta el ángulo de balanceo del vehículo sino que existen factores externos que pueden afectar al vuelco. El estado de la carretera o la presencia de peraltes puede incrementar el riesgo de vuelco y motivo de ello es necesario conocer esas influencias externas. En [49], se desarrolla un controlador de estabilidad lateral y vuelco a través de un Regulador Cuadrático Lineal (LQR, Lineal Quadratic Regulator) que tiene en cuenta el ángulo de

inclinación de la carretera y utiliza la suspensión activa tanto para la estabilidad lateral como para el control de vuelco. Respecto a la estimación del ángulo de la carretera, este valor no se puede medir directamente por sensores que lleva montados el vehículo por lo que se estima mediante un filtro de Kalman. El problema que presenta LQR es que no tiene en cuenta el efecto de perturbaciones en el modelo ni en las medidas.

2.3.1. El fenómeno del retardo en los sistemas de control

El fenómeno del retardo temporal aparece en muchos estudios sobre el control de sistemas complejos. Hoy en día, los vehículos cuentan con redes de comunicación que conectan sus componentes, como sensores, controladores y actuadores. La interconexión de múltiples elementos puede generar retardos en el envío de datos entre los distintos componentes. Estos retardos pueden comprometer la precisión de cálculo de los estados del sistema o alargar la activación de los actuadores, que pueden causar situaciones peligrosas en aplicaciones de seguridad en tiempo real. Esto ha llevado al diseño de los denominados Sistemas de Control en Red (NCS, Network Control System) [50].

Los sistemas de control en red son una tecnología emergente en la industria que está recibiendo una atención cada vez mayor. Una característica importante de los NCS es que, en lugar de cablear los dispositivos de control con conexiones punto a punto, los sensores, actuadores y controladores están todos conectados a la red como nodos.

Sin embargo, un problema inherente en los NCS es el retardo inducido por la red que se produce al intercambiar datos entre dispositivos conectados al medio compartido. Este retardo, ya sea constante o variable en el tiempo, puede degradar el rendimiento de los sistemas de control e incluso desestabilizar el sistema.

Por todo lo indicado anteriormente, varios estudios se centran en la compensación de retardo de tiempo en señales de estado, entrada o salida en sistemas de control con aplicaciones en tiempo real.

Un ejemplo de ello es el presentado en [51], donde se ha diseñado un observador H_∞ combinado con una red neuronal para estimar el ángulo de balanceo y el deslizamiento lateral. La novedad de ese estudio es que se consideran retardos inducidos en la red similar a los que se podrían generar en un sistema real derivado de la comunicación entre los distintos sensores, procesadores y actuadores del sistema. Es decir, se busca que el observador desarrollado sea robusto a este tipo de retardos para poder obtener un valor preciso de ambas variables.

Derivado de lo indicado anteriormente, la novedad presentada en esta Tesis Doctoral es el diseño de un controlador H_∞ para la estabilidad lateral frente al vuelco que tiene en consideración posibles retardos en las señales de entrada (obtenida por los sensores del vehículo) y en las señales de salida (enviadas desde el controlador al sistema de suspensión activa del vehículo).

2.4. Internet of Things (IoT) y sistemas de bajo coste en la industria

El término internet de las cosas (IoT) se refiere a la interconexión de elementos identificables inequívocamente en dispositivos dentro de la infraestructura de internet [52]. El aumento de la potencia informática, la reducción del consumo y el tamaño de los dispositivos electrónicos, junto con la gran variedad de tecnologías de comunicación y protocolos de red que se utilizan en internet, ha provocado el desarrollo de sistemas basados en internet de las cosas (IoT), que se está aplicando hoy en día no solo en fabricación inteligente, asistencia sanitaria y ciudades inteligentes; sino que también se aplica en transporte y vehículos inteligentes [53]-[58].

Las tecnologías IoT pueden contribuir a la implementación de sistemas RSC en tiempo real en vehículos comerciales, proporcionando un valor ya que son capaces de integrar una gran cantidad de sensores, actuadores y dispositivos de comunicación (dispositivos móviles, dispositivos GPS y computadoras integradas) [59], [60].

Los principales elementos que se deben tener en cuenta en una arquitectura IoT para implementar sistemas RSC integrados para los vehículos son [61]:

- El primer componente arquitectónico de IoT debe ser la capa de percepción. Esta capa recopila datos utilizando sensores, los cuáles son considerados los impulsores más importantes en IoT [62].
- El siguiente componente arquitectónico es la comunicación, es decir el envío de la información adquirida para su posterior tratamiento. Las tecnologías más comunes para las comunicaciones vehiculares son Bluetooth, Zigbee y WiFi [63], este último enfocado en la comunicación entre vehículos.
- El último componente arquitectónico integra dos tipos de elementos de software: middleware y aplicaciones. El middleware mejora la interoperabilidad de los distintos componentes y mejora su rendimiento, básicamente es el traductor que faci-

lita la comunicación entre las distintas capas de la estructura de la arquitectura IoT [59], [60], [64]-[67]. Las aplicaciones incluyen todos los servicios que notifican a los conductores situaciones de riesgo y el envío de las órdenes apropiadas a los sistemas de seguridad activa del vehículo, es decir, la capa de salida de la arquitectura IoT.

Dependiendo de la aplicación a la que va a estar destinada la solución IoT, esta arquitectura puede verse modificada incluyendo o eliminando capas. Sin embargo, para mantener un funcionamiento en tiempo real y unos valores de seguridad elevados, es necesario considerar una serie de requisitos específicos que la arquitectura debe cumplir si quiere ser utilizada en el desarrollo de sistemas de control RSC. Estos requisitos incluyen:

- Los datos de los sensores deben ser adquiridos en alta frecuencia, al menos a 50Hz.
- Para mantener costos razonables de vehículos comerciales, es necesario obtener esta información de sensores de bajo costo;
- Los datos que no se pueden proporcionar directamente por sensores de bajo costo, como el ángulo de balanceo o el deslizamiento lateral, se deben estimar en tiempo real;
- Debe tener un bajo consumo energético para controlar la dinámica del vehículo mientras el vehículo está funcionando;
- El middleware debe integrarse de manera sincronizada, tolerante a fallos y confiable de forma en que la información proveniente de sensores y estimadores llegue de manera correcta a los actuadores.

Algunos trabajos de investigación se han centrado en el objetivo de diseñar sistemas de a bordo pequeños y de bajo costo para aplicaciones de vehículos [59]-[61], [67]. Para ello es necesario que tengan suficiente precisión y un tiempo de procesamiento pequeño para aumentar la seguridad del vehículo mediante la inclusión de estimadores y controladores. Estos microprocesadores no solo deben adquirir datos, también deben procesarlos para estimar las variables de estudio. El uso de pequeños procesadores con una alta capacidad de procesamiento y una serie de interfaces de entrada/salida, permite incorporar a los vehículos tanto estimadores como controladores aumentando su seguridad. Investigaciones anteriores [62] analizaron la integración de sensores de bajo coste en vehículos. Esta

investigación indica que este tipo de kit de bajo coste podría presentar sesgos, retardos y ruidos relevantes que necesitan ser estudiados experimentalmente.

Una de las novedades presentadas en esta Tesis Doctoral es la evaluación de la precisión proporcionada por sensores de bajo coste en comparación con sus homólogos de altas prestaciones. Dentro de esta evaluación, se tendrá en cuenta la influencia del ruido en la medición de variables características de la dinámica vehicular como pueden ser la velocidad de balanceo y la aceleración lateral. Para la adquisición de estas variables, dos procesadores de bajo coste van a ser utilizados, una Raspberry Pi 3 Model B y una Intel Edison.

Por un lado, Raspberry Pi es considerado el micro-ordenador mas popular en la actualidad, cuenta con sensores y módulos propios, así como conectores estándar de periféricos (pantalla, teclados, conectividad, audio). En [68], se utilizó una Raspberry Pi para adquirir la dinámica de conducción de un vehículo propulsado por humanos. En [69], se utilizó una Raspberry Pi para desarrollar un laboratorio virtual, que permite la fusión de datos de varios sensores para ser empleada en sistemas autónomos, robóticos y de transporte. En [70], se diseñó un goniómetro/tensiómetro angular de bajo coste en base a una Raspberry Pi. En [71], se construyó un sistema de regulador de tensión para fuentes de energía fotovoltaica basado en Raspberry Pi. En [72], la Raspberry Pi se utilizó como puerta de enlace para una integración eficiente de redes de sensores inalámbricos con Internet a través de IoT. Como se puede ver, en trabajos anteriores, estas pequeñas computadoras se utilizan para trabajos muy específicos. En [73], la comparación de algunas de sus capacidades inherentes, como la conectividad y el consumo, fueron realizadas bajo condiciones estáticas. En este trabajo se concluyó que las capacidades de estos procesadores en términos de velocidad de comunicación y consumo cumplen con creces los requisitos mínimos establecidos para una serie de aplicaciones sanitarias.

Por otro lado, Intel Edison está destinado a ser un módulo informático de IoT profundamente integrado. Existen muchos estudios que la usan como dispositivo de adquisición y procesamiento. Al igual que Raspberry Pi, Intel Edison es muy popular y existen muchos recursos para mejorar capacidades de este procesador. En [74], se utilizó un prototipo de implementación basado en Intel Edison para verificar un protocolo de agregación de datos basado en identidad. En [75], parámetros vitales en tiempo real en neonatos fueron adquiridos utilizando Intel Edison y la integración de IoT con dispositivos biomédicos. En [76], Intel Edison se utilizó para desarrollar un sistema de neurofeedback para permitir a cualquier persona con un déficit de atención, regular su cerebro para alcanzar un estado

mental atento. En [77], Intel Edison se utilizó para crear un prototipo capaz de analizar y procesar datos geoespaciales.

En la Sección 5.1.1 se presenta una información mas detallada de ambos procesadores. Como se ha indicado en la Sección 2.2, una de las novedades presentadas en esta Tesis Doctoral es la evaluación del rendimiento de estos dispositivos de bajo coste para la del ángulo de balanceo del vehículo, utilizando dos metodos de estimación que serán comparados entre si en terminos de precisión y velocidad de procesamiento.

3. OBJETIVOS

En la presente Tesis Doctoral se pretenden alcanzar dos objetivos principales:

- **Objetivo 1:** Diseñar una arquitectura basada tanto en sensores como procesadores de bajo coste. Esta arquitectura debe ser capaz de adquirir información sobre el comportamiento dinámico del vehículo, como son sus aceleraciones y velocidades angulares y posteriormente estimar el ángulo de balanceo del propio vehículo en tiempo real.
- **Objetivo 2:** Diseñar un controlador de vuelco (RSC, Roll Stability Control) que tenga en cuenta posibles retardos en la red de comunicación, tanto en la entrada como en la salida de la propia red, utilizando la información proporcionada por sensores de bajo coste.

Derivado de estos objetivos, se definen dos objetivos secundarios:

- Evaluar la precisión en la medida y la velocidad de procesamiento de los dos kits diseñados en esta Tesis Doctoral, un kit compuesto por una placa Intel Edison y un sensor inercial LSM9DSO y un kit compuesto por una placa Raspberry Pi y un sensor inercial BNO055.
- Evaluar el rendimiento del controlador del objetivo 2 comparándolo con un controlador similar que no considere el retardo en su diseño.

Para la consecución de dichos objetivos, en esta Tesis Doctoral se van a realizar una serie de ensayos en un entorno real. De esta manera, se van a comparar las velocidades de adquisición y la precisión de los sensores de bajos coste con los obtenidos con equipos profesionales de un precio mayor. Para evaluar la capacidad y la velocidad de cálculo de los procesadores de bajo coste, se van a utilizar dos algoritmos distintos de estimación del ángulo de balanceo como son el filtro de Kalman y redes neuronales.

Por otro lado, utilizando un modelo de vehículo validado experimentalmente y un entorno de simulación creado a través de los softwares TruckSim® y MATLAB-Simulink®, se van a realizar una serie de ensayos de tal manera que se pueda comparar el rendimiento

CAPÍTULO 3. OBJETIVOS

del controlador propuesto con otro controlador que no contempla el retardo en la red en su diseño.

4. FASES DE LA TESIS DOCTORAL

Una vez definidos los objetivos de la presente Tesis Doctoral, se plantea como se observa en la Figura 4.1 las fases a realizar para la consecución de estos.

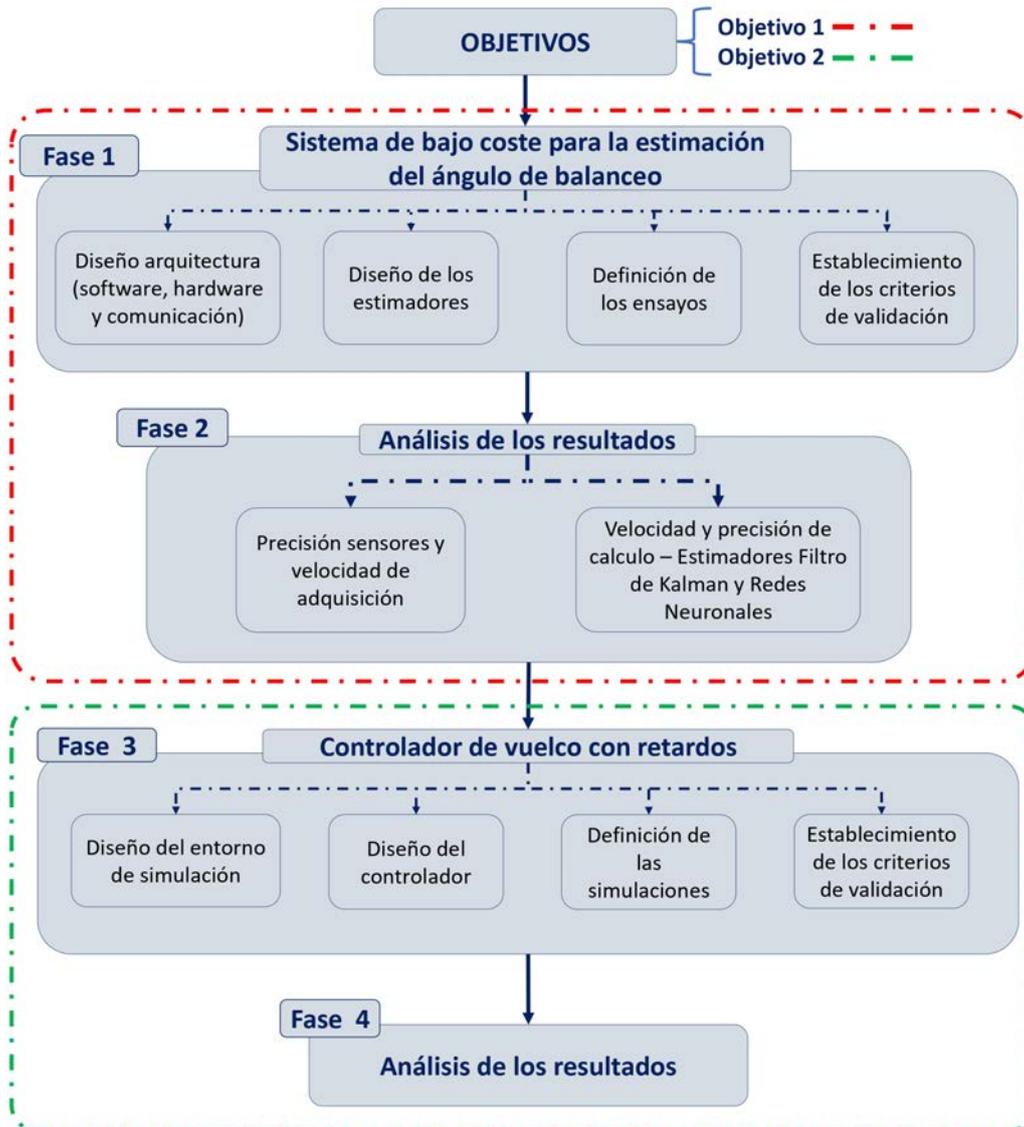


Fig. 4.1. Fases de la Tesis Doctoral.

En la Fase 1 se establecerá la metodología de ensayo. Se definirá aquí toda la arquitectura de ensayo (Hardware, software y comunicación), los estimadores elegidos para la prueba de velocidad de cálculo de los procesadores de bajo coste, la definición de los ensayos a realizar y, por último, los criterios de validación establecidos para evaluar los resultados.

En la Fase 2 se analizarán los resultados obtenidos en los ensayos. Se evaluará la precisión de los sensores de bajo coste, la velocidad de procesamiento de la arquitectura de bajo coste en la estimación del ángulo de balanceo utilizando un filtro de Kalman y utilizando redes neuronales. Estos resultados se compararán con los criterios de validación establecidos en la fase anterior para evaluar la consecución de uno de los objetivos de la presente Tesis Doctoral.

En la Fase 3, se desarrollará un controlador de estabilidad lateral frente al vuelco, basado en un sistema de suspensión activa, el cual considerará posibles retardos en las señales de entrada y de salida derivadas de retardos en los envíos de información de los sensores y la recepción de esta información por parte de los actuadores. También se diseñará un entorno de simulación basado en TruckSim® y MATLAB-Simulink® para probar la eficacia del controlador propuesto. Por último, se establecerán los criterios de validación para evaluar el rendimiento del controlador diseñado en la presente Tesis Doctoral.

En la Fase 4 se analizarán los resultados obtenidos en las simulaciones, comparando el valor del ángulo de balanceo aplicando el controlador diseñado con un controlador similar pero el cual no tiene estos retardos considerados en su diseño, pero que durante la simulación sí se le aplican. Estos resultados se compararán con los criterios de validación establecidos en la fase anterior para evaluar la consecución de uno de los objetivos de la presente Tesis Doctoral.

5. SISTEMA DE BAJO COSTE PARA LA ESTIMACIÓN DEL ÁNGULO DE BALANCEO EN TIEMPO REAL

5.1. Metodología para el análisis de rendimiento de los sensores y procesadores

En este capítulo se presenta la metodología aplicada para el análisis de rendimiento de los sensores y procesadores de bajo coste. En primer lugar se debe tener una arquitectura para el ensayo en la que se puedan adquirir las medidas de todos los sensores de bajo coste elegidos de manera sincronizada y precisa. Los resultados obtenidos con esta arquitectura serán comparados con los obtenidos con un equipo de alto rendimiento destinado específicamente para este tipo de mediciones.

Con el fin de evaluar el tiempo de cálculo de los procesadores de bajo coste elegidos, se van a utilizar estimadores del ángulo de balanceo utilizando dos algoritmos distintos, filtros de Kalman (Sección 5.1.2) y redes neuronales (Sección 5.1.3). En estas secciones también se van a definir las mejoras o modificaciones que han sido realizadas para poder incrementar el rendimiento de cálculo cuando estos sean implementados en los procesadores de bajo coste.

En la Sección 5.1.4 se van a presentar los experimentos realizados en un entorno real, los cuales buscan emular el comportamiento de un vehículo en condiciones de circulación estandar.

Para la obtención de unas conclusiones validas respecto a los objetivos planteados, todos los experimentos presentados en esta Tesis Doctoral deben ser replicables y los resultados obtenidos fiables. Por esta razón, en la Sección 5.1.5 se establecen los criterios y acciones realizadas para asegurar la validez de los datos obtenidos y en la Sección 5.1.6 se presentan los criterios utilizados para evaluar los resultados obtenidos.

5.1.1. Diseño del sistema de ensayo

El sistema de ensayo considerado en esta Tesis Doctoral está basado en una arquitectura de Internet de las cosas (IoT) integrada en un vehículo. Esta arquitectura esta empaquetada para que pueda ser instalada en cualquier tipo de vehículo. Se pueden diferenciar tres aspectos principales: hardware, software y comunicación:

■ **Hardware**

Para estudiar la viabilidad del uso de dispositivos de bajo coste para sistemas de control integrados en vehículos, en la presente Tesis Doctoral se han elegido tres kits completos (Adquisición y procesamiento): dos de bajo coste y uno de altas prestaciones específico para este tipo de medidas (ver Figura 5.1).

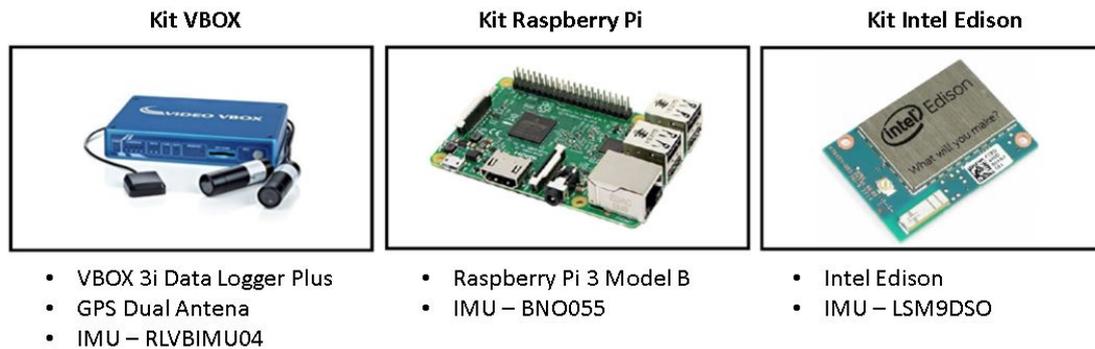


Fig. 5.1. Kits para las pruebas en carretera.

- Primer kit de bajo coste compuesto por una Raspberry Pi 3 Model B [78], [79], y una placa integrada con un sensor inercial (IMU) de bajo coste BNO055 [80]. En la Tabla 5.1, se pueden ver las especificaciones de ambos elementos del kit.
- Segundo kit de bajo coste compuesto por una placa Intel Edison[81] conectada a un sensor inercial (IMU) de 9 grados de libertad LSM9DSO [82]. En la Tabla 5.2, se pueden ver las especificaciones de ambos elementos del kit.
- Kit de referencia (Ground Truth). Está compuesto por un data logger VBOX 3i dual antenna [83] que tiene a su vez conectado un sensor inercial (IMU) y una doble antena GPS de Racelogic. Para poder medir con precisión el balanceo del vehículo (Angulo y velocidad), las dos antenas se han montado formando 90 grados con respecto a la dirección de circulación. Para la sincronización y recopilación de datos de los kits de IoT, el controlador VBOX está conectado a un ordenador portátil integrado en el vehículo. En la Tabla 5.3, se pueden ver las especificaciones de ambos elementos del kit.

CAPÍTULO 5. SISTEMA DE BAJO COSTE PARA LA ESTIMACIÓN DEL
 ÁNGULO DE BALANCEO EN TIEMPO REAL

Raspberry Pi 3 Model B	
RAM	1 GB
CPU	4x ARM Cortex-A53, 1.2 GHz
GPIO	40 pines
Potencia y Consumo	5 V @ <1.5 W–6 W
Dimensiones	85.60 × 56.5 mm
Precio	33.70 €
IMU (BNO055)	
Rango de velocidad angular	±125°/s – ±2000°/s
Rango aceleración	±2 g – ±16 g
Resolución rango angular	16 bits (Desde 0.003°/s a ±125°/s hasta 0.06°/s a ±2000°/s)
Resolución aceleración	14 bits (Desde 0.0002 g a ±2 g hasta 0.002 g for ±16 g)
Precio	29.50 €

Tabla 5.1. Especificaciones técnicas de los elementos hardware del kit Raspberry Pi.

Intel Edison	
RAM	1 GB
CPU	4x Intel Atom Tangie rx86 dual core processor + Intel Quark core
GPIO	70-pines Hirose. 4 mm
Potencia y Consumo	3.3 V @ <1 W
Dimensiones	35.5 × 25 mm
Precio	42.00 €
IMU (LSM9DSO)	
Rango de velocidad angular	±245°/s– ±2000°/s
Rango aceleración	±2 g – ±16 g
Resolución rango angular	16 bits (Desde 0.007°/s a ±245°/s hasta 0.06°/s a ±2000°/s)
Resolución aceleración	14 bits (Desde 0.0002 g a ±2 g hasta 0.002 g a ±16 g)
Precio	13.50 €

Tabla 5.2. Especificaciones técnicas de los elementos hardware del kit Intel Edison.

VBOX 3i Data Logger Plus GPS Dual Antenna	
Latencia	8.5 ± 1.5 ms
Frecuencia de muestreo	100 Hz
Rango velocidad	de 0.1 Km/h hasta 160 Km/h
Peso	900 gramos
Memoria	Compact Flash: Type I
Resolución velocidad	0.1 km/h
Potencia	Max. 5.5 Watts
Dimensiones	170 × 121 × 41 mm
Precio	>13,000 €
IMU (RLVBIMU04)	
Rango velocidad angular	±150°/s
Rango aceleración	±1.7 g
Resolución velocidad angular	0.01°/s
Resolución aceleración	0.01 g
Precio	>3,000 €

Tabla 5.3. Especificaciones técnicas de los elementos hardware del kit VBOX (kit de referencia).

El vehículo elegido para la realización de las pruebas es una Mercedes Benz Sprinter. La elección de este vehículo en concreto se fundamenta en dos razones principales:

- Es un vehículo comercial, el cual es más propenso a volcar. Este perfil de vehículo es idóneo ya que el objetivo de la presente Tesis Doctoral es la creación de sistemas de control de vuelco.
- Ha sido utilizado en múltiples proyectos de investigación dentro del departamento de Ingeniería Mecánica de la Universidad Carlos III de Madrid. Esto implica que tanto el modelo matemático que representa la dinámica lateral de

este vehículo como el modelo de TruckSim han sido validados en múltiples ocasiones [30], [49], [51], [84].

Como se indica en [62], una elección precisa de la posición de los sensores inerciales y del controlador es esencial para mejorar la precisión de los kits de bajo coste. Por esa razón, durante los ensayos, los sensores inerciales se ubican en el centro de gravedad del vehículo como se representa en la Figura 5.2. Estos tres kits están interconectados mediante un enrutador WiFi para administrar las comunicaciones entre ellos de cara a sincronizar los experimentos y recopilar la información lista para ser comparada.



Fig. 5.2. Vehículo de prueba (1) equipado con: los dos kits de bajo coste y el IMU de Racelogic (2) ubicados en el centro de gravedad del vehículo (3), antena dual GPS (4) y VBOX data logger (5).

■ Software

Para poder recopilar la información proporcionada por los tres kits de sensores de manera sincronizada y obtener los datos necesarios para analizar la precisión y el rendimiento de cada kit se ha utilizado una arquitectura software como la que se muestra en la Figura 5.3.

El *administrador de experimentos* se encarga de proporcionar una interfaz de usuario para poder iniciar y detener los experimentos y registrar la información procedente de los kits experimentales. Está desarrollado en C++. Las clases específicas incluidas en este componente son:

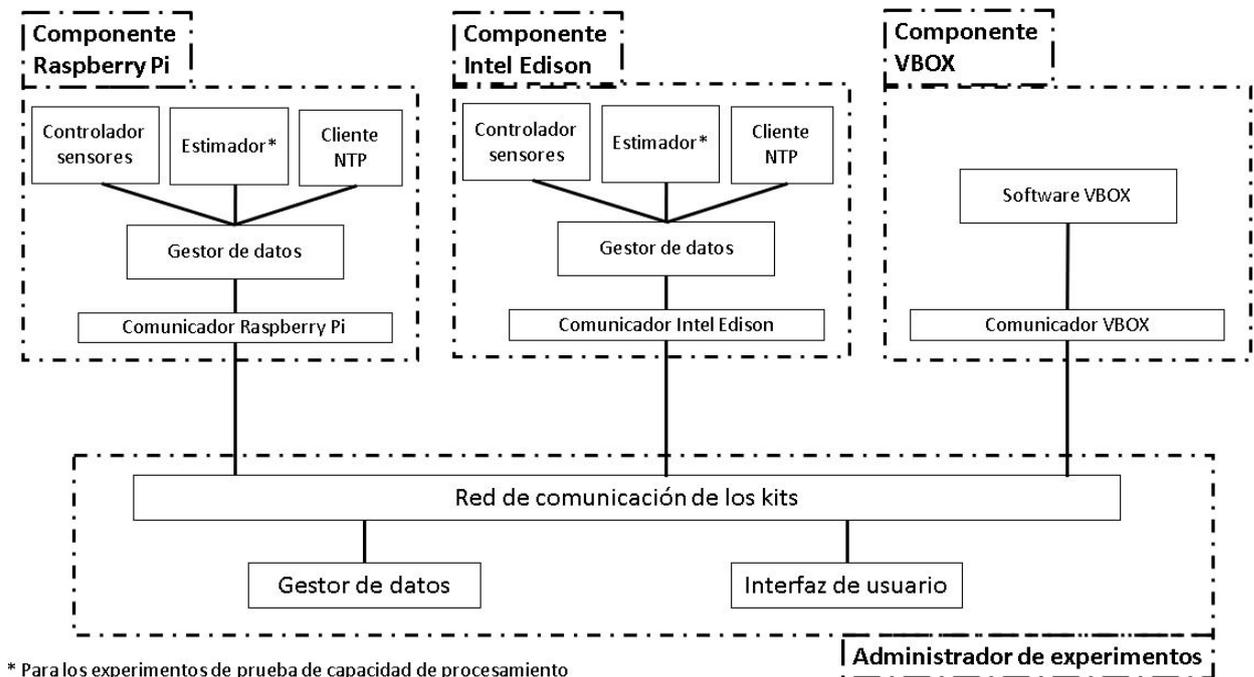


Fig. 5.3. Arquitectura de software

- *Red de comunicación de los kits:* se encarga de enviar solicitudes a los kits experimentales (0, apagar el kit; 1, seguir ejecutando el experimento; 2, iniciar el experimento y 3, finalizar el experimento). Además, también es el encargado de recibir la información proporcionada por los kits VBOX, Raspberry Pi e Intel Edison.
- *Gestor de datos:* se encarga de tomar los datos provenientes de los kits y almacenarlos en un archivo CSV. La información almacenada incluye los datos del giroscopio y del acelerómetro recopilados con una frecuencia de muestreo de 50 Hz.
- *Interfaz de usuario:* proporciona la funcionalidad para iniciar y finalizar los experimentos a través de una interfaz de texto. Se conecta a la red de comunicación de los kits para iniciar y finalizar un experimento de forma sincronizada para todos los kits experimentales conectados.

El *Componente VBOX* se encarga de recopilar la información proporcionada por el sensor Racelogic IMU y los datos de la antena dual GPS. Está desarrollado en C#. Las clases específicas incluidas en este componente son:

- *Comunicador VBOX*: supervisa la comunicación entre software VBOX y el administrador de experimentos, de tal manera que recibe las ordenes de inicio y fin de los experimentos y envía la información obtenida durante el ensayo.
- *Software VBOX*: se encarga de gestionar la información recibida por los sensores durante la ejecución del experimento.

El *Componente Intel Edison* es el encargado de recopilar la información que proporciona el giroscopio y acelerómetro incluidos en su arquitectura de hardware. Este componente está implementado en C++. Las clases específicas incluidas en este componente son:

- *Comunicador Intel Edison*: supervisa la comunicación entre el gestor de datos y el administrador de experimentos, de tal manera que recibe las ordenes de inicio y fin de los experimentos y envía la información obtenida durante el ensayo.
- *Gestor de datos*: se encarga de crear una estructura de datos vacía para almacenar los resultados en la memoria RAM después de recibir la señal de "inicio del experimento", y enviar la estructura de datos con los datos recopilados durante el experimento al Administrador de experimentos para fines de almacenamiento, tras recibir la señal de "fin del experimento". La información enviada se enruta a través del comunicador del kit y la red de comunicación de los kits.
- *Controlador de sensores*: es responsable de registrar los datos de los sensores atendiendo a la frecuencia de muestreo preconfigurada (en este caso 100 Hz). Los datos se obtienen de los controladores de giroscopio y acelerómetro cuyas librerías están disponibles en GitHub [85], [86].
- *Cliente NTP*: se encarga de registrar la fecha y hora real en el controlador de hardware del kit experimental para garantizar que todos los kits tengan la misma fecha y hora. Esto permite y facilita la comparación de resultados durante la etapa de análisis de datos.
- *Estimador del ángulo de balanceo*: este componente únicamente se implementa para los ensayos en los cuales se evalúa la capacidad de procesamiento a través de la estimación del ángulo de balanceo. En él se incluye el software (Filtro de Kalman o ANN) para estimar el ángulo de balanceo y enviar esta

información al gestor de datos. Para esta estimación es necesaria la comunicación de este componente con el controlador de sensores.

El *componente Raspberry Pi* tiene la misma estructura de clases que el componente Intel Edison. Los controladores de sensores se desarrollaron en C++ tratando de mantener el código lo más similar posible para maximizar la objetividad en la comparación de resultados de rendimiento con otros dispositivos con diferentes arquitecturas de hardware (como Intel Edison).

■ Comunicación

Con el fin de brindar homogeneidad en la comunicación entre los diferentes kits que componen la arquitectura IoT y asegurar la sincronización al realizar las diferentes pruebas, se ha utilizado la arquitectura de comunicaciones que se muestra en la Figura 5.4.

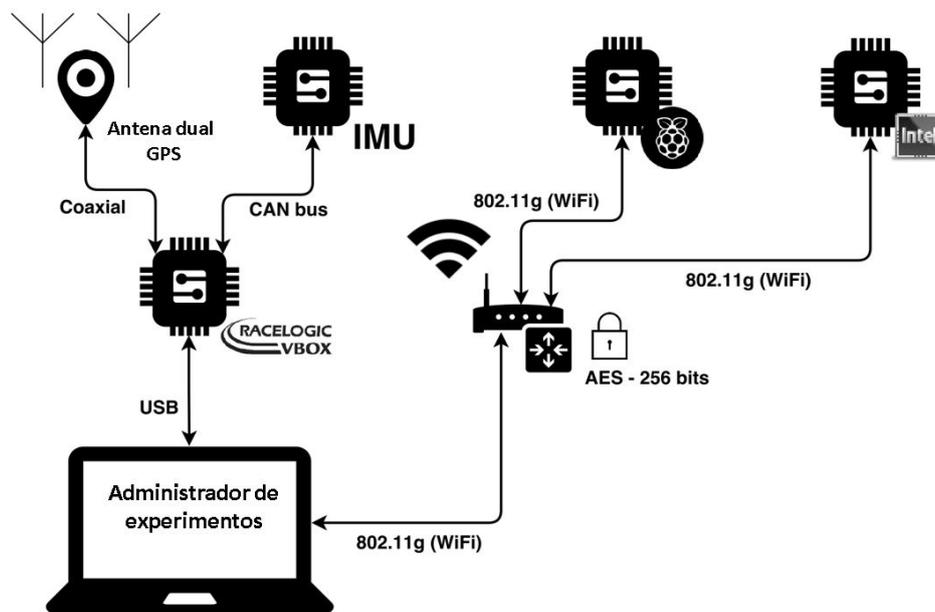


Fig. 5.4. Esquema del sistema de comunicación.

Debido a como están concebidos los distintos dispositivos del kit Racelogic VBOX, estos deben estar conectados físicamente mediante un cable al administrador de experimentos y entre ellos. Sin embargo, tanto Raspberry Pi 3 como Intel Edison vienen con interfaces de comunicación inalámbrica que facilitan la conectividad entre los componentes y permiten ubicarlos en prácticamente cualquier lugar del

vehículo sin preocuparse por instalar cableado a lo largo de este. Aún más, los sensores utilizados por estas plataformas de bajo costo se conectan directamente a las placas de desarrollo mediante el uso de puertos GPIO. Por medio de una conexión inalámbrica (802.11 g), se pueden conectar al administrador de experimentos.

5.1.2. Estimación del ángulo de balanceo utilizando filtro de Kalman

Por un lado, se va a utilizar un estimador del ángulo de balanceo basado en filtros de Kalman. En este caso se utilizará un filtro lineal y un filtro "Unscented", de tal manera que también se evaluará la precisión y la velocidad de ambos, de cara a poder determinar cuál es el más adecuado en el caso de ser utilizado en futuros trabajos. Una explicación mas detallada de la diferencia entre ambos filtros se dan en la Sección 2.2.1.

La novedad presentada en esta Tesis Doctoral no es el diseño en si de los estimadores si no la utilización de estos filtros de Kalman para la estimación del ángulo de balanceo en tiempo real utilizando una arquitectura basada en procesadores y sensores de bajo coste.

Para entender mejor este apartado, la Tabla 5.4 muestra todas las variables del modelo y el estimador presentados en esta sección.

Antes de desarrollar los estimadores, es necesario definir el modelo matemático que describe el vehículo utilizado en los ensayos en un entorno real. Es decir, el modelo presentado describe el movimiento de balanceo de una furgoneta Mercedes Benz Sprinter como la definida en la Sección 5.1.1 en un sistema discretizado (ver Figura 5.5). El modelo utilizado se presenta con mayor detalle en [84]

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_{k+1} &= \mathbf{A}_d \mathbf{x}_k + \mathbf{B}_d a_{ym,k} \\ \mathbf{y}_k &= \mathbf{C} \mathbf{x}_k \end{aligned} \quad (5.1)$$

donde:

$$\mathbf{x}_k = [\phi_k \dot{\phi}_k]^T \quad (5.2)$$

$$\mathbf{A}_d = \begin{bmatrix} 1 + T_s & 0 \\ -\frac{K_r \cdot T_s}{I_{xx}} & 1 + \frac{C_r \cdot T_s}{I_{xx}} \end{bmatrix} \quad (5.3)$$

$$\mathbf{B}_d = \begin{bmatrix} 0 \\ \frac{m_s \cdot h_{cr} \cdot T_s}{I_{xx}} \end{bmatrix} \quad (5.4)$$

CAPÍTULO 5. SISTEMA DE BAJO COSTE PARA LA ESTIMACIÓN DEL
 ÁNGULO DE BALANCEO EN TIEMPO REAL

Variable	Definición
x_k	Vector de estado
ϕ_k	Ángulo de balanceo
$\dot{\phi}_k$	Velocidad de balanceo
$a_{ym,k}$	Aceleración lateral
y_k	Vector observación
k	Tiempo instantáneo
I_{xx}	Momento de inercia de la masa suspendida
m_s	Masa suspendida
h_{cr}	Altura de la masa suspendida respecto al eje de balanceo
C_r	Amortiguación torsional total
K_r	Coefficiente de rigidez
T_s	Tiempo de muestreo
g	Aceleración de la gravedad
P_k	Matriz del error de covarianza
R	Matriz de covarianza del ruido medido
Q	Matriz de procesamiento de covarianza del ruido
K	Matriz de ganancia de Kalman
H	Matriz de observación

Tabla 5.4. Glosario de variables

$$\mathbf{C} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (5.5)$$

Los valores constantes del modelo son los indicados en la Tabla 5.5.

Como se ha indicado antes, se han desarrollado dos estimadores del ángulo de balanceo basados en filtros de Kalman:

1. Primero, se ha utilizado un estimador lineal de Kalman. Este estimador tiene como entradas la velocidad de balanceo y la aceleración lateral. Como resultado, el componente de software proporciona un valor estimado del ángulo de balanceo en cada instante de tiempo. Las fórmulas implementadas para los cálculos se presentan a continuación [36]:

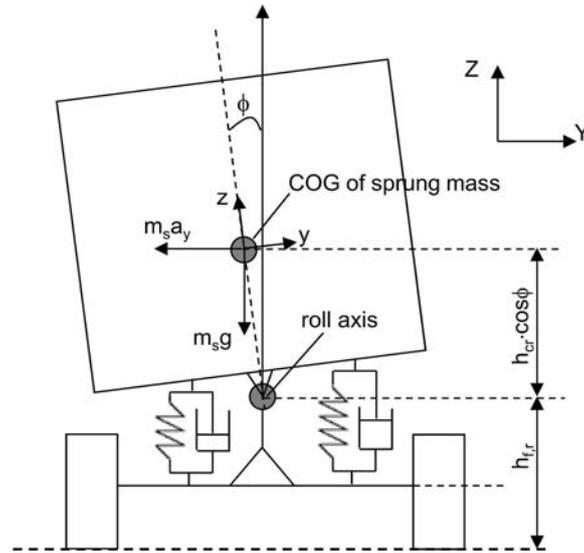


Fig. 5.5. Modelo del vehículo

a) Predicción del estado:

$$\bar{\mathbf{x}}_{k|k-1} = \mathbf{A}_d \bar{\mathbf{x}}_{k-1|k-1} \quad (5.6)$$

b) Predicción de la covarianza del error:

$$\mathbf{P}_{k|k-1} = \mathbf{A}_d \mathbf{P}_{k-1|k-1} \mathbf{A}_d^T + \mathbf{Q} \quad (5.7)$$

c) Ganancia de Kalman:

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}^T [\mathbf{H} \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}^T + \mathbf{R}]^{-1} \quad (5.8)$$

d) Estimación del estado:

$$\bar{\mathbf{x}}_{k|k} = \bar{\mathbf{x}}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k [\mathbf{y}_{measured} - \mathbf{H} \bar{\mathbf{x}}_{k|k-1}] \quad (5.9)$$

e) Estimación del error de covarianza:

$$\mathbf{P}_{k|k} = [\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}] \mathbf{P}_{k|k-1} \quad (5.10)$$

Para mejorar el rendimiento requerido para poder cumplir con los requerimientos de trabajo en tiempo real, se ha optimizado el software de los componentes de bajo coste de la siguiente manera:

CAPÍTULO 5. SISTEMA DE BAJO COSTE PARA LA ESTIMACIÓN DEL
 ÁNGULO DE BALANCEO EN TIEMPO REAL

Variable	Definición	Valor
I_{xx}	Momento de inercia de la masa suspendida	500 kg m ²
m_s	Masa suspendida	1700 kg
h_{cr}	Altura de la masa suspendida respecto al eje de balanceo	0.35 m
C_r	Amortiguación torsional total	3538.08 N m/rad
K_r	Coficiente de rigidez	18,438.02 N/m ²
l_f	Distancia desde el centro de gravedad del eje delantero	1.51 m
l_r	Distancia desde el centro de gravedad del eje trasero	1.99 m
l	Distancia entre ejes	3.5 m
t_f	Mitad del ancho de via, eje delantero	0.819 m
t_r	Mitad del ancho de via, eje trasero	0.819 m

Tabla 5.5. Variables del vehículo

- a) Utilización de variables temporales para almacenar cálculos complejos que son utilizados varias veces a lo largo del código sin cambiar dichos valores.
 - b) Reducción de los cálculos que involucran matrices expandiendo estas y analizando los valores propensos a cambiar.
 - c) Optimización de la memoria pasando argumentos de función como referencias en lugar de copias de la propia variable.
2. En segundo lugar, se ha utilizado un estimador de Kalman "Unscendent". De manera similar al estimador anterior, las entradas son la velocidad de balanceo, y la aceleración lateral. Las fórmulas implementadas para los cálculos se muestran a continuación [36]:

- a) Calcular pesos:

$$\begin{aligned}
 W_0^m &= k/(n + k) \\
 W_i^m &= 1/2(n + k); \quad i = 1, \dots, 2n \\
 W_i^c &= k/(n + k) + (1 - \alpha^2 + \beta) \\
 W_i^c &= 1/2(n + k); \quad i = 1, \dots, 2n
 \end{aligned} \tag{5.11}$$

donde α es la distribución de los puntos de muestreo alrededor de la media, \bar{x} , β se utiliza para incorporar conocimiento previo de la distribución de \bar{x} , n es la dimensión de \bar{x} , y k es un parametro de escalado:

$$k = \alpha^2(n + \epsilon) - n$$

ϵ suele ser 0

b) Calculo de los puntos sigmas:

$$\bar{\mathbf{x}}_{k|k}^a = [\bar{\mathbf{x}}_{k|k} \quad \mathbf{0}] \quad (5.12)$$

$$\mathbf{P}_{k|k}^a = \begin{bmatrix} \mathbf{P}_{k|k} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{Q} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{R} \end{bmatrix} \quad (5.13)$$

$$\mathbf{X}_k^a = [\bar{\mathbf{x}}_k^a \quad \bar{\mathbf{x}}_k^a + (\sqrt{(n+k)}\mathbf{P}_{xx}^a) \quad \bar{\mathbf{x}}_k^a - (\sqrt{(n+k)}\mathbf{P}_{xx}^a)] \quad (5.14)$$

c) Predicción del estado:

$$\mathbf{X}_{i,k+1|k} = f(\mathbf{X}_{i,k|k}^a) \quad (5.15)$$

$$\tilde{\mathbf{x}}_{k+1|k} = \sum_{i=0}^{2n} \mathbf{W}_i^m \cdot \mathbf{X}_{i,k|k} \quad (5.16)$$

d) Predicción del error de covarianza:

$$\mathbf{P}_{k+1|k} = \sum_{i=0}^{2n} \mathbf{W}_i^c \cdot (\mathbf{X}_{i,k+1|k} - \tilde{\mathbf{x}}_{k+1|k}) \cdot (\mathbf{X}_{i,k+1|k} - \tilde{\mathbf{x}}_{k+1|k})^T \quad (5.17)$$

e) Predicción del observador:

$$\mathbf{Y}_{i,k+1|k} = h(\mathbf{X}_{i,k|k}^a) \quad (5.18)$$

$$\tilde{\mathbf{y}}_{k+1|k} = \sum_{i=0}^{2n} \mathbf{W}_i^m \cdot \mathbf{Y}_{i,k+1|k} \quad (5.19)$$

f) Covarianza de innovación:

$$\mathbf{P}_{YY,k+1|k} = \mathbf{R} + \sum_{i=0}^{2n} \mathbf{W}_i^c \cdot (\mathbf{Y}_{i,k+1|k} - \tilde{\mathbf{y}}_{k+1|k}) \cdot (\mathbf{Y}_{i,k+1|k} - \tilde{\mathbf{y}}_{k+1|k})^T \quad (5.20)$$

g) Matriz de correlación cruzada:

$$\mathbf{P}_{XY,k+1|k} = \mathbf{R} + \sum_{i=0}^{2n} \mathbf{W}_i^c \cdot (\mathbf{X}_{i,k+1|k} - \tilde{\mathbf{x}}_{k+1|k}) \cdot (\mathbf{Y}_{i,k+1|k} - \tilde{\mathbf{y}}_{k+1|k})^T \quad (5.21)$$

h) Ganancia de Kalman:

$$\mathbf{K}_{k+1} = \mathbf{P}_{XY,k+1|k} \mathbf{P}_{YY,k+1|k}^{-1} \quad (5.22)$$

i) Estimación de covarianza de error:

$$\mathbf{P}_{k+1|k+1} = \mathbf{P}_{k+1|k} - \mathbf{K}_{k+1} \mathbf{P}_{XY,k+1|k} \mathbf{K}_{k+1}^T \quad (5.23)$$

j) Estimación del estado:

$$\tilde{\mathbf{x}}_{k+1|k+1} = \tilde{\mathbf{x}}_{k+1|k} + \mathbf{K}_{k+1} (\mathbf{y}_{meas} - \tilde{\mathbf{y}}_{k+1|k}) \quad (5.24)$$

Esta estimación incluye las mismas optimizaciones que el caso anterior, siendo más relevante debido a la mayor complejidad de los cálculos establecidos para el filtro de Kalman Extendido.

En este caso, los valores de Q y R son:

$$\mathbf{Q} = \begin{bmatrix} 5 & 0 \\ 0 & 10 \end{bmatrix} \quad (5.25)$$

$$\mathbf{R} = 0,01 \quad (5.26)$$

5.1.3. Estimación del ángulo de balanceo utilizando Redes Neuronales Artificiales (ANN)

Por el otro lado, se va a utilizar un estimador basado en una red neuronal (NN, Neuronal Network). El modelo propuesto emplea un algoritmo de retropropagación (BP), que es uno de los métodos más utilizados para entrenar una red neuronal. Esta red neuronal se va a utilizar para estimar el ángulo de balanceo del vehículo [29].

La arquitectura de la red neuronal se muestra en la Figura 5.6. La ANN tiene una sola capa oculta de 15 neuronas, cuatro entradas (la aceleración lateral, a_{ym} , la aceleración longitudinal, a_x , la velocidad de guiñada, ψ y la velocidad de balanceo $\dot{\phi}$) y una salida (el ángulo de balanceo del vehículo, ϕ). La novedad presentada en esta Tesis Doctoral no es el diseño en si del estimador, si no la utilización de la red neuronal para la estimación del

CAPÍTULO 5. SISTEMA DE BAJO COSTE PARA LA ESTIMACIÓN DEL ÁNGULO DE BALANCEO EN TIEMPO REAL

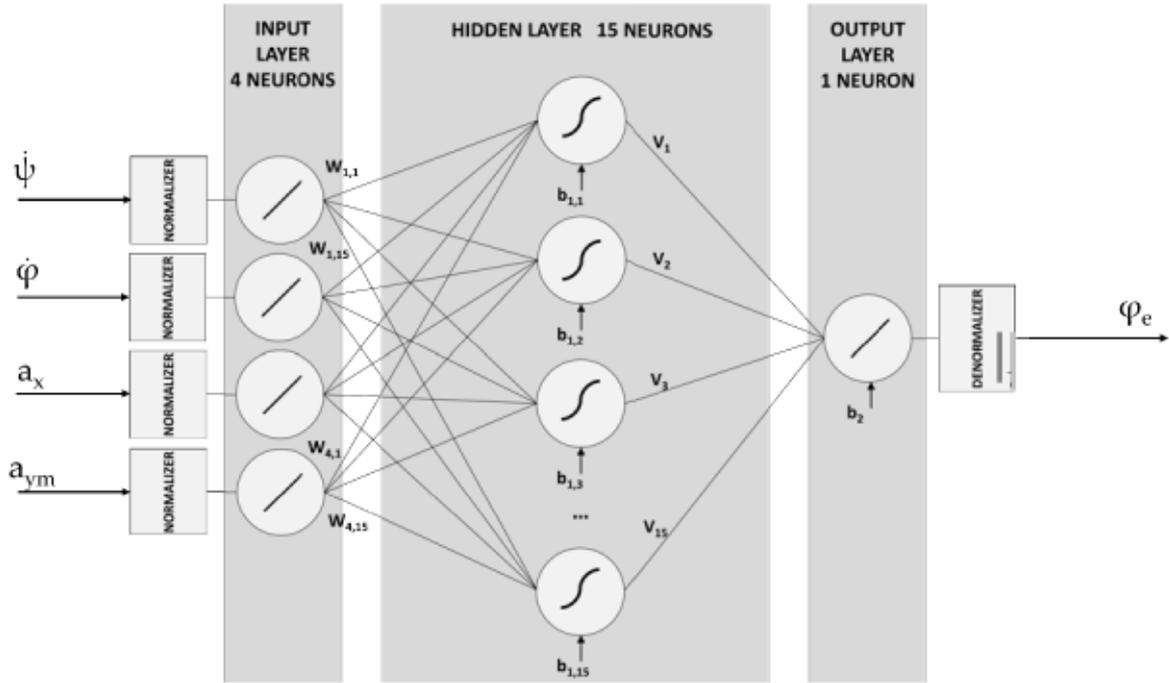


Fig. 5.6. Arquitectura de la red neuronal artificial (ANN)

ángulo de balanceo en tiempo real utilizando una arquitectura basada en procesadores y sensores de bajo coste.

Como se ha indicado, la salida del ANN es el ángulo de balanceo del vehículo estimado, que se obtiene como ϕ_e :

$$\phi_e = g_2 \left(\sum_{k=1}^{15} (v_k o_k) + b_2 \right) \quad (5.27)$$

donde v_k son los pesos entre la capa oculta y la capa de salida, b_2 es el sesgo en la capa de salida y g_2 es la función de activación lineal. o_k es la salida de la neurona k-ésima en la capa oculta, que se obtiene como:

$$o_k = g_1 \left(\sum_{l=1}^4 (w_{lk} i_l) + b_{1l} \right) \quad (5.28)$$

donde w_{lk} son los pesos entre la capa de entrada y la capa oculta, b_{1l} son los sesgos en la capa oculta, g_2 es la función de activación e i_l son las entradas de la ANN:

1. la aceleración lateral, a_{ym} ,

2. la aceleración longitudinal, a_x ,
3. la velocidad de guiñada, ψ ,
4. la velocidad de balanceo, $\dot{\phi}$,

Estas entradas son medidas directamente por los sensores de bajo costo. En [29], el algoritmo de “backpropagation” se utilizó para el ajuste de pesos y sesgos. En cada paso de iteración:

$$\theta(n+1) = \theta(n) - \eta \frac{\partial E}{\partial \theta} + \alpha [\theta(n) - \theta(n-1)] \quad (5.29)$$

donde θ representa los pesos y sesgos, n es el número de iteración, η es la tasa de aprendizaje, α es la constante de impulso utilizada para acelerar el proceso de aprendizaje y E es el error de error calculado como:

$$E = (\phi_d - \phi_e)^2 \quad (5.30)$$

donde ϕ_d es la respuesta deseada.

Los patrones de entrada-salida utilizados para entrenar al ANN durante la fase de aprendizaje se han obtenido de un modelo de vehículo TruckSim validado experimentalmente y los datos obtenidos de los test experimentales realizados para la evaluación de la precisión de los sensores. Se han simulado diferentes maniobras (cambio de doble carril, cambio de carril y giro en J) a diferentes velocidades y coeficientes de fricción de la carretera, de modo que los patrones de entrada-salida son representativos y podrían caracterizar el comportamiento no lineal del vehículo. Los datos de entrenamiento deben normalizarse adecuadamente para lograr el mejor rendimiento de la red.

En el algoritmo propuesto, el ángulo de balanceo del vehículo se estima en cada muestra utilizando la información obtenida directamente de las señales del sensor, sin integrar ninguna señal y, por esta razón, no hay error acumulado. La salida del ANN solo depende de las entradas y no depende del tiempo.

En [29], la arquitectura ANN se implementó en código MATLAB. En este proyecto se integra la red neuronal en la arquitectura basada en IoT, capaz de satisfacer las restricciones en tiempo real relacionadas con incrustar este estimador en una unidad de control de bajo coste instalada en un vehículo comercial. El ANN se ha implementado en C++ utilizando el marco FANN [87].

5.1.4. Definición de los ensayos

Una vez presentadas la arquitectura utilizada y los estimadores definidos, en esta sección se van a describir los experimentos realizados en la presente Tesis Doctoral para la consecución del primer objetivo de los establecidos en la Sección 3.

Para definir los experimentos, las siguientes hipótesis se han considerado:

- H1: La precisión de los sensores de bajo coste es similar a la precisión proporcionada sus equivalentes de precio más elevado.
- H2: El rendimiento y la fiabilidad de los kits de sensores de bajo coste es similar al rendimiento y la fiabilidad que proporcionan los kits de precio más elevado.
- H3: El ángulo de balanceo estimado por los kits de sensores de bajo coste es similar al ángulo de balanceo proporcionado por los kits de precio más elevado.
- H4: El rendimiento de la estimación del ángulo de balanceo cumple los requerimientos de procesamiento en tiempo real, de al menos, 50 Hz.

Los ensayos seleccionados deben ser lo suficientemente representativos como para poder extrapolar los datos obtenidos a los que se obtendrían en una situación de circulación real. Por esta razón, las pruebas se han realizado en Leganés (Madrid, España) como se puede ver en la Figura 5.7 durante un período en el que no existían restricciones de tráfico que pudiesen interferir en la ejecución apropiada de los experimentos. Dentro de este contexto, dos sets de ensayos se realizaron:

- Un primer grupo de ensayos para evaluar la precisión de los sensores de bajo coste y el rendimiento de este (Evaluación de las hipótesis 1 y 2). Los resultados obtenidos por el kit de altas prestaciones serán parte del conjunto de datos utilizados para entrenar la red neuronal indicada en la Sección 5.1.3.
- Un segundo grupo de ensayos para evaluar la precisión en la estimación del ángulo de balanceo y la velocidad de procesamiento de los kits de bajo coste (Evaluación de la hipótesis 3 y 4).

En ambos sets, los experimentos consideran tres maniobras: una rotonda de 20 m de radio sobre un pavimento seco (ver Figura 5.8), doble cambio de carril sobre un pavimento



Fig. 5.7. Ubicación de los ensayos

seco (ver Figura 5.9) y un ensayo mas largo de conducción general, donde se circula por varias zonas incluyendo distintas maniobras y repetidas paradas y aceleraciones (ver Figura 5.10).

En el primer grupo de ensayo se ejecutaron ocho experimentos controlados (ver Tabla 5.6). Las variables para evaluar en cada ensayo fueron a aceleración lateral y la velocidad angular.

En el segundo grupo de ensayo se ejecutaron 5 experimentos controlados (ver Tabla 5.7). En este caso para cada experimento se realizaron 6 repeticiones, 3 ejecutando el estimador basado en redes neuronales y 3 ejecutando ambos filtros de Kalman. Las variables para evaluar en cada ensayo fueron el ángulo de balanceo estimado y la velocidad de procesamiento. Adicionalmente tambien se midió el ángulo de balanceo real a través del GPS Dual Antenna de Racelogic, de esta manera no solo se podrá evaluar la precisión en el calculo de los estimadores en los kit de bajo coste en comparación con el de precio elevado, si no que se podrá analizar la precisión del estimador en si mismo. Pudiendo evaluar así, si los posibles errores vienen del uso de kits de bajo coste o del estimador elegido.



Fig. 5.8. Trayectoria de la ejecución de los ensayos en rotonda

Los datos obtenidos para cada uno de los experimentos se guardan a través del gestor de datos de cada kit en un archivo en formato CSV, identificando el experimento y su fecha y hora de ejecución. Las medidas se recopilan de acuerdo con la frecuencia de muestreo de los experimentos. Las figuras 5.11 y 5.12 presentan ejemplos de los datos recopilados.

5.1.5. Criterios y acciones para la validación de los resultados.

Para asegurar la validez de los resultados obtenidos en los test experimentales presentados en el apartado anterior, varios desafíos deben resolverse antes de la ejecución de las pruebas en carretera. Estos desafíos se pueden clasificar en dos grupos en función si afectan a la validez interna de los experimentos o la validez externa de estos:

1. La validez interna es la medida en que una conclusión basada en los experimentos definidos es apropiada, evitando la introducción de errores sistemáticos en los datos utilizados para determinar los resultados y conclusiones. En esta Tesis Doctoral, el único factor que aporta validez interna está relacionado con los sensores específicos utilizados en cada kit de bajo coste y los componentes de software implementados para administrar los datos requeridos:



Fig. 5.9. Trayectoria de la ejecución de los ensayos de cambios de carril

- La primera decisión tomada es la utilización de dos kits diferentes de cada tipo con el fin de evitar errores producidos por sensores que proporcionan valores incorrectos. Aún más, todos los kits considerados han sido probados en un entorno estático configurando las calibraciones correspondientes para asegurar que los sensores específicos proporcionen los datos adecuados.
- En cuanto a los componentes de software, se ha implementado un exhaustivo proceso de pruebas unitarias para asegurar que cada funcionalidad procese adecuadamente los valores recibidos y la sincronización entre dispositivos se implemente correctamente.
- Los estimadores basados en ANN han sido debidamente entrenados y comparados con la información proveniente de experimentos llevados a cabo en trabajos de investigación previos [29].
- Los estimadores basados en Filtro de Kalman y el modelo matemático de vehículo han sido debidamente comparados con información proveniente de experimentos llevados a cabo en trabajos de investigación previos [29], [31], [84].
- Para verificar la validez de los resultados, se ha repetido cada maniobra, al menos, tres veces consecutivas.

CAPÍTULO 5. SISTEMA DE BAJO COSTE PARA LA ESTIMACIÓN DEL
 ÁNGULO DE BALANCEO EN TIEMPO REAL



Fig. 5.10. Trayectoria de la ejecución de los ensayos simulación de una circulación normal

time	lat	long	velocity	Yaw_Rate	X_Accel	Y_Accel	Roll_Rate	Roll_Angle
144505,53	2421,47226	224,51779	16,242	3,30E+01	-1,36E-01	-2,57E-03	-1,14E+00	-1,87E-01
144505,54	2421,47228	224,51779	17,02	1,59E+01	-1,36E-01	-5,92E-03	-1,05E+00	-1,07E-01
144505,55	2421,47231	224,51779	17,15	1,03E+01	-1,38E-01	-1,33E-03	-1,09E+00	-1,23E-01
144505,56	2421,47233	224,5178	17,094	-1,60E+01	-1,35E-01	-2,70E-03	-8,80E-01	-3,57E-01
144505,57	2421,47236	224,5178	16,742	4,00E-01	-1,35E-01	-3,14E-03	-7,90E-01	-3,97E-01
144505,58	2421,47238	224,51781	16,501	-3,64E+01	-1,38E-01	1,94E-03	-1,07E+00	-3,41E-01
144505,59	2421,47241	224,51781	16,649	9,40E+00	-1,39E-01	8,57E-04	-1,26E+00	-1,35E-02
144505,6	2421,47243	224,51782	16,594	5,80E+00	-1,36E-01	9,13E-04	-1,05E+00	-9,54E-03
144505,61	2421,47246	224,51782	16,724	3,90E+00	-1,30E-01	3,58E-03	-4,40E-01	-2,89E-01
144505,62	2421,47248	224,51782	16,687	2,20E+00	-1,30E-01	2,90E-03	-4,90E-01	-2,35E-02
144505,63	2421,47251	224,51783	16,705	2,50E+00	-1,36E-01	-3,71E-03	-4,30E-01	-3,07E-01
144505,64	2421,47253	224,51783	16,612	3,69E+01	-1,29E-01	-1,01E-02	-1,20E-01	-4,96E-01
144505,65	2421,47255	224,51783	16,261	-2,27E+01	-1,33E-01	-6,70E-03	-1,30E-01	-3,89E-01
144505,66	2421,47258	224,51784	16,001	3,23E+01	-1,35E-01	-2,07E-03	-1,60E-01	-2,17E-01
144505,67	2421,4726	224,51784	16,316	-4,17E+01	-1,42E-01	-2,49E-03	-3,00E-02	-3,28E-01
144505,68	2421,47263	224,51785	16,427	-1,89E+01	-1,33E-01	-1,88E-04	6,00E-02	-3,25E-01
144505,69	2421,47265	224,51785	16,39	7,40E+00	-1,35E-01	3,36E-03	-4,00E-02	-3,78E-01

Fig. 5.11. Ejemplo del contenido del archivo CSV para datos registrados por el kit VBOX durante la ejecución de los experimentos.

2. La validez externa es la medida en que los resultados de un estudio pueden generalizarse a otras situaciones. En el ámbito de esta Tesis Doctoral los factores que influyen en la validez externa están relacionados con la replicabilidad de los ex-

CAPÍTULO 5. SISTEMA DE BAJO COSTE PARA LA ESTIMACIÓN DEL
ÁNGULO DE BALANCEO EN TIEMPO REAL

Maniobra	Velocidad	Propósito	Variabes para observar
Rotonda (radio 20m)	30 km/h	1. Precisión sensores	Aceleración lateral Velocidad de balanceo
Rotonda (radio 20m)	35 km/h	1. Precisión sensores	Aceleración lateral Velocidad de balanceo
Rotonda (radio 20m)	45 km/h	1. Precisión sensores	Aceleración lateral Velocidad de balanceo
Rotonda (radio 20m)	30 km/h	1. Precisión sensores	Aceleración lateral Velocidad de balanceo
Cambio de carril	20 km/h	1. Precisión sensores	Aceleración lateral Velocidad de balanceo
Cambio de carril	60 km/h	1. Precisión sensores	Aceleración lateral Velocidad de balanceo
Cambio de carril	80 km/h	1. Precisión sensores 2. Frecuencia adquisición	Aceleración lateral Velocidad de balanceo
Circulación general	Variable	1. Precisión sensores 2. Frecuencia adquisición	Aceleración lateral Velocidad de balanceo

Tabla 5.6. Primer grupo de ensayos.

Maniobra	Velocidad	Proposito	Variabes para observar
Rotonda (radio 20m)	>40 km/h	1. Precisión estimador 2. Velocidad de procesamiento	Angulo de balanceo Tiempo de procesamiento
Rotonda (radio 20m)	<40 km/h	1. Precisión estimador 2. Velocidad de procesamiento	Angulo de balanceo Tiempo de procesamiento
Cambio de carril	>40 km/h	1. Precisión estimador 2. Velocidad de procesamiento	Angulo de balanceo Tiempo de procesamiento
Cambio de carril	<40 km/h	1. Precisión estimador 2. Velocidad de procesamiento	Angulo de balanceo Tiempo de procesamiento
Circulación general	Variable	1. Precisión estimador 2. Velocidad de procesamiento	Angulo de balanceo Tiempo de procesamiento

Tabla 5.7. Segundo grupo de ensayos.

CAPÍTULO 5. SISTEMA DE BAJO COSTE PARA LA ESTIMACIÓN DEL ÁNGULO DE BALANCEO EN TIEMPO REAL

TIME	YAW_RATE	ROLL_RATE	ACCEL_X	ACCEL_Y	ANN_ESTIMATED_ROLL_ANGLE
2018-03-13 19:03:32:776	0,0358	-0,13927	-0,0289757	0,014739	1,7519886494
2018-03-13 19:03:32:796	-0,0181	-0,27011	-0,0563395	0,025115	1,7087090015
2018-03-13 19:03:32:816	0,0447	-0,15048	-0,0588586	0,00833	1,6761229038
2018-03-13 19:03:32:836	0,0627	-0,03085	-0,0623155	0,035674	1,7133924961
2018-03-13 19:03:32:857	0,1165	-0,14301	-0,0955382	-0,011506	1,7465906143
2018-03-13 19:03:32:877	-0,0988	-0,19908	-0,0723936	0,001738	1,7288713455
2018-03-13 19:03:32:897	-0,3949	-0,18413	-0,0798355	0,018523	1,7141706944
2018-03-13 19:03:32:917	-0,0809	-0,21404	-0,0555187	0,013945	1,7598326206
2018-03-13 19:03:32:938	-0,3052	-0,14674	-0,0326083	0,027495	1,7169997692
2018-03-13 19:03:32:958	0,0268	0,06261	-0,0221789	0,018645	1,6781463623
2018-03-13 19:03:32:978	-0,2514	0,05513	-0,0274522	0,015593	1,7460863590
2018-03-13 19:03:32:998	-0,8345	0,18224	-0,0227645	0,013274	1,7259330750
2018-03-13 19:03:33:18	-0,7897	0,27196	-0,0401674	0,021758	1,7189614773
2018-03-13 19:03:33:39	-0,8345	0,36168	-0,1013395	0,03543	1,7645335197
2018-03-13 19:03:33:59	-0,6730	0,29439	-0,063312	-0,006868	1,7884426117
2018-03-13 19:03:33:79	-0,6461	0,04392	-0,0883901	0,009124	1,7162549496
2018-03-13 19:03:33:99	-0,6910	0,17850	-0,0760262	0,017974	1,6603155136

Fig. 5.12. Ejemplo del contenido del archivo CSV para datos registrados por los kit de bajo coste durante la ejecución de los experimentos.

perimentos presentados. Estas réplicas deben considerar varios factores relevantes: sensores y procesadores incluidos en los kits experimentales, su ubicación en el vehículo y las condiciones de la carretera:

- En cuanto a los sensores y procesadores, se han utilizando sensores y procesadores disponibles en el mercado con características regulares [88]-[90]. En este sentido, las conclusiones obtenidas son válidas para los sensores de bajo coste actualmente disponibles en el mercado y, como con la mejora de la tecnología las prestaciones de estos sensores no empeorarán, las conclusiones se pueden utilizar para futuros sensores de bajo coste.
- En cuanto a las condiciones del vehículo, el principal desafío esta relacionado con la ubicación adecuada de los kits experimentales para garantizar la igualdad de condiciones entre ellos. Por esta razón, todos los kits se sitúan en una caja impresa en 3-D específicamente diseñada para los experimentos de esta Tesis Doctoral (ver Figura 5.13) que se ubica en el centro de gravedad del vehículo.
- En cuanto a las condiciones viales y ejecución de los experimentos, los factores que influyen en la validez están relacionados con la representatividad de los escenarios considerados. La carretera seleccionada no tiene variaciones de pendiente relevantes y se incluyen diferentes experimentos con variaciones de

la dirección del vehículo, pruebas a velocidad constante y velocidad variable y realización no solo de maniobras específicas, sino también circulaciones de larga duración en la cual se agrupan distintas maniobras.

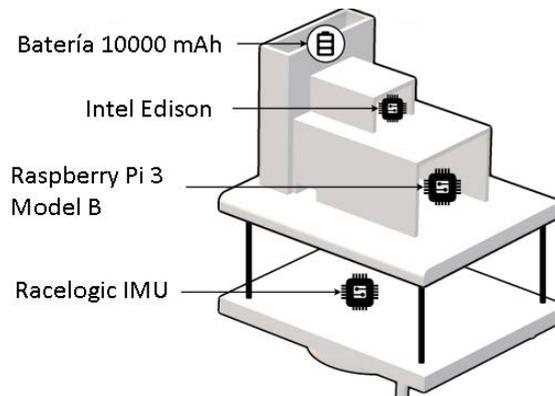


Fig. 5.13. Caja diseñada en 3D para la ubicación de los kits.

5.1.6. Criterios para la evaluación de los resultados.

Para poder verificar que el rendimiento de la arquitectura de bajo coste es suficiente para su utilización en los vehículos de producción en serie, es necesario establecer una serie de criterios para evaluar los resultados obtenidos:

- Para verificar el rendimiento de los kits de bajo coste, el error cuadrático medio, error normalizado y error máximo van a ser los elementos a comparar.
- Para evaluar si los errores obtenidos usando estimadores en dispositivos de bajo coste provienen de la propia naturaleza del procesador o provienen del diseño del estimador, se va a utilizar el sensor inercial IMU de VBOX para utilizar el mismo estimador presente en los kit de bajo coste y así poder comparar los datos.
- Respecto a la velocidad de procesamiento, el valor límite establecido en esta Tesis Doctoral es 50 Hz. En este caso se va a evaluar el tiempo de procesamiento medio y el tiempo máximo de procesamiento.
- Otra de las evaluaciones que se debe realizar es la adecuación de la metodología presentada para el tipo de estudio que se ha realizado y si esta puede ser utilizada para futuras pruebas.

5.2. Resultados para la evaluación de la precisión de los sensores

En este capítulo se muestran y analizan los resultados obtenidos de los ensayos experimentales descritos en la Sección 5.1.4.

Para cuantificar la precisión de cálculo y de los sensores, se han calculado el error normalizado, el error cuadrático medio y el error máximo de cada kit de bajo coste respecto al kit de referencia. El error máximo permite evaluar las perturbaciones que puede existir en la medida generando datos atípicos. El error normalizado como función del tiempo es calculado de la siguiente manera:

$$E_t = \frac{\varepsilon_t}{\sigma_t} \cdot 100, \quad (5.31)$$

donde:

$$\begin{aligned} \varepsilon_t^2 &= \int_0^T (\phi_{GT} - \phi_{lc})^2 dt \\ \sigma_t^2 &= \int_0^T (\phi_{GT} - \mu_{GT})^2 dt \end{aligned} \quad (5.32)$$

ϕ_{GT} representa el dato de referencia, ϕ_{lc} representa el dato proveniente del sensor de bajo coste, μ_{GT} es el valor medio de los datos de referencia obtenidos durante el período de tiempo T.

Como se indica en la Sección 5.1.4, durante las pruebas experimentales se realizaron un total de ocho maniobras de conducción. La tabla 5.8 muestra un resumen de las pruebas exitosas. Tanto para VBOX como para Intel Edison, el porcentaje de pruebas exitosas es 100 %. Sin embargo, el porcentaje de pruebas exitosas para Raspberry Pi es 37.5 %. Este resultado unido a los problemas de conectividad sufridos previamente en la realización de las pruebas indica una baja fiabilidad de Raspberry Pi en comparación con el resto de los dispositivos.

	Racelogic VBOX	Raspberry Pi 3 Model B	Intel Edison
Pruebas totales	8	8	8
Pruebas exitosas	8	3	8
% de éxito	100	37.5	100

Tabla 5.8. Resultados de fiabilidad.

Por otro lado, con los datos obtenidos de las pruebas exitosas realizadas, se puede evaluar la precisión de los sensores de bajo coste en comparación con el equivalente de alta gama.

5.2.1. Test 1: Rotonda

Las figuras 5.14 y 5.15 representan la aceleración lateral y la velocidad de balanceo respectivamente, obtenido por los acelerómetros y sensores de velocidad de balanceo de los sensores inerciales instalados en Raspberry Pi (puntos azules) e Intel Edison (puntos verdes). Para comprobar la precisión, estos datos se muestran junto con los datos obtenidos del sensor inercial instalado en VBOX (puntos rojos).

En la tabla 5.9, se dan los valores de error. Para verificar estos resultados, se han realizado tres pruebas similares. De esta manera, se ha incluido la desviación del error cuadrático medio para así cuantificar la dispersión de los valores (ver Tabla 5.9). Los resultados muestran que los errores son mayores para Intel Edison que para Raspberry Pi. Con respecto al error normalizado y el error cuadrático medio, la diferencia es aproximadamente 1 %, 0.01 g's y 3 %, 0.04°/s para la aceleración lateral y la velocidad de balanceo respectivamente. Para el error máximo, la diferencia entre ellos es mayor, aproximadamente 0.18 g's y 6°/s, para la aceleración lateral y la velocidad de balanceo, respectivamente. Estos valores muestran que aunque en terminos generales las mediciones, principalmente la de aceleración, son precisas respecto a la referencia, Intel Edison es mas sensible al ruido. En las figuras 5.14 y 5.15, se observa una gran dispersión de los valores para el IMU del Intel Edison.

5.2.2. Test 2: Doble Cambio de Carril

El segundo test es un doble cambio de carril, donde la aceleración lateral varía muy rápido, por lo que se puede verificar la frecuencia de muestreo de los dispositivos y sensores. Las figuras 5.16 y 5.17 muestran los datos de aceleración lateral y velocidad de balanceo respectivamente, obtenidos en los IMU instalados en Raspberry Pi (puntos azules) e Intel Edison (puntos verdes). Para comprobar la precisión, estos datos se muestran junto con los datos obtenidos del IMU instalado en VBOX (puntos rojos). El comportamiento de los sensores en los tres dispositivos es muy similar. Además, se puede observar que los dos dispositivos de bajo coste son capaces de muestrear la señal lo suficientemente rápido como para no mostrar diferencias con el dispositivo Racelogic VBOX.

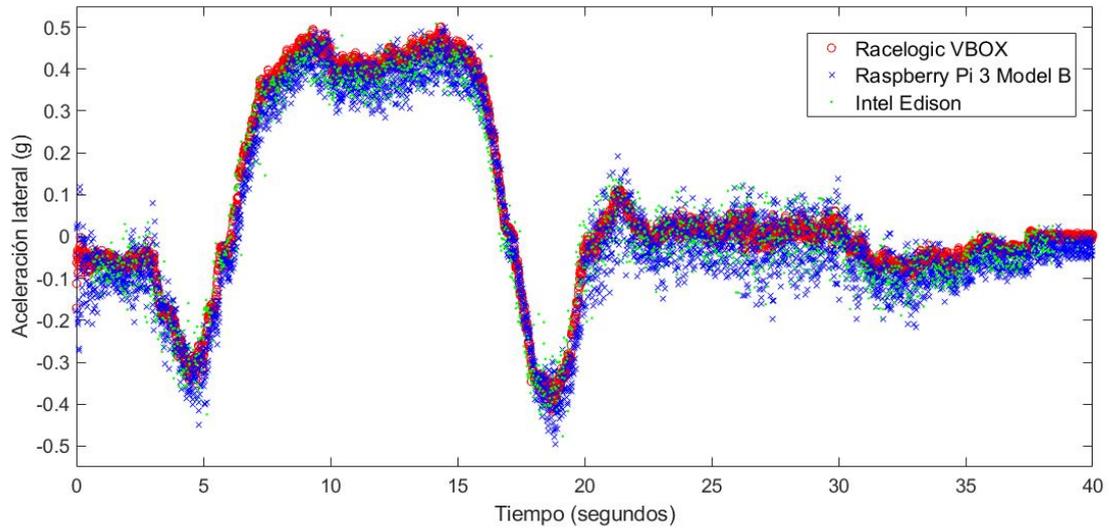


Fig. 5.14. Test 1: Aceleración lateral obtenida por el IMU de VBOX (rojo), por el IMU de Raspberry Pi (azul) y por el IMU de Intel Edison (verde).

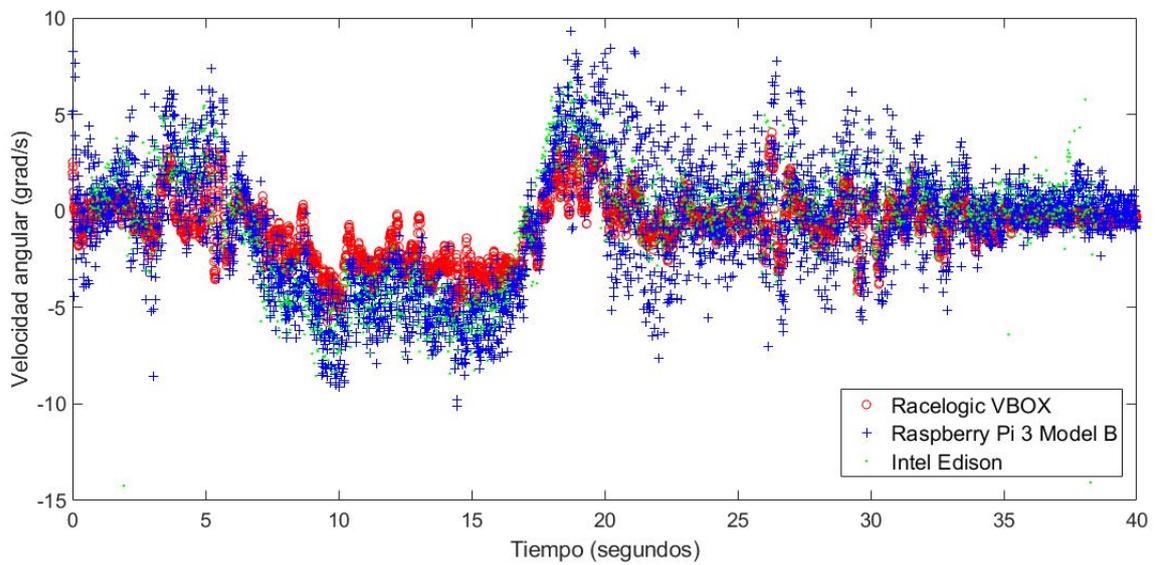


Fig. 5.15. Test 1: Velocidad de balanceo obtenida por el IMU de VBOX (rojo), por el IMU de Raspberry Pi (azul) y por el IMU de Intel Edison (verde).

CAPÍTULO 5. SISTEMA DE BAJO COSTE PARA LA ESTIMACIÓN DEL
 ÁNGULO DE BALANCEO EN TIEMPO REAL

	Aceleración Lateral				
	Error Normalizado	Error Cuadrático Medio		Error Máximo	
	(%)	(g's)	(m/s ²)	(g's)	(m/s ²)
Raspberry Pi 3 Model B	24.27	0.0541 ± 0.0041	0.53 ± 0.04	0.20	2.02
Intel Edison	25.08	0.0692 ± 0.0072	0.67 ± 0.07	0.38	3.77

	Velocidad de Balanceo				
	Error Normalizado	Error Cuadrático Medio		Error Máximo	
	(%)	(°/s)	(rad/s)	(°/s)	(rad/s)
Raspberry Pi	143.15	2.27 ± 0.15	0.03 ± 0.0027	8.34	0.15
Intel Edison	146.43	2.31 ± 0.41	0.04 ± 0.0072	14.32	0.25

Tabla 5.9. Test 1: Errores calculados para la aceleración lateral y velocidad de balanceo.

Los valores de error se muestran en la tabla 5.10. Para verificar estos resultados, se han realizado tres pruebas similares. De esta manera, se ha incluido la desviación del error cuadrático medio para así cuantificar la dispersión de los valores (ver Tabla 5.10). Los resultados muestran que los errores son mayores para Intel Edison que para Raspberry Pi. Con respecto al error normalizado y el error cuadrático medio, la diferencia es aproximadamente 24 %, 0.04 g's y 65 %, 2.1°/s para la aceleración lateral y la velocidad de balanceo, respectivamente. Respecto al error máximo, la diferencia entre ellos es mayor, aproximadamente 0.52 g's y 57°/s, para la aceleración lateral y la velocidad de balanceo respectivamente.

Estos valores pueden deberse a que, como ya se visto en el test anterior, Intel Edison es más sensible al ruido. En las figuras 5.16 y 5.17, se muestra una gran dispersión para el IMU utilizado en Intel Edison. También se puede ver que el error máximo para la velocidad de balanceo en Intel Edison es de 66.0722°/s mientras que la mayoría de los valores son similares a los medidos a través de VBOX. Este error se debe al ruido, el cual causa datos atípicos como se puede ver en la Figura 5.18 aproximadamente a los 3 s y posteriormente a los 12 s.

CAPÍTULO 5. SISTEMA DE BAJO COSTE PARA LA ESTIMACIÓN DEL ÁNGULO DE BALANCEO EN TIEMPO REAL

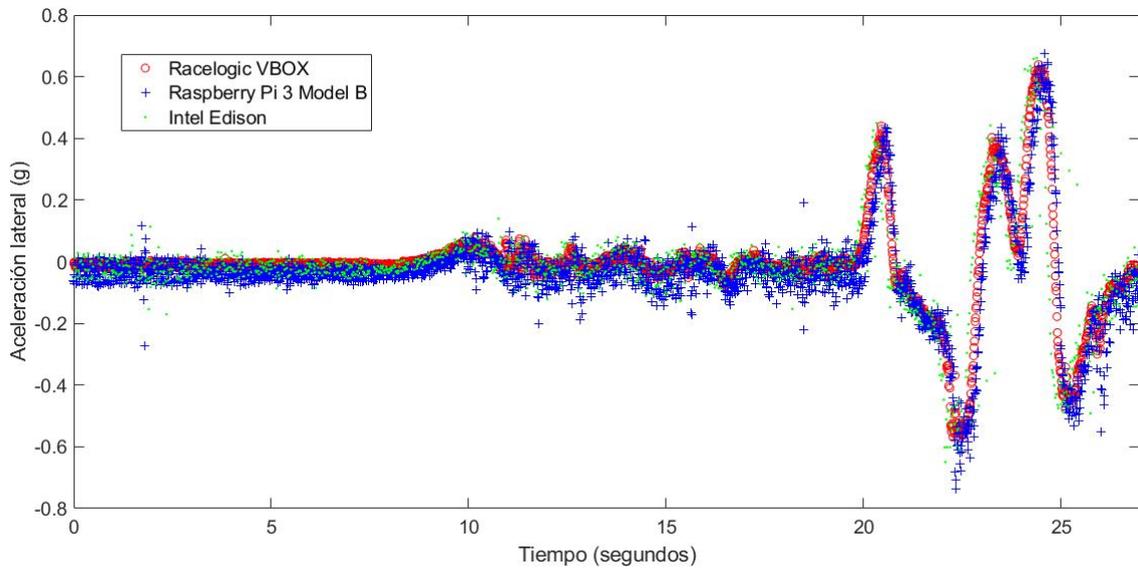


Fig. 5.16. Test 2: Aceleración lateral obtenida por el IMU de VBOX (rojo), por el IMU de Raspberry Pi (azul) y por el IMU de Intel Edison (verde).

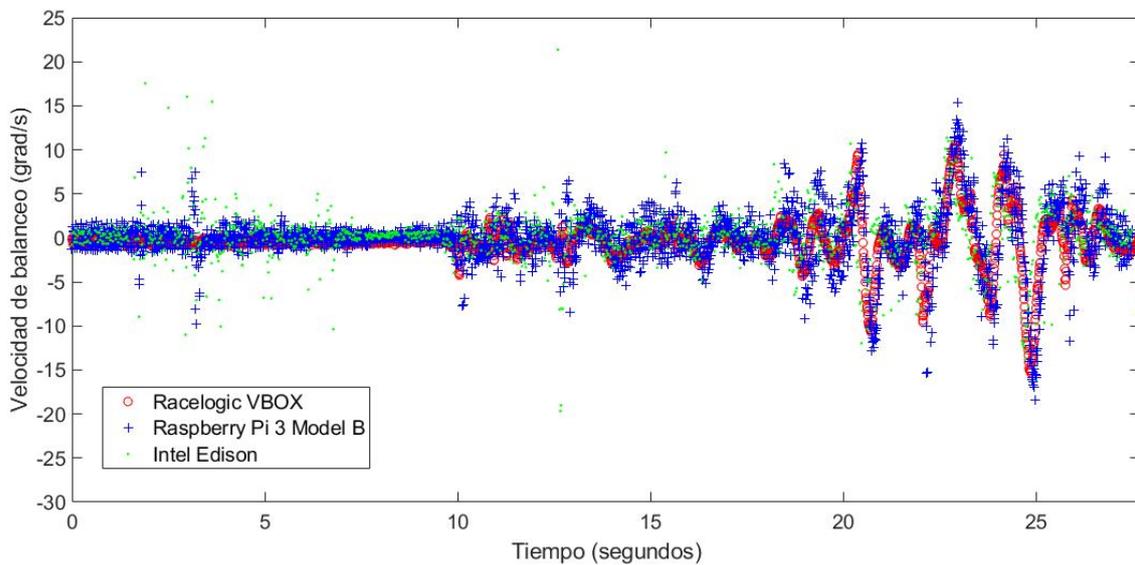


Fig. 5.17. Test 2: Velocidad de balanceo obtenida por el IMU de VBOX (rojo), por el IMU de Raspberry Pi (azul) y por el IMU de Intel Edison (verde).

CAPÍTULO 5. SISTEMA DE BAJO COSTE PARA LA ESTIMACIÓN DEL
 ÁNGULO DE BALANCEO EN TIEMPO REAL

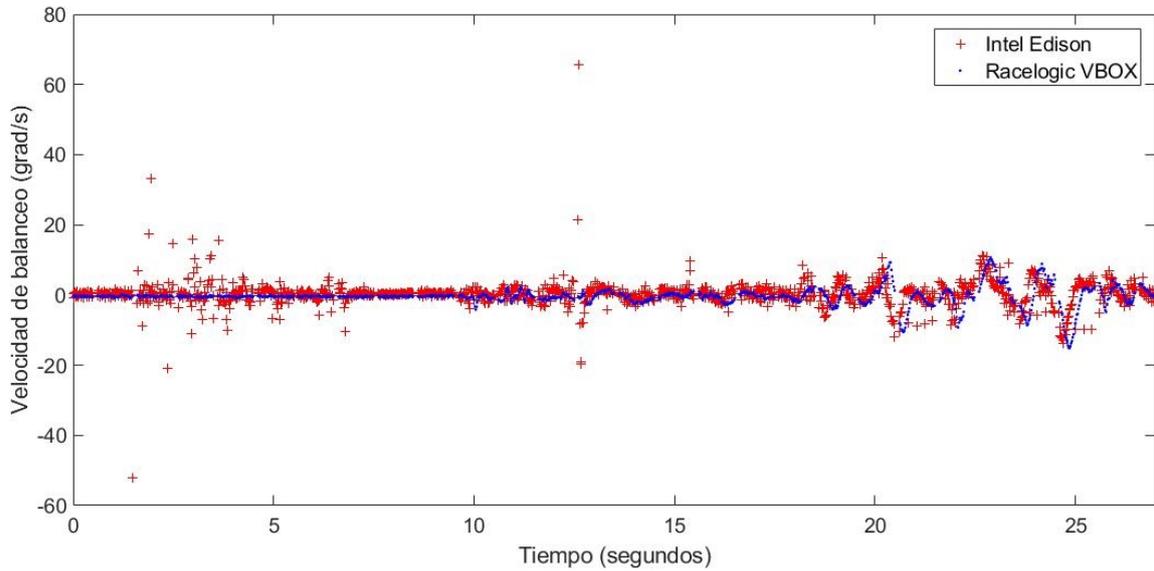


Fig. 5.18. Test 2: Velocidad de balanceo obtenido por el IMU del VBOX (azul) y por el IMU de Intel Edison (rojo).

Aceleración Lateral					
	Error Normalizado	Error Cuadrático Medio		Error Máximo	
	(%)	(g's)	(m/s ²)	(g's)	(m/s ²)
Raspberry Pi	46.48	0.04 ± 0.01	0.44 ± 0.09	0.26	2.60
Intel Edison	68.44	0.08 ± 0.02	0.82 ± 0.17	0.78	7.71

Velocidad de Balanceo					
	Error Normalizado	Error Cuadrático Medio		Error Máximo	
	(%)	(°/s)	(rad/s)	(°/s)	(rad/s)
Raspberry Pi	98.92	1.70 ± 0.51	0.03 ± 0.01	9.25	0.16
Intel Edison	163.66	3.87 ± 1.14	0.07 ± 0.02	66.07	1.15

Tabla 5.10. Test 2: Errores calculados para la aceleración lateral y velocidad de balanceo.

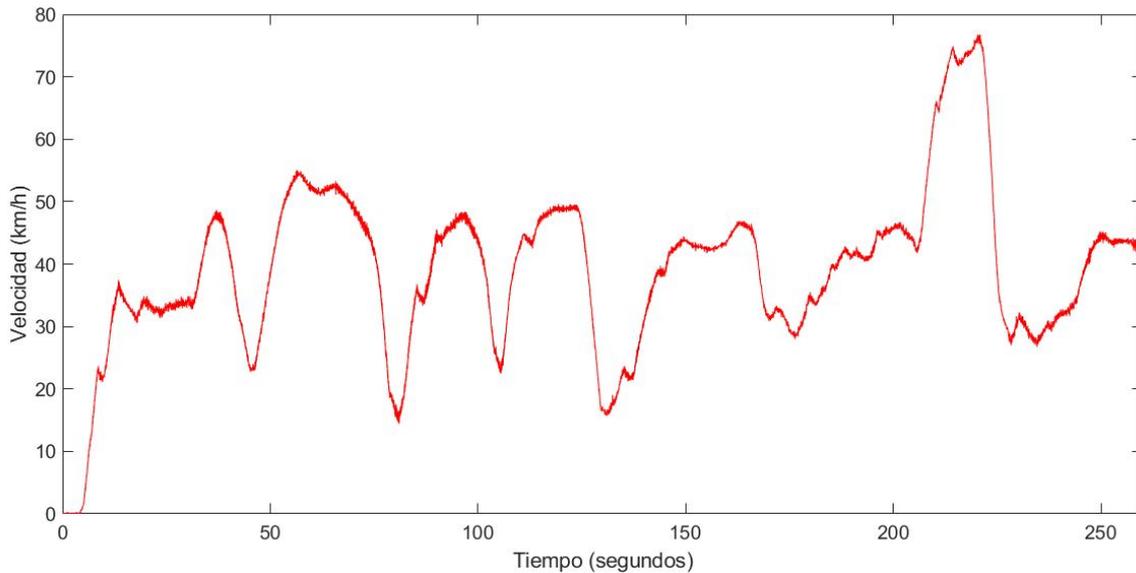


Fig. 5.19. Test 3: Perfil de velocidad del vehículo.

5.2.3. Test 3: Circulación Genérica

En comparación con las pruebas descritas anteriormente, en este caso no solo se realizan maniobras severas, además, se realizan circulaciones a baja y media velocidad y movimientos suaves. Al final de la prueba, se realizan dos rotondas y un cambio de carril a una velocidad adecuada para el entorno de prueba. Debido a la diversa cantidad de maniobras, típica de una circulación estándar, en esta prueba la velocidad varía siendo siempre la más apropiada para la carretera y la situación. El rango de velocidad en esta prueba varía entre 15 km/h y 75 km/h (Ver Figura 5.19). En las figuras 5.20 y 5.21 se muestran los datos de aceleración lateral y velocidad de balanceo respectivamente, obtenidos en los IMU instalados en Raspberry Pi (puntos azules) e Intel Edison (puntos verdes). Para comprobar la precisión, estos datos se muestran junto con los datos obtenidos del IMU instalado en VBOX (puntos rojos). Como se puede observar el comportamiento de los sensores en los tres dispositivos es muy similar.

En la tabla 5.11, se observa que los errores son más altos para Intel Edison que para Raspberry Pi. Respecto al error normalizado y el error cuadrático medio, la diferencia es aproximadamente 2 %, 0.01 g's y 18 %, 0.35°/s para la aceleración lateral y la velocidad de balanceo respectivamente. Para el error máximo, la diferencia es mayor, aproximadamente 0.26 g's y 5°/s, para la aceleración lateral y la velocidad de balanceo respectivamente.

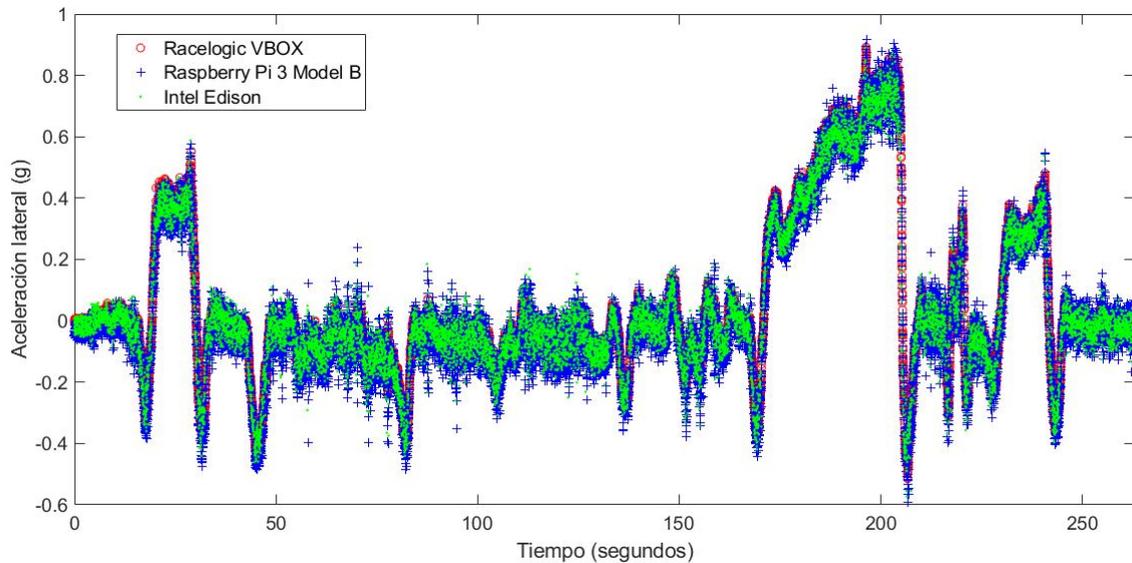


Fig. 5.20. Test 3: Aceleración lateral obtenida por el IMU de VBOX (rojo), por el IMU de Raspberry Pi (azul) y por el IMU de Intel Edison (verde).

El comportamiento visto y los errores analizados, prueban lo visto en los dos ensayos anteriores. Ambos sensores de bajo coste muestran un error bajo comparado con el sistema de altas prestaciones, pero el mejor rendimiento en cuanto a precisión se da en el kit de Raspberry Pi. Respecto al ruido en las señales y la dispersión de los valores, la tendencia es similar a la vista anteriormente, en las figuras 5.20 y 5.21, se muestra una gran dispersión para el IMU montado en Intel Edison. Aunque el error del kit Intel Edison es mayor que Raspberry Pi, el error en esta prueba es más bajo en comparación con el obtenido en los dos anteriores ensayos. La razón de esto es que en esta prueba se ha alcanzado un valor de aceleración lateral más alto, por lo que la influencia del ruido disminuye en comparación con el valor medido.

Por tanto, en los tres ensayos se ve que aunque los valores son similares a los obtenidos con el kit VBOX, el sensor inercial integrado en el kit Intel Edison muestra una menor precisión en la medida de aceleración lateral y velocidad de balanceo, aunque el kit muestra mejor fiabilidad comparado con el kit de Raspberry Pi.

CAPÍTULO 5. SISTEMA DE BAJO COSTE PARA LA ESTIMACIÓN DEL
 ÁNGULO DE BALANCEO EN TIEMPO REAL

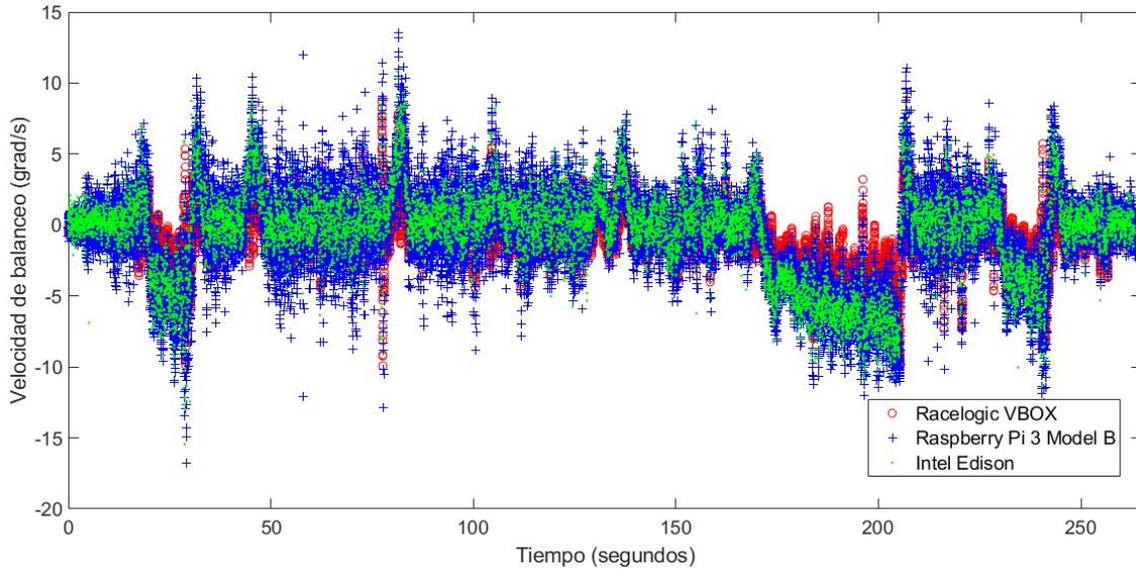


Fig. 5.21. Test 3: Velocidad de balanceo obtenido por el IMU de VBOX (rojo), por el IMU de Raspberry Pi (azul) y por el IMU de Intel Edison (verde).

Aceleración Lateral					
	Error Normalizado	Error Cuadrático Medio		Error Máximo	
	(%)	(g's)	(m/s ²)	(g's)	(m/s ²)
Raspberry Pi	21.4	0.05	0.51	0.35	3.42
Intel Edison	23.81	0.06	0.58	0.61	6.02

Velocidad de Balanceo					
	Error Normalizado	Error Cuadrático Medio		Error Máximo	
	(%)	(°/s)	(rad/s)	(°/s)	(rad/s)
Raspberry Pi	113.6	2.06	0.03	11.84	0.20
Intel Edison	131.97	2.41	0.04	16.08	0.28

Tabla 5.11. Test 3: Errores calculados para la aceleración lateral y velocidad de balanceo.

5.3. Resultados para la evaluación de la precisión y velocidad de procesamiento utilizando estimadores del ángulo de balanceo

En este capítulo se muestran y analizan los resultados obtenidos relativos a la precisión en la estimación del ángulo de balanceo y la velocidad de procesamiento.

Al igual que en la sección anterior, para cuantificar la precisión de cálculo, se han calculado el error normalizado, el error cuadrático medio y el error máximo del ángulo de balanceo estimado por cada kit de bajo coste respecto al medido por la antena dual GPS.

Para verificar que los errores proceden del estimador o del kit de bajo coste, también se va a realizar la estimación del ángulo de balanceo utilizando el sensor inercial del kit de referencia VBOX.

Por tanto, se va a evaluar la precisión en la estimación del ángulo de balanceo utilizando tres métodos distintos:

- Filtro lineal de Kalman.
- Filtro de Kalman "Unscendent".
- Redes neuronales.

Por otro lado, se va a evaluar el tiempo de procesamiento de los dos kits de bajo coste en la estimación del ángulo de balanceo, de tal manera que se podrá determinar qué sistema de estimación es más eficiente en el procesamiento y si ambos métodos y ambos kits pueden trabajar bajo condiciones de tiempo real. Para la evaluación del tiempo de procesamiento se van a calcular el tiempo máximo (máximo retraso que se induciría en la arquitectura derivada del cálculo) y el tiempo medio de procesamiento.

5.3.1. Test 1: Rotonda

La primera maniobra que se va a analizar es la circulación en una rotonda a una velocidad superior a los 40 km/h. En la Figura 5.22 se muestra el ángulo de balanceo estimado utilizando redes neuronales por Raspberry Pi (puntos azules), Intel Edison (puntos verdes) y la información proporcionada por el IMU de VBOX (puntos amarillos). Para verificar la precisión de la estimación, los resultados se han comparado con el ángulo de balanceo medido con la antena dual VBOX GPS (puntos rojos), que se considera como referencia.

CAPÍTULO 5. SISTEMA DE BAJO COSTE PARA LA ESTIMACIÓN DEL ÁNGULO DE BALANCEO EN TIEMPO REAL

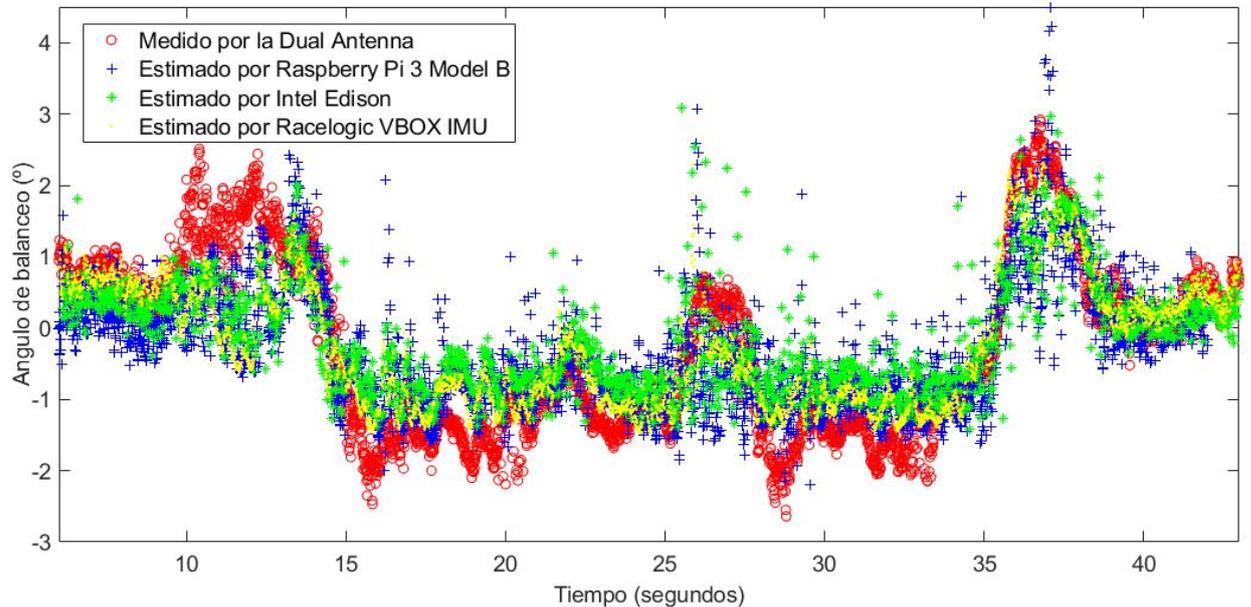


Fig. 5.22. Test 1: Ángulo de balanceo obtenido directamente por la antena dual (rojo), estimado utilizando con redes neuronales con Raspberry pi (azul), con Intel Edison (verde) y con el IMU de VBOX (amarillo).

La Tabla 5.12 presenta los errores medidos. Para verificar la validez de los resultados se han realizado tres pruebas similares para cada maniobra. Al igual que en la sección anterior, se ha incluido la desviación estandar del error RMS, para cuantificar la dispersión de los valores de los datos (ver Tabla 5.12). Los resultados muestran que el error es muy similar en ambos dispositivos y es algo más alto que el ángulo de balanceo estimado usando los datos de VBOX IMU. La diferencia entre Raspberry Pi 3 Model B e Intel Edison para el error normalizado y el error RMS es de aproximadamente 3 % y 0.05°, respectivamente. En cuanto a los errores máximos, la diferencia es de aproximadamente 0,3°.

Las estimaciones son muy similares en ambos dispositivos, y la diferencia del ángulo estimado respecto al ángulo real no muestra grandes diferencias entre los kits de bajo coste y el kit VBOX, siendo la diferencia para el error normalizado y el error RMS de aproximadamente un 10 % y 0.17° para Raspberry Pi y un 13 % y 0.22 para Intel Edison.

Respecto a la estimación utilizando el filtro de Kalman, las figuras 5.23 y 5.24 muestran el ángulo de balanceo estimado por la Raspberry Pi 3 Modelo B (puntos azules), Intel Edison (puntos verdes) y con la información proporcionada por el IMU de VBOX

CAPÍTULO 5. SISTEMA DE BAJO COSTE PARA LA ESTIMACIÓN DEL
 ÁNGULO DE BALANCEO EN TIEMPO REAL

	Ángulo de balanceo		
	Error Normalizado (%)	Error RMS (°)	Error máximo (°)
Raspberry Pi 3 Model B	62.09	0.74 ± 0.08	3.54
Intel Edison	65.74	0.79 ± 0.07	3.84
Racelogic VBOX IMU	52.22	0.57 ± 0.03	2.74

Tabla 5.12. Test 1: Errores del ángulo de balanceo estimado usando Redes neuronales en Raspberry Pi, Intel Edison y VBOX comparado con la medición obtenida con la antena GPS dual.

(puntos amarillos), en la Figura 5.23 se muestran los datos estimados utilizando un filtro de Kalman lineal y en la Figura 5.24 se muestran los datos estimados utilizando un filtro de Kalman "Unscendent".

El ángulo de balanceo medido con la antena dual VBOX GPS (puntos rojos) se ha utilizado como referencia para verificar la precisión de los dispositivos y verificar que la estimación no se vea afectada por el uso de componentes de bajo coste. En los tres casos, las estimaciones son muy similares y los resultados muestran que el error viene principalmente del estimador y no de la precisión de los sensores de bajo costo. Como se puede observar, la estimación realizada con el filtro de Kalman no es tan precisa, dado que existe una deriva de aproximadamente 5° entre las 3 estimaciones y el valor medido.

En la Tabla 5.13 se pueden observar los resultados. Los resultados muestran que los errores son muy similares en ambos dispositivos y similares también al ángulo de balanceo estimado usando datos de VBOX IMU. El error normalizado de Intel Edison es mayor que la Raspberry Pi y la VBOX IMU (alrededor del 7 %) pero para el error máximo los datos de Raspberry Pi son más altos que los otros dos valores (alrededor de 12°). Con filtro de Kalman no lineal los errores son menores en los tres dispositivos (alrededor del 7 % para el error normalizado, 0,2° para el error RMS y 0,3° para el error máximo).

Comparando los tres estimadores de manera conjunta (ver Tabla 5.14) se observa que el mayor error normalizado se presenta utilizando las redes neuronales frente a los filtros de kalman, por el contrario, respecto al error RMS los valores son inferiores estimando con redes neuronales en comparación de los filtros de Kalman, respecto al uso de los dispositivos, Intel Edison es el que presenta mayor error comparado con Raspberry Pi y el kit de VBOX. Respecto al error máximo (ver Tabla 5.15), el error es menor utilizando redes neuronales, teniéndose mejores resultados para Raspberry Pi que para Intel Edison.

CAPÍTULO 5. SISTEMA DE BAJO COSTE PARA LA ESTIMACIÓN DEL ÁNGULO DE BALANCEO EN TIEMPO REAL

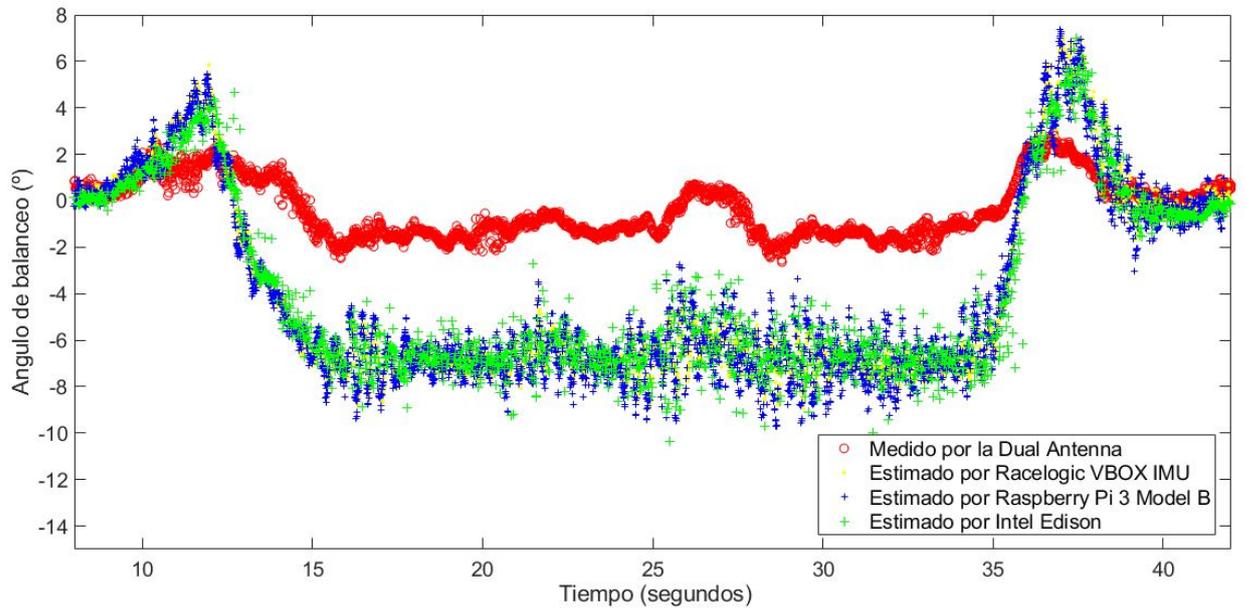


Fig. 5.23. Test 1: Ángulo de balanceo obtenido directamente por la antena dual (rojo), estimado utilizando filtro de Kalman lineal con Raspberry pi (azul), con Intel Edison (verde) y con el IMU de VBOX (amarillo).

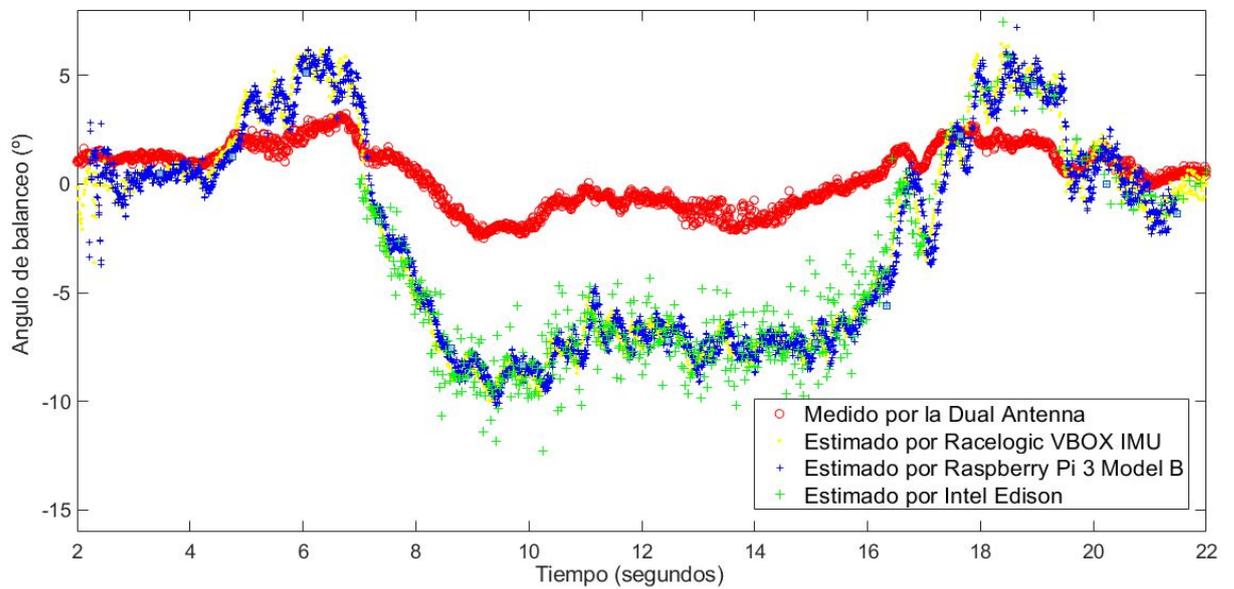


Fig. 5.24. Test 1: Ángulo de balanceo obtenido directamente por la antena dual (rojo), estimado utilizando filtro de Kalman "Unscendentçon Raspberry pi (azul), con Intel Edison (verde) y con el IMU de VBOX (amarillo).

CAPÍTULO 5. SISTEMA DE BAJO COSTE PARA LA ESTIMACIÓN DEL
ÁNGULO DE BALANCEO EN TIEMPO REAL

	Ángulo de balanceo					
	Error Normalizado (%)		Error RMS (°)		Error máximo (°)	
	KF	UKF	KF	UKF	KF	UKF
Raspberry Pi 3 Model B	43.38	42.29	2.41 ± 0.35	2.35 ± 0.04	19.32	19.06
Intel Edison	54.97	51.18	2.54 ± 0.21	5.37 ± 0.07	8.94	6.87
Racelogic VBOX IMU	48.89	45.51	2.33 ± 0.21	2.17 ± 0.32	6.38	6.66

Tabla 5.13. Test 1: Errores del ángulo de balanceo estimado usando Filtro de Kalman lineal (KF) y “Unscendent”(UKF) en Raspberry Pi, Intel Edison y VBOX comparado con la medición obtenida con la antena GPS dual.

	Ángulo de balanceo					
	Error Normalizado (%)			Error RMS (°)		
	KF	UKF	ANN	KF	UKF	ANN
Raspberry Pi 3 Model B	43.38	42.29	62.09	2.41 ± 0.35	2.35 ± 0.04	0.74 ± 0.08
Intel Edison	54.97	51.18	65.74	2.54 ± 0.21	5.37 ± 0.07	0.79 ± 0.07
Racelogic VBOX IMU	48.89	45.51	52.22	2.33 ± 0.21	2.17 ± 0.32	0.57 ± 0.03

Tabla 5.14. Test 1: Error RMS y error normalizado para los 3 estimadores propuestos.

Un aspecto importante para considerar en este tipo de sistemas es el desempeño temporal y las limitaciones de tiempo real. Para el caso dado, el sistema debe poder procesar las entradas y aplicar el estimador en menos de 20 ms, correspondiente a la frecuencia de muestreo de 50 Hz forzada por los sensores de bajo costo.

En la Tabla 5.16, se presenta una comparación del rendimiento en el tiempo entre Intel Edison y Raspberry Pi 3 Modelo B. Para cuantificar el rendimiento de los dispositivos, se han calculado los tiempos de procesamiento medio y máximo. Los resultados muestran que ambos dispositivos estiman el ángulo de balanceo con los tres métodos en menos de 20 ms.

Los resultados muestran que los tiempos de procesamiento medio para Raspberry Pi 3 Model B son más bajos que los de Intel Edison a excepción del uso de redes neuronales. En el caso de los errores máximos, el mejor rendimiento se encuentra en el kit Intel Edison para los 3 estimadores. Respecto a los estimadores se observa que el procesamiento

CAPÍTULO 5. SISTEMA DE BAJO COSTE PARA LA ESTIMACIÓN DEL
 ÁNGULO DE BALANCEO EN TIEMPO REAL

	Error máximo (°)		
	KF	UKF	ANN
Raspberry Pi 3 Model B	19.32	19.06	3.54
Intel Edison	8.98	6.87	3.84
Racelogic VBOX IMU	6.38	6.66	2.74

Tabla 5.15. Test 1: Error máximo para los 3 estimadores propuestos.

	Tiempo de procesamiento					
	Máximo (s)			Medio (s)		
	KF	UKF	ANN	KF	UKF	ANN
Raspberry Pi 3 Model B	0.29×10^{-3}	0.77×10^{-3}	13.09×10^{-3}	1.82×10^{-6}	28.64×10^{-6}	18.06×10^{-6}
Intel Edison	6×10^{-6}	100×10^{-6}	18.06×10^{-6}	5.16×10^{-6}	51.83×10^{-6}	5.1×10^{-6}

Tabla 5.16. Test 1:Tiempo de procesamiento utilizando filtro de Kalman lineal (KF),
 “Unscendent”(UKF) y redes neuronales (ANN) en Raspberry Pi 3 Model B e Intel
 Edison

más rápido se realiza usando el filtro de Kalman lineal, y el que más tiempo requiere es el filtro de Kalman “Unscendent”. Respecto al valor medio utilizando Raspberry Pi, el procesamiento usando el filtro de Kalman “Unscendent” es 26.82×10^{-6} s más lento que usando el filtro de Kalman lineal y 10.6×10^{-6} s más lento que usando redes neuronales. Utilizando Intel Edison, el procesamiento usando el filtro de Kalman “Unscendent” es 46.67×10^{-6} s más lento que usando el filtro de Kalman lineal y 46.6×10^{-6} s más lento que usando redes neuronales.

A pesar de que los valores medios están muy por debajo de los máximos establecidos, se debe evaluar si existe un tiempo máximo superior a los 20 ms, para saber si ante ciertas condiciones existe el riesgo que el sistema no funcione en tiempo real. En este caso, el valor mas alto se da en el uso de redes neuronales en el kit de Raspberry Pi con un tiempo de procesamiento de 13.09×10^{-3} s, siendo este valor 6.91×10^{-3} s inferior que el equivalente a un tiempo de procesamiento de 50 Hz.

5.3.2. Test 2: Doble Cambio de carril

En esta prueba se circula por una carretera recta hasta finalmente realizar un slalom (doble cambio de carril), esta prueba se realiza a una velocidad superior a los 40 km/h. La Figura 5.25 se muestra el ángulo de balanceo estimado a través de redes neuronales por Raspberry Pi (puntos azules), Intel Edison (puntos verdes) y la información proporcionada por el IMU de VBOX (puntos amarillos). Para verificar la precisión de la estimación, los resultados se han comparado con el ángulo de balanceo medido con la antena dual VBOX GPS (puntos rojos), que se considera como referencia. Las estimaciones son muy similares en ambos dispositivos, y el uso de dispositivos de bajo costo no impacta en el desempeño del estimador.

La Tabla 5.17 presenta los errores medidos. Los resultados muestran que el error es muy similar en ambos dispositivos y es más alto que el ángulo de balanceo estimado usando los datos de VBOX IMU. La diferencia entre Raspberry Pi 3 Model B e Intel Edison para el error normalizado y el error RMS es de aproximadamente 0.6 % y 0.03°, respectivamente. En cuanto a los errores máximos, la diferencia es de aproximadamente 0,2°. Siendo estas diferencias muy similares a las presentadas en el ensayo anterior.

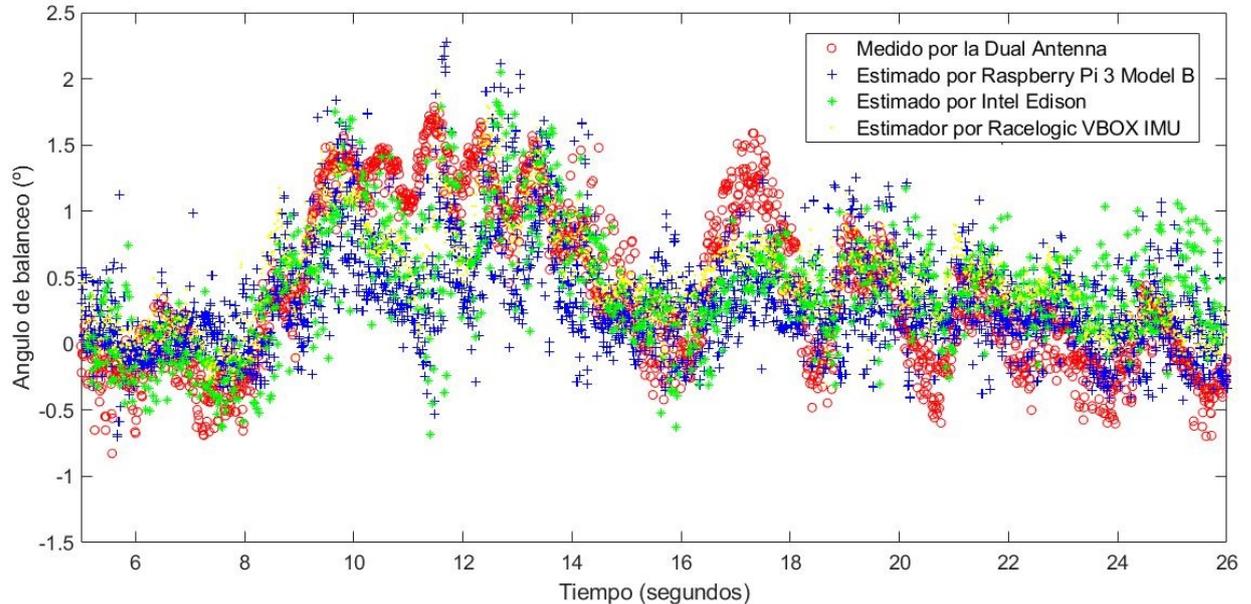


Fig. 5.25. Test 2: Ángulo de balanceo obtenido directamente por la antena dual (rojo), estimado utilizado con redes neuronales con Raspberry pi (azul), con Intel Edison (verde) y con el IMU de VBOX (amarillo).

CAPÍTULO 5. SISTEMA DE BAJO COSTE PARA LA ESTIMACIÓN DEL
 ÁNGULO DE BALANCEO EN TIEMPO REAL

	Ángulo de balanceo		
	Error Normalizado (%)	Error RMS (°)	Error máximo (°)
Raspberry Pi 3 Model B	85.37	0.53 ± 0.07	2.54
Intel Edison	85.98	0.51 ± 0.04	2.36
Racelogic VBOX IMU	72.84	0.45 ± 0.02	1.95

Tabla 5.17. Test 2: Errores del ángulo de balanceo estimado usando Redes neuronales en Raspberry Pi, Intel Edison y VBOX comparado con la medición obtenida con la antena GPS dual.

Respecto al uso de filtros de Kalman, Las figuras 5.26 y 5.27 muestran el ángulo de balanceo estimado por la Raspberry Pi 3 Modelo B (puntos azules), Intel Edison (puntos verdes) y con la información proporcionada por el IMU de VBOX (puntos amarillos), en la Figura 5.26 se muestran los datos estimados utilizando un filtro de Kalman lineal y en la Figura 5.27 se muestran los datos estimados utilizando un filtro de Kalman “Unscendent”l.

En la Tabla 5.18 se pueden observar los resultados. Los resultados muestran que los errores son mayores en el caso de Raspberry Pi 3 Modelo B. En cuanto al error normalizado y el error RMS, la diferencia entre Intel Edison y Raspberry Pi es de aproximadamente el 15 % y 0,15° para el filtro Kalman lineal y 10 % y 0,11° para el filtro de Kalman “Unscendent”. Para el error máximo, la diferencia es de aproximadamente 0,1° para el filtro lineal y 2.2° para el “Unscendent”. Los resultados para el ángulo de balanceo estimado usando los datos de VBOX IMU son muy similares, y en algunos casos, son más altos que los de Intel Edison, por lo que el error no procede del uso de procesadores de bajo coste, si no que se debe al método de estimación seleccionado. Es decir, ante el mismo metodo de estimación en este ensayo se han obtenido mejores resultados en lo que respecta al error cuadrático medio utilizando un kit de bajo coste Intel Edison que un un kit de altas prestaciones VBOX.

Comparando los tres estimadores de manera conjunta (ver Tabla 5.19) se observa que el error RMS es muy similar en los tres estimadores, siendo el más bajo redes neuronales de la misma manera que ocurre con el error normalizado. Como se ha visto en las tablas anteriores, en este grupo de ensayos se observa que los errores obtenidos con el kit de Intel Edison y el kit de VBOX son muy similares, siendo para los filtros de Kalman los errores mayores con el sistema de alto coste (0.05° de diferencia con filtro lineal y 0.13°

CAPÍTULO 5. SISTEMA DE BAJO COSTE PARA LA ESTIMACIÓN DEL
 ÁNGULO DE BALANCEO EN TIEMPO REAL

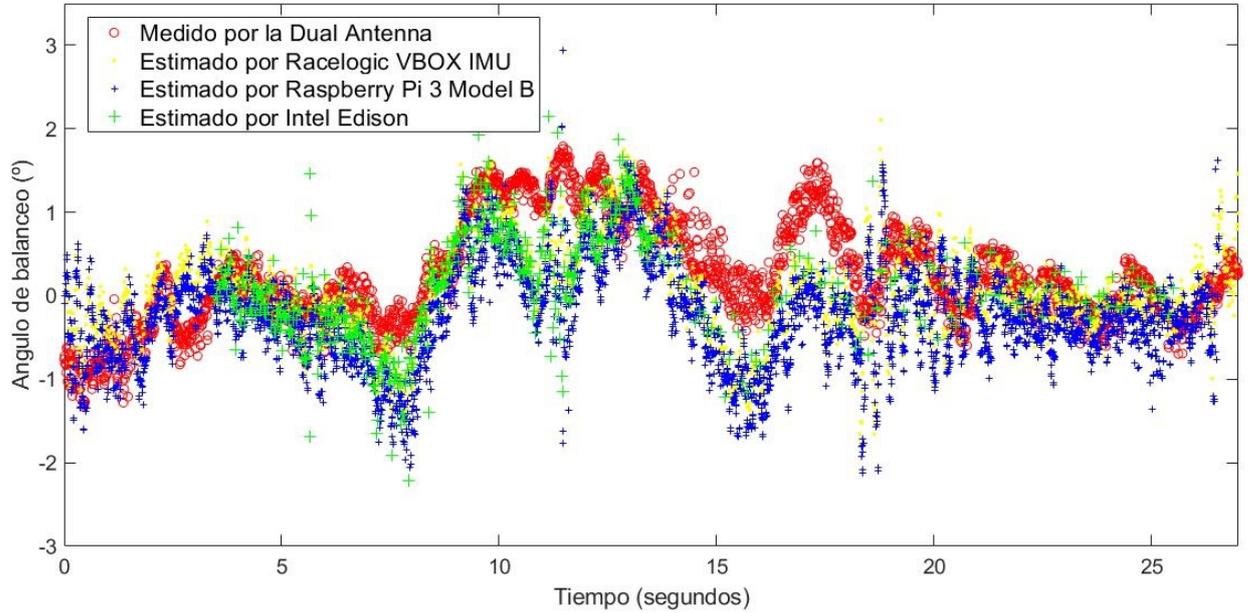


Fig. 5.26. Test 2: Angulo de balanceo obtenido directamente por la antena dual (rojo), estimado utilizando filtro de Kalman lineal con Raspberry pi (azul), con Intel Edison (verde) y con el IMU de VBOX (amarillo).

	Angulo de balanceo					
	Error normalizado (%)		Error RMS (°)		Error Máximo (°)	
	KF	UKF	KF	UKF	KF	UKF
Raspberry Pi 3 Model B	120.1	100.2	0.76 ± 0.04	0.63 ± 0.06	3.21	2.76
Intel Edison	105.4	89.9	0.61 ± 0.05	0.52 ± 0.08	3.11	4.78
Racelogic VBOX IMU	106.1	104.23	0.66 ± 0.01	0.65 ± 0.05	2.3	3.38

Tabla 5.18. Test 2: Errores del angulo de balanceo estimado usando Filtro de Kalman lineal (KF) y “Unscendent”(UKF) en Raspberry Pi, Intel Edison y VBOX comparado con la medición obtenida con la antena GPS dual.

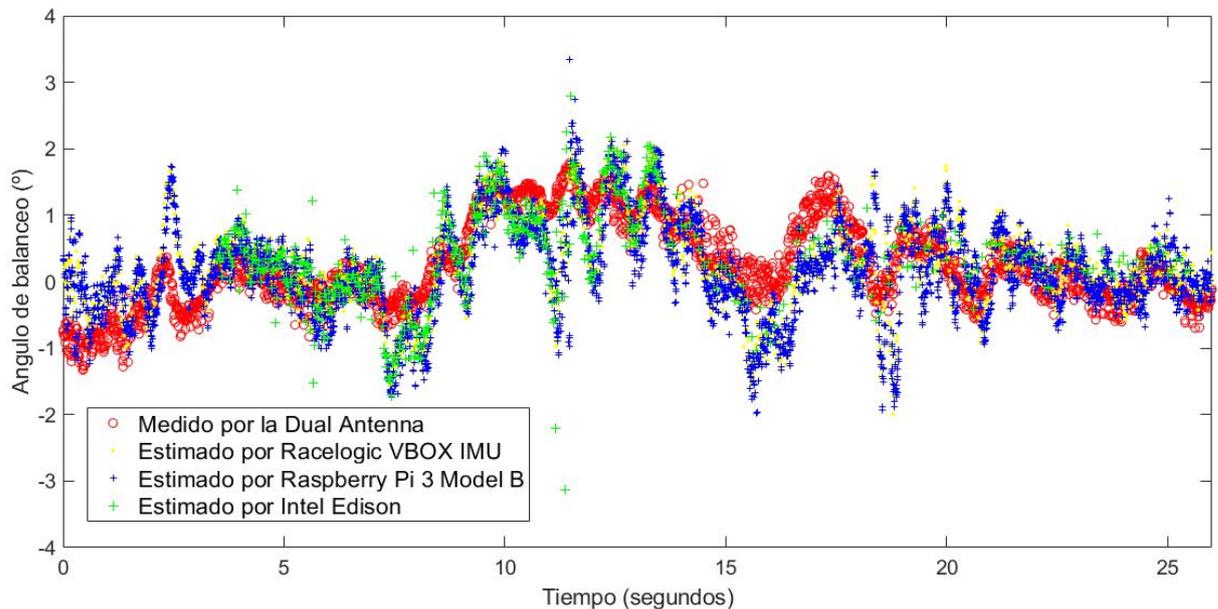


Fig. 5.27. Test 2: Angulo de balanceo obtenido directamente por la antena dual (rojo), estimado utilizando filtro de Kalman “Unscendent” con Raspberry pi (azul), con Intel Edison (verde) y con el IMU de VBOX (amarillo).

de diferencia con filtro “Unscendent”) y para el estimador basado en redes neuronales es mayor el error en Intel Edison que con VBOX (0.09° de diferencia). La diferencia entre Raspberry Pi e Intel Edison es mayor para los filtros de Kalman que para las redes neuronales. Respecto al error máximo (ver Tabla 5.20), el error es menor utilizando redes neuronales, teniendo los resultados muy similares y dispersos entre los distintos dispositivos y métodos.

En la Tabla 5.21, se presenta una comparación del rendimiento en el tiempo entre Intel Edison y Raspberry Pi 3 Modelo B. Para cuantificar el rendimiento de los dispositivos, se han calculado los tiempos de procesamiento medio y máximo. Los resultados muestran que ambos dispositivos estiman el ángulo de balanceo con los tres métodos en menos de 20 ms.

Los resultados muestran que los tiempos de procesamiento para Raspberry Pi 3 Model B son más altos que los de Intel Edison aunque la diferencia es muy baja en el tiempo medio cuando se utiliza filtro de Kalman lineal y redes neuronales. Respecto a los estimadores se observa que el comportamiento respecto al valor medio es similar a lo que se ha observado en la prueba anterior, siendo el tiempo de procesamiento mas alto el estimador

CAPÍTULO 5. SISTEMA DE BAJO COSTE PARA LA ESTIMACIÓN DEL
 ÁNGULO DE BALANCEO EN TIEMPO REAL

	Angulo de balanceo					
	Error Normalizado (%)			Error RMS (°)		
	KF	UKF	ANN	KF	UKF	ANN
Raspberry Pi 3 Model B	120.1.38	100.2	85.37	0.76 ± 0.04	0.63 ± 0.06	0.53 ± 0.07
Intel Edison	105.4	89.9	85.98	0.61 ± 0.05	0.52 ± 0.08	0.51 ± 0.04
Racelogic VBOX IMU	106.1	104.23	72.84	0.66 ± 0.01	0.65 ± 0.05	0.45 ± 0.02

Tabla 5.19. Test 2: Error RMS y error normalizado para los 3 estimadores propuestos.

	Error máximo		
	KF	UKF	ANN
Raspberry Pi 3 Model B	3.21	2.76	2.54
Intel Edison	3.11	4.78	2.36
Racelogic VBOX IMU	2.31	3.38	1.95

Tabla 5.20. Test 2: Error máximo para los 3 estimadores propuestos.

basado en el filtro de Kalman "Unscendent". Respecto al valor máximo, Intel Edison presenta un tiempo máximo de procesamiento mayor utilizando redes neuronales, siendo el tiempo máximo 0.05×10^{-3} s superior que utilizando filtro de Kalman lineal y 0.01×10^{-3} s superior que utilizando filtro de Kalman "Unscendent". En el caso de Raspberry Pi, el caso más crítico es cuando se utiliza un filtro de Kalman lineal donde se obtiene un valor 6ms más rápido que el límite de procesamiento elegido. Visto el valor medio, principalmente cuando se utilizan redes neuronales y filtro de Kalman línea, se puede interpretar que los valores máximos se deben a pequeños retardos puntuales.

	Tiempo de procesamiento					
	Máximo (s)			Medio (s)		
	KF	UKF	ANN	KF	UKF	ANN
Raspberry Pi 3 Model B	14.21×10^{-3}	6.76×10^{-3}	8.02×10^{-3}	6.93×10^{-6}	374.77×10^{-6}	12.32×10^{-6}
Intel Edison	0.08×10^{-3}	0.12×10^{-3}	0.13×10^{-3}	5.25×10^{-6}	51.93×10^{-6}	11.59×10^{-6}

Tabla 5.21. Test 2:Tiempo de procesamiento utilizando filtro de Kalman lineal (KF), no lineal (UKF) y redes neuronales (ANN) en Raspberry Pi 3 Model B e Intel Edison

5.3.3. Test 3: Circulación general

En el último ensayo se emula una circulación normal, por lo que no se realiza una única maniobra si no que se intercalan distintas maniobras con paradas y aceleraciones derivadas de una circulación estandar. La Figura 5.28 se muestra el ángulo de balanceo estimado utilizando redes neuronales por Raspberry Pi (puntos azules), Intel Edison (puntos verdes) y la información proporcionada por el IMU de VBOX (puntos amarillos). Para verificar la precisión de la estimación, los resultados se han comparado con el ángulo de balanceo medido con la antena dual VBOX GPS (puntos rojos), que se considera como referencia. Las estimaciones en esta prueba presenta mucho ruido, existiendo muchos picos atípicos con los tres dispositivos.

La Tabla 5.22 presenta los errores medidos. En este caso solo se ha realizado una única prueba, por lo que no se ha incluido la desviación estándar para el error RMS. En esta prueba, el error calculado es mayor que en las otras dos pruebas. En este tipo de pruebas más largas y con más variaciones, los valores pequeños de las variables pueden provocar mayores errores en la estimación. Al igual que en los casos anteriores el error de los kits de bajo coste es similar al error obtenido utilizando el IMU de VBOX. La Tabla 5.22 muestra que el error es mayor en Intel Edison que en Raspberry Pi a excepción del error máximo, en este caso Intel Edison presenta algunos datos atípicos. La diferencia entre el error normalizado y el error RMS es de aproximadamente 28 % y 0,3° respectivamente. En cuanto a los errores máximos, la diferencia es de aproximadamente 1.5°. Respecto a los errores del sistema de altas prestaciones, este tienen un error normalizado de un 15 % menor respecto a Raspberry Pi y de un 43 % respecto a Intel Edison, en cuanto al error RMS la diferencia es de 10° respecto a Raspberry Pi y de 0.38° respecto a Intel Edison. Por último, la diferencia del error máximo es de 0.63° y 0.88° respecto a Raspberry Pi e Intel Edison respectivamente.

Respecto a la estimación utilizando filtros de Kalman, las figuras 5.29 y 5.30 muestran el ángulo de balanceo estimado por la Raspberry Pi 3 Modelo B (puntos azules), Intel Edison (puntos verdes) y con la información proporcionada por el IMU de VBOX (puntos amarillos), en la Figura 5.29 se muestran los datos estimados utilizando un filtro de Kalman lineal y en la Figura 5.30 se muestran los datos estimados utilizando un filtro de Kalman "Unscendent".

CAPÍTULO 5. SISTEMA DE BAJO COSTE PARA LA ESTIMACIÓN DEL
 ÁNGULO DE BALANCEO EN TIEMPO REAL

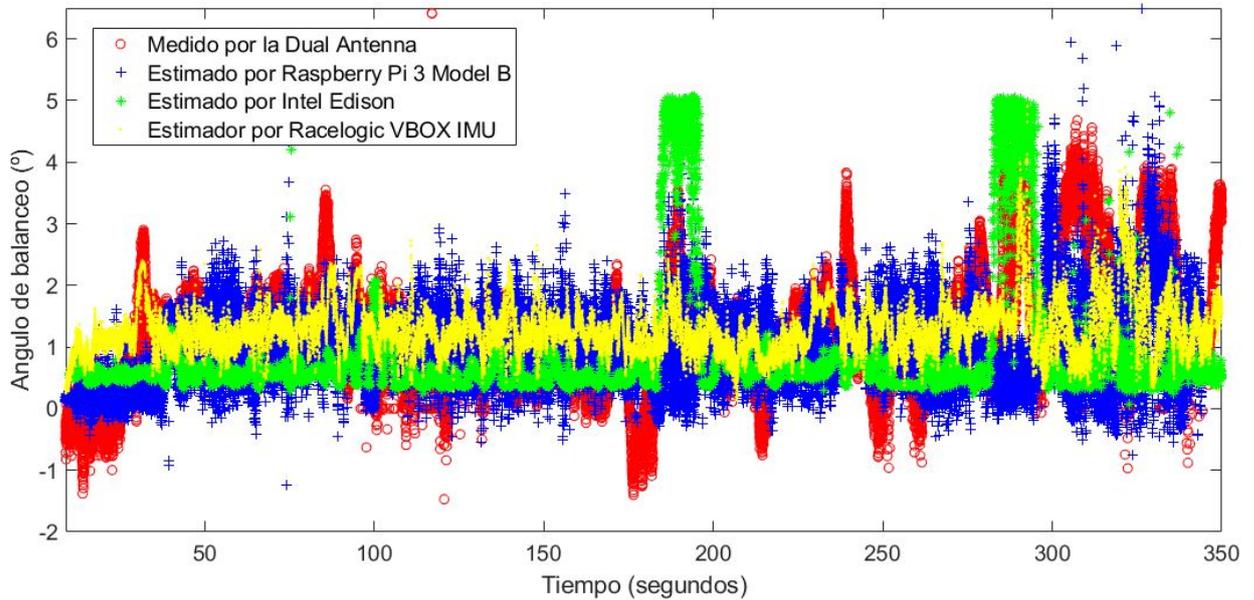


Fig. 5.28. Test 3: Angulo de balanceo obtenido directamente por la antena dual (rojo), estimado utilizado con redes neuronales con Raspberry pi (azule), con Intel Edison (verde) y con el IMU de VBOX (amarillo).

	Angulo de balanceo		
	Error Normalizado (%)	Error RMS (°)	Error máximo (°)
Raspberry Pi 3 Model B	107.91	1.03	5.92
Intel Edison	135.87	1.32	4.41
Racelogic VBOX IMU	92.09	0.94	5.29

Tabla 5.22. Test 3: Errores del angulo de balanceo estimado usando Redes neuronales en Raspberry Pi, Intel Edison y VBOX comparado con la medición obtenida con la antena GPS dual.

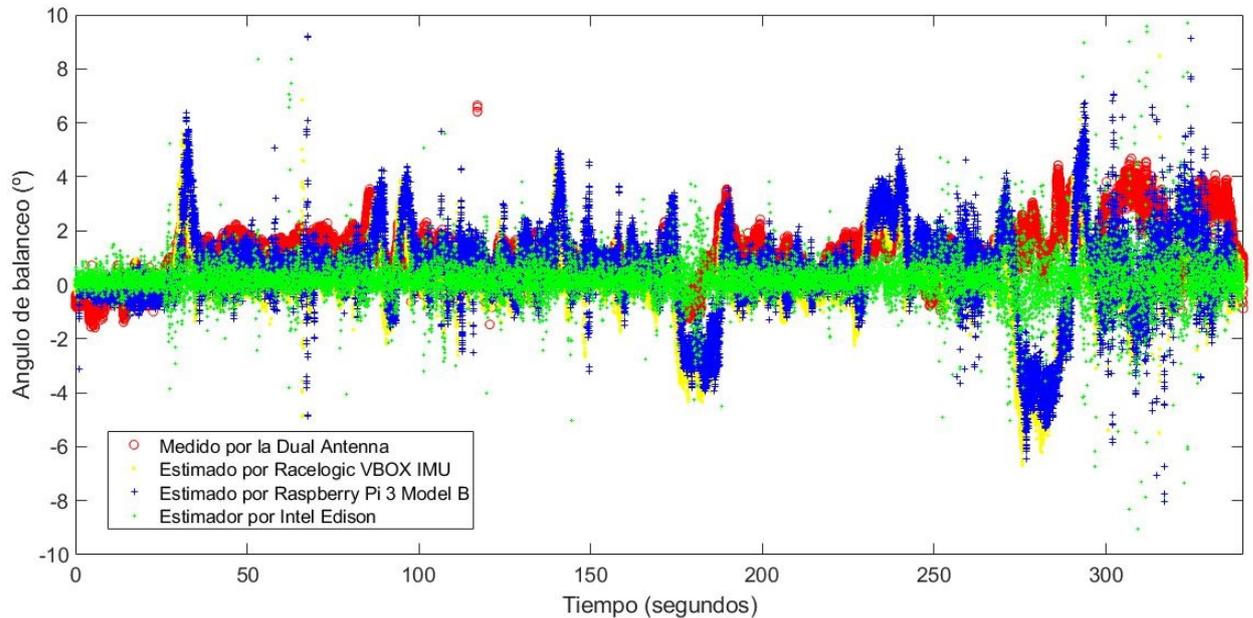


Fig. 5.29. Test 3: Ángulo de balanceo obtenido directamente por la antena dual (rojo), estimado utilizando filtro de Kalman lineal con Raspberry pi (azules), con Intel Edison (verde) y con el IMU de VBOX (amarillo).

En la Tabla 5.23 se pueden observar los resultados. Los resultados muestran que los errores son muy similares en los dos kits a excepción del error máximo, en el cual Intel Edison presenta 55.81° para el filtro lineal de Kalman y 43.68° para el filtro Kalman "Unscendent", este error se debe a una mala estimación del procesador cuando el ángulo real es muy elevado. En cuanto al error normalizado y el error RMS, la diferencia es de aproximadamente el 0.06 % y $0,12^\circ$ para el filtro Kalman lineal y 4 % y $0,15^\circ$ para el filtro de Kalman "Unscendent" para Intel Edison y 5 % y $0,17^\circ$ para el filtro Kalman lineal y 7 % y $0,18^\circ$ para el filtro de Kalman "Unscendent" para Raspberry Pi.

Comparando los tres estimadores de manera conjunta (ver Tabla 5.24) se observa que el error RMS y el error normalizado es mucho más bajo utilizando redes neuronales. Como se ha visto en las tablas anteriores, en este grupo de ensayos se observa que los errores obtenidos con los kits de bajo coste y el kit de VBOX son muy similares. Respecto al error máximo (ver Tabla 5.25), el error es menor utilizando redes neuronales, siendo los valores en Intel Edison con los filtros de Kalman mucho mayores debido a la dispersión de los datos.

CAPÍTULO 5. SISTEMA DE BAJO COSTE PARA LA ESTIMACIÓN DEL
 ÁNGULO DE BALANCEO EN TIEMPO REAL

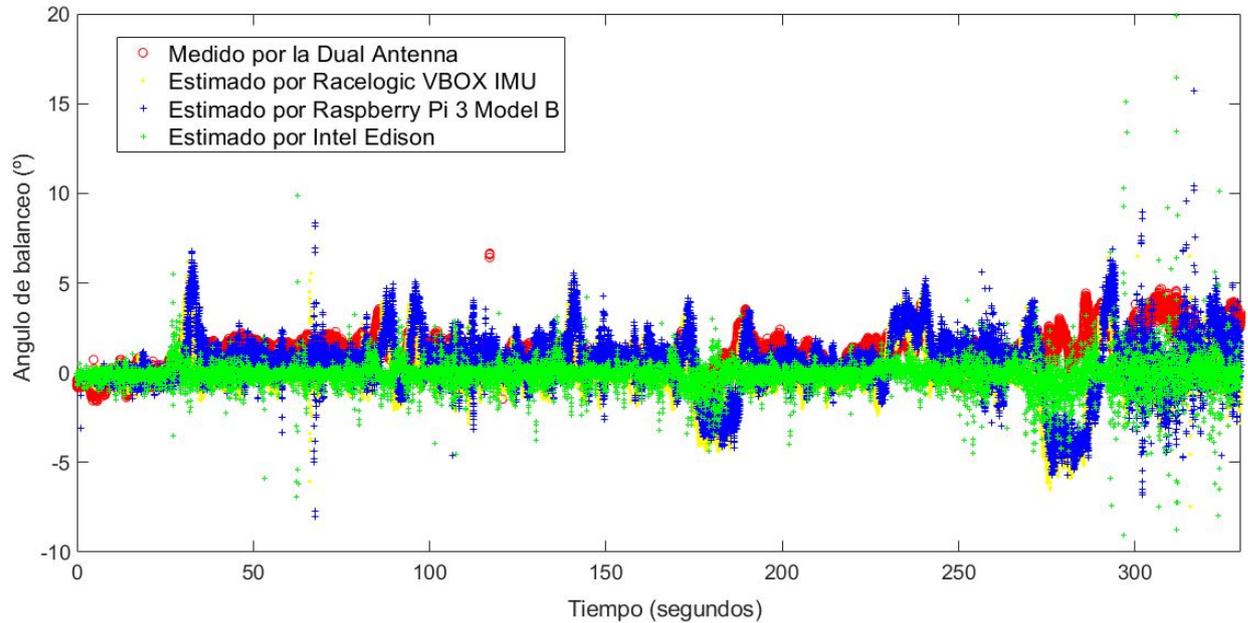


Fig. 5.30. Test 3: Angulo de balanceo obtenido directamente por la antena dual (rojo), estimado utilizando filtro de Kalman “Unscendent” con Raspberry pi (azul), con Intel Edison (verde) y con el IMU de VBOX (amarillo).

	Angulo de balanceo					
	Error Normalizado (%)		Error RMS (°)		Error máximo (°)	
	KF	UKF	KF	UKF	KF	UKF
Raspberry Pi 3 Model B	193.86	186.67	1.86	1.79	15.67	14.33
Intel Edison	198.97	189.46	1.91	1.82	55.81	43.68
Racelogic VBOX IMU	198.91	193.34	2.03	1.97	9.9	8.91

Tabla 5.23. Test 3: Errores del angulo de balanceo estimado usando Filtro de Kalman lineal (KF) y “Unscendent”(UKF) en Raspberry Pi, Intel Edison y VBOX comparado con la medición obtenida con la antena GPS dual.

CAPÍTULO 5. SISTEMA DE BAJO COSTE PARA LA ESTIMACIÓN DEL
 ÁNGULO DE BALANCEO EN TIEMPO REAL

	Ángulo de balanceo					
	Error Normalizado (%)			Error RMS (°)		
	KF	UKF	ANN	KF	UKF	ANN
Raspberry Pi 3 Model B	193.86	186.67	107.91	1.86	1.79	1.03
Intel Edison	198.97	189.46	135.87	1.91	1.82	1.32
Racelogic VBOX IMU	198.91	193.34	92.09	2.03	1.97	0.94

Tabla 5.24. Test 3: Error RMS y error normalizado para los 3 estimadores propuestos.

	Error máximo		
	KF	UKF	ANN
Raspberry Pi 3 Model B	15.67	14.33	5.92
Intel Edison	55.81	43.68	4.41
Racelogic VBOX IMU	9.9	8.91	5.29

Tabla 5.25. Test 3: Error máximo para los 3 estimadores propuestos.

En la Tabla 5.26, se presenta una comparación del tiempo de procesamiento entre Intel Edison y Raspberry Pi 3 Model B. Para cuantificar el rendimiento de los dispositivos, se han calculado los tiempos de procesamiento medio y máximo. Los resultados muestran que ambos dispositivos estiman el ángulo de balanceo con los tres métodos en menos de 20 ms.

Los resultados muestran que los tiempos de procesamiento medios para Raspberry Pi 3 Model B son más bajos que los de Intel Edison, pero presenta mayores tiempos de procesamiento máximos. Al igual que en las pruebas anteriores el tiempo de procesamiento más alto se da con el uso del filtro de Kalman “Unscendent”, 26.44×10^{-6} s respecto a filtro de Kalman lineal y 23.91×10^{-6} s respecto a redes neuronales en Raspberry Pi y 46.89×10^{-6} s respecto a filtro de Kalman lineal y 37.01×10^{-6} s respecto a redes neuronales en Intel Edison, mientras que el tiempo de procesamiento máximo se da utilizando redes neuronales. Usando filtros de Kalman, en ambos kits los valores medios son similares, el valor máximo es superior en Raspberry Pi respecto a Intel Edison, lo que puede indicar una menor estabilidad en el procesamiento. En el caso del uso de redes neuronales los valores medios siguen estando 4 órdenes de magnitud por debajo de los 20 ms.

CAPÍTULO 5. SISTEMA DE BAJO COSTE PARA LA ESTIMACIÓN DEL
 ÁNGULO DE BALANCEO EN TIEMPO REAL

	Tiempo de procesamiento					
	Máximo (s)			Medio (s)		
	KF	UKF	ANN	KF	UKF	ANN
Raspberry Pi 3 Model B	6.41×10^{-3}	8.43×10^{-3}	14.88×10^{-3}	2.05×10^{-6}	28.49×10^{-6}	14.58×10^{-6}
Intel Edison	0.054×10^{-6}	0.71×10^{-6}	9.54×10^{-3}	5.21×10^{-6}	52.10×10^{-6}	15.09×10^{-6}

Tabla 5.26. Test 3:Tiempo de procesamiento utilizando filtro de Kalman lineal (KF), no lineal (UKF) y redes neuronales (ANN) en Raspberry Pi 3 Model B e Intel Edison

Por tanto, ambos dispositivos cumplen el requerimiento de tiempo en los 3 ensayos, aunque Raspberry Pi muestra una mayor inestabilidad, presentando errores máximos cercanos al límite establecido en 50 Hz. Respecto a los métodos de estimación, el más preciso en los tres ensayos ha sido las redes neuronales, siendo más precisas en Raspberry Pi respecto a Intel Edison, aunque siendo ambos valores similares a los obtenidos con el sistema de altas prestaciones Racelogic VBOX.

6. CONTROLADOR DE VUELCO CON RETARDOS EN LAS SEÑALES DE ENTRADA Y SALIDA DE LA RED DE COMUNICACIÓN

Uno de los principales tipos de accidentes que ocurren en carretera es el vuelco de vehículos comerciales, como pueden ser camiones, furgonetas y autobuses. Esto se debe principalmente a que este tipo de vehículos tienen un elevado centro de gravedad. Por esta razón, muchas investigaciones se han centrado en el diseño de sistemas antivuelco, también conocidos como RSC (Roll Stability Control). En la presente Tesis Doctoral se va a diseñar un controlador de vuelco estático y robusto basado en la realimentación de las medidas (SOFC, Static Output-Feedback Controller). La ventaja frente a otro tipo de metodologías es que en comparación con Fuzzy o redes neuronales, este controlador si garantiza la estabilidad, por otro lado, en comparación con LQR las perturbaciones en el sistema si se tienen en cuenta. Adicionalmente, otra gran ventaja de este tipo de controladores es que la ganancia del controlador se calcula offline, reduciendo así el tiempo de ejecución durante su ejecución.

En este capítulo se presenta la metodología aplicada para el diseño y evaluación de un controlador de vuelco que considera los posibles retardos en la red de comunicación. En la sección 6.1 define el modelo de vehículo elegido, se plantea el desarrollo matemático del controlador y el bloque de fuerzas de suspensión que procesará la información para enviarla al actuador de la suspensión. Por último, en la sección 6.1.5 se definen las simulaciones que se van a realizar, así como los distintos escenarios que se van a contemplar.

En la sección 6.2 se presentan los resultados obtenidos de las simulaciones realizadas y se comparan con un sistema sin controlador y un controlador que no considera el retardo en su diseño para poder evaluar el rendimiento del controlador propuesto en la siguiente Tesis Doctoral.

6.1. Metodología para el diseño de un controlador de vuelco en sistemas con retardos en la entrada y la salida

En esta sección se describe la metodología adoptada para desarrollar un controlador H_∞ para la estabilidad de vuelco que considera retardos en la red de comunicación en las

señales de entrada (medida de los sensores) y salida (momento antivuelco). Este controlador está basado en realimentación de las medidas.

La estructura del controlador diseñado en esta Tesis Doctoral puede verse en la Figura 6.1. Como se puede observar la información de la velocidad de balanceo obtenida por el sensor inercial (IMU) es enviada al controlador, el cual tras procesar la información, obtiene el momento antivuelco y envía la información de las fuerzas que deben aplicarse sobre la suspensión al vehículo. La información tanto de los sensores como del controlador es enviada a través de una red de comunicación, lo que genera retardos en esta fase, es decir, en la señal de entrada del controlador (señal desde el sensor hasta el procesador) y en la señal de salida del controlador (señal desde el controlador hacia el actuador).

Para el diseño de este controlador, la aceleración lateral a_{ym} y la velocidad de balanceo $\dot{\phi}$ son obtenidas directamente por un sensor inercial de bajo coste ya incorporado en los vehículos actuales. Como se muestra en la Figura 6.1 la velocidad de balanceo $\dot{\phi}$ es la medida del sistema y la aceleración lateral a_y es considerada una perturbación conocida. Para considerar una situación más realista, se ha tenido en cuenta el peralte de la carretera ϕ_r , la cual es considerada una perturbación desconocida. La red de comunicación se sitúa a ambos lados del controlador, por lo que a la entrada de control u se le aplica un retardo h y al envío de los datos del sensor y se le aplica un retardo ρ .

6.1.1. Modelo de vehículo utilizado en el diseño del controlador.

El modelo de vehículo utilizado para el diseño del controlador y que posteriormente será utilizado para simular los ensayos, es el modelo de una furgoneta Mercedes Benz Sprinter similar al definido en la Sección 5.1.2. Toda las variables utilizadas en el modelo que se va a presentar a continuación se encuentran presentes en la Tabla 5.4.

En este modelo se considera un modelo de vehículo de 1-DOF (grado de libertad) que se adopta para describir el movimiento de balanceo del vehículo (Figura 6.2). En el modelo, se establece un sistema de coordenadas fijo (x, y, z) y se considera que la masa suspendida del vehículo gira alrededor del centro de balanceo del vehículo. En este modelo se consideran como suposiciones que el ángulo de balanceo del vehículo es pequeño y que no se tiene en cuenta el movimiento de cabeceo de la masa suspendida. La dinámica de balanceo del vehículo se rige por la siguiente ecuación diferencial [29][91]:

$$I_{xx}\ddot{\phi} = -C_R\dot{\phi} - K_R\phi + mh_{cr}g(\phi + \phi_r) + mh_{cr}a_y \quad (6.1)$$

CAPÍTULO 6. CONTROLADOR DE VUELCO CON RETARDOS EN LAS SEÑALES DE ENTRADA Y SALIDA DE LA RED DE COMUNICACIÓN

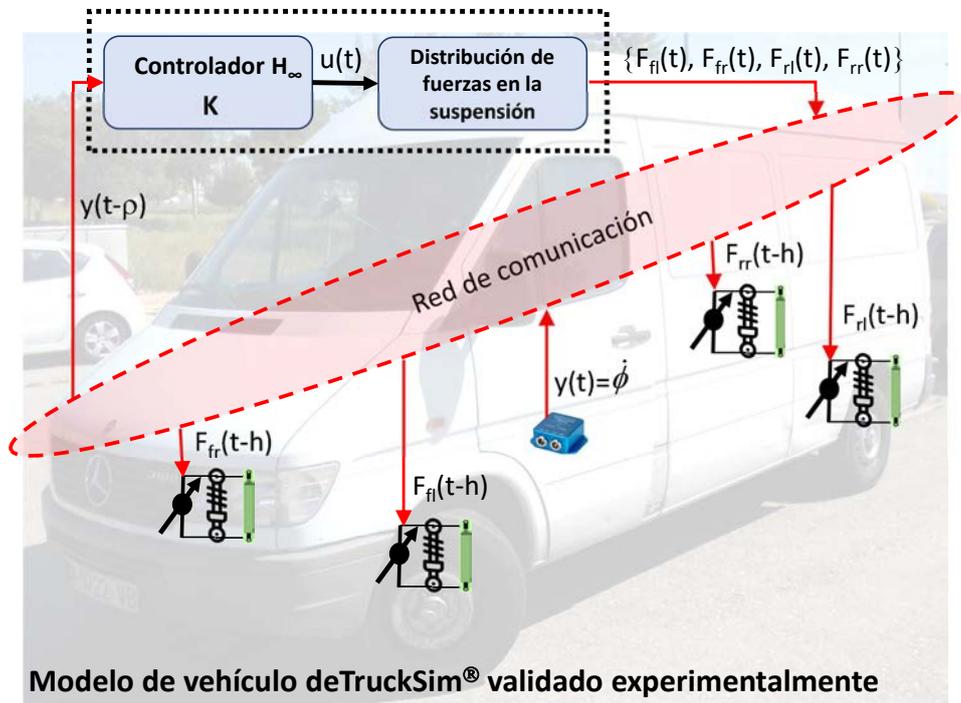


Fig. 6.1. Estructura Controlador

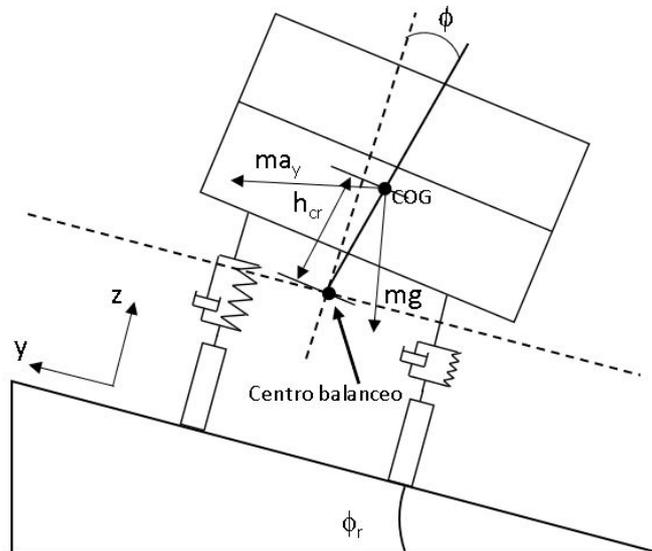


Fig. 6.2. Modelo del vehículo

Por tanto, si a la ecuación (6.1) se le incluyen perturbaciones desconocidas, \mathbf{d}_s , el espacio de estados que representa el modelo de balanceo utilizado para definir el controlador diseñado en esta Tesis Doctoral y que tiene en cuenta retardos en la red es:

$$\dot{\mathbf{x}}(t) = \mathbf{A}\mathbf{x}(t) + \mathbf{B}_u u(t-h) + \mathbf{B}_{a_y} a_y(t) + \mathbf{B}_{\phi_r} \phi_r(t) + \mathbf{B}_d \mathbf{d}_s(t) \quad (6.2)$$

$$y(t) = \mathbf{C}_1 \mathbf{x}(t) \quad (6.3)$$

$$\mathbf{z}(t) = \mathbf{C}_2 \mathbf{x}(t) \quad (6.4)$$

donde $\mathbf{x} = [\phi, \dot{\phi}]^T$ es el vector del estado formado por el ángulo de balanceo ϕ y la velocidad de balanceo $\dot{\phi}$, $\mathbf{y} = [\dot{\phi}]$ es el vector de la medición, a_y es la aceleración lateral, $u = M_x$ es la entrada de control, M_x es el momento antivuelco, \mathbf{z} es el vector controlado, ϕ_r es el peralte de la carretera, \mathbf{d}_s es el vector de perturbaciones desconocidas y

$$\begin{aligned} \mathbf{A} &= \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ \frac{(m \cdot g \cdot h_{cr}) - K_r}{I_{xx}} & \frac{C_r}{I_{xx}} \end{bmatrix}; \mathbf{B}_{a_y} = \begin{bmatrix} 0 \\ \frac{m \cdot h_{cr}}{I_{xx}} \end{bmatrix} \\ \mathbf{B}_{\phi_r} &= \begin{bmatrix} 0 \\ \frac{m \cdot h_{cr} \cdot g}{I_{xx}} \end{bmatrix}; \mathbf{B}_u = \begin{bmatrix} 0 \\ \frac{1}{I_{xx}} \end{bmatrix}; \mathbf{B}_d = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix}; \\ \mathbf{C}_1 &= \begin{bmatrix} 0 & 1 \end{bmatrix} \\ \mathbf{C}_2 &= \begin{bmatrix} 1 & 1 \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (6.5)$$

Todos los parámetros del vehículo están definidos en la Tabla 5.5.

6.1.2. Diseño de controlador H_∞ considerando retardos en la red de comunicación

El controlador H_∞ diseñado es un controlador de vuelco estático y robusto basado en la realimentación de las medidas (SOFC, Static Output-Feedback Controller). En este tipo de controladores la salida de control depende de las medidas observables, por lo que se debe encontrar el valor de ganancia K . El valor de ganancia K se puede obtener tal que:

$$\mathbf{u}(t) = \mathbf{K}\mathbf{y}(t-h) \quad (6.6)$$

Se considera que la red de comunicación genera un retardo máximo, tal que, $0 \leq h \leq \bar{h}$ y $0 \leq \rho \leq \bar{\rho}$, donde \bar{h} y $\bar{\rho}$ son los retardos máximos para las señales de entrada y salida. Por lo tanto, si se define $\tau = h + \rho$, el sistema presentado en la Ecuación (6.2) puede ser reescrito como:

$$\dot{\mathbf{x}}(t) = \mathbf{A}\mathbf{x}(t) + \mathbf{B}_u\mathbf{K}y(t - \tau) + \mathbf{B}_{a_y}a_y(t) + \mathbf{B}_{\phi_r}\phi_r(t) + \mathbf{B}_d\mathbf{d}_s(t) \quad (6.7)$$

Combinando la Ecuación (6.53) y la Ecuación (6.7) se obtiene:

$$\dot{\mathbf{x}}(t) = \mathbf{A}\mathbf{x}(t) + \mathbf{B}_u\mathbf{K}\mathbf{C}_1\mathbf{x}(t - \tau) + \mathbf{B}_w\mathbf{w}(t) \quad (6.8)$$

donde $\mathbf{w}(t) = [a_y(t) \quad \phi_r(t) \quad \mathbf{d}_s(t)]^T$ y $\mathbf{B}_w = [\mathbf{B}_{a_y} \quad \mathbf{B}_{\phi_r} \quad \mathbf{B}_d]$

Teorema 1. Para los valores escalares $\bar{h} > 0$, $\bar{\rho} > 0$, el sistema en red (6.8) es asintóticamente estable con un rendimiento H_∞ , si existe un escalar positivo γ , matrices simétricas positivas $\mathbf{X} = \mathbf{X}^T > \mathbf{0}$, $\mathbf{H} = \mathbf{H}^T > \mathbf{0}$, $\mathbf{Y} = \mathbf{Y}^T > \mathbf{0}$, y una matriz \mathbf{W} , tal que la siguiente desigualdad lineal de matrices (LMI Lineal Matrix Inequality) tenga solución:

$$\begin{bmatrix} \mathbf{X}\mathbf{A}^T + \mathbf{A}\mathbf{X} + \mathbf{B}_u\mathbf{W} + \mathbf{W}^T\mathbf{B}_u^T & 0 & \mathbf{B}_w & -\mathbf{B}_u\mathbf{Y} & \mathbf{X}\mathbf{A}^T + \mathbf{W}^T\mathbf{B}_u^T & \mathbf{X}\mathbf{C}_2^T & \mathbf{W}^T \\ * & -\mathbf{L} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ * & * & -\gamma^2\mathbf{I} & 0 & \mathbf{B}_w^T & 0 & 0 \\ * & * & * & \frac{-1}{\tau}\mathbf{Y} & \mathbf{Y}\mathbf{B}_u^T & 0 & 0 \\ * & * & * & * & \frac{-1}{\tau}\mathbf{Q} & 0 & 0 \\ * & * & * & * & * & -\mathbf{I} & 0 \\ * & * & * & * & * & * & -\mathbf{L} \end{bmatrix} < \mathbf{0} \quad (6.9)$$

$$\begin{bmatrix} -2\mathbf{X} + \mathbf{Q} & -\mathbf{W}^T \\ \mathbf{W} & -\mathbf{Y} \end{bmatrix} < \mathbf{0} \quad (6.10)$$

Demostración. Considerando $\bar{\tau} = \bar{h} + \bar{\rho}$ y aplicando las fórmulas de Newton-Leibnitz,

$$\mathbf{B}_u\mathbf{K}\mathbf{C}_1 \int_{t-\tau}^t \dot{\mathbf{x}}(s)ds = \mathbf{B}_u\mathbf{K}\mathbf{C}_1\mathbf{x}(t) - \mathbf{B}_u\mathbf{K}\mathbf{C}_1\mathbf{x}(t - \tau) \quad (6.11)$$

$$\mathbf{B}_u\mathbf{K}\mathbf{C}_1\mathbf{x}(t - \tau) = \mathbf{B}_u\mathbf{K}\mathbf{C}_1\mathbf{x}(t) - \mathbf{B}_u\mathbf{K}\mathbf{C}_1 \int_{t-\tau}^t \dot{\mathbf{x}}(s)ds \quad (6.12)$$

La Ecuación (6.8) se puede reescribir como::

$$\dot{\mathbf{x}} = \mathbf{A}\mathbf{x}(t) + \mathbf{B}_u\mathbf{K}\mathbf{C}_1\mathbf{x}(t) - \mathbf{B}_u\mathbf{K}\mathbf{C}_1 \int_{t-\tau}^t \dot{\mathbf{x}}(s)ds + \mathbf{B}_w\mathbf{w}(t) \quad (6.13)$$

Se define la función candidata de Lyapunov-Krasovskii como:

$$V(t) = V_1(t) + V_2(t) + V_3(t) \quad (6.14)$$

donde

$$V_1(t) = \mathbf{x}(t)^T \mathbf{P}\mathbf{x}(t) \quad (6.15)$$

$$V_2(t) = \int_{t-\tau}^t \dot{\mathbf{x}}^T(s)(\mathbf{C}_1\mathbf{K})^T \mathbf{S}\mathbf{K}\mathbf{C}_1\mathbf{x}(s)ds \quad (6.16)$$

$$V_3(t) = \int_{t-\tau}^t (s - (t - \tau)) \dot{\mathbf{x}}^T(s)(\mathbf{K}\mathbf{C}_1)^T \mathbf{R}(\mathbf{K}\mathbf{C}_1)\dot{\mathbf{x}}(s)ds \quad (6.17)$$

y $\mathbf{P}=\mathbf{P}^T > 0$, $\mathbf{R}=\mathbf{R}^T > 0$, $\mathbf{S}=\mathbf{S}^T > 0$.

Derivando V(t),

$$\begin{aligned} \dot{V}_1(t) &= \dot{\mathbf{x}}^T(t)\mathbf{P}\mathbf{x}(t) + \mathbf{x}^T(t)\mathbf{P}\dot{\mathbf{x}}(t) = \mathbf{x}^T(t) \left[(\mathbf{A} + \mathbf{B}_u\mathbf{K}\mathbf{C}_1)^T \mathbf{P} + \mathbf{P}(\mathbf{A} + \mathbf{B}_u\mathbf{K}\mathbf{C}_1) \right] \mathbf{x}(t) \\ &\quad - 2\mathbf{x}(t)^T \mathbf{P}\mathbf{B}_u\mathbf{K}\mathbf{C}_1 \int_{t-\tau}^t \dot{\mathbf{x}}(s) ds + 2\mathbf{x}(t)^T \mathbf{P}\mathbf{B}_w\mathbf{w}(t) \end{aligned} \quad (6.18)$$

$$\dot{V}_2(t) = \mathbf{x}^T(t)(\mathbf{C}_1\mathbf{K})^T \mathbf{S}\mathbf{K}\mathbf{C}_1\mathbf{x}(t) - \mathbf{x}^T(t-\tau)(\mathbf{C}_1\mathbf{K})^T \mathbf{S}\mathbf{K}\mathbf{C}_1\mathbf{x}(t-\tau) \quad (6.19)$$

Teniendo en cuenta la desigualdad

$$- \int_{t-\sigma}^t \dot{\mathbf{x}}^T(s)\mathbf{T}\dot{\mathbf{x}}(s)ds \leq -\frac{1}{\sigma} \left[\int_{t-\sigma}^t \dot{\mathbf{x}}(s) ds \right]^T \mathbf{T} \left[\int_{t-\sigma}^t \dot{\mathbf{x}}(s) ds \right] \quad (6.20)$$

se obtiene

$$\begin{aligned} \dot{V}_3(t) &= \mathbf{x}^T(t)(\mathbf{A} + \mathbf{B}_u\mathbf{K}\mathbf{C}_1)^T \tau(\mathbf{K}\mathbf{C}_1)^T \mathbf{R}(\mathbf{K}\mathbf{C}_1)(\mathbf{A} + \mathbf{B}_u\mathbf{K}\mathbf{C}_1)\mathbf{x}(t) \\ &\quad - \left[\int_{t-\tau}^t \dot{\mathbf{x}}^T(s)ds \right] (\mathbf{K}\mathbf{C}_1)^T \mathbf{B}_u^T \tau(\mathbf{K}\mathbf{C}_1)^T \mathbf{R}(\mathbf{K}\mathbf{C}_1)\mathbf{B}_u(\mathbf{K}\mathbf{C}_1) \left[\int_{t-\tau}^t \dot{\mathbf{x}}(s)ds \right] \\ &\quad + \mathbf{w}^T(t)\mathbf{B}_w^T \tau(\mathbf{K}\mathbf{C}_1)^T \mathbf{R}(\mathbf{K}\mathbf{C}_1)\mathbf{B}_w\mathbf{w}(t) - \frac{1}{\tau} \left[\int_{t-\tau}^t \dot{\mathbf{x}}(s) ds \right]^T (\mathbf{K}\mathbf{C}_1)^T \mathbf{R}(\mathbf{K}\mathbf{C}_1) \left[\int_{t-\tau}^t \dot{\mathbf{x}}(s) ds \right] \end{aligned} \quad (6.21)$$

Entonces, el sistema (6.13) es asintóticamente estable y tiene un rendimiento H_∞ con atenuación gamma si se cumple la siguiente desigualdad

$$\| \mathbf{z}^T \mathbf{z} \|_2 < \gamma \| \mathbf{w}^T \mathbf{w} \| \quad (6.22)$$

$$\dot{\mathbf{V}}(t) + \mathbf{z}(t)^T \mathbf{z}(t) - \gamma^2 \mathbf{w}(t)^T \mathbf{w}(t) < \mathbf{0} \quad (6.23)$$

$$\begin{aligned} & \mathbf{x}^T(t) \left[(\mathbf{A} + \mathbf{B}_u \mathbf{K} \mathbf{C}_1)^T \mathbf{P} + \mathbf{P} (\mathbf{A} + \mathbf{B}_u \mathbf{K} \mathbf{C}_1) \right] \mathbf{x}(t) - 2 \mathbf{x}(t)^T \mathbf{P} \mathbf{B}_u \mathbf{K} \mathbf{C}_1 \int_{t-\tau}^t \dot{\mathbf{x}}(s) ds \\ & + 2 \mathbf{x}(t)^T \mathbf{P} \mathbf{B}_w \mathbf{w}(t) - \mathbf{x}^T(t) (\mathbf{C}_1 \mathbf{K})^T \mathbf{S} \mathbf{K} \mathbf{C}_1 \mathbf{x}(t) - \mathbf{x}^T(t-\tau) (\mathbf{C}_1 \mathbf{K})^T \mathbf{S} \mathbf{K} \mathbf{C}_1 \mathbf{x}(t-\tau) \\ & + \mathbf{x}^T(t) (\mathbf{A} + \mathbf{B}_u \mathbf{K} \mathbf{C}_1)^T \tau (\mathbf{K} \mathbf{C}_1)^T \mathbf{R} (\mathbf{K} \mathbf{C}_1) (\mathbf{A} + \mathbf{B}_u \mathbf{K} \mathbf{C}_1) \mathbf{x}(t) \\ & - \left[\int_{t-\tau}^t \dot{\mathbf{x}}^T(s) ds \right] (\mathbf{K} \mathbf{C}_1)^T \mathbf{B}_u^T \tau (\mathbf{K} \mathbf{C}_1)^T \mathbf{R} (\mathbf{K} \mathbf{C}_1) \mathbf{B}_u (\mathbf{K} \mathbf{C}_1) \left[\int_{t-\tau}^t \dot{\mathbf{x}}(s) ds \right] \\ & + \mathbf{w}^T(t) \mathbf{B}_w^T \tau (\mathbf{K} \mathbf{C}_1)^T \mathbf{R} (\mathbf{K} \mathbf{C}_1) \mathbf{B}_w \mathbf{w}(t) - \frac{1}{\tau} \left[\int_{t-\tau}^t \dot{\mathbf{x}}(s) ds \right]^T (\mathbf{K} \mathbf{C}_1)^T \mathbf{R} (\mathbf{K} \mathbf{C}_1) \left[\int_{t-\tau}^t \dot{\mathbf{x}}(s) ds \right] \\ & + (\mathbf{C}_2 \mathbf{x}(t))^T \mathbf{C}_2 \mathbf{x}(t) - \gamma^2 \mathbf{w}(t)^T \mathbf{w}(t) < \mathbf{0} \end{aligned} \quad (6.24)$$

Ahora, se define

$$\boldsymbol{\psi}^T(t) = \left[\mathbf{x}^T(t), \mathbf{x}^T(t-\tau) (\mathbf{C}_1 \mathbf{K})^T, \mathbf{w}^T(t) \int_{t-\tau}^t \dot{\mathbf{x}}^T(s) ds (\mathbf{K} \mathbf{C}_1)^T \right] \quad (6.25)$$

Entonces,

$$\boldsymbol{\psi}(t)^T \boldsymbol{\Sigma}_0 \boldsymbol{\psi}(t) < \mathbf{0} \quad (6.26)$$

donde

$$\boldsymbol{\Sigma}_0 = \begin{bmatrix} \Delta_{11} & 0 & \mathbf{P} \mathbf{B}_w & -\mathbf{P} \mathbf{B}_u \\ * & -\mathbf{S} & 0 & 0 \\ * & * & -\gamma^2 \mathbf{I} & 0 \\ * & * & * & \frac{-1}{\tau} \mathbf{R} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \Delta_1^T \\ 0 \\ \mathbf{B}_w^T \\ \mathbf{B}_u^T \end{bmatrix} (\tau (\mathbf{K} \mathbf{C}_1)^T \mathbf{R} (\mathbf{K} \mathbf{C}_1)) \begin{bmatrix} \Delta_1 \\ 0 \\ \mathbf{B}_w \\ \mathbf{B}_u \end{bmatrix}^T \quad (6.27)$$

siendo

$$\Delta_{11} = (\mathbf{A} + \mathbf{B}_u \mathbf{K} \mathbf{C}_1)^T \mathbf{P} + \mathbf{P} (\mathbf{A} + \mathbf{B}_u \mathbf{K} \mathbf{C}_1) + \mathbf{C}_2^T \mathbf{C}_2 + (\mathbf{C}_1 \mathbf{K})^T \mathbf{S} \mathbf{C}_1 \mathbf{K} \quad (6.28)$$

$$\Delta_1 = \mathbf{A} + \mathbf{B}_u \mathbf{K} \mathbf{C}_1 \quad (6.29)$$

La ecuación (6.26) puede reescribirse como

$$\Sigma_0 < \mathbf{0} \quad (6.30)$$

Se definen la matriz η como:

$$\eta = \begin{bmatrix} \mathbf{P}^{-1} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \mathbf{S}^{-1} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \mathbf{I} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \mathbf{R}^{-1} \end{bmatrix} \quad (6.31)$$

Premultiplicando y Postmultiplicando la Ecuación (6.27) por η^T y η , se obtiene la siguiente inecuación

$$\begin{aligned} & \begin{bmatrix} \mathbf{P}^{-1} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \mathbf{S}^{-1} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \mathbf{I} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \mathbf{R}^{-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta_{11} & 0 & \mathbf{P}\mathbf{B}_w & -\mathbf{P}\mathbf{B}_u \\ * & -\mathbf{S} & 0 & 0 \\ * & * & -\gamma^2\mathbf{I} & 0 \\ * & * & * & \frac{-1}{\tau}\mathbf{R} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{P}^{-1} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \mathbf{S}^{-1} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \mathbf{I} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \mathbf{R}^{-1} \end{bmatrix} + \\ & \begin{bmatrix} \mathbf{P}^{-1} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \mathbf{S}^{-1} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \mathbf{I} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \mathbf{R}^{-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta_1^T \\ 0 \\ \mathbf{B}_w^T \\ \mathbf{B}_u^T \end{bmatrix} (\tau(\mathbf{K}\mathbf{C}_1)^T \mathbf{R}(\mathbf{K}\mathbf{C}_1)) \begin{bmatrix} \Delta_1 \\ 0 \\ \mathbf{B}_w \\ \mathbf{B}_u \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{P}^{-1} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \mathbf{S}^{-1} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \mathbf{I} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \mathbf{R}^{-1} \end{bmatrix} = \\ & \begin{bmatrix} \hat{\Delta}_{11} & 0 & \mathbf{B}_w & -\mathbf{B}_u\mathbf{R}^{-1} \\ * & -\mathbf{S}^{-1} & 0 & 0 \\ * & * & -\gamma^2\mathbf{I} & 0 \\ * & * & * & \frac{-1}{\tau}\mathbf{R}^{-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \hat{\Delta}_1^T \\ 0 \\ \mathbf{B}_w^T \\ \mathbf{R}^{-1}\mathbf{B}_u^T \end{bmatrix} (\tau(\mathbf{K}\mathbf{C}_1)^T \mathbf{R}(\mathbf{K}\mathbf{C}_1)) \begin{bmatrix} \hat{\Delta}_1 \\ 0 \\ \mathbf{B}_w \\ \mathbf{B}_u\mathbf{R}^{-1} \end{bmatrix}^T \quad (6.32) \end{aligned}$$

y

$$\hat{\Delta}_{11} = \mathbf{P}^{-1}(\mathbf{A} + \mathbf{B}_u\mathbf{K}\mathbf{C}_1)^T + (\mathbf{A} + \mathbf{B}_u\mathbf{K}\mathbf{C}_1)\mathbf{P}^{-1} + (\mathbf{C}_2\mathbf{P}^{-1})^T(\mathbf{C}_2\mathbf{P}^{-1}) + (\mathbf{C}_1\mathbf{K}\mathbf{P}^{-1})^T\mathbf{S}(\mathbf{C}_1\mathbf{K}\mathbf{P}^{-1}) \quad (6.33)$$

$$\hat{\Delta}_1 = \mathbf{P}^{-1}(\mathbf{A} + \mathbf{B}_u\mathbf{K}\mathbf{C}_1) \quad (6.34)$$

Se definen las matrices \mathbf{W} , \mathbf{X} , \mathbf{Y} y \mathbf{L} como:

$$\mathbf{W} = \mathbf{K}\mathbf{C}_1\mathbf{P}^{-1}, \mathbf{X} = \mathbf{P}^{-1}, \mathbf{Y} = \mathbf{R}^{-1}, \mathbf{L} = \mathbf{S}^{-1} \quad (6.35)$$

y se aplica el cambio de variable

$$\begin{bmatrix} \bar{\Delta}_{11} & 0 & \mathbf{B}_w & -\mathbf{B}_u \mathbf{Y} \\ * & -\mathbf{L} & 0 & 0 \\ * & * & -\gamma^2 \mathbf{I} & 0 \\ * & * & * & \frac{-1}{\tau} \mathbf{Y} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \hat{\Delta}_1^T \\ 0 \\ \mathbf{B}_w^T \\ \mathbf{Y} \mathbf{B}_u^T \end{bmatrix} (\tau (\mathbf{K} \mathbf{C}_1)^T \mathbf{Y}^{-1} (\mathbf{K} \mathbf{C}_1)) \begin{bmatrix} \hat{\Delta}_1 \\ 0 \\ \mathbf{B}_w \\ \mathbf{B}_u \mathbf{Y} \end{bmatrix}^T \quad (6.36)$$

$$\bar{\Delta}_{11} = \mathbf{X} \mathbf{A}^T + \mathbf{A} \mathbf{X} + \mathbf{W}^T \mathbf{B}_u^T + \mathbf{B}_u \mathbf{W} + \mathbf{X} \mathbf{C}_2^T \mathbf{C}_2 \mathbf{X} + \mathbf{W} \mathbf{L}^{-1} \mathbf{W} \quad (6.37)$$

$$\bar{\Delta}_1 = \mathbf{P}^{-1} (\mathbf{A} + \mathbf{B}_u \mathbf{K} \mathbf{C}_1) \quad (6.38)$$

Si se cumple la siguiente desigualdad

$$\begin{bmatrix} -2\mathbf{X} + \mathbf{Q} & \mathbf{W}^T \\ \mathbf{W} & -\mathbf{Y} \end{bmatrix} < \mathbf{0} \quad (6.39)$$

siendo $\mathbf{Q} = \mathbf{Q}^T$, $\mathbf{X} = \mathbf{X}^T$ y aplicando el complemento de Schur, se obtiene

$$-2\mathbf{X} + \mathbf{Q} + \mathbf{W}^T \mathbf{Y}^{-1} \mathbf{W} < \mathbf{0} \quad (6.40)$$

Considerando que $\mathbf{W} = \mathbf{K} \mathbf{C}_1 \mathbf{X}$, se obtiene la siguiente inecuación:

$$-2\mathbf{X} + \mathbf{Q} < -\mathbf{X} \mathbf{C}_1 \mathbf{K}^T \mathbf{Y}^{-1} \mathbf{C}_1 \mathbf{K} \mathbf{X} \quad (6.41)$$

Por otro lado, si $\mathbf{Q} > \mathbf{0}$,

$$(\mathbf{X} - \mathbf{Q}) \mathbf{Q}^{-1} (\mathbf{X} - \mathbf{Q}) > \mathbf{0} \quad (6.42)$$

por lo que

$$-2\mathbf{X} + \mathbf{Q} > -\mathbf{X} \mathbf{Q}^{-1} \mathbf{X} \quad (6.43)$$

Combinando (6.41) y (6.43)

$$\mathbf{K}^T \mathbf{Y}^{-1} \mathbf{K} < \mathbf{Q}^{-1} \quad (6.44)$$

Aplicando la Ecuación (6.44), se puede transformar la Ecuación (6.32) como:

$$\begin{bmatrix} \bar{\Delta}_{11} & 0 & \mathbf{B}_w & -\mathbf{B}_u \mathbf{Y} \\ * & -\mathbf{L} & 0 & 0 \\ * & * & -\gamma^2 \mathbf{I} & 0 \\ * & * & * & \frac{-1}{\tau} \mathbf{Y} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \hat{\Delta}_1^T \\ 0 \\ \mathbf{B}_w^T \\ \mathbf{Y} \mathbf{B}_u^T \end{bmatrix} (\tau \mathbf{Q}^{-1}) \begin{bmatrix} \hat{\Delta}_1 \\ 0 \\ \mathbf{B}_w \\ \mathbf{B}_u \mathbf{Y} \end{bmatrix}^T \quad (6.45)$$

Tras aplicar el complemento de Schur

$$\begin{bmatrix} \bar{\Delta}_{11} & 0 & \mathbf{B}_w & -\mathbf{B}_u \mathbf{Y} & \mathbf{X} \mathbf{A}^T + \mathbf{W}^T \mathbf{B}_u^T \\ * & -\mathbf{L} & 0 & 0 & 0 \\ * & * & -\gamma^2 \mathbf{I} & 0 & \mathbf{B}_w^T \\ * & * & * & \frac{-1}{\tau} \mathbf{Y} & \mathbf{Y} \mathbf{B}_u^T \\ * & * & * & * & \frac{-1}{\tau} \mathbf{Q} \end{bmatrix} \quad (6.46)$$

Tras aplicar Schur, se obtiene que para cualquier valor de retardo constante $\tau < \bar{\tau}$ el sistema (6.2) es estable y existen matrices simétricas y positivas \mathbf{X} , \mathbf{H} , \mathbf{Y} y \mathbf{Q} de manera que los siguientes LMI tengan solución:

$$\begin{bmatrix} \mathbf{X} \mathbf{A}^T + \mathbf{A} \mathbf{X} + \mathbf{B}_u \mathbf{W} + \mathbf{W}^T \mathbf{B}_u^T & 0 & \mathbf{B}_w & -\mathbf{B}_u \mathbf{Y} & \mathbf{X} \mathbf{A}^T + \mathbf{W}^T \mathbf{B}_u^T & \mathbf{X} \mathbf{C}_2^T & \mathbf{W}^T \\ * & -\mathbf{L} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ * & * & -\gamma^2 \mathbf{I} & 0 & \mathbf{B}_w^T & 0 & 0 \\ * & * & * & \frac{-1}{\tau} \mathbf{Y} & \mathbf{Y} \mathbf{B}_u^T & 0 & 0 \\ * & * & * & * & \frac{-1}{\tau} \mathbf{Q} & 0 & 0 \\ * & * & * & * & * & -\mathbf{I} & 0 \\ * & * & * & * & * & * & -\mathbf{L} \end{bmatrix} < \mathbf{0} \quad (6.47)$$

$$\begin{bmatrix} -2\mathbf{X} + \mathbf{Q} & \mathbf{W}^T \\ \mathbf{W} & -\mathbf{Y} \end{bmatrix} < \mathbf{0} \quad (6.48)$$

De las ecuaciones (6.23)-(6.26), se obtiene

$$\dot{\mathbf{V}} + \mathbf{z}^T \mathbf{z} - \gamma^2 \mathbf{w}^T \mathbf{w} < \boldsymbol{\psi}^T \boldsymbol{\Sigma}_0 \boldsymbol{\psi} \quad (6.49)$$

Bajo condición inicial cero, la integral de la desigualdad dada en la Ecuación (6.49) de $t=0$ a $t=\infty$ da como resultado la Ecuación (6.22) para todas las perturbaciones externas distintas de cero, entonces el rendimiento H_∞ con atenuación gamma está garantizado. De manera similar si $w(t)=0$, se obtiene que $\dot{\mathbf{V}} < 0$ lo que significa que el sistema es asintóticamente estable.

Para obtener el valor K del controlador se debe resolver el siguiente problema de minimización:

$$\begin{aligned} & \text{mín} && \gamma^2 \\ & \text{sujeto a} && \mathbf{X} = \mathbf{X}^T > \mathbf{0}, \mathbf{H} = \mathbf{H}^T > \mathbf{0}, \mathbf{Y} = \mathbf{Y}^T > \mathbf{0}, \\ & && \mathbf{Q} = \mathbf{Q}^T > \mathbf{0} \text{ y Ecuaciones (6.47) y (6.10)} \end{aligned} \quad (6.50)$$

donde \mathbf{K} se obtiene como:

$$\mathbf{K} = \mathbf{W} \cdot \text{inv}(\mathbf{C}_1 \mathbf{X}) \quad (6.51)$$

La prueba está completada

□

6.1.3. Diseño de controlador H_∞ sin considerar retardos en la red de comunicación

Para poder comparar el rendimiento del controlador diseñado en la presente Tesis Doctoral, los resultados van a ser comparados con un controlador H_∞ que no considera el retardo en su diseño. Posteriormente durante las simulaciones se aplicará un retardo en las mismas condiciones que el controlador objeto de estudio. El sistema (6.2) se puede rediseñar sin tener en cuenta los retardos en la red como:

$$\dot{\mathbf{x}}(t) = \mathbf{A}\mathbf{x}(t) + \mathbf{B}_u u(t) + \mathbf{B}_{a_y} a_y(t) + \mathbf{B}_{\phi_r} \phi_r(t) + \mathbf{B}_d \mathbf{d}_s(t) \quad (6.52)$$

$$y(t) = \mathbf{C}_1 \mathbf{x}(t) \quad (6.53)$$

$$\mathbf{z}(t) = \mathbf{C}_2 \mathbf{x}(t) \quad (6.54)$$

Teorema 2. *El sistema (6.52) es estable con un rendimiento H_∞ y existe una matriz positiva y simétrica \mathbf{X} y un escalar γ , de tal manera que el siguiente LMI tenga solución:*

$$\begin{bmatrix} \mathbf{X}\mathbf{A}^T + \mathbf{A}\mathbf{X} + \mathbf{B}_u \mathbf{W} + \mathbf{W}^T \mathbf{B}_u^T & \mathbf{B}_w & \mathbf{X}\mathbf{C}_2^T \\ * & -\gamma^2 \mathbf{I} & 0 \\ * & * & -\mathbf{I} \end{bmatrix} < 0 \quad (6.55)$$

Demostración. Como en este caso no se consideran los retardos, la función candidata de Lyapunov-Krasovskii se define ahora como:

$$V(t) = V_1(t) \quad (6.56)$$

con

$$V_1(t) = \mathbf{x}^T(t) \mathbf{P} \mathbf{x}(t) \quad (6.57)$$

por lo que

$$\begin{aligned} \dot{V}_1(t) &= \dot{\mathbf{x}}^T(t)\mathbf{P}\mathbf{x}(t) + \mathbf{x}^T(t)\mathbf{P}\dot{\mathbf{x}}(t) \\ &= \mathbf{x}^T(t) \left[(\mathbf{A} + \mathbf{B}_u\mathbf{K}\mathbf{C}_1)^T\mathbf{P} + \mathbf{P}(\mathbf{A} + \mathbf{B}_u\mathbf{K}\mathbf{C}_1) \right] \mathbf{x}(t) + 2\mathbf{x}(t)^T\mathbf{P}\mathbf{B}_w\mathbf{w}(t) \end{aligned} \quad (6.58)$$

Desarrollando el sistema de la misma manera que se ha presentado en la Sección 6.1.2, se obtiene que el sistema (6.52) es estable con un rendimiento H_∞ y existe una matriz positiva y simétrica \mathbf{X} y un escalar γ , de tal manera que el siguiente LMI tenga solución:

$$\begin{bmatrix} \mathbf{X}\mathbf{A}^T + \mathbf{A}\mathbf{X} + \mathbf{B}_u\mathbf{W} + \mathbf{W}^T\mathbf{B}_u^T & \mathbf{B}_w & \mathbf{X}\mathbf{C}_2^T \\ * & -\gamma^2\mathbf{I} & 0 \\ * & * & -I \end{bmatrix} < 0 \quad (6.59)$$

Para obtener el valor \mathbf{K} del controlador se debe resolver el siguiente problema de minimización:

$$\begin{aligned} \text{mín} \quad & \gamma^2 \\ \text{sujeto a} \quad & \mathbf{X} = \mathbf{X}^T > \mathbf{0}, \text{ y Ecuacion (6.59)} \end{aligned} \quad (6.60)$$

donde \mathbf{K} se obtiene como:

$$\mathbf{K} = \mathbf{W} \cdot \text{inv}(\mathbf{X}) \quad (6.61)$$

La prueba esta completada □

6.1.4. Bloque de distribución de fuerzas de suspensión

El controlador diseñado calcula el momento antivuelco, el cual va a ser transformado en las fuerzas generadas por en un sistema de suspensión activa [92]. En esta sección se define el bloque utilizado para calcular las fuerzas verticales que hay que aplicar a cada amortiguador activo para evitar el vuelco del vehículo. La señal de control, u , calculada por el contralador es el momento antivuelco, M_x , que hay que aplicar al vehículo. En este trabajo de investigación, el momento antivuelco es generado por un sistema de suspensión activa formada por cuatro amortiguadores activos situados en cada uno de las suspensiones de las ruedas. Por tanto, la fuerza que hay que aplicar a cada amortiguador activo a partir de la entrada de control es (ver Figura 6.3):

$$F_{fl} = \text{Fuerza vertical suspensión delantera izquierda} = 0,5 \cdot u(t-h) \cdot \frac{l_r}{t_f \cdot l} \quad (6.62)$$

$$F_{fr} = \text{Fuerza vertical suspensión delantera derecha} = -0,5 \cdot u(t-h) \cdot \frac{l_r}{t_f \cdot l} \quad (6.63)$$

$$F_{rl} = \text{Fuerza vertical suspensión trasera izquierda} = 0,5 \cdot u(t - h) \cdot \frac{l_f}{t_r \cdot l} \quad (6.64)$$

$$F_{rr} = \text{Fuerza vertical suspensión trasera derecha} = -0,5 \cdot u(t - h) \cdot \frac{l_f}{t_r \cdot l} \quad (6.65)$$

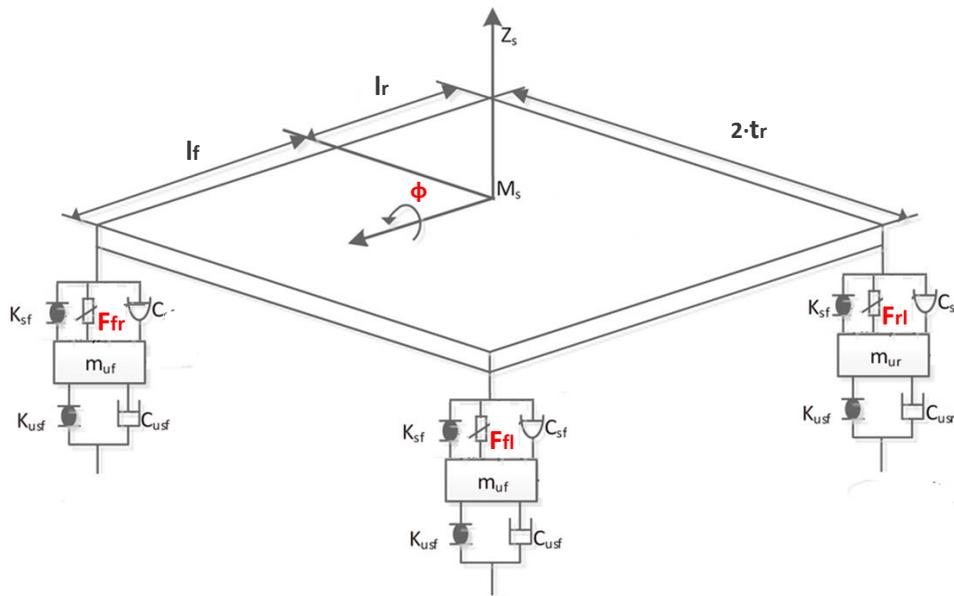


Fig. 6.3. Distribución de fuerzas verticales sobre la suspensión.

Todos los valores utilizados para el cálculo de las fuerzas verticales están definidos en la Tabla 5.5.

6.1.5. Descripción de los experimentos

Para evaluar la eficacia del controlador propuesto, se van a realizar simulaciones en un entorno virtual. Las ventajas que presentan las simulaciones frente a realizar ensayos reales son:

- Los resultados obtenidos son repetitivos, es decir, se puede asegurar que los ensayos de simulación se realizan siempre en las mismas condiciones tanto de las maniobras (giro de volante, velocidad, entre otros) como de condiciones de la carretera.

CAPÍTULO 6. CONTROLADOR DE VUELCO CON RETARDOS EN LAS SEÑALES DE ENTRADA Y SALIDA DE LA RED DE COMUNICACIÓN

- Se pueden realizar maniobras severas sin poner en riesgo vidas humanas.

En la presente Tesis Doctoral se ha utilizado el software comercial de simulación TruckSim® [93]. TruckSim® es un software destinado a la simulación del comportamiento de vehículos en distintos escenarios. Este software es una de las herramientas utilizadas a día de hoy para analizar la dinámica de vehículos, probar estimadores o controladores en un entorno virtual controlado o calcular las características que definen el rendimiento del vehículo ante distintas maniobras [49], [94], [95]. TruckSim® incluye modelos parametrizados de camiones pesados y vehículos combinados, también incluye un motor de edición que permite al usuario crear nuevos vehículos, de tal manera que se pueden emular ensayos reales en un entorno virtual utilizando un modelado idéntico al vehículo real utilizado (ver Figura 6.4). De la misma manera, TruckSim® cuenta con una biblioteca de escenarios, siendo posible editarlos para crear maniobras (ver Figura 6.5) y carreteras propias (ver Figura 6.6).

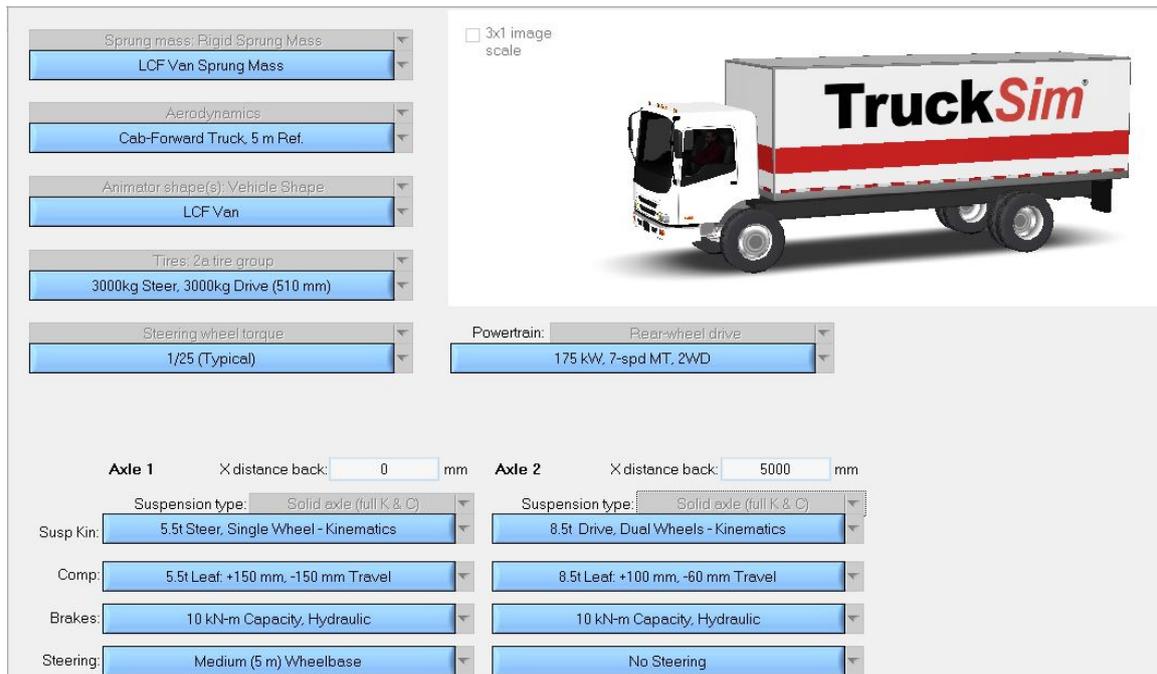


Fig. 6.4. Entorno de edición de vehículos TruckSim®.

Para evaluar el rendimiento de controladores dentro del campo vehicular, TruckSim® es uno de los softwares más utilizados ya que los modelos con los que cuenta tienen una componente fuertemente no lineal, presentando vehículos con varios grados de libertad, por

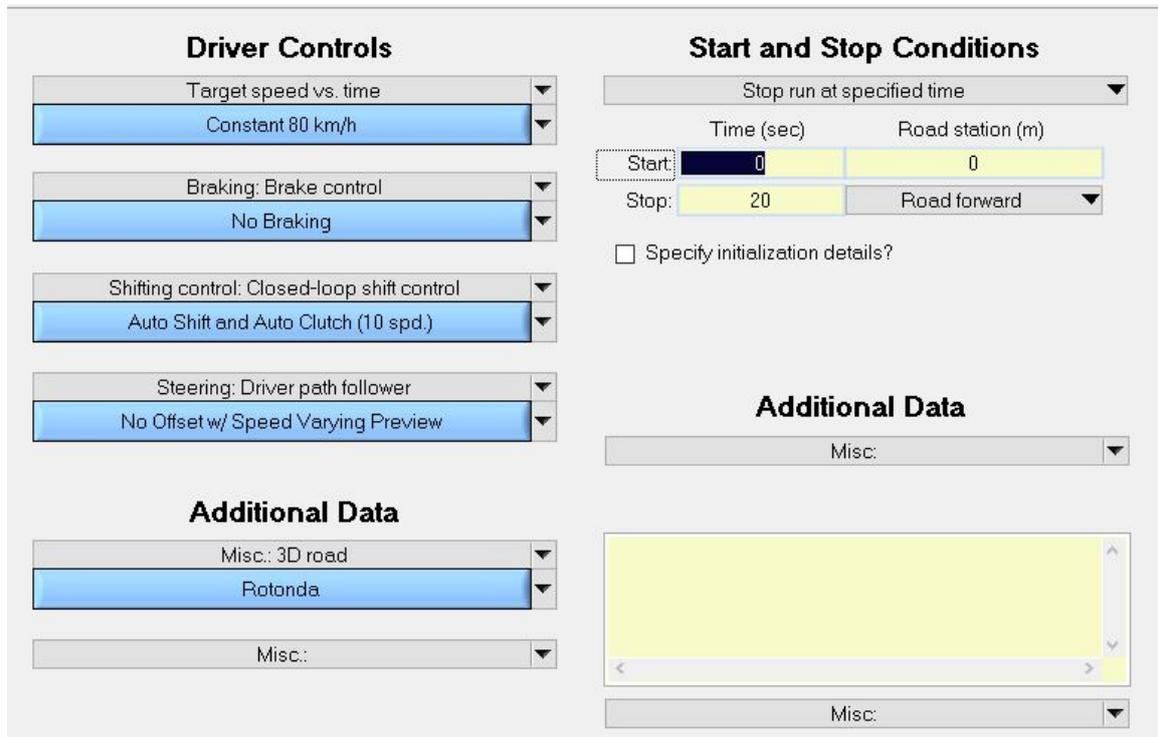


Fig. 6.5. Entorno de edición de maniobras de TruckSim®.

lo que se puede emular el rendimiento del controlador de una manera muy similar al uso en un entorno real. Otra de las ventajas de TruckSim® es que se pueden exportar los datos de la simulación a otros softwares de calculo matemático como MATLAB-Simulink® o LabView® entre otros [93].

Las ventajas principales del uso de TruckSim® son:

- Es un software independiente, donde no es necesario el uso de otros programas.
- Se puede exportar la información a MATLAB-Simulink® pudiendo así configurar las salidas (sensores) y entradas (actuadores) del modelo.
- Es posible crear escenarios complejos, eventos secuenciados y la inclusión de objetos móviles tales como vehículos, peatones etc.
- Incluye multitud de modelos de vehículos editables, teniendo estos modelos muchos grados de libertad, siendo así un modelo muy aproximado al comportamiento real de un vehículo.

CAPÍTULO 6. CONTROLADOR DE VUELCO CON RETARDOS EN LAS SEÑALES DE ENTRADA Y SALIDA DE LA RED DE COMUNICACIÓN

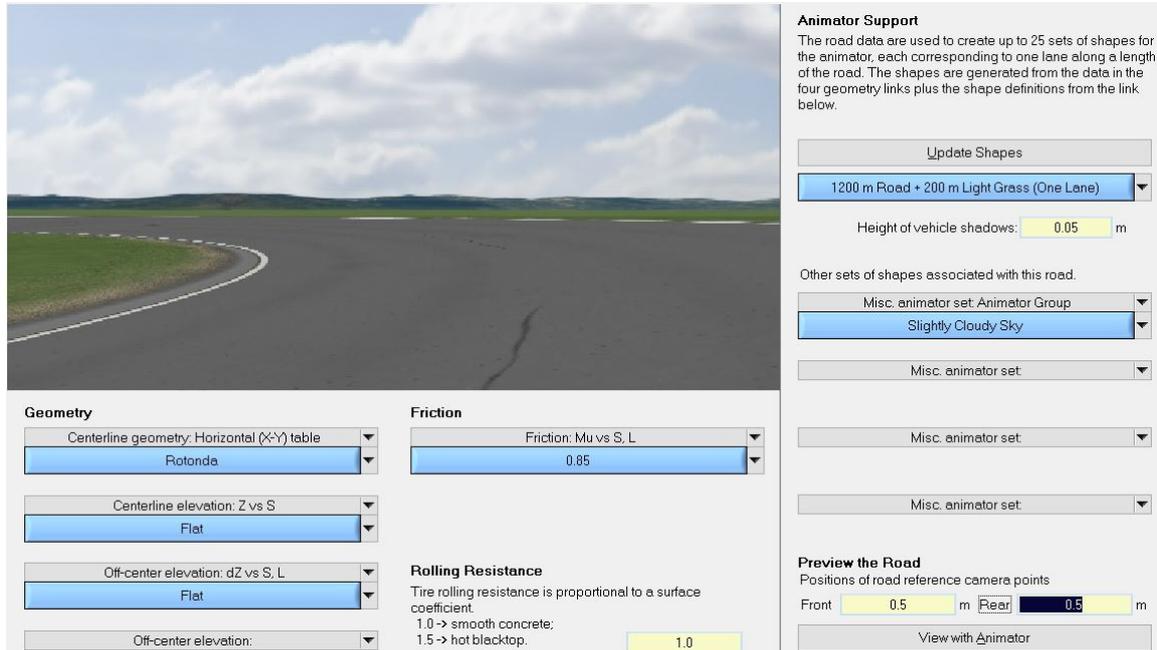


Fig. 6.6. Entorno de edición de carreteras de TruckSim®.

El modelo de vehículo utilizado, como se ha indicado en la Sección 6.1.1, está basado en una furgoneta Mercedes Benz Sprinter utilizada en varios proyectos de investigación dentro del Departamento de Ingeniería Mecánica de la Universidad Carlos III de Madrid. Este modelo ha sido creado en TruckSim® y experimentalmente validado en otros trabajos de investigación como [29] y [49].

En la presente Tesis Doctoral se han establecido tres ensayos en entornos virtuales que se asemejan a los ensayos realizados en condiciones reales que se describen en la Sección 5.1.4:

- **Test 1:** Una rotonda con un radio de 20 metros a una velocidad constante de 30 km/h sobre un pavimento seco (ver Figura 6.7).
- **Test 2:** Un doble cambio de carril a una velocidad constante de 100 km/h sobre un pavimento seco (ver Figura 6.8).
- **Test 3:** La misma rotonda que la indicada en el Test 1 pero a una velocidad constante de 120 km/h para evaluar el rendimiento en una maniobra mas severa, donde en una situación real podría existir riesgo de vuelco (ver Figura 6.7).



Fig. 6.7. Test 1 y Test 3: Rotonda de radio 22 m.

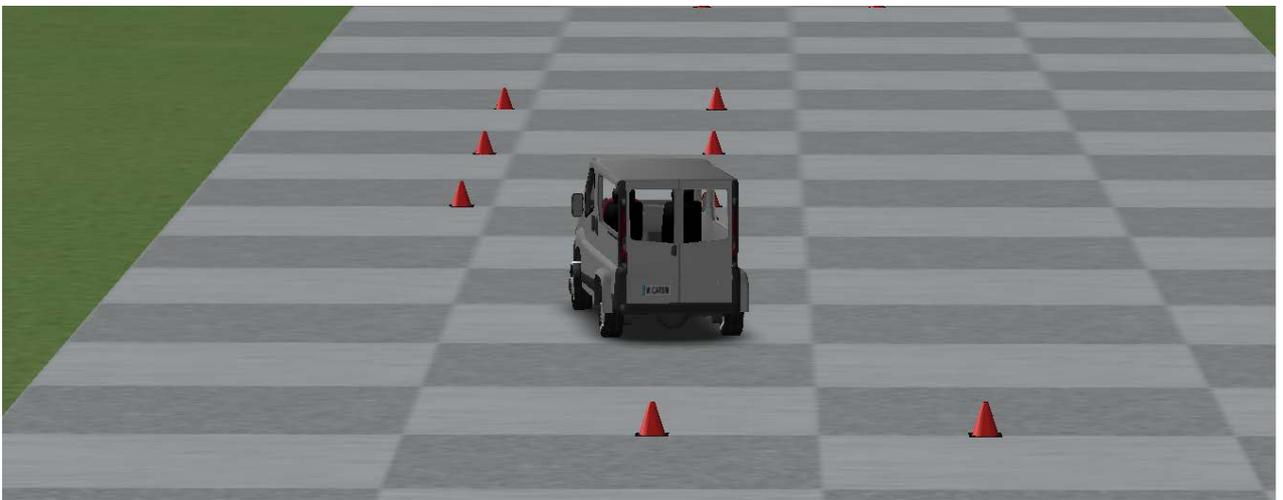


Fig. 6.8. Test 2: Doble cambio de carril.

Para probar la eficacia del controlador propuesto, el comportamiento del vehículo con dicho controlador se ha comparado con el del un vehículo sin ningún controlador RSC y con el del un vehículo con un controlador que se ha diseñado sin tener en cuenta los retardos producidos en la red. Por tanto, cada ensayo se simulará para cada uno de los tres casos planteados.

- **Caso 1:** Una simulación donde se aplica un retardo τ y se aplica el controlador diseñado en esta Tesis Doctoral y presentado en la Sección 6.1.2. Este caso se representa en azul y con la etiqueta “Controlador H_∞ (Propuesto en esta Tesis Doctoral)” en todas las figuras de la Sección 6.2.

- **Caso 2:** Una simulación donde no se aplica ningún sistema de control. Este caso se representa en rojo y con la etiqueta “*Sin controlador*” en todas las figuras de la Sección 6.2.
- **Caso 3:** Una simulación donde se aplica un retardo τ y se aplica un controlador H_{∞} el cual no tiene el retardo en cuenta en el diseño de este. Este caso se representa en amarillo y con la etiqueta “*Controlador H_{∞} (Sin retardo en su diseño)*” en todas las figuras de la Sección 6.2. El diseño de este controlador se presenta en la Sección 6.1.3.

En todos los casos se va a evaluar el comportamiento a vuelco del vehículo. Para todas las simulaciones presentadas en esta sección se va a establecer el mismo retardo total del sistema. Este retardo es el máximo retardo que podría tener el sistema para poder ser controlable según se ha definido en la Sección 6.1.2 ($\tau=0.1$ s).

Como se ha indicado antes, el retardo total esta formado por la suma de los dos retardos considerados en la presente Tesis Doctoral, retardo en la entrada y retardo en la salida. De cara a las simulaciones se ha establecido el mismo valor de retardo para ambas variables siendo por tanto $h=0.05$ s y $\rho=0.05$ s.

6.1.6. Criterios de evaluación

Una vez definidos los experimentos que se van a realizar, es necesario establecer los criterios que se han de establecer para evaluar los resultados:

Para verificar el rendimiento del controlador propuesto, se van a calcular la transferencia de carga normalizada de ambos ejes (NLT), el valor cuadrático medio (RMSE, Root Mean Square Error) y el error del valor máximo en el ángulo de balanceo obtenido. Para calcular el RMSE y el error máximo, se va a definir que el valor del ángulo de balanceo objetivo o deseado es 0° . Estos valores van a ser comparados con los mismos valores sin usar ningún controlador y usando un controlador que no tiene en cuenta el retardo en su diseño. El error cuadrático medio se puede calcular como:

$$RMS = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\phi - \phi_o)^2 \quad (6.66)$$

donde n es el número de muestras en cada ensayo, ϕ es el ángulo de balanceo del vehículo obtenido a través de TruckSim[®] y ϕ_o es el ángulo de balanceo objetivo, en este caso 0° .

La transferencia de carga normalizada (NLT, Normalized Load Transfer) es una de las medidas más directas y precisas para evaluar el rendimiento de los sistemas RSC. En el vuelco, la carga en las ruedas interiores cae a cero y toda la carga se transfiere a las ruedas exteriores. De modo que la prevención del vuelco está garantizada si los neumáticos están en contacto con el suelo (ver Figura 6.9). Esta condición se logra cuando las transferencias de carga normalizadas para ambos ejes está por debajo del valor ± 1 [96]:

$$NLT_f = \frac{\Delta F_{zf}}{F_{zf}}, NLT_r = \frac{\Delta F_{zr}}{F_{zr}} \quad (6.67)$$

donde F_{zf} y F_{zr} son la carga total en el eje delantero y trasero, respectivamente [97]:

$$F_{zf} = \frac{l_r}{l_f + l_r} mg; F_{zr} = \frac{l_f}{l_f + l_r} mg \quad (6.68)$$

ΔF_{zr} y ΔF_{zf} son la transferencia de carga lateral para el eje delantero y trasero, respectivamente [97]:

$$\Delta F_{zf} = \frac{K_r \phi_f}{t_r}; \Delta F_{zr} = \frac{K_r \phi_r}{t_r} \quad (6.69)$$

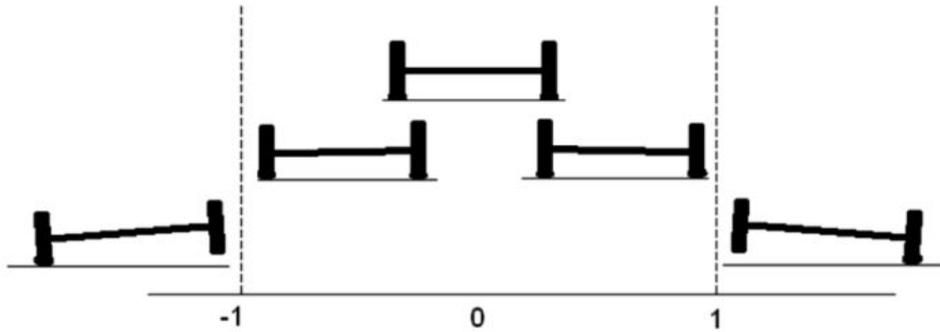


Fig. 6.9. Comportamiento del vehículo para diferentes valores de carga de transferencia normalizada [97].

Cuando la transferencia de carga normalizada, NLT, está por debajo de ± 1 , el cuerpo gira alrededor del eje de balanceo y el momento de vuelco se equilibra con el momento de recuperación desarrollado principalmente por la suspensión. Cuando NLT toma el valor ± 1 , la carga en las ruedas interiores cae a cero y toda la carga se transfiere a las ruedas exteriores. En este caso, todo el vehículo gira alrededor del eje definido por el punto de contacto de los neumáticos exteriores y el momento de recuperación de la suspensión desaparece y es reemplazado por el par debido a la fuerza de la gravedad. Cuando NLT

adquiere el valor ± 1 , es posible que no se produzca necesariamente un vuelco del vehículo, pero el objetivo del diseño del control es evitar el vuelco en todos los casos y, por lo tanto, también debe evitarse el levantamiento de las ruedas [98].

6.2. Resultados y discusión

En esta sección se presentan y analizan los resultados obtenidos de las simulaciones presentadas en la Sección 6.1.5, con el objetivo de evaluar el rendimiento del controlador con consideración del retardo diseñado en la presente Tesis Doctoral

Antes de presentar los resultados, es necesario resolver el sistema planteado en la Sección 6.1.2. Usando la Toolbox LMI de MATLAB® se resuelve el problema de minimización presentado en (6.50), obteniéndose que la matriz del controlador principal es:

$$\mathbf{X} = 1 \cdot 10^{-12} \begin{bmatrix} 0,0043 & 0,0567 \\ 0,0567 & 0,7181 \end{bmatrix} \quad (6.70)$$

$$\mathbf{W} = 1 \cdot 10^{-10} \begin{bmatrix} -0,1125 & -0,5985 \end{bmatrix} \quad (6.71)$$

$$\mathbf{K} = \mathbf{W} \cdot \text{inv}(\mathbf{C}_1 \mathbf{X}) = -84,06 \quad (6.72)$$

El retardo máximo que permite que el sistema sea controlable es:

$$\bar{\tau} = h + \rho = 0,1 \text{ s} \quad (6.73)$$

Por otro lado, para el controlador sin retardos considerados en su diseño presentado en la Sección 6.1.3, se deberá resolver el problema de minimización presentado en (6.60), obteniéndose que la matriz del controlador principal es:

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} 41,5153 & -1,1369 \\ -1,1369 & 5,5769 \end{bmatrix} \quad (6.74)$$

$$\mathbf{W} = 1 \cdot 10^7 \begin{bmatrix} 3,1153 & -0,1178 \end{bmatrix} \quad (6.75)$$

$$\mathbf{K} = \mathbf{W} \cdot \text{inv}(\mathbf{C}_1 \mathbf{X}) = -1,29 \cdot 10^6 \quad (6.76)$$

6.2.1. Test 1. Rotonda

Esta primera prueba se realiza simulando que el vehículo toma una rotonda con un radio de 20 metros a una velocidad constante de 30 km/h sobre pavimento seco. La figura 6.10 muestra el ángulo de balanceo obtenido en las situaciones presentadas en la Sección 6.1.5: en azul usando el controlador diseñado en la presente Tesis Doctoral y con un retardo aplicado de $\tau = 0.1$ s, en rojo un vehículo sin sistema de control y en amarillo utilizando un controlador H_∞ que no toma en cuenta el retraso en su diseño y con un retardo aplicado de $\tau = 0.1$ s. En la Figura 6.10 se puede ver que los valores del ángulo de balanceo con el controlador son menores en comparación con los obtenidos en un vehículo sin sistema RSC y un vehículo con un controlador que no considera el retardo en su diseño.

Para cuantificar la eficacia del controlador, por un lado, se han calculado tanto el error RMS y los errores máximos del ángulo de balanceo considerando como valor objetivo 0° . En la Tabla 6.1, se dan los valores. Los resultados muestran que el ángulo de balanceo del vehículo disminuye usando el controlador propuesto en este trabajo en comparación con un sistema con un controlador estándar H_∞ . En cuanto a los errores RMS y máximo, la diferencia es de $0,55^\circ$ y $0,91^\circ$, respectivamente. Las diferencias entre el sistema propuesto y el sistema no controlado son mayores, $1,09^\circ$ para RMS y $1,47^\circ$ para valor máximo.

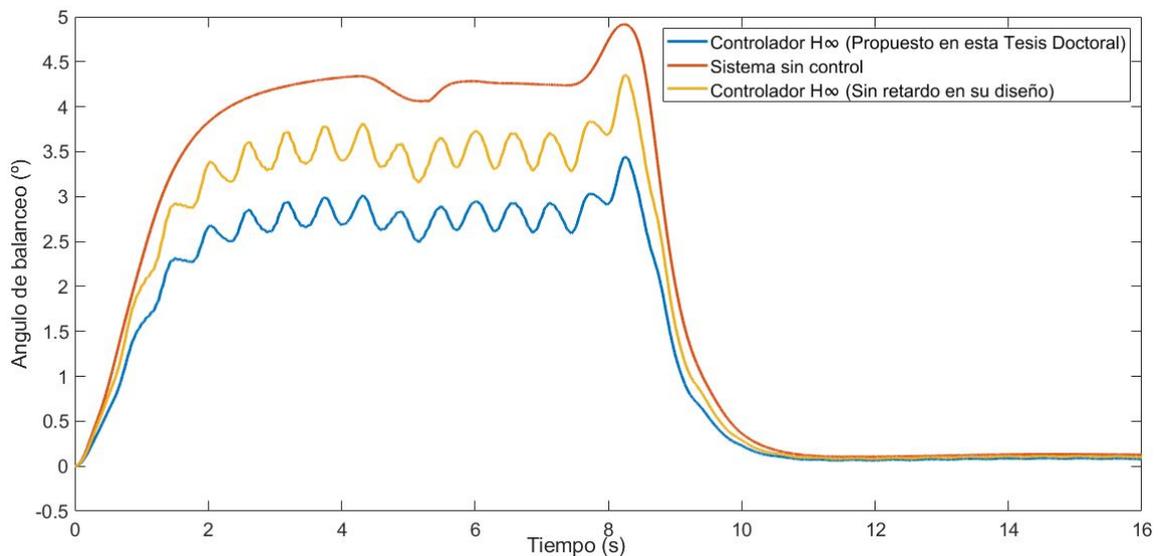


Fig. 6.10. Test 1: Ángulo de balanceo utilizando el controlador propuesto (azul), un controlador que no considera el retardo (amarillo) y un sistema sin controlador (rojo)

CAPÍTULO 6. CONTROLADOR DE VUELCO CON RETARDOS EN LAS SEÑALES DE ENTRADA Y SALIDA DE LA RED DE COMUNICACIÓN

	Valor RMS (°)	Ángulo de balanceo máximo (°)
Controlador H_∞ (Propuesto en la presente Tesis Doctoral)	2.05	3.44
Sin controlador	3.14	4.91
Controlador H_∞ (Sin retardo en su diseño)	2.60	4.35

Tabla 6.1. Valores RMS y maximos del roll angle para el primer ensayo

Por otro lado, se ha calculado el valor NLT de ambos ejes del vehículo (ver Figuras 6.11 y 6.12). Como se puede ver en la Tabla 6.2, el valor NLT es menor para el controlador diseñado en la presente Tesis Doctoral en comparación con el vehículo sin controlador y el vehículo con un controlador sin consideración de retardos en su diseño. La diferencia entre el controlador diseñado en esta Tesis Doctoral y el controlador que no contempla el retardo es 0.07 en ambos ejes. Respecto al sistema sin controlar, la diferencia es 0.11 para el eje delantero y 0.1 para el eje trasero.

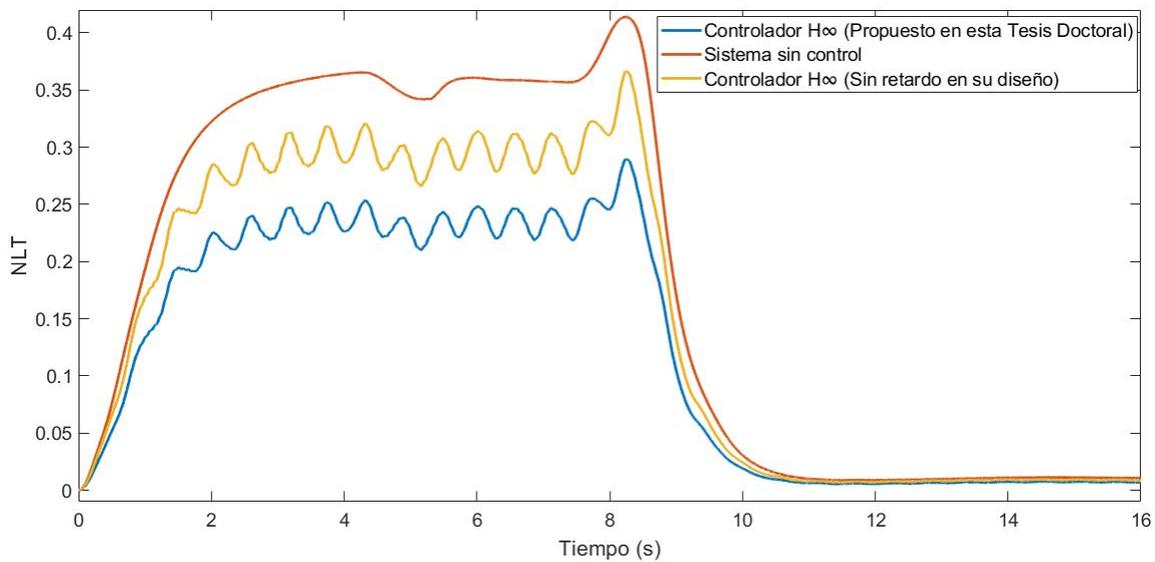


Fig. 6.11. Transferencia de carga normalizada del eje delantero para el test 1.

CAPÍTULO 6. CONTROLADOR DE VUELCO CON RETARDOS EN LAS SEÑALES DE ENTRADA Y SALIDA DE LA RED DE COMUNICACIÓN

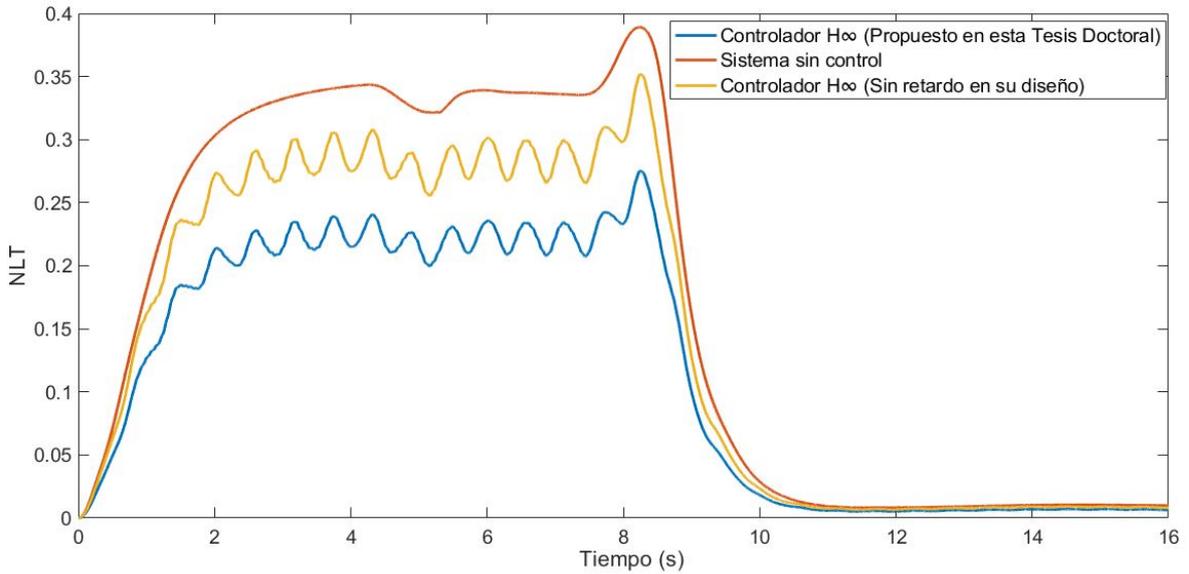


Fig. 6.12. Transferencia de carga normalizada del eje trasero para el test 1.

	Transferencia de carga normalizada máxima (NLT) Eje delantero	Transferencia de carga normalizada máxima (NLT) Eje trasero
Controlador H_∞ (Propuesto en la presente Tesis Doctoral)	0.25	0.24
Sin controlador	0.36	0.34
Controlador H_∞ (Sin retardo en su diseño)	0.32	0.31

Tabla 6.2. Transferencia de carga normalizada para el test 1

6.2.2. Test 2. Doble cambio de carril

La segunda prueba se trata de un doble cambio de carril a 100 km/h, este tipo de medidas a alta velocidad generan variaciones del ángulo de balanceo muy rápidas. La figura 6.13 muestra el ángulo de balanceo obtenido en los tres escenarios presentados en la Sección 6.1.5: En azul usando el controlador diseñado en la presente Tesis Doctoral y con un retardo aplicado de $\tau = 0.1$ s, en rojo un vehículo sin sistema de control y en amarillo utilizando un controlador H_∞ que no toma en cuenta el retraso en su diseño y con

CAPÍTULO 6. CONTROLADOR DE VUELCO CON RETARDOS EN LAS SEÑALES DE ENTRADA Y SALIDA DE LA RED DE COMUNICACIÓN

un retardo aplicado de $\tau = 0.1$ s. En la Figura 6.13 se puede ver que los valores obtenidos con el controlador son menores que los sistemas utilizados para compararlo.

Para cuantificar el rendimiento del controlador, en primer lugar se han calculado tanto el error RMS como los errores máximos del ángulo de balanceo. En la Tabla 6.3, se dan los valores. Los resultados muestran que el ángulo de balanceo del vehículo disminuye usando el controlador propuesto en este trabajo en comparación con un sistema con un controlador estándar H_∞ . En cuanto a los errores RMS y máximo, la diferencia es de $0,31^\circ$ y $0,46^\circ$, respectivamente. Las diferencias entre el sistema propuesto y el sistema no controlado son mayores, $0,8^\circ$ para RMS y $1,13^\circ$ para valor máximo.

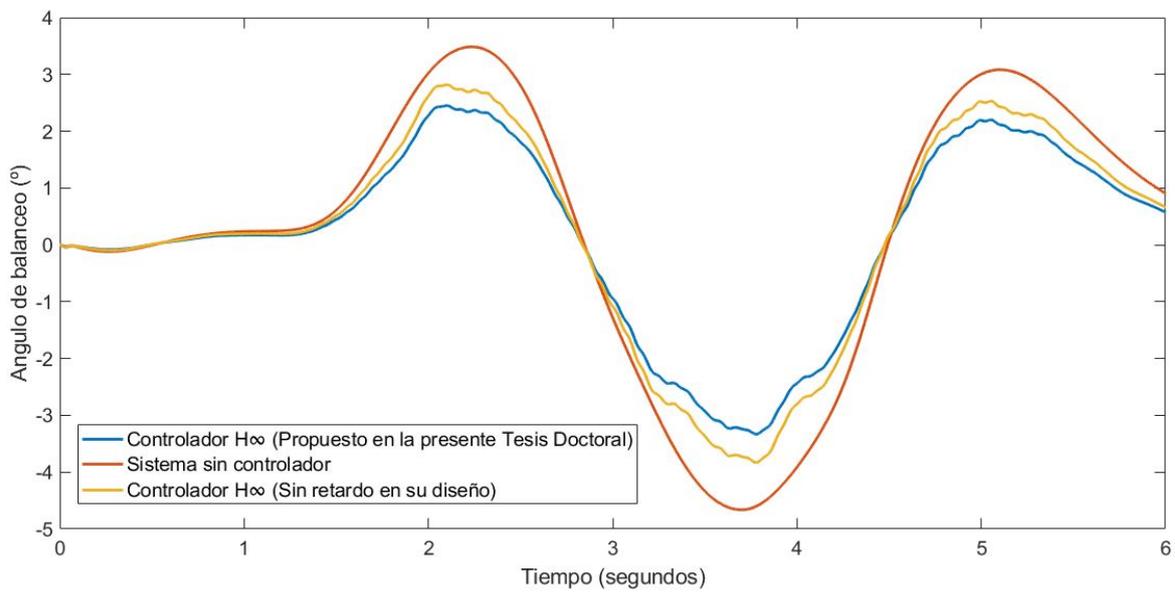


Fig. 6.13. Test 2: Ángulo de balanceo utilizando el controlador propuesto (azul), un controlador que no considera el retardo (amarillo) y un sistema sin controlador (rojo)

	Valor RMS ($^\circ$)	Ángulo de balanceo máximo ($^\circ$)
Controlador H_∞ (Propuesto en la presente Tesis Doctoral)	1.56	2.35
Sin controlador	2.36	3.48
Controlador H_∞ (Sin retardo en su diseño)	1.87	2.81

Tabla 6.3. Valores RMS y maximos del roll angle para el segundo ensayo

CAPÍTULO 6. CONTROLADOR DE VUELCO CON RETARDOS EN LAS SEÑALES DE ENTRADA Y SALIDA DE LA RED DE COMUNICACIÓN

Por otro lado, se ha calculado la transferencia de carga normalizada del vehículo (ver Figuras 6.14 y 6.15). Como se puede ver en la Tabla 6.4, el valor de la transferencia de carga normalizada es menor para el controlador diseñado en la presente Tesis Doctoral en comparación con los otros dos escenarios planteados. La diferencia entre el controlador diseñado en esta Tesis Doctoral y el controlador que no contempla el retardo es 0.01 tanto para el eje delantero como el eje trasero. Respecto al sistema sin controlar, la diferencia es 0.1 para el eje delantero y 0.09 para el eje trasero. En este ensayo los valores son mas bajos y las diferencias entre ensayos tambien es menor.

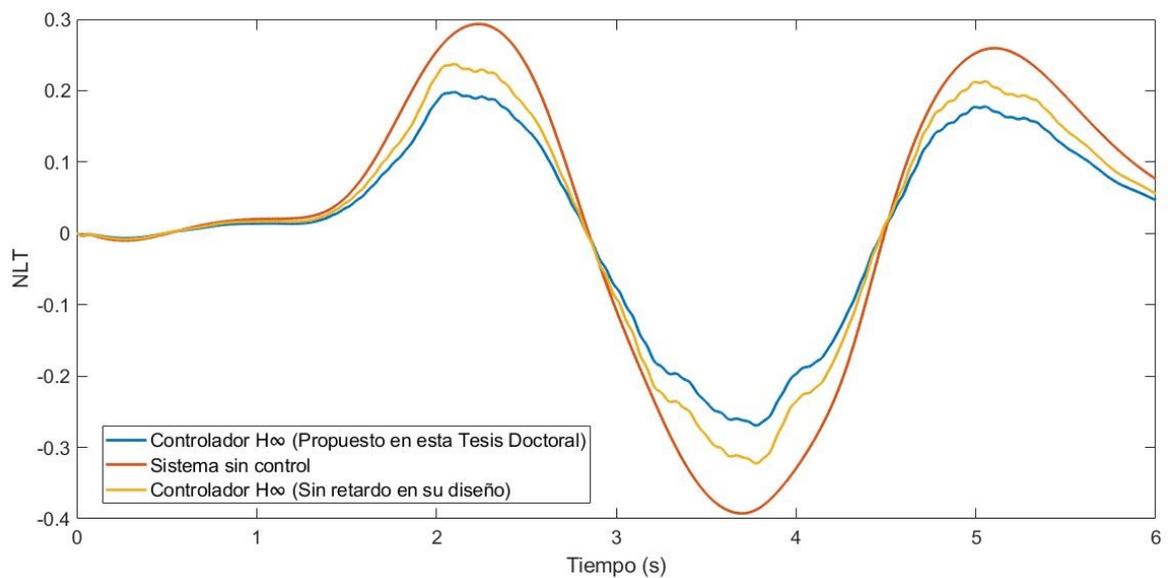


Fig. 6.14. Transferencia de carga normalizada en el eje delantero para el test 2.

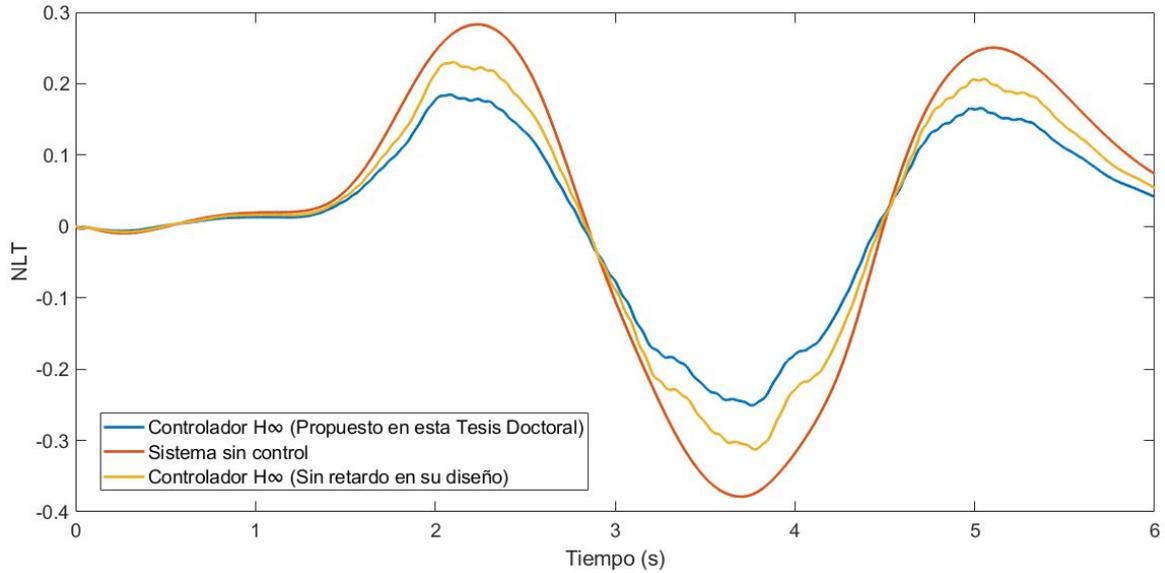


Fig. 6.15. Transferencia de carga normalizada en el eje trasero para el test 2.

	Transferencia de carga normalizada máxima (NLT) Eje delantero	Transferencia de carga normalizada máxima (NLT) Eje trasero
Controlador H_∞ (Propuesto en la presente Tesis Doctoral)	0.19	0.18
Sin controlador	0.29	0.27
Controlador H_∞ (Sin retardo en su diseño)	0.23	0.22

Tabla 6.4. Transferencia de carga normalizada para el test 2.

6.2.3. Test 3. Rotonda con riesgo de vuelco

La última prueba se trata de la misma rotonda realizada en la sección 6.2.1, pero a una velocidad de 120 km/h. A esta velocidad en una rotonda de estas características un vuelco actual sufriría vuelco, por esa razón se elige este test para evaluar el rendimiento del controlador. La figura 6.16 muestra el ángulo de balanceo obtenido en los tres escenarios presentados en la Sección 6.1.5: En azul usando el controlador diseñado en la presente Tesis Doctoral y con un retardo aplicado de $\tau = 0.1$ s, en rojo un vehículo sin sistema de control y en amarillo utilizando un controlador H_∞ que no toma en cuenta el retraso

CAPÍTULO 6. CONTROLADOR DE VUELCO CON RETARDOS EN LAS SEÑALES DE ENTRADA Y SALIDA DE LA RED DE COMUNICACIÓN

en su diseño y con un retardo aplicado de $\tau = 0.1$ s. En la Figura 6.16 se puede ver que los valores obtenidos con el controlador son menores que los sistemas utilizados para compararlo. En esta prueba el vehículo sin ningún controlador vuelca a diferencia de los sistemas controlados. La simulación del vehículo sin controlado se ha finalizado en el momento que el valor NLT de uno de los ejes alcanza 1 (ver figuras 6.18 y 6.19). En la Figura 6.17 se puede ver el comportamiento del ángulo de balanceo de únicamente los dos casos en los que se utiliza controlador.

Para cuantificar el rendimiento del controlador, por un lado, se han calculado tanto el error RMS como el error máximo del ángulo de balanceo. En la Tabla 6.3, se dan los valores. Los resultados muestran que el ángulo de balanceo del vehículo disminuye usando el controlador propuesto en este trabajo en comparación con un sistema con un controlador estándar H_∞ . En cuanto a los error RMS y máximo, la diferencia es de $0,39^\circ$ y $0,99^\circ$, respectivamente. Las diferencias entre el sistema propuesto y el sistema no controlado son mayores, $2,93^\circ$ para RMS y $5,13^\circ$ para valor máximo, en este caso la diferencia obtenida se basa respecto al valor máximo justo antes que finalice la simulación tras el vuelco.

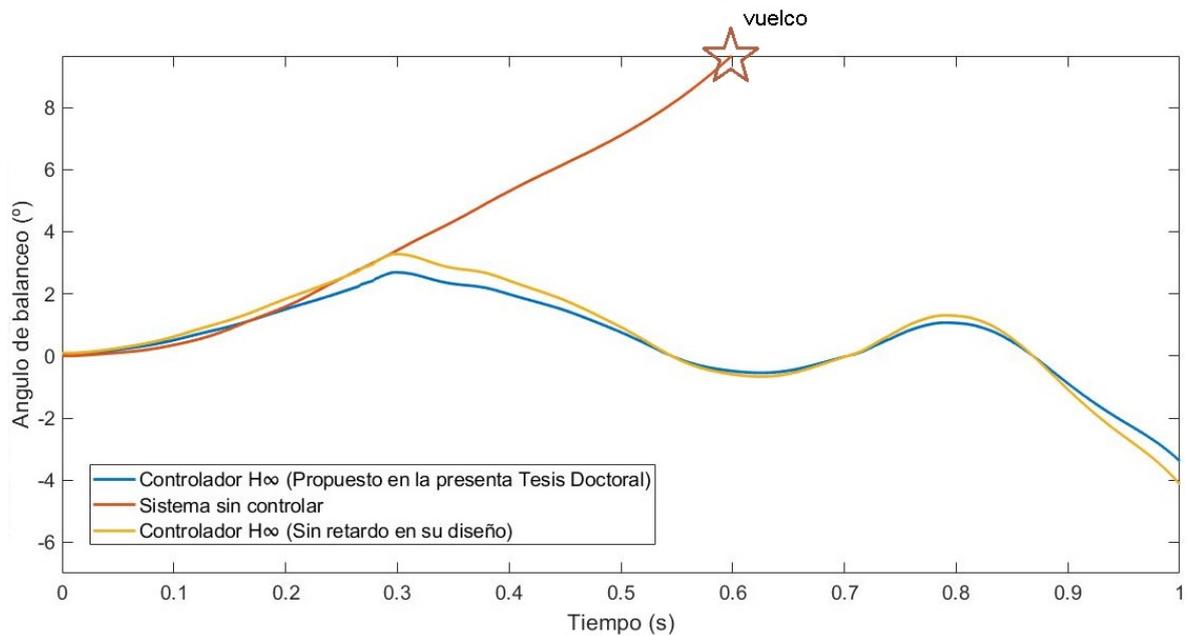


Fig. 6.16. Test 3: Ángulo de balanceo utilizando el controlador propuesto (azul), un controlador que no considera el retardo (amarillo) y un sistema sin controlador (rojo)

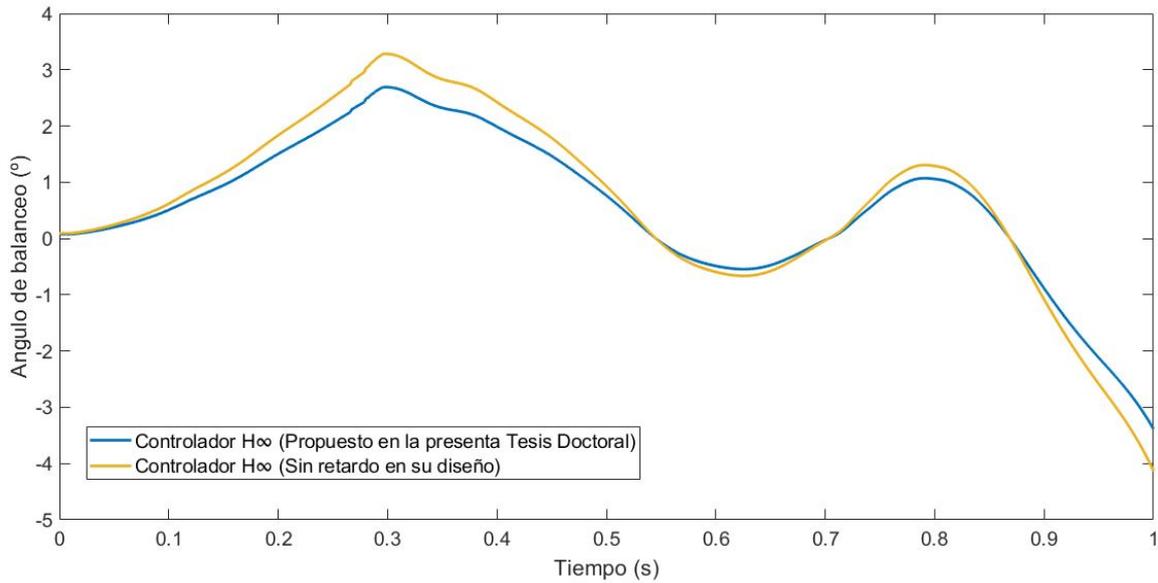


Fig. 6.17. Test 3: Angulo de balanceo utilizando el controlador propuesto (azul) y un controlador que no considera el retardo (amarillo)

	Valor RMS (°)	Ángulo de balanceo máximo (°)
Controlador H_{∞} (Propuesto en la presente Tesis Doctoral)	1.75	4.53
Sin controlador	4.72 (vuelco)	9.81 (vuelco)
Controlador H_{∞} (Sin retardo en su diseño)	2.14	5.52

Tabla 6.5. Valores RMS y maximos del roll angle para el tercer ensayo

Por otro lado, como se ha indicado anteriormente se ha calculado la transferencia de carga normalizada del vehículo (ver Figuras 6.18 y 6.19). Como se puede ver en la Tabla 6.6, el valor de la transferencia de carga normalizada sigue la misma tendencia que en las dos simulaciones anteriores. La diferencia entre el controlador diseñado en esta Tesis Doctoral y el controlador que no contempla el retardo es 0.01 para el eje delantero y 0.02 para el eje trasero. Respecto al sistema sin controlar, como ya se ha indicado, el vehículo vuelca. En este caso la simulación del vehículo sin controlar se ha parado justo en el momento que la transferencia de carga normalizada es 1, es decir, una de las ruedas se separa de la carretera.

CAPÍTULO 6. CONTROLADOR DE VUELCO CON RETARDOS EN LAS SEÑALES DE ENTRADA Y SALIDA DE LA RED DE COMUNICACIÓN

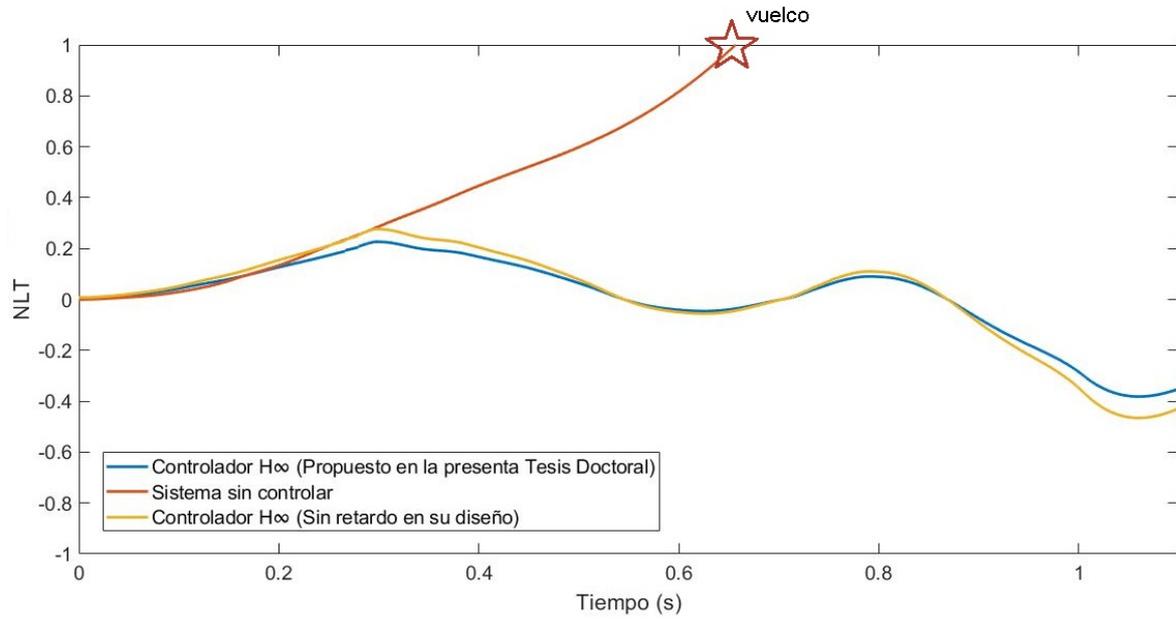


Fig. 6.18. Transferencia de carga normalizada en el eje delantero para el test 3.

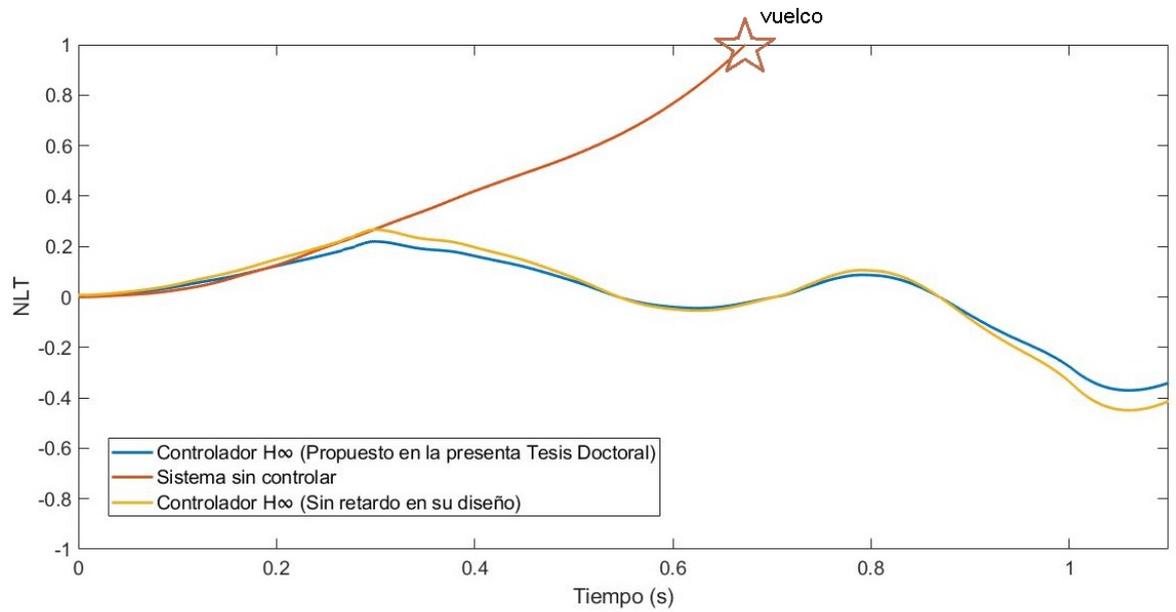


Fig. 6.19. Transferencia de carga normalizada para el test 3.

CAPÍTULO 6. CONTROLADOR DE VUELCO CON RETARDOS EN LAS SEÑALES DE ENTRADA Y SALIDA DE LA RED DE COMUNICACIÓN

	Transferencia de carga normalizada máxima (NLT) Eje delantero	Transferencia de carga normalizada máxima (NLT) Eje trasero
Controlador H_∞ (Propuesto en la presente Tesis Doctoral)	0.38	0.37
Sin controlador	1	0.94
Controlador H_∞ (Sin retardo en su diseño)	0.47	0.45

Tabla 6.6. Transferencia de carga normalizada en el eje trasero para el test 3

7. CONCLUSIONES

A continuación, se muestran las conclusiones y contribuciones más relevantes obtenidas en la presente Tesis Doctoral. Estas conclusiones se dividen principalmente en tres grupos, las conclusiones relativas a las pruebas realizadas para evaluar la precisión y capacidad de procesamiento de los kits de bajo coste, las relativas al controlador diseñado que tiene en cuenta el retardo en las señales de entrada y salida y por último las relativas a la metodología presentada y la replicabilidad de las pruebas.

7.1. Precisión y velocidad de procesamiento de los kits de bajo coste utilizados para la estimación del ángulo de balanceo

Respecto a la precisión, tanto en las medidas obtenidas directamente por los sensores incluidos en los kits de bajo coste como en la estimación del ángulo de balanceo, las conclusiones obtenidas son:

- Los resultados obtenidos muestran que los sensores de bajo coste son más propensos al ruido. Una de las razones es que su rango de medición es más alto que el de VBOX. En caso de que se requiera una reducción de ruido para los datos capturados por los kits de bajo coste, con la consecuente aproximación a los resultados de VBOX, puede ser posible integrar filtros a través del software, ya que los controladores de bajo coste pueden asumir este incremento de computo reduciendo la subutilización de sus capacidades de multiprocesamiento. A pesar de la influencia del ruido, el error RMS promedio en BNO055 es de 0.05 g para la aceleración lateral y 2 %/s para la velocidad de balanceo y el error RMS promedio de en LSM9DSO es de 0.07 g para la aceleración lateral y 3 %/s para la velocidad de balanceo.
- Los acelerómetros de bajo coste proporcionan una mayor precisión que los sensores giroscópicos. Una justificación factible es que la posición relativa entre sensores garantiza la misma aceleración de medición para los tres dispositivos. BNO055 ha demostrado obtener mejores resultados que LSM9DSO (con un error aproximado de 0.02 g y 1 %/s menos que BNO055).
- Las estimaciones del ángulo de balanceo proporcionadas por el filtro de Kalman

“Unscendent” son mejores que las los obtenidos utilizando el filtro de Kalman lineal. El error RMS para todas las pruebas obtenidas por ambos estimadores en la comparación con los valores reales medidos está entre 0,1 y 2,2°. Sin embargo, los resultados calculados por estos estimadores son menos precisos que los proporcionados por el estimador basado en redes neuronales. Por otro lado, los estimadores basados en filtros de Kalman no necesitan una formación previa al contrario que ocurre con las redes neuronales. Además, se puede indicar que los estimadores basados en filtros de Kalman son menos sensibles al ruido que los basados en redes neuronales.

- Los valores de estimación de los kits de bajo coste en comparación con la estimación obtenida utilizando los datos proporcionados por el sensor inercial incluido en el kit VBOX son muy similares, por lo que el error con el valor de ángulo real tiene su origen en el método de estimación utilizado y no en el tipo de kit (procesador y sensor). Por lo que, se puede concluir que los kits de bajo coste son lo suficientemente precisos para realizar estimaciones similares a las realizadas por sistemas específicos de un precio más elevado.

Otro de los aspectos a considerar es la capacidad de procesamiento en tiempo real de los kits de bajo coste. Por tanto, de los resultados obtenidos se concluye que:

- El desempeño temporal y las limitaciones de tiempo real son aspectos principales para considerar la integración de estimadores y controladores en dispositivos de bajo coste. Los resultados muestran que el tiempo medio de procesamiento para obtener los datos y ejecutar la estimación del ángulo de balanceo a través de redes neuronales o filtros de Kalman es cuatro órdenes de magnitud menor que la frecuencia de muestreo requerida de 20 ms. Los niveles de rendimiento alcanzados permiten la integración de estimadores más complejos con fusión de sensores combinando redes neuronales y filtros de Kalman u otros métodos.
- Existen tiempos de procesamiento puntuales que se aproximan a los 20 ms, por lo que, es necesario revisar la gestión de la memoria dinámica de los dispositivos para evitar posibles situaciones de saturación de memoria.

Adicionalmente a la precisión y la velocidad de procesamiento, otro de los requisitos a evaluar en los kits de bajo coste es su fiabilidad. Con las distintas pruebas y repeticiones que se han realizado se puede concluir que:

- Respecto al primer grupo de ensayos realizados, se ha identificado un problema con respecto a Raspberry Pi 3 dado que un número significativo de pruebas no fueron válidas.
- En las pruebas con los estimadores no se han observado pruebas no validas con ninguno de los kits de bajo coste utilizados, aunque la prueba de circulación general utilizando filtros de Kalman arrojó resultados muy distintos en Intel Edison en comparación con su comportamiento en los otros ensayos.
- El sensor BNO055 se conectó a la placa Raspberry Pi 3 a través de un circuito integrado sin soldaduras de grado industrial, lo que puede inducir ruido e impedancias adicionales en el circuito.

Respecto a los ensayos experimentales realizados para la obtención de los resultados, se han determinado algunos aspectos importantes para la replicación de estos:

- **Vehículo:** El vehículo elegido cumple a con los requisitos establecidos para evaluar la arquitectura de bajo coste. Este trabajo está enfocado en vehículos comerciales, por lo que las pruebas deben realizarse en un vehículo de estas características, para estar expuestos a los mismos sistemas de control integrados en este tipo de vehículos (ESC, ABS, etc.). Respecto a la evaluación del sistema RSC diseñado en esta Tesis Doctoral es necesario que el vehículo elegido incorpore un sistema de suspensión activa.
- **Lugar de ensayo y maniobras:** Para tomar una medición adecuada de la confiabilidad de los sensores, el escenario ideal consiste en tener un pista de pruebas sin grandes variaciones de inclinación y caída, ya que pueden interferir en los datos recopilados debido a la falta de capacidad para medirlos directamente. La carretera seleccionada no tiene variaciones de pendiente relevantes y se incluyen diferentes experimentos con variaciones de la dirección del vehículo, pruebas a velocidad constante y velocidad variable y realización no solo de maniobras específicas, si no también circulaciones de larga duración en la cual se agrupan distintas maniobras.
- **Hardware:** Para obtener valores precisos, es necesario fijar correctamente la posición de configuración dentro del vehículo. Los valores obtenidos muestran una correlación entre los tres dispositivos, por lo que la distancia relativa entre estos es adecuada. Las variaciones obtenidas en la estimación del ángulo de balanceo se

han justificado en la precisión del estimador, pero aun así es necesario establecer un criterio de comprobación claro de la ubicación de los sensores respecto al centro de gravedad del vehículo.

7.2. Rendimiento del controlador con consideración del retardo

El segundo objetivo de la presente Tesis Doctoral se enfoca en el diseño de un sistema de control de vuelco que considera los retardos en las señales de entrada y salida. De los resultados obtenidos se puede concluir que:

- Los resultados muestran que el ángulo de balanceo disminuye utilizando el controlador propuesto en la presente Tesis Doctoral frente a un controlador similar que no tiene en cuenta el retardo en su diseño. El porcentaje de mejora del valor cuadrático medio y los valores máximos del ángulo de balanceo entre el controlador diseñado y un sistema con un controlador estándar H_∞ son 16.52 % y 16.87 %, para pruebas de cambio de carril, 20.26 % y 20.97 % para prueba de rotonda y 22.02 % y 21,40 % para una prueba de rotonda más severa. En cuanto al porcentaje de mejora del valor cuadrático medio del ángulo de balanceo y los valores máximos entre el controlador propuesto en este trabajo y un sistema sin controlador son 33,93 % y 32,47 %, para pruebas de cambio de carril, 34,51 % y 30,01 % para prueba de rotonda y 41,51 % y 51,05 % para una prueba de rotonda más severa.
- Se ha probado la viabilidad de diseñar un sistema de control robusto empleando como medida la velocidad de balanceo. Esta medida puede ser obtenida de un sensor IMU instalado en el centro de gravedad del vehículo.
- En un caso real, se pueden encontrar diferencias con los datos obtenidos ya que el sistema presentado utiliza un modelo simplificado, siendo necesario por tanto la validación del controlador en un entorno real.

8. LÍNEAS FUTURAS DE INVESTIGACIÓN

De las conclusiones obtenidas en el apartado anterior se proponen las siguientes líneas futuras de trabajo:

- Los niveles de rendimiento alcanzados indican que existe la posibilidad de incorporar, en los kits experimentales de bajo coste, estimadores más complejos que combinen filtro de Kalman y redes neuronales para obtener estimaciones de ángulo de balanceo más cercanas a los valores reales. Adicionalmente, se debe plantear técnicas de aprendizaje profundo y la inclusión de otras variables obtenidas de otras fuentes (es decir, características de la carretera).
- Siguiendo el punto anterior, para poder estimar de manera completa la dinámica vehicular, se debe evaluar la capacidad de los kits de bajo coste integrando estimadores más complejos para otras variables (como deslizamiento lateral) [99], [100].
- Para mejorar la fiabilidad del sistema y reducir el tamaño de la información enviada a la red, deben incorporarse estimadores y controladores que tengan activaciones por eventos y tengan en cuenta posibles fallos en los actuadores y sensores [51], [101],
- Para permitir una comparación objetiva del rendimiento entre los kits de bajo coste se debe desarrollar del mismo código fuente C++ para Intel Edison y Raspberry Pi 3 Modelo B.
- Respecto a la fiabilidad, es necesario conectar los sensores a los procesadores utilizando placas con soldaduras de grado industrial para evitar la presencia de ruido. Además, se deben realizar más pruebas para verificar la fiabilidad de ambos kits.
- Como se indica en el Capítulo 7 el sensor de bajo coste que mejor rendimiento ha mostrado es el BNO055, por lo que debiese integrarse este en la configuración de Intel Edison a través de una tarjeta de expansión Sparkfun GPIO. De esta manera, la comparación entre ambos procesadores se hará independiente del sensor utilizado.
- Respecto al controlador presentado en la Sección 6.1 se debe probar el rendimiento de este integrándolo en los kits de bajo coste y realizando pruebas en un vehículo real.

CAPÍTULO 8. LÍNEAS FUTURAS DE INVESTIGACIÓN

- Una vez verificado el controlador en un entorno real, deberán realizarse estudios de impacto del controlador sobre la circulación y la percepción del conductor durante el funcionamiento de este.

BIBLIOGRAFÍA

- [1] C. Europea, “Marco de la política de la Unión Europea en materia de seguridad vial para 2021-2030. Próximos pasos hacia la «Visión Cero»,” Union Europea, inf. téc., 2019.
- [2] A. G. de las Naciones Unidas, “64/255. Mejoramiento de la seguridad vial en el mundo,” Organización de las Naciones Unidas, inf. téc., 2010.
- [3] ONU, “Plan Mundial para el Decenio de Acción para la Seguridad Vial 2011–2020,” Organización de las Naciones Unidas, inf. téc., 2011.
- [4] O. N. de Seguridad Vial, “Las principales cifras de la siniestralidad vial. Edición ampliada. España 2019,” Dirección General de Tráfico, inf. téc., 2020 (último acceso Septiembre 2021).
- [5] O. Nacional, “Informe y Analisis Sobre Influencia de los Sistemas de Ayuda a la Conducción en la Seguridad Vial y su Aplicación para la Clasificación de Vehículos,” Dirección General de Tráfico, inf. téc., 2016 (último acceso Junio 2020).
- [6] ANFAC, “Informe Anual 2020,” ANFAC, inf. téc., 2020 (último acceso Septiembre 2021).
- [7] S. Tsugawa, “TRENDS AND ISSUES IN SAFE DRIVER ASSISTANCE SYSTEMS Driver Acceptance and Assistance for Elderly Drivers.,” *IATSS Research*, vol. 30, pp. 6-18, 2006. DOI: [10.1016/S0386-1112\(14\)60165-5](https://doi.org/10.1016/S0386-1112(14)60165-5).
- [8] J. Lundgren y A. Tapani, “Evaluation of Safety Effects of Driver Assistance Systems through Traffic Simulation.,” *Journal of the Transportation Research Board*, vol. 1953, 2006. DOI: [10.1177/0361198106195300110](https://doi.org/10.1177/0361198106195300110)..
- [9] K. Braitman, A. McCartt, D. Zuby y J. Singer, “Volvo and Infiniti Drivers’ Experiences With Select Crash Avoidance Technologies,” *Traffic Injury Prevention*, vol. 11, pp. 270-278, 2010. DOI: [10.1080/15389581003735600](https://doi.org/10.1080/15389581003735600).
- [10] I. Reagan y A. McCartt, “Observed activation status of lane departure warning and forward collision warning of Honda vehicles at dealership service centers,” *Traffic Injury Prevention*, vol. 17, pp. 827-832, 2016. DOI: [10.1080/15389588.2016.1149698](https://doi.org/10.1080/15389588.2016.1149698).

- [11] I. Harms, L. Bingben y J. Steffens, “Addressing the awareness gap: A combined survey and vehicle registration analysis to assess car owners’ usage of ADAS in fleets.,” *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, vol. 134, pp. 65-77, 2020. doi: [10.1016/j.tra.2020.01.018](https://doi.org/10.1016/j.tra.2020.01.018).
- [12] Diagnóstico sistema ADAS TEXA Iberica. (). “<https://www.texaiberica.com/productos/radar-camera-calibration-kit>.” [Online; Último acceso 27 Septiembre del 2021].
- [13] J. Izquierdo, R. Ramirez, M. Bustamante, S. Navarro y R. Avila, “Advanced driver monitoring for assistance system (ADMAS).,” *INTERNATIONAL JOURNAL OF INTERACTIVE DESIGN AND MANUFACTURING - IJIDEM*, vol. 12, pp. 187-197, feb. de 2018. doi: [10.1007/s12008-016-0349-9](https://doi.org/10.1007/s12008-016-0349-9).
- [14] Bosch y FESVIAL., “Estudio documental y legislativo sobre ADAS y seguridad vial,” *Informe Técnico: IN003/2021*, sep. de 2021.
- [15] Como funciona ESP. (). “<https://como-funciona.co/el-control-de-estabilidad/>.” [Online; Último acceso 27 Septiembre del 2021].
- [16] D. G. de Tráfico., “Infografías 2015: Cómo actúa el ESP,” *Tráfico y seguridad vial*, sep. de 2015.
- [17] L. Guojie y Z. Yang, “Modelling and Analysis of a Magnetorheological Damper with Nonmagnetized Passages in Piston and Minor Losses,” *Shock and Vibration*, ene. de 2020. doi: [10.1155/2020/2052140](https://doi.org/10.1155/2020/2052140).
- [18] R. Sonnenburg y A. Stretz, *Dynamics of Hydraulic Damper Modules*. Novinka, 2014.
- [19] M. Perez Bello, *CIRCUITO DE FLUIDOS. SUSPENSION Y DIRECCION*. S.A. Ediciones Paraninfo, 2018.
- [20] J. Guo, Y. Luo, K. Li e Y. Dai, “Coordinated path-following and direct yaw-moment control of autonomous electric vehicles with sideslip angle estimation,” *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 105, pp. 183-199, mayo de 2018. doi: [10.1016/j.ymsp.2017.12.018](https://doi.org/10.1016/j.ymsp.2017.12.018).
- [21] S. Strano y M. Terzo, “Vehicle sideslip angle estimation via a Riccati equation based nonlinear filter,” *Meccanica*, vol. 52, pp. 3513-3529, mar. de 2017. doi: [10.1007/s11012-017-0658-5](https://doi.org/10.1007/s11012-017-0658-5).

- [22] C. Zhang, Q. Chen y J. Qiu, "Robust filtering for vehicle sideslip angle estimation with sampled-data measurements," *Transactions of the Institute of Measurement and Control*, vol. 39, pp. 1059-1070, feb. de 2016. doi: [10.1177/0142331215627001](https://doi.org/10.1177/0142331215627001).
- [23] R. Rajamani, D. Piyabongkarn, V. Tsourapas y J. Lew, "Real-time estimation of roll angle and CG height for active rollover prevention applications," (St. Louis, MO, USA), jun. de 2009.
- [24] R. Tafner, M. Reichhartinger y M. Horn, "Robust online roll dynamics identification of a vehicle using sliding mode concepts," *Control Engineering Practice*, vol. 29, pp. 235-246, ago. de 2014. doi: [10.1016/j.conengprac.2014.03.002](https://doi.org/10.1016/j.conengprac.2014.03.002).
- [25] P. Pfeffer, M. Harrer y J. Lin, "Vehicle dynamics measurements," *Journal of Automobile Engineering*, vol. 222, 2008. doi: [10.1243/09544070JAUTO413](https://doi.org/10.1243/09544070JAUTO413).
- [26] L. Zhao y Z. Liu, "Vehicle Velocity and Roll Angle Estimation with Road and Friction Adaptation for Four-Wheel Independent Drive Electric Vehicle," *Mathematical Problems in Engineering*, 2014. doi: [10.1155/2014/801628](https://doi.org/10.1155/2014/801628).
- [27] Y. Suh, "Computationally Efficient Pitch and Roll Estimation Using a Unit Direction Vector.," *IEEE Trans. Intell. Meas.*, vol. 67, pp. 459-465, 2018. doi: [10.1109/TIM.2017.2764358](https://doi.org/10.1109/TIM.2017.2764358).
- [28] S. Zhang, S. Yu, C. Liu, X. Yuan y S. Liu, "A Dual-Linear Kalman Filter for Real-Time Orientation Determination System Using Low-Cost MEMS Sensors," *Sensors*, vol. 16, p. 264, 2016. doi: [10.3390/s16020264](https://doi.org/10.3390/s16020264).
- [29] L. Vargas-Meléndez, B. L. Boada, M. L.Boada, A. Gauchía y V. Diaz, "A Sensor Fusion Method Based on an Integrated Neural Network and Kalman Filter for Vehicle Roll Angle Estimation," *Sensors*, vol. 16, p. 1400, ago. de 2016. doi: [10.3390/s16091400](https://doi.org/10.3390/s16091400).
- [30] B. L. Boada, M. L.Boada, L. Vargas-Meléndez y V. Diaz, "A robust observer based on H filtering with parameter uncertainties combined with Neural Networks for estimation of vehicle roll angle.," *Mech. Syst. Signal Process*, vol. 99, pp. 611-623, 2018. doi: [10.1016/j.ymssp.2017.06.044](https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2017.06.044).

- [31] B. L. Boada, M. L.Boada y V. Diaz, “A robust observer based on energy-to-peak filtering in combination with neural networks for parameter varying systems and its application to vehicle roll angle estimation.” *Mechatronics*, vol. 50, pp. 196-204, 2018. doi: [10.1016/j.mechatronics.2018.02.008](https://doi.org/10.1016/j.mechatronics.2018.02.008).
- [32] D. Bevly, J. Ryu y J. Gerdes, “Integrating INS Sensors With GPS Measurements for Continuous Estimation of Vehicle Sideslip, Roll, and Tire Cornering Stiffness.” *IEEE Trans. Intell. Transp. Syst*, vol. 7, pp. 483-493, 2006. doi: [10.1109/TITS.2006.883110](https://doi.org/10.1109/TITS.2006.883110).
- [33] G. Jiang et al., “A novel fusion algorithm for estimation of the side-slip angle and the roll angle of a vehicle with optimized key parameters.” *Proc. Inst. Mech. Eng. Part J. Automob. Eng*, vol. 231, pp. 161-174, 2017. doi: [10.1177/0954407016644879](https://doi.org/10.1177/0954407016644879).
- [34] K. Nam, S. Oh, H. Fujimoto e Y. Hori, “Estimation of Sideslip and Roll Angles of Electric Vehicles Using Lateral Tire Force Sensors Through RLS and Kalman Filter Approaches,” *IEEE Trans. Ind. Electron*, vol. 60, pp. 988-1000, 2013. doi: [10.1109/TIE.2012.2188874](https://doi.org/10.1109/TIE.2012.2188874).
- [35] J. Oh y S. Choi, “Vehicle roll and pitch angle estimation using a cost-effective six-dimensional inertial measurement unit,” *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part D: Journal of Automobile Engineering*, oct. de 2012. doi: [10.1177/0954407012459138](https://doi.org/10.1177/0954407012459138).
- [36] B. L.Boada, M. L.Boada y V. Diaz, “Vehicle sideslip angle measurement based on sensor data fusion using an integrated ANFIS and an Unscented Kalman Filter algorithm,” *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 72-73, pp. 832-845, 2016. doi: [10.1016/j.ymsp.2015.11.003](https://doi.org/10.1016/j.ymsp.2015.11.003).
- [37] K. Jo, K. Chu y M. Sunwoo, “Interacting Multiple Model Filter-Based Sensor Fusion of GPS With In-Vehicle Sensors for Real-Time Vehicle Positioning.” *IEEE Trans. Intell. Transp. Syst*, vol. 13, pp. 329-343, 2012. doi: [10.1109/TITS.2011.2171033](https://doi.org/10.1109/TITS.2011.2171033).
- [38] H. Zhang, X. Huang, J. Wang y H. Karimi, “Robust energy-to-peak sideslip angle estimation with applications to ground vehicles.” *Mechatronics*, vol. 30, pp. 338-347, 2015. doi: [10.1016/j.mechatronics.2014.08.003](https://doi.org/10.1016/j.mechatronics.2014.08.003).

- [39] C. Zhang, Q. Chen y J. Qiu, “Robust H filtering for vehicle sideslip angle estimation with sampled-data measurements.,” *Trans. Inst. Meas. Control*, vol. 39, pp. 1059-1070, 2017. doi: [10.1177/0142331215627001](https://doi.org/10.1177/0142331215627001)..
- [40] M. St-Pierre y D. Gingras, “Comparison between the unscented Kalman filter and the extended Kalman filter for the position estimation module of an integrated navigation information system.,” (Parma, Italy), jun. de 2004.
- [41] G. Welch y G. Bishop, *An Introduction to the Kalman Filter*. University of North Carolina at Chapel Hill, 2001.
- [42] J. G. Bruque, “Filtros de Kalman Extendido y “Unscented” en Sistemas Estocásticos no Lineales con Observaciones Inciertas,” Tesis de mtría., Departamento de Estadística e Investigación Operativa, Universidad de Granada, oct. de 2011.
- [43] H. Leyton, “Desarrollo, implementación y prueba de un filtro de Kalman del tipo UKF para un vehículo aéreo no tripulado,” Tesis de mtría., Departamento de Ciencias Básicas, Escuela de Ciencias y Humanidades Medellín - Colombia, mayo de 2009.
- [44] P. Isasi e I. Galván, *Redes neuronales artificiales: un enfoque práctico*. Pearson Educación, 2004.
- [45] L. Zhang y G. Subbarayan, “An evaluation of back-propagation neural networks for the optimal design of structural systems: Part I. Training procedures,” *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*, vol. 191, pp. 2873-2886, abr. de 2002. doi: [10.1016/S0045-7825\(01\)00372-3](https://doi.org/10.1016/S0045-7825(01)00372-3).
- [46] T. Gajdar, I. Rudas e Y. Suda, “Neural network based estimation of friction coefficient of wheel and rail.,” (Budapest, Hungary), sep. de 1997.
- [47] S. Blume, P. Sieberg, N. Maas y D. Schramm, “Neural Roll Angle Estimation in a Model Predictive Control System.,” (Auckland, New Zealand), nov. de 2019.
- [48] B. Zhu, Q. Piao y J. Zhao, “Integrated chassis control for vehicle rollover prevention with neural network time-to-rollover warning metrics.,” *Advances in Mechanical Engineering*, 2016. doi: [10.1177/1687814016632679](https://doi.org/10.1177/1687814016632679).
- [49] A. Riofrio, M. Sanz S.; L.Boada y B. L.Boada, “A LQR-Based Controller with Estimation of Road Bank for Improving Vehicle Lateral and Rollover Stability via Active Suspension.,” *Sensors*, vol. 17, 2017. doi: [10.3390/s17102318](https://doi.org/10.3390/s17102318).

- [50] F. Farivar, A. Sayad Haghghi, A. Jolfaei y S. Wen, "On the Security of Networked Control Systems in Smart Vehicle and Its Adaptive Cruise Control," *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. 22, pp. 3824-3831, 2020. doi: [10.1109/TITS.2021.3053406](https://doi.org/10.1109/TITS.2021.3053406).
- [51] M. L.Boada, B. L.Boada y H. Zhang, "Event-triggering H-based observer combined with NN for simultaneous estimation of vehicle sideslip and roll angles with network-induced delays," *Nonlinear Dynamics*, vol. 103, pp. 2733-2752, feb. de 2021. doi: [10.1007/s11071-021-06269-7](https://doi.org/10.1007/s11071-021-06269-7).
- [52] J. Gubbi, B. Rajkumar, S. Marusic y P. Marimuthu, "Internet of Things (IoT): A vision, architectural elements, and future directions," *Future Generation Computer Systems*, vol. 29, pp. 1645-1660, sep. de 2013. doi: [10.1016/j.future.2013.01.010](https://doi.org/10.1016/j.future.2013.01.010).
- [53] J. Wan et al., "Toward Dynamic Resources Management for IoT-Based Manufacturing," *IEEE Communications Magazine*, vol. 56, pp. 52-59, feb. de 2018. doi: [10.1109/MCOM.2018.1700629](https://doi.org/10.1109/MCOM.2018.1700629).
- [54] K. Tsao, L. Lee, T. Chu e Y. Huang, "A Two-Stage Reconstruction Processor for Human Detection in Compressive Sensing CMOS Radar," *Sensors*, vol. 18, p. 1106, abr. de 2018. doi: [10.3390/s18041106](https://doi.org/10.3390/s18041106).
- [55] B. Lau, N. Wijerathne, B. Ng y C. Yuen, "Sensor Fusion for Public Space Utilization Monitoring in a Smart City," *IEEE Internet of Things Journal*, vol. 5, pp. 473-481, sep. de 2018. doi: [10.1109/JIOT.2017.2748987](https://doi.org/10.1109/JIOT.2017.2748987).
- [56] M. Sohail y L. Wang, "3VSR: Three Valued Secure Routing for Vehicular Ad Hoc Networks using Sensing Logic in Adversarial Environment," *Sensors*, vol. 18, p. 856, mar. de 2018. doi: [10.3390/s18030856](https://doi.org/10.3390/s18030856).
- [57] O. Jo, Y. Kim y J. Kim, "Internet of Things for Smart Railway: Feasibility and Applications," *IEEE Internet of Things Journal*, vol. 5, pp. 482-490, sep. de 2018. doi: [10.1109/JIOT.2017.2749401](https://doi.org/10.1109/JIOT.2017.2749401).
- [58] A. Lam y V. Li, "Opportunistic Routing for Vehicular Energy Network.," *IEEE Internet of Things Journal*, vol. 5, pp. 533-545, sep. de 2018. doi: [10.1109/JIOT.2017.2752222](https://doi.org/10.1109/JIOT.2017.2752222).
- [59] A. Sangiovanni-Vincentelli y M. Di Natale, "Embedded System Design for Automotive Applications," *IEEE Computer*, vol. 40, pp. 42-51, oct. de 2007. doi: [10.1109/MC.2007.344](https://doi.org/10.1109/MC.2007.344).

- [60] S. Chakraborty et al., “Embedded systems and software challenges in electric vehicles,” (Dresden, Germany), mar. de 2012.
- [61] P. Sethi y S. Sarangi, “Internet of Things: Architectures, Protocols, and Applications,” *Journal of Electrical and Computer Engineering*, ene. de 2017. doi: [10.1155/2017/9324035](https://doi.org/10.1155/2017/9324035).
- [62] F. Pieri, C. Zambelli, A. Nannini, P. Olivo y S. Saponara, “Limits of sensing and storage electronic components for high-reliable and safety-critical automotive applications,” en *2017 International Conference of Electrical and Electronic Technologies for Automotive*, 2017, pp. 1-7.
- [63] Z. Sheng et al., “A survey on the ietf protocol suite for the internet of things: standards, challenges, and opportunities,” *IEEE Wireless Communications*, vol. 20, pp. 91-98, dic. de 2013. doi: [10.1109/MWC.2013.6704479](https://doi.org/10.1109/MWC.2013.6704479).
- [64] M. Razzaque, M. Milojevic-Jevric, A. Palade y S. Clarke, “Middleware for Internet of Things: A Survey,” *IEEE Internet of Things Journal*, vol. 3, pp. 70-95, sep. de 2015. doi: [10.1109/JIOT.2015.2498900](https://doi.org/10.1109/JIOT.2015.2498900).
- [65] M. Chiang y T. Zhang, “Fog and IoT: An Overview of Research Opportunities,” *IEEE Internet of Things Journal*, vol. 3, pp. 854-864, jun. de 2016. doi: [10.1109/JIOT.2016.2584538](https://doi.org/10.1109/JIOT.2016.2584538).
- [66] W. He, G. Yan y L. Da Xu, “Developing Vehicular Data Cloud Services in the IoT Environment,” *IEEE Internet of Things Journal*, vol. 10, pp. 1587-1595, ene. de 2014. doi: [10.1109/TII.2014.2299233](https://doi.org/10.1109/TII.2014.2299233).
- [67] T. Hermans, P. Ramaekers, J. Denil, P. De Meulenaere y J. Anthonis, “Incorporation of AUTOSAR in an Embedded Systems Development Process: A Case Study,” (Oulu, Finland), ago. de 2011.
- [68] M. Ambroz, “Raspberry Pi as a low-cost data acquisition system for human powered vehicles,” *Measurement*, vol. 100, pp. 7-18, dic. de 2016. doi: [10.1016/j.measurement.2016.12.037](https://doi.org/10.1016/j.measurement.2016.12.037).
- [69] S. McMullen, T. Henderson y D. Ison, “Embry-Riddle Aeronautical University multispectral sensor and data fusion laboratory: a model for distributed research and education,” (Anaheim, California, United States), mayo de 2017.
- [70] B. Favier, N. Chamakos y A. Papathanasiou, “A precise goniometer/tensiometer using a low cost single-board computer,” *Measurement Science and Technology*, vol. 28, nov. de 2017. doi: [10.1088/1361-6501/aa8e25/meta](https://doi.org/10.1088/1361-6501/aa8e25/meta).

- [71] M. Boutouba, A. Ougli, S. Miqoi y B. Tidha, “Design and Experimentation of a Control System Implemented on Raspberry Pi 3 Board for Photovoltaic Systems Using SEPIC Converter,” *Journal of Electrical Systems*, vol. 13, pp. 7-18, dic. de 2017.
- [72] P. Kamgueu, E. Nataf y T. Djotio, “Architecture for an efficient integration of wireless sensor networks to the Internet through Internet of Things gateways,” *International Journal of Distributed Sensor Networks*, nov. de 2017. doi: [10.1177/1550147717744735](https://doi.org/10.1177/1550147717744735).
- [73] L. Prieto, C. Jaedicke, J. Schubert y V. Stantchev, “Fog computing architectures for healthcare: Wireless performance and semantic opportunities,” *Journal of Information, Communication and Ethics in Society*, nov. de 2016. doi: [10.1108/JICES-05-2016-0014](https://doi.org/10.1108/JICES-05-2016-0014).
- [74] Z. Wang, “An Identity-Based Data Aggregation Protocol for the Smart Grid,” *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, vol. 13, pp. 2428-2435, mayo de 2017. doi: [10.1109/TII.2017.2705218](https://doi.org/10.1109/TII.2017.2705218).
- [75] H. Singh et al., “iNICU – Integrated Neonatal Care Unit: Capturing Neonatal Journey in an Intelligent Data Way,” *Journal of Medical Systems*, vol. 42, jul. de 2017. doi: [10.1007/s10916-017-0774-8](https://doi.org/10.1007/s10916-017-0774-8).
- [76] K. Lee, E. Hidzir y M. Haron, “Neurofeedback System for Training Attentiveness,” (Kanazawa, Japan), abr. de 2017, pp. 341-350. doi: [10.1007/978-3-319-54430-4_33](https://doi.org/10.1007/978-3-319-54430-4_33).
- [77] R. Barik, H. Dubey, A. Samaddar, R. Gupta y P. Ray, “FogGIS: Fog Computing for Geospatial Big Data Analytics,” (Varanasi, India), dic. de 2016, pp. 613-618.
- [78] Adafruit 9-DOF IMU BNO055. (). “<https://www.adafruit.com/product/2472>.” [Online; Ultimo acceso 27 Septiembre del 2021].
- [79] Raspberry Pi 3 B+. (). “<https://www.sparkfun.com/products/13825>.” [Online; Ultimo acceso 27 Septiembre del 2021].
- [80] Smart sensors - BNO055/. (). “https://www.bosch-sensortec.com/bst/products/all_products/bno055.” [Online; Ultimo acceso 27 Septiembre del 2021].
- [81] Intel Edison Compute Module IoT. (). “<https://ark.intel.com/products/84572/Intel-Edison-Compute-Module-IoT>.” [Online; Ultimo acceso 27 Septiembre del 2021].

- [82] SparkFun Block for Intel Edison - 9 Degrees of Freedom. (). “<https://www.sparkfun.com/products/13033>.” [Online; Ultimo acceso 27 Septiembre del 2021].
- [83] VBOX Automotive. (). “<https://www.vboxautomotive.co.uk/index.php/en/>.” [Online; Ultimo acceso 27 Septiembre del 2021].
- [84] L. Vargas-Meléndez, B. L. Boada, M. L.Boada, A. Gauchía y V. Diaz, “Sensor Fusion Based on an Integrated Neural Network and Probability Density Function (PDF) Dual Kalman Filter for On-Line Estimation of Vehicle Parameters and States,” *Sensors*, vol. 17, n.º 5, p. 987, 2017. doi: [10.3390/s17050987](https://doi.org/10.3390/s17050987).
- [85] SparkFun 9DOF Block for Edison CPP Library. (). “https://github.com/sparkfun/SparkFun_9DOF_Block_for_Edison_CPP_Library.” [Online; Ultimo acceso 27 Septiembre del 2021].
- [86] Adafruit Python BNO055. (). “https://github.com/adafruit/Adafruit_Python_BNO055.” [Online; Ultimo acceso 27 Septiembre del 2021].
- [87] <http://leenissen.dk/fann/wp/>, [Online; Ultimo acceso 10 Mayo del 2020].
- [88] L. Herlihy, E. Golen, L. Reznik y S. Lyshevski, “Secure communication and signal processing in inertial navigation systems.,” (Kyiv, Ukraine), abr. de 2017. doi: [10.1109/ELNANO.2017.7939789](https://doi.org/10.1109/ELNANO.2017.7939789).
- [89] J. Zheng, M. Qi, K. Xiang y M. Pang, “IMU Performance Analysis for a Pedestrian Tracker.,” (Wuhan, China), ago. de 2017. doi: [10.1007/978-3-319-65289-4-47](https://doi.org/10.1007/978-3-319-65289-4-47).
- [90] M. Parvis, S. Grassini, E. Angelini y Scattareggia, “Swimming symmetry assessment via multiple inertial measurements.,” (Benevento, Italy), mayo de 2016. doi: [10.1109/MeMeA.2016.7533700](https://doi.org/10.1109/MeMeA.2016.7533700).
- [91] X. Jin, G. Yin y N. Chen, “Advanced Estimation Techniques for Vehicle System Dynamic State: A Survey,” *Sensors*, vol. 19, p. 4289, oct. de 2019. doi: [10.3390/s19194289](https://doi.org/10.3390/s19194289).
- [92] A. Chokor, R. Talj, A. Charara, M. Doumiati y A. Rabhi, “Rollover Prevention Using Active Suspension System.,” (Yokohama, Japan), oct. de 2017.
- [93] <https://www.carsim.com/products/trucksim/>, [Online; Ultimo acceso 10 Octubre del 2021].

- [94] J. Brown, Y. He y H. Lang, “Modeling and Control Design for Active Trailer Steering of Heavy Vehicles.,” (Tampa, Florida, USA), ene. de 2018. doi: <https://doi.org/10.1115/IMECE2017-70917>.
- [95] P. Rosca, T. Ciobotaru, M. Marmureanu, D. Oancea y T. D., “Using Co-Simulation TruckSim-Simulink to Implement Fine-Grained Soil Vehicle Terrain Interface Algorithms,” *Romanian Journal of Physics*, vol. 64, p. 905, sep. de 2018.
- [96] L. Yulong, K. Yang, X. He y X. Ji, “Active Steering and Anti-Roll Shared Control for Enhancing Roll Stability in Path Following of Autonomous Heavy Vehicle.,” (Detroit, USA), abr. de 2019. doi: [10.4271/2019-01-0454](https://doi.org/10.4271/2019-01-0454).
- [97] M. L. Boada, B. L. Boada, A. Gauchía Babe y J. Calvo, “Active roll control using reinforcement learning for a single unit heavy vehicle.,” *International journal of heavy vehicle systems IJHVS*, 2009. doi: [10.1504/IJHVS.2009.027413](https://doi.org/10.1504/IJHVS.2009.027413).
- [98] P. Gaspar y J. Bokor, “A fault-tolerant rollover prevention system based on an LPV method,” *International Journal of Vehicle Design*, vol. 42, 2006. doi: <http://dx.doi.org/10.1504/IJVD.2006.010439>.
- [99] T. Chen, L. Chen, Y. Cai y X. Xu, “Estimation of vehicle sideslip angle via pseudo-multisensor information fusion method,” *METROLOGY AND MEASUREMENT SYSTEMS*, vol. 25, pp. 499-516, 2018. doi: [10.24425/123902](https://doi.org/10.24425/123902).
- [100] X. Fan y P. Deng, “Study of vehicle sideslip angle real-time estimation method.,” (Xian, PEOPLES R CHINA), 2014. doi: [10.4028/www.scientific.net/AMR.846-847.26](https://doi.org/10.4028/www.scientific.net/AMR.846-847.26).
- [101] F. Viadero-Monasterio, B. L.Boada, M. L.Boada y V. Díaz, “H dynamic output feedback control for a networked control active suspension system under actuator faults,” *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 162, ene. de 2022. doi: [10.1016/j.ymsp.2021.108050](https://doi.org/10.1016/j.ymsp.2021.108050).