



UNIVERSITAT POLITÈCNICA  
DE CATALUNYA  
BARCELONATECH

# *Gestión energética de vehículos híbridos usando control predictivo económico*

**José Luis Sampietro Saquicela**

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

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

**WARNING** On having consulted this thesis you're accepting the following use conditions: Spreading this thesis by the institutional repository UPCommons (<http://upcommons.upc.edu/tesis>) and the cooperative repository TDX (<http://www.tdx.cat/?locale-attribute=en>) has been authorized by the titular of the intellectual property rights **only for private uses** placed in investigation and teaching activities. Reproduction with lucrative aims is not authorized neither its spreading nor availability from a site foreign to the UPCommons service. Introducing its content in a window or frame foreign to the UPCommons service is not authorized (*framing*). These rights affect to the presentation summary of the thesis as well as to its contents. In the using or citation of parts of the thesis it's obliged to indicate the name of the author.

UNIVERSITAT POLITÈCNICA DE CATALUNYA

Programa de Doctorat:

AUTOMÀTICA, ROBÒTICA I VISIÓ

Tesis Doctoral

GESTIÓN ENERGÉTICA DE VEHÍCULOS HÍBRIDOS USANDO CONTROL  
PREDICTIVO ECONÓMICO

**José Luis Sampietro Saquicela**

Directors: Vicenç Puig i Ramon Costa

Juny 2019



*Valga esta tesis por los momentos que no pude compartir con mis seres queridos que ya no están, por ti abuelita*



---

# ABSTRACT

---

Every method of energy generation and transmission affects the environment. Under this principle, conventional generation options based on fossil fuels, such as coal, gasoline, diesel, among others, are progressively causing damage to air, climate, water, land, wildlife, landscape, and raising levels of harmful radiation. Renewable technologies are substantially safe and offer a solution to many environmental and social problems associated with fossil and nuclear fuels. Within the electricity generation from non-clean fuels, the transport sector occupies a high percentage of the total emissions. For this reason, the transition from only using combustion engine vehicles to hybrid, electric and fuel cell vehicles has to be made.

In this work, hybrid electric vehicles with fuel cells as the main generation source are studied. Within this analysis, a particular type of vehicle is considered: an urban service bus. Some profiles are chosen, such as the Buenos Aires driving cycle, and the Manhattan driving cycle, whose characteristics of speed, acceleration, and distance are analyzed. The speed profiles have moments when the bus brakes to stop at the respective stops, and in some cases, during the intermediate journeys. We use the concept of regenerative braking and propose as elements of energy storage and recovery, batteries, and supercapacitors. The combination allows a better use of the total braking energy, due to the high power and energy density of the supercapacitors and the battery respectively.

Once the structure and type of vehicle have been defined and its components have been modeled, defining their power and energy capacities, the optimum scenario is sought through dynamic programming. Taking into account different multi-objective, cost functions are proposed, which take into account the hydrogen savings in the fuel cell and the health of the components. Results are presented for both profiles and various cost functions, analyzing system behavior and presenting Pareto diagrams for tuning the weights of the respective functions. Then, the economic model predictive controller (EMPC) is designed, which in addition to the conventional criteria, takes into account the cost of generating the elements. Several simulations are performed with the proposed models and different efficiency values of the components. The analysis of various

cost functions is also performed, and the results are compared with dynamic programming and the behavior of the system in the face of various sizes of prediction horizon is analyzed.

Finally, a trajectory planning is made, taking into account the number of bus stops, and taking into account the dynamics of the bus operation. In this sense, we obtain certain maximum and minimum speed paths from the driving profiles, which are made from the maximum and minimum acceleration data of the driving profiles. With this trajectory planner, we propose a robust EMPC control, which ensures that the controller is able to meet these new power requirements. The mathematical study of the new controller is performed to ensure stability and reachability characteristics, and the results are presented in comparison with dynamic programming and non-robust EMPC.

**Keywords:** economical predictive control, robust control, dynamic programming, fuel cell, supercapacitors, batteries.

---

# RESUMEN

---

Cada uno de los métodos de generación y transmisión de energía afecta al medio ambiente. Bajo este principio, las opciones de generación convencionales basadas en combustibles fósiles, como el carbón, la gasolina y el diésel, entre otros, están progresivamente causando daños a el aire, el clima, el agua, la tierra, la vida silvestre, el paisaje, así como elevan los niveles de radiación dañina. Las tecnologías renovables ofrecen una solución a muchos problemas ambientales y sociales asociados con los combustibles fósiles y nucleares. Dentro del consumo de combustible fósiles, el sector del transporte ocupa un porcentaje elevado de emisiones dentro del total. Por esta razón, se ha dado el paso paulatino de los vehículos de motor de combustión solamente, a los vehículos híbridos, eléctricos y de pilas de combustible.

En la presente tesis, se estudian los vehículos eléctricos híbridos con pila de combustible como fuente de generación principal. Dentro de este análisis, se caracteriza un tipo particular de vehículo: un bus de servicio urbano, para el que se definen los parámetros de funcionamiento, y en base a el análisis de los perfiles de velocidad seleccionados, se generan perfiles de potencia a ser cumplidos por el vehículo. Los perfiles escogidos son el Buenos Aires driving cycle, y el Manhattan driving cycle, cuyas características de velocidad, aceleración y distancia, se analizan posteriormente. Los perfiles de velocidad, poseen instantes en donde el autobús, frena para detenerse en las paradas respectivas, y en algunos casos, durante los trayectos intermedios. En dichos periodos se utiliza el concepto de frenado regenerativo, y se proponen como elementos de almacenamiento y recuperación de energía, baterías y supercapacitores. La combinación de ambos, permite un mayor aprovechamiento de la energía total del frenado, debido a la alta densidad de potencia y de energía de los supercapacitores y la batería respectivamente.

Una vez definida la estructura, tipo de vehículo, y modelizado sus componentes, definiendo sus capacidades de potencia y energía, se procede a buscar el escenario óptimo mediante la programación dinámica. Para ello se proponen distintas funciones de coste, multiobjetivo que toman en cuenta el ahorro de hidrógeno en la pila de combustible y el estado de salud de los componentes. Se presentan resultados para ambos perfiles y varias funciones de coste, analizando

el comportamiento del sistema y presentando diagramas de pareto para el tuning de los pesos de las funciones respectivas. Luego, se procede al diseño del controlador económico predictivo (siglas del inglés EMPC), el mismo que además de los criterios convencionales, toma en cuenta el coste de generación de los elementos. Se realizan varias simulaciones con los modelos propuestos, y distintos valores de eficiencia de los componentes. Se realizan también el análisis de varias funciones de coste, y se comparan los resultados con la programación dinámica así como el comportamiento del sistema ante varios tamaños de horizonte de predicción.

Finalmente, se hace una planificación de trayectorias, tomando en consideración el número de paradas del autobús, y tomando en cuenta la dinámica de funcionamiento del mismo. En este sentido, se obtienen trayectorias de velocidades máximas y mínimas a partir de los perfiles de conducción, las mismas que se realizan a partir de los datos de aceleración máxima y mínima de los perfiles de conducción. Con este planificador de trayectorias, se propone un control EMPC robusto, que nos asegura que el controlador sea capaz de cumplir con estos nuevos requerimientos de potencia. Para ello, se realiza el estudio matemático del nuevo controlador para asegurar las características de estabilidad y alcanzabilidad, y se presentan los resultados en comparación con la programación y el EMPC no robusto.

**Palabras clave:** control predictivo económico, control robusto, programación dinámica, pila de combustible, supercapacitores, baterías.

---

# RESUM

---

Cadascun dels mètodes de generació i transmissió d'energia afecta el medi ambient. Tenint en compte aquest principi, les opcions de generació convencionals basades en combustibles fòssils com el carbó, la benzina o el dièsel, entre d'altres, perjudiquen progressivament l'aire, el clima, l'aigua, la terra, la vida silvestre i el paisatge, al mateix temps que eleven els nivells de radiació nociva. Les tecnologies renovables ofereixen una solució a molts problemes de caire ambiental i social associats amb els combustibles fòssils i nuclears. Dins de la generació elèctrica emprant combustibles nets, el sector del transport representa un percentatge elevat de les emissions totals. És per aquest motiu que s'està duent a terme una transició paulatina cap a l'ús de vehicles híbrids, elèctrics i basats en piles de combustible, en detriment dels vehicles basats solament en la combustió.

La present tesi estudia els vehicles elèctrics híbrids basats en pila de combustible com a font de generació principal. Dins d'aquesta anàlisi es duu a terme una caracterització del tipus de vehicle a utilitzar, un autobús de servei urbà, per al qual es defineixen els paràmetres de funcionament. En base als perfils de velocitat seleccionats, es generen els perfils de potència que els vehicles han d'obeir. Dits perfils són el Buenos Aires driving cycle i el Manhattann driving cycle, les característiques dels quals en termes de velocitat, acceleració i distància s'analitzen posteriorment. En concret, els perfils de velocitat contempnen les aturades en les respectives parades, i en alguns casos, en trajectes intermedis. En aquests instants, s'utilitza el concepte de frenada regenerativa, i es proposen elements d'emmagatzematge i recuperació d'energia, com ara bateries i supercondensadors. La seva combinació permet un millor aprofitament de l'energia dissipada en la frenada, gràcies a la seva alta densitat de potència i d'energia dels supercondensadors i les bateries, respectivament.

Una vegada s'han definit l'estructura i el tipus de vehicle, i els seus components s'han modelat en base a les capacitats de potència i d'energia, es procedeix a buscar l'escenari òptim mitjançant programació dinàmica. A tal efecte, es proposen diverses funcions de cost multiobjectiu que inclouen l'estalvi d'hidrogen de la pila de combustible i l'estat de salut dels components. Es

presenten resultats per a ambdós perfils i per a diverses funcions de cost, analitzant-ne el comportament del sistema i presentant diagrames de Pareto per a ajustar els pesos dels diversos termes de les funcions de cost. A continuació es procedeix a dissenyar un controlador econòmic predictiu (sigles en anglès EMPC), que, a més dels criteris convencionals, considera el cost de generació dels elements. Es realitzen diverses simulacions amb els models proposats, per a diversos valors d'eficiència dels components. A més, també s'analitzen diverses funcions de cost, i es comparen els resultats amb els obtinguts mitjançant programació dinàmica. Per altra banda, es considera també l'efecte de l'horitzó de predicció en el comportament del sistema.

Finalment, es realitza una planificació de trajectòries tenint en compte el nombre de parades de l'autobús i la dinàmica de funcionament del mateix. En aquest sentit, s'obtenen certes trajectòries de velocitats màximes i mínimes a partir dels perfils de conducció, i també a partir de dades d'acceleració màxima i mínima dels perfils de conducció. Emprant aquest planificador de trajectòries, es proposa un control EMPC robust, que garanteix que el controlador és capaç d'assolir aquests nous requeriments de potència. Així mateix es realitza l'estudi matemàtic del nou controlador per a garantir-ne l'estabilitat i l'assolibilitat, i es presenten els resultats comparats amb els proporcionats per la programació dinàmica i el EMPC sense robustesa.

**Paraules clau:** control predictiu econòmic, control robust, programació dinàmica, pila de combustible, supercapacitadores, bateries.

---

# AGRADECIMIENTOS

---

Expreso mis agradecimientos de manera especial a mi tutor y co-tutor de tesis, el Dr. Vicenç Puig Cayuela y el Dr. Ramon Costa Castelló, quienes con su infinito conocimiento y paciencia, me encauzaron por el sendero del saber y me permitieron ver un rayo de esperanza cuando todo se volvía turbio.

Agradezco a mis padres, Luis y Eulalia, quienes estuvieron de manera incondicional a mi lado en cada paso de mi vida, y sobre todo en este tan importante. La distancia jamás fue un obstáculo para recibir sus consejos, entrega y paciencia. También expreso mis agradecimientos a Cecilia, aquella persona que de una u otra forma, fue un eje en mi vida y me apoyo en todo momento para emprender esta meta, y pese a muchos momentos en la que la distancia fue dura, aun esta a mi lado.

Agradezco a mis amigos del IRI, Mauro, Pau, Ye, Masoud, Asi, Wicak, Unni, Julian, Jenny, que durante tres años, fueron parte de mi día a día, en cada almuerzo y en cada viaje. Compartimos momentos juntos en Barcelona y fuera de ella, y espero que vengan muchos más.

A todas aquellas personas con las que jugué fútbol, en el IRI, un deporte que me apasiona y me ayudo a sobrellevar momentos difíciles.

Agradezco de manera especial a mi familia, cuyos lazos no son de sangre pero son aquellos a los que me uní en espíritu, y fueron parte de cada problema, de cada tropiezo, de cada logro, de cada celebración. Estuvieron a mi lado en cada silencio y en cada momento que los ruidos acongojaban mi alma. Hablo de Paulina, Alma, Ricardo y Carmen, a los que les debo agradecer sus consejos, sus hombros en los malos momentos, su alegría compartida y todo el aliento que me brindaron.

Agradezco a todas las demás personas que conocí, Carla, Javier, Christian, y todos aquellos amigos que formaron parte de mi estancia en Barcelona.



---

# NOTACIÓN

---

<i>HEV</i>	Vehículo Eléctrico Híbrido
<i>DC</i>	Corriente continua
<i>PWM</i>	Modulación por ancho de pulsos
<i>ICE</i>	Motor de combustión interna
<i>EM</i>	Maquina eléctrica
<i>BEVs</i>	Vehículo Eléctrico a Baterías
<i>FCEV</i>	Vehículo Eléctrico a Pila de Combustible
<i>EV</i>	Vehículo Eléctrico
<i>FC</i>	Pila de Combustible
<i>MPC</i>	Control Predictivo basado en modelos
<i>EMPC</i>	Control Predictivo Económico
<i>LQR</i>	Regulador lineal cuadrático
<i>NMPC</i>	Control Predictivo no lineal
<i>ENMPC</i>	Control Predictivo Económico no lineal
<i>PEM</i>	Membrana de Intercambio Protónico
<i>FCS</i>	Sistema de pila de combustible
<i>PEMFC</i>	Pila de combustible de membrana de intercambio protónico
$P_{mov}$	Potencia cinética necesaria para el movimiento
$P_{dis}$	Potencia disipada
$P_{bat}$	Potencia de la batería
$P_{sup}$	Potencia del supercondensador
$P_{fc}$	Potencia de la pila de combustible
$P_{freno}$	Potencia disipada en el freno mecánico
<i>SOC</i>	Estado de carga de la batería
<i>SOE</i>	Estado de carga del supercapacitor
<i>NEDC</i>	Nuevo ciclo de conducción europeo
<i>BADC</i>	Ciclo de conducción urbano de Buenos Aires

<i>ECE15</i>	Ciclo de conducción europeo
<i>USFTP72</i>	Ciclo de conducción de Los Ángeles
<i>EMPC</i>	Control predictivo económico basado en modelo
<i>RTO</i>	Optimizador en tiempo real
<i>ECMS</i>	Estrategia de minimización del consumo equivalente
<i>LP</i>	Programación lineal
<i>DP</i>	Programación dinámica
<i>QP</i>	Programación cuadrática
<i>HJB</i>	Hamilton–Jacobi–Bellman
<i>T – ECMS</i>	Estrategia de minimización del consumo equivalente basadas en telemetría
<i>SoH</i>	Estado de salud de la batería
<i>RMPC</i>	Control predictivo basado en modelos robusto
<i>LVT</i>	Control lineal variante en el tiempo
<i>ETCS</i>	Sistema electrónico de control de aceleración
<i>DoD</i>	Ciclos de descargas profundas de la batería
<i>ESS</i>	Sistema de almacenamiento de energía del vehículo
<i>IVC</i>	Comunicaciones entre vehículos
<i>VII</i>	Infraestructura de integración vehicular

---

# ÍNDICE GENERAL

---

Abstract . . . . .	V
Resumen . . . . .	VII
Resum . . . . .	IX
Agradecimientos . . . . .	XI
Notación . . . . .	XIII
<b>1. Introducción</b>	<b>1</b>
1.1. Motivación . . . . .	1
1.2. Configuraciones de vehículos . . . . .	4
1.3. Objetivos de la tesis . . . . .	7
1.4. Estructura de la tesis . . . . .	8
<b>2. Revisión Bibliográfica</b>	<b>11</b>
2.1. Técnicas de control clásicas . . . . .	12
2.1.1. Técnicas no lineales . . . . .	12
2.1.2. Técnicas de consumo equivalente . . . . .	13
2.1.3. Técnicas de control óptimo . . . . .	13
2.1.4. Técnicas de control difusas . . . . .	13
2.1.5. Otras técnicas de control . . . . .	14

2.2.	Control MPC clásico . . . . .	14
2.3.	Control MPC jerárquico . . . . .	17
2.4.	Control MPC económico . . . . .	17
<b>3.</b>	<b>Modelo del Sistema de Generación de Energía</b>	<b>19</b>
3.1.	Modelo del vehículo . . . . .	19
3.2.	Sistema de gestión de energía . . . . .	21
3.2.1.	Modelo de la Batería . . . . .	22
3.2.2.	Modelo del supercapacitor . . . . .	25
3.2.3.	Modelo del motor eléctrico . . . . .	27
3.2.4.	Modelo de la pila de combustible . . . . .	28
3.3.	Frenado regenerativo . . . . .	32
3.4.	Modelo orientado al control . . . . .	33
3.4.1.	Modelo orientado a componentes . . . . .	33
3.4.2.	Modelo orientado al control . . . . .	35
3.5.	Ciclos de Conducción . . . . .	36
3.5.1.	Nuevo Ciclo de Conducción Europeo (NEDC) . . . . .	37
3.5.2.	Ciclo de Conducción Urbano de Buenos Aires . . . . .	39
3.5.3.	Ciclo de Conducción Manhattan . . . . .	40
3.6.	Balance Energético . . . . .	42
3.6.1.	Dimensionamiento inicial del sistema de propulsión . . . . .	43
<b>4.</b>	<b>Análisis del caso ideal</b>	<b>45</b>
4.1.	Planteamiento del problema de control óptimo . . . . .	47

4.2.	Programación Dinámica DP . . . . .	50
4.3.	Resultados obtenidos . . . . .	53
4.3.1.	Perfil de Conducción BADC . . . . .	55
4.3.2.	Perfil de Conducción Manhattan . . . . .	61
<b>5.</b>	<b>Estrategias para el control</b>	<b>67</b>
5.1.	Optimalidad de Pareto . . . . .	69
5.1.1.	Puntos de Utopía . . . . .	69
5.1.2.	Métodos de Solución . . . . .	70
5.2.	Formulación de la función de coste multiobjetivo . . . . .	71
5.2.1.	Estado de salud de la batería <i>SOH</i> . . . . .	71
5.2.2.	Operación suave de los elementos del sistema de propulsión . . . . .	73
5.2.3.	Objetivo Económico . . . . .	73
5.2.4.	Función de coste completa $J_c$ . . . . .	74
5.3.	Ajuste de los pesos para el perfil Buenos Aires . . . . .	76
5.3.1.	Energía aportada por la pila de combustible versus baterías . . . . .	77
5.3.2.	Energía aportada por la pila de combustible versus supercapacitores . . . . .	77
5.3.3.	Comparación de la función económica con la función de <i>SOH</i> . . . . .	78
5.3.4.	Comparación de la función económica con la función de operación suave . . . . .	79
5.3.5.	Simulación del sistema para los pesos escogidos en el perfil Buenos Aires driving cycle( BADC) . . . . .	80
5.4.	Ajuste de pesos para el perfil Manhattan . . . . .	85
5.4.1.	Energía aportada por la pila de combustible versus baterías . . . . .	85
5.4.2.	Energía aportada por la pila de combustible versus supercapacitores . . . . .	86

5.4.3.	Comparación de la Función económica con la función de <i>SOH</i> . . . . .	87
5.4.4.	Comparación de la Función económica con la función de control suave . . . . .	87
5.4.5.	Simulación del sistema para los pesos escogidos en el perfil Manhattan driving cycle . . . . .	89
5.5.	Conclusiones . . . . .	92
<b>6.</b>	<b>Dimensionamiento Óptimo del Sistema de Almacenamiento de Energía</b>	<b>95</b>
6.1.	Funcionamiento únicamente con pila de combustible . . . . .	98
6.1.1.	Perfil de conducción BADC . . . . .	98
6.1.2.	Perfil de conducción Manhattan DC . . . . .	98
6.2.	Operación híbrida (baterías, supercapacitor y pila de combustible) . . . . .	102
6.2.1.	Perfil de conducción BADC . . . . .	102
6.2.2.	Perfil de conducción Manhattan . . . . .	106
6.3.	Conclusiones . . . . .	108
<b>7.</b>	<b>Control Predictivo Económico basado en Modelos (MPC)</b>	<b>111</b>
7.1.	Formulación del control predictivo económico . . . . .	111
7.2.	Escenarios para verificación de función de peso económica general $J_{eco}$ . . . . .	117
7.2.1.	Primer Escenario . . . . .	120
7.2.2.	Segundo Escenario . . . . .	127
7.2.3.	Tercer Escenario . . . . .	133
7.3.	Uso de la función objetivo $J_c$ . . . . .	141
7.3.1.	Perfil de conducción BADC . . . . .	142
7.3.2.	Perfil de conducción Manhattan . . . . .	146
7.4.	Conclusiones . . . . .	151

<b>8. Planificación de las trayectorias</b>	<b>153</b>
8.1. Generalidades . . . . .	154
8.2. Cotas de velocidad . . . . .	157
8.3. Planificador de trayectorias para el autobús de servicio urbano . . . . .	158
8.3.1. Límites de velocidad y potencia para el perfil BADC . . . . .	161
8.3.2. Límites de velocidad y potencia para el perfil Manhattan DC . . . . .	166
8.4. Conclusiones . . . . .	170
<b>9. Control robusto económico basado en modelos</b>	<b>171</b>
9.1. Control robusto aplicado a HEV . . . . .	171
9.2. MPC robusto . . . . .	174
9.3. Simulación de perfiles de velocidad con REMPC . . . . .	178
9.3.1. Simulación de RMPC para el Buenos Aires Driving Cycle . . . . .	178
9.3.2. Simulación RMPC para el Manhattan Driving Cycle . . . . .	184
9.4. Conclusiones . . . . .	192
<b>10. Conclusiones e investigaciones futuras</b>	<b>193</b>
10.1. Conclusiones . . . . .	193
10.2. Investigaciones futuras . . . . .	198
<b>Bibliografía</b>	<b>200</b>



---

# CAPÍTULO 1

## INTRODUCCIÓN

---

En este capítulo, se presentarán las razones que motivan a la investigación sobre la problemática de la gestión energética de los vehículos híbridos. Para ello, realizaremos un breve resumen temporal de la evolución tecnológica del sector de la automoción en los últimos años, tomando como eje principal el reemplazo paulatino de los motores de combustión interna (ICE, siglas en inglés), que funcionan mediante la liberación de energía que se produce al explotar el combustible en el interior de los cilindros del motor.

Actualmente, los motores de combustión interna, que utilizan como combustibles más comunes la gasolina y el diésel, tienen rendimientos de en torno al 25 y 30 %. Esto quiere decir, que el sobre el 70 % de la energía química del combustible se desprende en forma de calor [173]. En cambio en el caso del motor eléctrico (EM siglas en inglés) al no ser una máquina térmica, su eficiencia real supera el 90 %, transformando la energía eléctrica en movimiento [62], [15].

Posteriormente, describiremos brevemente las configuraciones de los vehículos híbridos (HEV, siglas en inglés), sus ventajas, inconvenientes y características. Para finalizar presentaremos los objetivos de la tesis.

### 1.1. Motivación

La demanda de energía a nivel mundial está aumentando y seguirá aumentando debido al rápido cambio de las tendencias demográficas y a la modernización global. La *International Energy Outlook* proyecta un fuerte crecimiento de la demanda de energía en todo el mundo hasta el año 2040 [149]. Se espera que el consumo mundial total de energía comercializada se

amplíe en un 57 % durante el período 2002-2025, [44], [190], [125]. En principio, este escenario, justifica la necesidad de intensificar la investigación sobre temas energéticos. Dentro de este estudio, uno de los principales temas, es el reemplazo paulatino de las tecnologías de generación de energía fósiles por tecnologías limpias y basadas en fuentes renovables de energía. El crecimiento del uso de la energía renovable se justifica por la situación energética actual dominada por los combustibles fósiles, afectada por el agotamiento de las reservas de los mismos, el calentamiento global, los problemas de seguridad en el suministro y el aumento del coste.

Las fuentes de energía fósiles se utilizan principalmente en la industria, el transporte y en los sectores agrícola, comercial y civil. Se sabe que el consumo de energía en el sector del transporte es de alrededor del 29.5 % de la energía total consumida [97]. En particular, los vehículos son responsables de la mayor parte de la energía consumida [135]. Por este motivo, el deterioro ambiental es una de las principales causas del desarrollo de la investigación en gestión energética en vehículos. Para reducir el consumo de combustibles de origen fósil, se desarrollaron vehículos eléctricos. Según la clasificación de las fuentes de energía, los vehículos eléctricos se pueden clasificar en vehículos eléctricos híbridos (VEH), vehículos eléctricos alimentados por baterías (BEV) y vehículos eléctricos de pilas de combustible (FCEV) [73]. Según [40] se prevé que hasta el 2020 aproximadamente el 18 % de los vehículos nuevos vendidos en Europa, y un 7 % en EE.UU, serán HEV y un 8 % y 2 %, respectivamente para los vehículos eléctricos puros. Cabe destacar, que hasta la fecha la fuente principal de energía del vehículo, y en muchos casos única, era los combustibles fósiles utilizados por los motores de combustión interna. Con la hibridación, por ejemplo, en el caso de los FCEV, la pila de combustible es la fuente principal de energía, reemplazando el motor de combustión interna. Las ventajas de hibridar un sistema [177], usando baterías, supercapacitores, o ambos, es que un sistema de propulsión híbrido ahorra combustible (ya sea hidrógeno o gasolina/diesel) por varias razones:

- (a) puede recuperar una fracción de la energía cinética durante el frenado y almacenarla utilizando el concepto de frenado regenerativo,
- (b) puede apagar la fuente principal de energía durante las fases de ralentí y de baja carga sin comprometer la maniobrabilidad del vehículo,
- (c) cuando el vehículo se conduzca en modo eléctrico, se evita el funcionamiento del motor de combustión interna o pila de combustible en los puntos de baja eficiencia, y
- (d) la fuente principal de energía puede diseñarse con una potencia ligeramente inferior, ya que los elementos de almacenamiento energético pueden aportar potencia durante fases de aceleración cortas.

Artículos como [143], [90], [83], [165], [172], usan una batería como sistema auxiliar de recuperación de energía, mientras que otros como [78], [229], [169] usan un supercapacitor para ese propósito. Actualmente, hay combinaciones de ambos. La combinación de la densidad de energía de las baterías con la densidad de potencia de los supercapacitores aumenta el ahorro de combustible, [5], [184], [32], [187]. Esto se debe, a que los supercapacitores pueden absorber de manera rápida los grandes picos de potencia, mientras las baterías pueden absorber grandes cantidades de energía durante un periodo de tiempo, lo que hace que la energía que proviene del frenado, se aproveche de manera más eficiente.

Para sustituir los motores de combustión de manera paulatina, se pueden utilizar tecnologías como las pilas de combustible, como lo indica [199], [72] y [77]. Según [59], muchos estudios previos han demostrado la eficacia de estos vehículos modernos en comparación con los convencionales, en términos de gestión de energía. Además de las emisiones cero y la baja generación de ruido hacen de las pilas de combustible una fuente energética prometedora para el sector de la automoción. Las pilas de combustible tienen una eficiencia relativamente alta comparada con los motores de combustión interna [91], además de poseer ventajas como la recarga en un tiempo más reducido que los sistemas puramente eléctricos con un rango de operación superior. En los ciclos de conducción estándar, en áreas urbanas y suburbanas, la mayor parte del tiempo el vehículo está exigiendo una pequeña fracción de la potencia nominal a la pila de combustible según [108]. Por lo tanto, un vehículo que tenga una pila de combustible como fuente principal de energía estará trabajando la mayor parte del tiempo a altas eficiencias. De manera similar que los motores de combustión interna, un sistema de pila de combustible, que actúa como fuente de energía única, puede combinarse con elementos adicionales de almacenamiento de energía, obteniendo mejoras sustanciales, tales como:

- (a) reducir el tamaño del sistema de pilas de combustible [60],
- (b) mejorar la respuesta dinámica del sistema en su conjunto, minimizando la respuesta dinámica relativamente lenta de la pila de combustible,
- (c) mejorar la eficiencia operativa del sistema [175], [150] y
- (d) prolongar la vida útil de los elementos [214].

Sin embargo, la hibridación implica una mayor complejidad de los sistemas, lo que pone de manifiesto la importancia de un sistema de gestión de energía para conseguir un correcto dimensionado de los componentes y un correcto cumplimiento de los perfiles de conducción.

Cuadro 1.1: Comparación entre las pilas de combustible y los motores de combustión interna para el sector del transporte, [182].

Sistemas de propulsión	Potencia (kW)	Eficiencia (%)	Potencia específica (kW/kg)	Densidad de potencia (kW/L)	Alcance (km)	Costo monetario (\$/kW)
Pila de combustible PEM (hidrógeno generado a bordo)	10–300	40–45	400–1000	600–2000	350–500	100
Pila de combustible PEM (hidrógeno generado externamente)	10–300	50–55	400–1000	600–2000	200–300	100
Motor de gasolina	10–300	15–25	>1000	>1000	600	20–50
Motor diesel	10–200	30–35	>1000	>1000	800	20–50
Híbrido (motor diesel/batería)	50–100	45	>1000	>1000	>800	50–80
Híbrido (motor gasolina/batería)	10–100	40–50	>1000	>1000	>800	50–80
Batería híbrida (ácido o níquel-metal)	10–100	65	100–400	250–750	100–300	>100

Los tipos más comunes de pilas de combustible en el mercado son: pilas de combustible de membrana de intercambio de protones (PEMFC), pilas de combustible de metanol directo, pilas de combustible alcalinas, pilas de combustible de ácido fosfórico, pilas de combustible de carbonato fundido, pilas de combustible de óxido sólido y pilas de combustible microbianas. Esta tesis, se centra en el uso de PEMFC.

Un ejemplo del uso de las pilas de combustible en el sector de la automoción se da con autobuses de servicio. Los proyectos de autobuses alimentados por pilas de combustible reportan que desde 2011 hay mas de 100 de estos autobuses distribuidos alrededor del mundo [198], [37], [49], [216]. En el Cuadro 1.1 se comparan las eficiencias, los costos y la potencia suministrada para cada una de las tecnologías enumeradas anteriormente.

La presente tesis se centra en los vehículos eléctricos híbridos (HEV) y en particular en los sistemas de control que se encargan de gestionar la energía necesaria para su movimiento.

## 1.2. Configuraciones de vehículos

Existen varias configuraciones para la generación de la electricidad en un vehículo. En [4], [30] y [25] se muestran las principales configuraciones y su problemática de cara al modelado y simulación de las mismas. La Figura 1.1, recoge los elementos principales que se considerarán para la formulación de un modelo matemático útil para la desarrollar el sistema de gestión de la energía del vehículo.

Es importante también tomar en consideración la fracción de energía recuperable del frenado

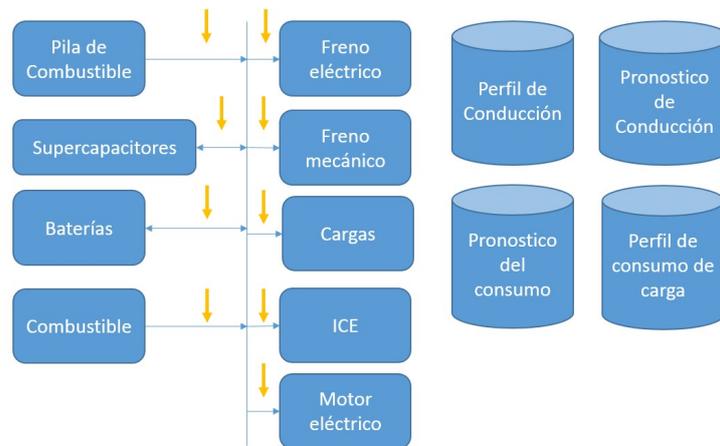


Figura 1.1: Elementos a considerar como parte del modelo de un vehículo híbrido

(mediante frenado regenerativo), y que será analizada más adelante en el presente trabajo. En [48], se muestran dos maneras de configurar un sistema de propulsión híbrida, en paralelo y serie. Las Figuras 1.2 y 1.3, muestran la configuración en paralelo y la configuración en serie respectivamente.

Para el primer caso, en la configuración en paralelo, el motor de combustión interna (ICE, siglas del inglés) y la máquina eléctrica (EM, siglas del inglés), se acoplan mecánicamente a la unidad eje del vehículo. El par total suministrado es la suma de la pares individuales. Otra ventaja es que el EM también puede funcionar como un generador para recuperar la energía de frenado. Es decir, en esta configuración, el vehículo puede ser impulsado por el motor de combustión interna, pila de combustible, o la fuente principal escogida, conectado directamente a través del sistema de transmisión hacia las ruedas, por uno o más motores eléctricos, o por ambos métodos simultáneamente. Se la denomina configuración en paralelo debido a que la energía fluye en líneas paralelas. Esta configuración permite máquinas eléctricas más pequeñas y de menor coste dado que no tienen que convertir toda la energía del vehículo. Algunas de las marcas que se encuentran en el mercado con configuración híbrida paralelo son los siguientes: Honda Insight, Peugeot 3008 Hybrid4, Ford Fusion, Mercedes Benz S400 Blue Hybrid, BMW 225xe, entre otras. Una de las desventajas de esta configuración, es que es mecánicamente más complejo. No obstante, este método evita pérdidas inherentes a la conversión de energía mecánica en eléctrica, la misma que es mayor en la configuración en serie. Además como los picos de demanda de potencia le corresponden al motor de combustión interna, las baterías pueden ser de menor tamaño en el diseño.

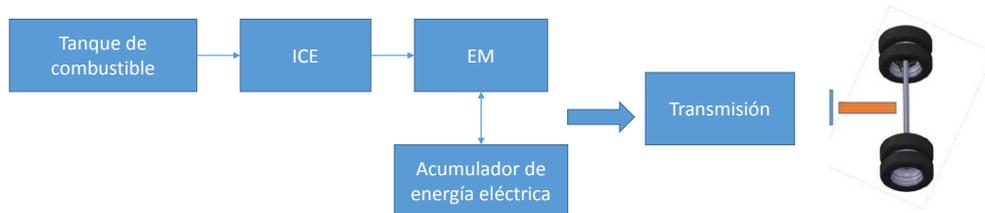


Figura 1.2: Configuración en paralelo de sistemas de propulsión eléctrica híbrida para vehículos

Para el segundo caso, la configuración en serie, se caracteriza por la ausencia de una conexión mecánica entre el generador de energía y las ruedas (la fuente principal de generación está desacoplada de la tracción). La EM obtiene la electricidad desde un generador acoplado a la ICE. Este sistema de propulsión permite seleccionar la velocidad del ICE y el par del motor, independientemente de la velocidad del vehículo (es posible operar a una velocidad constante en un rango próximo a su punto óptimo de trabajo). Ello permite que el vehículo pueda ser impulsado por uno o más motores eléctricos, los mismos que suministran la fuerza motriz y cuya electricidad es provista por una batería o por un generador conectado a la fuente principal de generación, ya sea un ICE, una pila de combustible, u otra. Dicha configuración se denomina en serie porque el flujo de energía discurre en línea directa. Su complejidad mecánica es menor a lo de los sistemas en paralelo, debido a que la pila de combustible o el ICE pueden colocarse en cualquier lugar al no ser necesaria una transmisión mecánica hacia las ruedas. Una desventaja, es que la energía debe convertirse varias veces, por lo que la eficiencia mecánica entre la fuente de generación principal y el eje de tracción es inferior al 55 % [171], [196]. Además toda la energía eléctrica debe pasar por el generador y el motor eléctrico, incrementando los costes finales.

En la configuración serie-paralelo, la fuente principal de energía, ya sea un ICE o una pila de combustible, se usa también para cargar la batería, además de la energía del frenado regenerativo. Para ello existe una conexión adicional entre el generador y el motor eléctrico, comparado con la configuración en serie, y un generador adicional comparado con el híbrido en paralelo. En esta configuración, se puede combinar las ventajas de las disposiciones serie y paralelo, sin

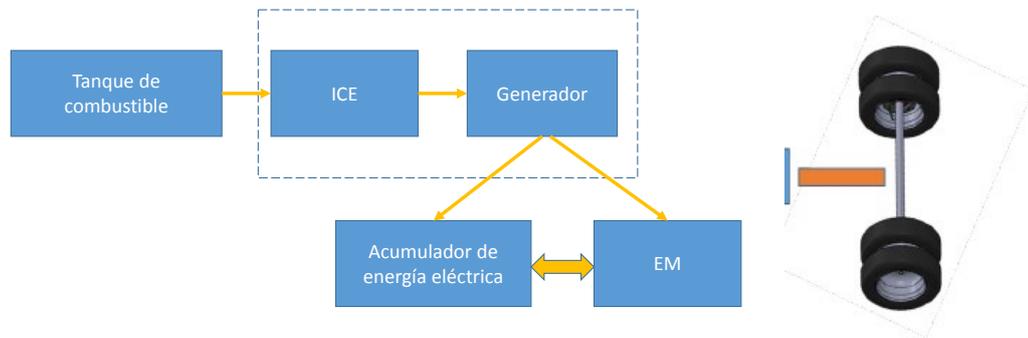


Figura 1.3: Configuración en serie de sistemas de propulsión eléctrica híbrida para vehículos

embargo mecánicamente es más compleja y a nivel de costes es más elevada. Algunos vehículos del mercado como el Mitsubishi Outlander y el Hyundai Ioniq la utilizan.

En [48] se trata dicha problemática, mostrando soluciones para vehículos tipo serie y paralelo, en donde particularmente, los elementos de almacenamiento están conectados mecánicamente a las ruedas del vehículo. En [22], a diferencia de considerar un modelo u otro individualmente, el modelo usado para el vehículo, combina las ventajas de la arquitectura de un vehículo serie y paralelo, mediante un sistema de acople que puede aprovechar la energía de los motores de combustión y de un sistema de generación eléctrica. En cambio en [167] se usan vehículos eléctricos híbridos con arquitectura en serie, con un motor de combustión interna y un motor eléctrico.

En el Capítulo 3 se definirá de forma más precisa la arquitectura de vehículo con la que se trabajará a lo largo de la tesis.

### 1.3. Objetivos de la tesis

El objetivo central de esta tesis es desarrollar una metodología para la gestión óptima de la energía en vehículos eléctricos híbridos mediante la aplicación de la técnica de control predictivo económico basado en modelo (EMPC). Para validar los resultados obtenidos con dicha

técnica, se deberá hacer un estudio inicial con una técnica de control que permita saber la gestión energética óptima. Luego se mejorará el sistema de control con técnicas robustas, que nos permitan incluir el tratamiento de la incertidumbre. Para alcanzar dicho objetivo, se deberán de alcanzar los siguientes objetivos específicos:

1. Desarrollar una metodología general de modelado orientado a la gestión óptima de la energía en HEV que permita caracterizar el mayor número posible de casos prácticos, determinando que escala de tiempo es necesario tener en cuenta en los modelos.
2. Desarrollar una metodología para construir el problema de gestión en un problema de control predictivo óptimo llegando a formular la función objetivo y restricciones así como la transformación a una formulación eficiente desde el punto de vista computacional (tipo programación cuadrática).
3. Identificar las limitaciones de la metodología de modelado identificando las situaciones complejas como controles on/off, no-linealidades y proponer formas de solución.
4. Desarrollar como incorporar en la metodología de modelado la predicción de la disponibilidad de las fuentes de generación como la predicción de la demanda, así como estudiar posibles formas de incorporar la incertidumbre (por ejemplo, mediante cotas deterministas o métodos estocásticos).
5. Estudiar propiedades de los algoritmos de control predictivo económico, tanto en situaciones nominales o de incertidumbre (robustez), tales como factibilidad, convergencia o estabilidad.
6. Estudiar la sintonía automática de la función de coste en caso de que se contemplen diferentes objetivos de control mediante técnicas de optimización multi-objetivo.
7. Incorporar aspectos de control que tengan en cuenta la vida de los sistemas de actuación teniendo en cuenta cómo afecta la optimalidad de la estrategia de control en el esfuerzo del control.

## 1.4. Estructura de la tesis

La tesis, se organiza en diez capítulos, incluyendo el presente capítulo introductorio. El Capítulo 2 presenta una revisión del **estado del arte** del problema abordado en la tesis introduciendo las técnicas de gestión energética utilizadas en HEV considerando las diferentes

configuraciones y arquitecturas. El Capítulo 3 describe el **modelo del vehículo y los perfiles de conducción** y así como los modelos de los diferentes componentes del sistema de gestión de energía incluyendo tanto los elementos de almacenamiento (baterías, supercapacitores, pila de combustible) como de generación. Se describe también la arquitectura del vehículo eléctrico considerado así como los parámetros de los componentes, tales como potencias, energías y los parámetros físicos del vehículo escogido. También se analizarán las características relevantes de los ciclos de conducción considerados para la validación de las soluciones propuestas. En el Capítulo 4, **análisis del caso ideal**, se planteará una función de coste cuyo objetivo principal sea el ahorro del consumo de hidrógeno, y se probará con los diferentes ciclos de conducción propuesto, mediante la técnica de programación dinámica (DP). Se analizará el comportamiento de las fuentes y el cumplimiento de los requerimientos de potencia. En el Capítulo 5, **estrategias del control**, se planteará una función de coste multiobjetivo, en donde se tiene en consideración la vida útil de los elementos de almacenamiento. Se analizarán los modelos de salud de las baterías (SOH models), y se incluirá un término en la función de coste que tratará de preservarla. Se buscará la mejor configuración de pesaje de los términos de la función de coste, mediante la técnica de barrido de parámetros, trabajando con DP al igual que en el capítulo previo. En el Capítulo 6 referente al **dimensionado óptimo**, se presentará una propuesta de dimensionado para reducir el coste del vehículo, tomando como base los resultados de los capítulos anteriores y en el uso de la DP.

En el Capítulo 7, **control predictivo**, se propondrá el uso de una estrategia de control EMPC del sistema de gestión de energía cuya función de coste es multiobjetivo, incluyendo el coste económico de operación. Además, se analizará la longitud del horizonte de predicción y distintas configuraciones de pesajes, para obtener la mayor recuperación de energía del frenado regenerativo, y el menor uso de la pila de combustible para ahorrar el consumo de hidrógeno. Los resultados serán comparados con el óptimo obtenidos en DP. En el Capítulo 8, referente a **predicción de trayectorias**, se presentará un análisis de las técnicas existentes para predecir la velocidad futura que puede tener un vehículo, partiendo de una velocidad conocida. Para ello, se definirán una estrategia propia, que permita acotar un rango de velocidades futuras, y que se pueda proporcionar al controlador de manera que asegure que dichas velocidades puedan ser alcanzadas.

En el Capítulo 9, **control robusto** se propone que el sistema sea capaz de cumplir los requerimientos de velocidad transformados a potencia encontrados en el capítulo anterior, de manera que desde cierta velocidad, el sistema sea capaz de evolucionar hacia todos los posibles escenarios de velocidad que el vehículo pueda llegar, y no solamente a los que da de por si el perfil de

conducción. Para esto, se plantea un problema de control, en cuya función de coste, se incluyen dos niveles de MPC, el primero el que da las consignas, y el segundo, el que permite llegar hacia esos valores. Este planteamiento, asegura las propiedades como la estabilidad. Finalmente, el Capítulo 10, de **conclusiones**, recoge la discusión de resultados generales de toda la tesis, y permite concluir la bondad de las estrategias planteadas, comparadas con el óptimo calculado en la DP.

---

## CAPÍTULO 2

# REVISIÓN BIBLIOGRÁFICA

---

La eficiencia energética y la mejora de la economía de combustible, ya sea para vehículos eléctricos o híbridos, y ambos están directamente relacionados con la estrategia de gestión y control utilizada. El Cuadro 2.1. presenta de forma sumariada los trabajos que se han analizado.

Una vez analizado el estado del arte, se ha llegado a la conclusión que en los trabajos recientes se apunta que la técnica de control predictivo basada en modelos (MPC) es muy adecuada para la gestión de energía en los vehículos híbridos. En particular, la variante del control MPC que incorpora una función de coste económica es la opción que se explorará en la presente tesis. Existen algunos trabajos que ya apuntan en esa dirección en otras aplicaciones de gestión de energía como las smartgrids, aunque en el campo de la gestión de la energía la aplicación del control predictivo económico (EMPC) aún no ha sido tratada.

En las siguientes secciones de este capítulo se presenta el análisis de las propuestas presentadas en los trabajos que se han enumerado en el Cuadro 2.1 en el ámbito de la gestión de energía de los vehículos, con especial énfasis en la técnicas basadas en el control MPC y sus variantes.

Cuadro 2.1: Tabla de resumen de artículos relacionados con control de gestión de energía para vehículos

VEHÍCULO	ARTÍCULOS RELACIONADOS
Técnica de Gestión	
MPC	
Lineal	[219], [69], [22], [41], [9], [126]
No lineal	[22], [105], [103], [21], [50], [204]
EMPC	[121], [120], [56], [76], [133], [219], [69], [88]
Otros	[206], [48], [55], [167], [89], [22], [153], [218], [189], [194], [105], [31], [82], [224], [174], [130] [201]
Modelo del controlador	
Lineal	[121], [56], [69], [88], [48], [22], [55], [41], [224], [9], [126]
No lineal	[120], [76], [133], [219], [167], [105], [31], [82], [103], [130], [50], [21], [204]
Otras	[206], [89], [181], [153], [218], [189], [194], [69]
Función de peso utilizada	
Cuadrática	[9], [126], [133], [103], [204]
Otras	[88], [22], [55], [41], [224], [76], [167], [105], [31], [50], [21], [194]
Gestión energética del vehículo	
Híbrido	[22], [55], [167], [105], [82], [21], [204], [181], [218], [189], [48], [12] [107]
Fuel cells	[224], [130], [50], [153], [200], [174], [9]
Eléctrico	[41], [224], [31], [206], [194], [69], [174]
Tipos de vehículo	
Serie	[22], [167], [31], [82], [181], [189], [194], [48]
Paralelo	[224], [105], [82], [194], [48], [22]
Modo de almacenamiento de energía	
Batería	[88], [22], [55], [41], [224], [9], [105], [31], [82], [50], [89], [181], [218], [189], [194], [12], [107]
Supercapacitor	[88], [9], [130], [50], [89], [153], [218], [107], [200]

## 2.1. Técnicas de control clásicas

Existe en la literatura múltiples propuestas para la gestión óptima de la energía en un vehículo, entre las cuales se pueden mencionar ejemplos de artículos como:

### 2.1.1. Técnicas no lineales

En [31] se utiliza el control no lineal, considerando restricciones y resolviendo un problema de optimización dinámica.

### **2.1.2. Técnicas de consumo equivalente**

Existen estrategias que permiten simplificar el problema a uno equivalente. Dicho enfoque se conoce como de estrategias de minimización de consumo equivalente (ECMS), tal como se propone en [181]. Al definir un coste de combustible equivalente para la energía de la batería, los métodos ECMS se han desarrollado para ser resueltas a cada instante en lugar de durante el intervalo de conducción como en [82].

### **2.1.3. Técnicas de control óptimo**

Si se tiene el pleno conocimiento de las futuras condiciones de conducción se puede obtener la solución óptima global mediante la programación dinámica. Las soluciones de programación dinámica a través de ciclos de conducción conocidos se han utilizado principalmente como puntos de referencia como en [194]. Trabajos como [130] formulan un problema de control óptimo sujeto a un conjunto de restricciones y entradas limitadas por las condiciones operativas y físicas. Se aplica un método que implementa una función de penalización para transformar el problema de control óptimo con restricciones en una forma equivalente sin ellas, y con un horizonte de tiempo infinito. Un algoritmo óptimo de control adaptativo se desarrolla bajo esta filosofía para buscar el resultado óptimo del sistema de energía. Otros trabajos como [48], describen la optimización de una función de coste que contiene como elementos el coste energético y el de combustible. Dentro de las restricciones, están la de los submodelos o partes del esquema de potencias, así como por ejemplo las capacidades de carga y descarga de la batería, mientras que la resolución de problema se hace con una optimización convexa.

### **2.1.4. Técnicas de control difusas**

En [200], se presenta un sistema simplificado basado en una pila de energía auxiliada por un supercapacitor, en donde se realiza un control indirecto del voltaje basado en un controlador difuso, y se manejan los convertidores para converger la energía en un bus de corriente continua. También se sigue un ciclo de conducción predefinido.

### 2.1.5. Otras técnicas de control

En [55], se propone mejorar el rendimiento de un vehículo híbrido con pilas de combustible, en términos de economía del hidrógeno y en su respuesta transitoria, para lo cual se minimiza una función de coste que representa el consumo del hidrógeno, y la energía del sistema de almacenamiento. La estrategia tiene como restricciones las inherentes a los estados. Por otro lado, la potencia mínima debe operar a un valor en que las cargas parásitas no reduzcan la eficiencia del sistema. Se presentan tres estrategias basadas en el conocimiento de la eficiencia de las pilas de combustible, y en la programación no lineal con restricciones. La primera estrategia es una cuasi carga, en la que se opera en una zona de eficiencia alta, mientras que la segunda estrategia opera en el punto de máxima eficiencia para mejorar la economía del hidrógeno. La tercera estrategia se basa en resolver un problema de optimización con restricciones lineales con una función de coste no lineal. Para el caso de vehículos en serie, para mejorar la eficiencia HEV, se recomienda apagar el ICE a bajas velocidades dado que en este caso el ICE es menos eficiente. Sobre la base de este concepto, se ha propuesto una estrategia heurística en [146]. Esta técnica no asegura el óptimo global. Sin embargo, trabajos como [147], muestran resultados cercanos al óptimo.

Como se puede observar, existen varias alternativas de afrontar el problema mediante diversas técnicas de control, en las que se usan diversas fuentes y elementos de almacenamiento, y se penalizan diversas situaciones operativas o de coste. En la siguiente sección, nos enfocaremos más a las técnicas de control MPC, EMPC y jerárquicas que son las de mayor interés para este trabajo.

## 2.2. Control MPC clásico

En [219], se trabaja con dos tipos de control, un LQR y un MPC, para luego incorporar términos asociados al consumo de combustible y considerando horizontes de predicción finitos. Otros enfoques utilizan un MPC no lineal, que garantizan la estabilidad, con métodos como el de disipatividad estricta [103], [204] [105]. En [103], se considera la corriente como un estado que se mide o estima. Además, se minimiza una función de coste cuadrática que depende de los estados y de las entradas con las respectivas restricciones. Se usan dos niveles de control, siendo el de nivel inferior basado en el método de proyección de gradiente. Para las soluciones de control, también se linealiza las dinámicas del sistema y se toma en cuenta los estados, para producir estados iniciales para calcular los siguientes. Para su implementación se utiliza

un paquete de herramientas llamado VIATOC, y luego se la compara con otro conjunto de herramientas llamado ACADO, tal como se explica en [85].

En [167], se usa un control predictivo estocástico (SMPC, siglas en inglés). A diferencia de conocer un modelo de conducción a priori, la ventaja de este tipo de arquitectura y control, es que no únicamente se considera un solo ciclo de conducción específico en el horizonte de predicción. La demanda de energía en el controlador se modela como una cadena de Markov que estima varios ciclos de manejo y es utilizado para generar escenarios de la ley SMPC. La variable a controlar es la potencia requerida para el funcionamiento, y la eficiencia del motor de combustión es regulada por un controlador de bajo nivel, en términos de velocidad y torque. El estado de carga de la batería y la disponibilidad de potencia, son valores a tomarse en cuenta al momento de formular las restricciones.

En otros trabajos en cambio, como en [105], se hace control en tiempo real basado en estrategias de minimización de una función. Excepto el modelo del almacenamiento de energía, y el modelo de dinámica longitudinal del vehículo, la mayoría de los otros componentes son modelados por ganancias estáticas no lineales. Para ello se definen tres controladores en cascada, siendo el primero el que realiza la corrección del *SOC* con una dinámica lenta y periodos grandes de muestreo, diseñado también para rechazar los efectos del error de predicción y otras perturbaciones en el estado de carga. El segundo controlador, que realiza la predicción y resuelve el algoritmo de optimización se usa para el cálculo de las variables de estado, y se define como un MPC. Finalmente, un tercer controlador se encarga de la potencia del sistema, según la condición actual de conducción. Es necesario acotar que las soluciones estocásticas a diferencia de las deterministas, que son anticipativas, gobiernan el motor eléctrico, y las operaciones de la batería con un enfoque causal, e invariante en el tiempo, como una forma de realimentación de los estados. Tomando en cuenta lo mencionado en [105], otros trabajos que hablan sobre la variación del co-estado en vez de mantenerlo constante son [110] y [224], en los que el control óptimo basado en el principio utiliza, para minimizar el consumo de combustible y optimizar la distribución de potencia entre la pila de combustible y la batería. En este esquema de control óptimo, el co-estado es un parámetro equivalente entre el consumo de combustible y el consumo de electricidad. Se presentan las condiciones en las que un co-estado variable puede ser reemplazado con un co-estado constante. En el segundo artículo mencionado, se trabaja un control sin restricciones para el estado de carga de la batería, y luego se colocan las restricciones al mismo, para el segundo caso, se introduce una variable de estado al sistema, mientras que para el primero se coloca un co-estado derivado de la condición necesaria del control óptimo. El co-estado variable puede ser reemplazado con un co-estado constante cuando la batería opera

en un cierto rango de estado de carga.

En [89], se presenta un controlador simplificado con respecto del MPC clásico, que posee una eficiencia comparable, en donde se busca el control del bus de alimentación en DC con la combinación de batería y supercapacitor. Las principales características del controlador son que asigna una corriente de alta frecuencia a las demandas al supercapacitor, y permite colocar límites tanto para la batería y el supercapacitor. Se mantiene la operación de la batería dentro de sus límites de *SOC*, y mantiene la tensión del supercapacitor en un valor predefinido. En el trabajo se estima el *SOC* de la batería utilizando un filtro de Kalman, por lo que la estimación de este parámetro se considera aparte del controlador tanto del supercapacitor y de la batería, a diferencia del de otros trabajos cuyo controlador MPC los ve como restricciones. El control de la dinámica de pilas de combustible se realiza indirectamente por el control de la tasa de variación de la energía del enlace de DC, que está conectado a la pila. Esto se realiza mediante un filtro de primer orden, que se coloca en la referencia de energía del bus de DC. Para el controlador de tipo plano (flat), se ejerce control sobre el seguimiento de las trayectorias de referencia en la salida. En [218] se presenta un estudio más detallado sobre el seguimiento de una trayectoria deseada para los componentes de salida de un control plano en base a describir directamente las trayectorias de todas las variables del sistema.

Existen otros ámbitos de investigación como [41], en donde se hace referencia a la gestión de las operaciones de carga de vehículos eléctricos en una red inteligente. Los objetivos principales mostrados en los términos de la función de coste, son minimizar el coste energético, y seguir un perfil de referencia para la carga, tomando en cuenta aspectos como la capacidad de la batería, los coeficientes de rendimiento de la batería de entrada/salida, el nivel máximo y la carga mínima permitida y las tasas máximas y mínimas de carga/descarga. Las restricciones tienen que ver con los perfiles de usuario, los costes de la electricidad y los tiempos del usuario. La amplitud de control está limitada de acuerdo con la norma internacional IEC 61851 y el controlador está diseñado para permitir agregar un perfil de seguimiento de potencia para el perfil de carga. Se propone un problema de control óptimo en lazo abierto resuelto mediante un MPC y que a continuación se transforma en un problema de programación lineal entera mixta equivalente, que puede ser resuelto en tiempo casi real.

Como se observa, las ventajas y bondades de la técnica MPC son ampliamente explotadas en la literatura, pues se pueden colocar estados y variables como restricciones del sistema, y de tal manera tener en cuenta las condiciones operativas, modelos de vida útil de los componentes y puntos de operación (eficiencias). A diferencia del control con DP, no necesitamos saber la totalidad del perfil de velocidad, sino la estimación en un horizonte de predicción del mismo.

### 2.3. Control MPC jerárquico

Al igual que para el caso de las smart grids, en las aplicaciones para vehículos también se presentan soluciones basadas en el control jerárquico, como el caso de [22], en donde se descompone el problema de control en dos niveles, siendo el primero el nivel de supervisión, que se basa en encontrar los valores óptimos de los estados (o grados de libertad), en particular, la velocidad del motor y el torque. El segundo nivel, calcula los parámetros del motor, del generador y el torque de la fricción para el frenado. En el primer nivel, se presentan dos enfoques de control, siendo el primero un MPC lineal, con una función de coste cuadrática, al que se le incluye un término del coste del combustible para mejorar la eficiencia, primero en un intervalo finito de tiempo, y luego con un horizonte más amplio de planificación. El segundo nivel utiliza un control MPC no lineal. Con el fin de mejorar la economía de combustible, una segunda función de coste se introduce dividiendo el coste de consumo de combustible en un coste por etapas y una aproximación del coste de cada etapa, en función del estado de carga de la batería. Los resultados de una estrategia de MPC no lineal muestran una notable mejora en la economía de combustible con respecto a los de un controlador disponible en el (PSAT) software comercial Powertrain System Kit de herramientas de análisis y la otra metodología propuesta por los autores sobre la base de un MPC variable en el tiempo lineal. En cambio, en [162] se analiza más a fondo el efecto de las dinámicas longitudinales de un vehículo caracterizadas mediante un modelo no lineal. Entre sus características más destacadas incluyen la no linealidad estática y algunas características inherentes como la posición de marcha variando el tiempo y la fuerza de resistencia aerodinámica como una función cuadrática de la velocidad del vehículo. Al igual que para el caso anterior, se aplica un control jerárquico de dos niveles. Para el caso en particular, por ejemplo el controlador de nivel inferior determina el grado de aceleración, la posición y la presión de frenado a fin de garantizar la aceleración deseada mientras que el controlador de nivel superior determina la aceleración longitudinal de acuerdo a los estados del sistema.

### 2.4. Control MPC económico

Una manera de mejorar la eficiencia, es reflejar los costes de uso de cada componente en la gestión energética, como se sugiere en [121], [120], [56], [76], [133] y [219]. En [88] se propone un control predictivo económico (EMPC siglas en inglés) para el lazo de corriente, en donde el cálculo de la ley de control se basa en la solución de una función lineal por tramos definida

explícitamente por los estados del sistema. Se diseña un controlador para cada salida del sistema, tanto para la batería como para el supercapacitor. De esta manera es posible controlar el rendimiento de cada sistema individual y mejorar la convergencia del algoritmo de diseño debido a las dimensiones de cada uno de los estados. Las restricciones se basan en las limitaciones físicas de la batería y supercapacitor, como el estado de carga de la primera y la tensión del segundo. El sistema asigna una alta frecuencia a los cambios de los supercapacitores y baja frecuencia a los cambios de la batería para así ampliar la vida útil de los componentes. En [69], se usa la misma técnica de control y se la compara con una carga aleatoria. Las restricciones tienen que ver con la capacidad de almacenamiento al igual que en caso anterior, pero son declaradas suaves. La salida es variante en el tiempo y posee un margen de seguridad que debe absorber los errores de predicción. La ventaja de usar un EMPC es que minimizará los costos derivados del precio de la electricidad. En el caso de estudio dice que los costes se reducen hasta en un 39 % con un MPC y hasta en 60 % con un EMPC.

El control EMPC ha sido implementado con éxito para aplicaciones de ahorro de energía de HVAC, y comenzó a usarse en sistemas de energía, y aplicaciones químicas como se ha encontrado en trabajos recientes, incluyendo [1], [35], [70], [86], [87], [142]. Se ha empezado a estudiar en aplicaciones de vehículos actualmente. Una desventaja del uso del controlador EMPC está en que la estabilidad no ha sido estudiada como para el caso del MPC, y los demás controladores clásicos analizados, por lo que se debe hacer un estudio adecuado como se muestra en [201]. Es por este motivo, que en este trabajo se presenta como aporte principal esta técnica en la gestión energética de un vehículo híbrido basado en pilas de combustible.

---

## CAPÍTULO 3

# MODELO DEL SISTEMA DE GENERACIÓN DE ENERGÍA

---

Los vehículos eléctricos tienen elementos básicos comunes, como el chasis, el sistema de propulsión, y las fuentes de energía y almacenamiento [29]. En este capítulo se presenta el modelo del vehículo y sistema de generación de energía considerado que se utilizará en los capítulos siguientes de la tesis. En particular, se tomará como vehículo, un autobús de servicio, debido a que presenta algunas características de interés como los recorridos cíclicos.

### 3.1. Modelo del vehículo

El modelo del vehículo se obtendrá a partir de la caracterización de su dinámica considerando el balance de fuerzas que ayudan al movimiento, y de las que están en contra del mismo [55]. De esta forma se podrá obtener la potencia mecánica, como un producto de las fuerzas por la velocidad del vehículo, necesaria para mover el vehículo asumiendo la masa del mismo constante. La potencia inherente al movimiento,  $p_{mov}$ , se puede obtener a partir de la energía cinética almacenada en el mismo:

$$p_{mov} = mv \frac{dv}{dt}. \quad (3.1)$$

donde  $m$  es la masa y  $v$  la velocidad que posee el vehículo. Otras fuerzas a tomar en cuenta, son las fuerzas disipativas, que son la resistencia aerodinámica (3.2), la resistencia por fricción con el suelo (3.3) y la fuerza de resistencia a la inclinación de la carretera (3.4). La potencia necesaria para vencer la resistencia aerodinámica se denomina  $p_{ra}$  y está relacionada con a fuerza que actúa opuesta a la del movimiento relativo del vehículo con respecto al aire circundante. Dicha

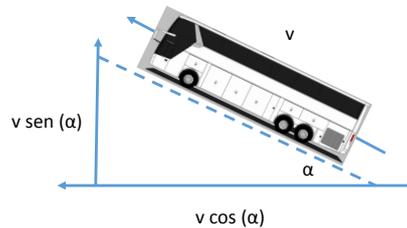


Figura 3.1: Efecto de la pendiente de la carretera sobre el vector de velocidad

fuerza puede estimar como:

$$p_{ra} = \frac{1}{2} \rho v (s c_x) v^3. \quad (3.2)$$

donde  $\rho$  es la densidad del aire,  $s$  es el área frontal del vehículo y  $c_x$  es el coeficiente de arrastre aerodinámico. La potencia necesaria para vencer la resistencia por fricción con el suelo  $p_{fs}$  es causada principalmente por efectos no elásticos, es decir, que no toda la energía necesaria para la deformación de las llantas se recupera cuando ya no existe presión sobre ellas. Este término incluye también la fricción del sistema de propulsión sobre la caja de cambios del eje secundario al eje de la rueda

$$p_{fs} = c_{rr} m g v. \quad (3.3)$$

donde  $g$  es la gravedad,  $c_{rr}$  es el coeficiente de resistencia al rodamiento. De acuerdo con [94], dicho coeficiente se viene dado por :

$$c_{rr} = c_{rr0} + c_{rr1} v^2. \quad (3.4)$$

donde el primer término es constante, y el segundo, va variando según la velocidad que adquiera el vehículo. Cuando la calzada por la que circula el vehículo posee una pendiente, entonces se tiene que la gravedad no es perpendicular a la superficie de la carretera. Por lo tanto, el vector de la fuerza de gravedad se descompone en dos vectores, cuyas componentes serán una perpendicular a la superficie y otra paralela a la misma, como se muestra en la Figura 3.1.

El vector paralelo desarrolla una fuerza cuyo valor depende del ángulo de la carretera. Si se denota  $\alpha$  como la pendiente de la carretera, la potencia resultante de dicha fuerza valdrá

$$p_{fs} = m g v \sin(\alpha). \quad (3.5)$$

Nombre	Símbolo	Valor	Unidad
Densidad del aire	$p$	1.2	$Kg/m^3$
Coefficiente de resistencia al movimiento	$c_{rro}$	0.008	s/u
Coefficiente de resistencia al movimiento	$c_{rrl}$	0.00012	$s^2/m^2$
Coefficiente aerodinámico del vehículo	$c_x$	0.65	s/u
Área frontal del vehículo	$s$	8.06	$m^2$
Masa del vehículo	$m$	9000	Kg
Masa total del vehículo	$m$	11400	Kg

Cuadro 3.1: Parámetros del vehículo.

Por lo tanto, la potencia disipada  $p_{dis}$  por el vehículo se puede estimar a partir de la siguiente expresión

$$p_{dis} = \frac{1}{2}pv(sc_x)v^3 + mgvc_{rr} + mgv \sin(\alpha). \quad (3.6)$$

De forma que la potencia mecánica necesaria para mover el vehículo  $p_v$  valdrá

$$p_v = \frac{1}{2}pv(sc_x)v^3 + mgvc_{rr} + mgv \sin(\alpha) + mv \frac{dv}{dt}. \quad (3.7)$$

Los parámetros que se utilizarán corresponden con un autobús de servicio, y se muestran en el Cuadro 3.1, habiendo sido obtenidos de [26]. La potencia que se puede recuperar se denomina  $p_{rec}$  y resulta de:

$$p_{rec} = p_{mov} - p_{dis} \quad (3.8)$$

para el caso de que  $p_{mov}$  sea positiva. No obstante, como se explicará más adelante, solamente un porcentaje de  $p_{rec}$  podrá ser recuperada.

## 3.2. Sistema de gestión de energía

En la Figura 3.2, se muestran los componentes del sistema de gestión de energía del vehículo considerado. La fuente principal unidireccional que provee energía es la pila de combustible, acompañada de elementos de almacenamiento como baterías y supercapacitores. Estos elementos son considerados bidireccionales, dado que pueden entregar potencia al movimiento, y a la vez, pueden almacenar la energía del frenado regenerativo, o de la pila de combustible, en algún momento que sea necesario. Cuando el vehículo necesite potencia para cumplir la especificación de velocidad deseada, se hará un balance energético entre los elementos que conforman el

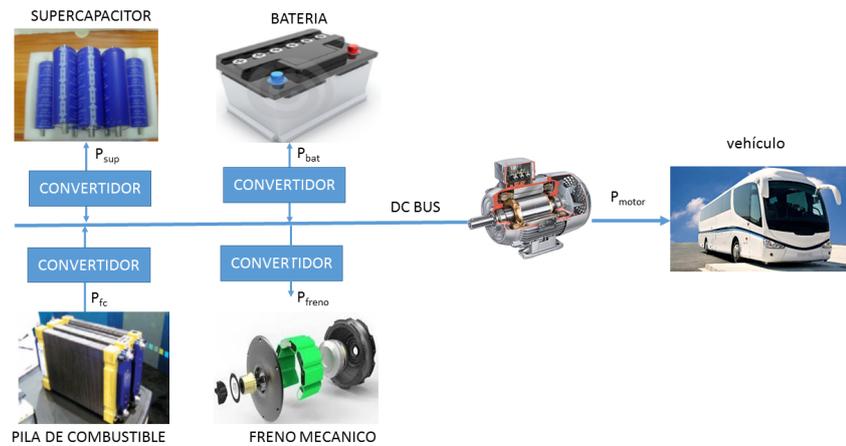


Figura 3.2: Arquitectura del esquema de potencia

sistema, proporcionando la energía dependiendo del coste de generación de cada uno. El elemento que entrega la energía neta, es la pila de combustible. No obstante, se tratará de hacer más eficiente su uso, tomando en cuenta que se puede usar los elementos como baterías y supercapacitores. Cada elemento posee su propio coste de generación relacionado con el coste de su tecnología, como por ejemplo, los supercapacitores, no tienen un uso tan extendido como las baterías en aplicaciones automovilísticas, debido a su coste económico en relación a las mismas.

El freno regenerativo permite el uso de una fracción de energía que no se disipa en el freno mecánico. La cantidad que puede ser aprovechada por los elementos de almacenamiento dependerá de la dinámica y características de cada uno, principalmente la cantidad que puedan recibir en ciertos intervalos de tiempo y su capacidad máxima. A continuación, se detallan los modelos de los componentes.

### 3.2.1. Modelo de la Batería

Las baterías electroquímicas son unos de los componentes claves en los vehículos eléctricos (EV) y en los vehículos eléctricos híbridos (HEV). Las baterías, para la gestión energética en particular, estarán caracterizadas principalmente en términos de potencia y energía. Una de sus características es su capacidad nominal generalmente expresada en amperios por hora (Ah), y por el estado de carga (*SOC*), que describe la capacidad restante en la batería, expresada como un porcentaje de su capacidad máxima.

Algunos atributos deseables de las baterías para aplicaciones de EV y HEV son su alta densidad energética, y su duración durante el ciclo. Otras características son su vida útil prolongada,

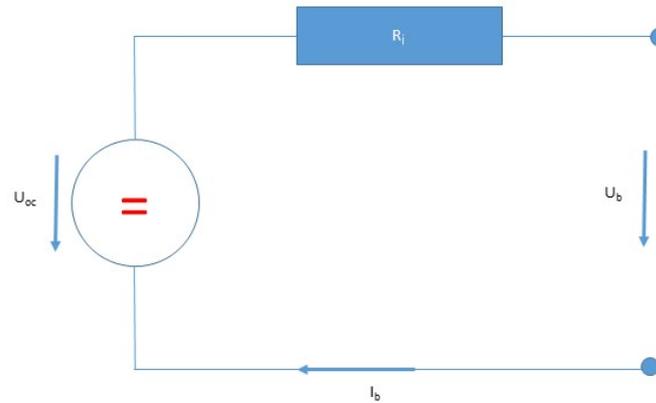


Figura 3.3: Circuito equivalente de la batería

los bajos costos iniciales y los de reemplazo, además de su alta fiabilidad, amplia gama de temperaturas de funcionamiento y su robustez.

La capacidad de una batería medida en Ah es una medida de la cantidad de corriente que suministra durante 1 h de uso, manteniendo la tensión en condiciones específicas a una temperatura estándar. Se emplea para conocer la cantidad de electricidad que puede almacenar durante la carga y devolver durante la descarga. Hay que tener en cuenta el hecho de que no toda la capacidad de la batería se puede utilizar, pues de hecho en la práctica mientras más rápido se descarga una batería, más energía se pierde por la resistencia interna. Por ello la capacidad de carga se suele referir a un tiempo estándar de descarga, y para un voltaje final determinado. De hecho, el funcionamiento de la batería se define típicamente por una cierta ventana de *SOC*, cuyos límites son el *SOC* mínimo que se puede alcanzar durante descarga y el *SOC* máximo que se puede alcanzar durante la carga.

En algunos artículos como [61] se menciona que la densidad energética de la batería sigue siendo de 3 a 5 veces mayor que la de un sistema de pilas de combustible. La resistencia interna es el mayor factor para limitar la capacidad de carga y descarga de la batería. La resistencia tiene valores diferentes bajo condiciones de carga y descarga. La resistencia y la tensión en circuito abierto son funciones no lineales del estado de carga de la batería (*SOC*). Un modelo de batería puede derivarse de un circuito equivalente, como el que se muestra en la Figura 3.3. En este circuito, la batería está representada por una fuente de tensión de circuito abierto, en serie con una resistencia interna. Entonces, aplicando la ley de Kirchhoff para el circuito equivalente se obtiene

$$u_b(t) = u_{oc}(t) - r_i(t)i_b(t) \quad (3.9)$$

donde  $u_b$  es el voltaje terminal del circuito,  $u_{oc}$  el voltaje en circuito abierto,  $r_i$  la resistencia interna y  $i_b$  la corriente terminal del circuito. El voltaje en circuito abierto, es una función de la carga de la batería. Una parametrización de dicha función se propone en [43] de la siguiente manera:

$$u_{oc}(t) = k_2 SOC(t) + k_1 \quad (3.10)$$

donde los coeficientes  $k_1$  y  $k_2$  dependen únicamente del diseño de la batería y el número de celdas, pero no de las variables operativas, por lo que pueden considerarse como constantes con el tiempo.

Existen trabajos como [101], donde además de expresarla de esta manera, distinguen aspectos de carga y descarga para la formulación. Una desventaja del modelo, es que la resistencia no depende de la corriente de la batería.

Sabiendo que la corriente de la batería  $i_b$  se puede determinar a partir

$$i_b(t) = \frac{p_b(t)}{u_b(t)} \quad (3.11)$$

donde  $p_b(t)$  es la potencia de la batería. A partir de (3.9), (3.10), (3.11) y (3.12) se puede obtener la siguiente expresión

$$u_b^2(t) - (k_2 SOC(t) + k_1)u_b(t) + p_b(t)(k_4 SOC(t) + k_3) = 0 \quad (3.12)$$

de donde la tensión de la batería viene dada por

$$u_b(t) = \frac{k_2 SOC(t) + k_1}{2} + \sqrt{\frac{k_2 SOC(t) + k_1}{4} - [p_b(t)(k_4 SOC(t) + k_3)]}. \quad (3.13)$$

Dependiendo de los niveles de voltaje y corriente que se necesiten, y de las características de las baterías utilizadas, existen tres formas de conectar un grupo de baterías entre sí: en serie, en paralelo o una conexión mixta serie-paralelo. Dependiendo de la configuración usada, se incrementa la tensión total, la capacidad o ambas. Cuando se tiene una conexión en serie, la tensión que proporciona el conjunto es igual a la suma de las tensiones. Cuando están en paralelo, la capacidad aumenta como la suma de las que se utilizan. Para tener en cuenta el número de celdas a utilizar, se puede reescribir la ecuación anterior en términos de  $r_i$  y  $u_{oc}$ , de forma que después simplificarla se obtiene:

$$u_b(t) = \frac{u_{oc}(t)}{2} + \sqrt{\frac{u_{oc}(t)}{4} - p_b(t)r_i(t)}. \quad (3.14)$$

Parámetro	Valor
$k_1$	1.2 [V]
$k_2$	0.21 [V]
$u_{cmax}$	1.55 [V]
$u_{cmin}$	0.55 [V]
$r_i$	2.2 [m $\Omega$ ]
$SOC_{max}$	0.9
$SOC_{min}$	0.3
$E_{max}$	46 [Wh/Kg]
$P_{max}$	1300 [W/Kg]
$T$	-20 a 50 [° C]

Cuadro 3.2: Parámetros de la batería.

Para el vehículo considerado como caso de estudio de la tesis se utilizará una batería con los parámetros que se muestran en el Cuadro 3.2 obtenidos de [26].

### 3.2.2. Modelo del supercapacitor

Los supercapacitores son acumuladores de energía. La potencia específica, o potencia instantánea, que pueden entregar es mayor que la de las baterías, pero su energía específica, o densidad de energía que pueden almacenar es sustancialmente menor. Existen casos en los que son usados como sistemas principales de almacenamiento de energía, mientras que en otros casos, como en el presente trabajo, se consideran como un sistema de almacenamiento secundario, junto a las baterías como en [144]. Estos dispositivos pueden ser utilizados durante la aceleración y subida de pendientes, así como para la recuperación de energía del frenado, como se muestra en [66]. Otra de las ventajas se basa en agregar un grado adicional de libertad, para la gestión de energía de un vehículo, permitiendo una optimización de las condiciones de funcionamiento del sistema principal de almacenamiento de energía y de la fuente principal.

Un supercapacitor se diferencia de los capacitores convencionales tanto en los materiales de los que está fabricado y en los procesos físicos involucrados. Con respecto a los sistemas de baterías de alta potencia, el uso futuro de supercapacitores parece depender del coste de los mismos, como se analiza en [28]. Un modelo equivalente eléctrico del supercapacitor se muestra en la Figura 3.4. El circuito equivalente se compone de un capacitor que representa la capacitancia y un resistor en serie que representa las pérdidas óhmicas en los electrodos y electrolito. Un estudio más en detalle se presenta en [33]. Mediante la ley de voltaje de Kirchhoff se deduce

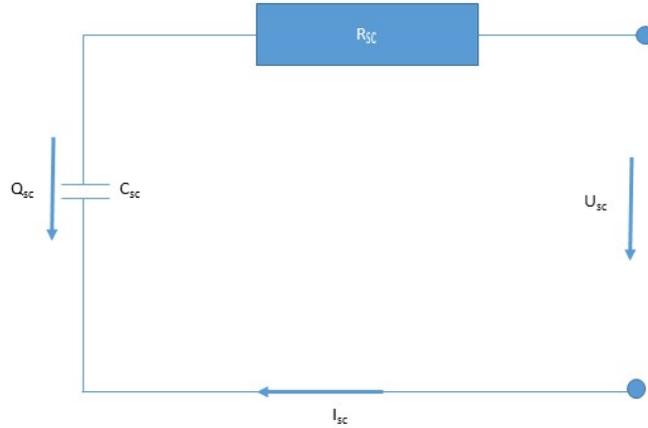


Figura 3.4: Modelo equivalente eléctrico del supercapacitor

que:

$$r_{sc}i_{sc}(t) + u_{sc}(t) - \frac{q_{sc}(t)}{c_{sc}} = 0. \quad (3.15)$$

$$i_{sc}(t) = \frac{d}{dt}q_{sc}(t). \quad (3.16)$$

donde,  $r_{sc}$  es la resistencia del circuito,  $i_{sc}$  es la corriente que circula,  $u_{sc}$  es el voltaje en circuito abierto,  $q_{sc}$  es la carga del capacitor, y  $c_{sc}$  es la capacitancia del mismo. Teniendo en cuenta la relación entre potencia, y voltaje, se puede definir a  $i_{sc}$  como:

$$i_{sc}(t) = \frac{p_{sc}(t)}{u_{sc}(t)}. \quad (3.17)$$

Remplazando (3.21) en (3.19) se obtiene la siguiente expresión para el voltaje del supercapacitor definida por:

$$u_{sc}^2(t) - \frac{q_{sc}(t)}{2c_{sc}}u_{sc}(t) + p_{sc}(t)R_{sc}. \quad (3.18)$$

donde  $p_{sc}$  es la potencia del supercapacitor. Si se deriva la ecuación anterior y se usa (3.20), se obtendrá la siguiente expresión:

$$\left(1 - \frac{p_{sc}(t)}{r_{sc}}u_{sc}^2(t)\right) \frac{d}{dt}u_{sc}^2(t) = \frac{2p_{sc}(t)}{c_{sc}}. \quad (3.19)$$

De manera análoga al caso de la batería, se puede obtener una expresión para la tensión del supercondensados  $u_{sc}$  como sigue

$$u_{sc}(t) = \frac{q_{sc}(t)}{2c_{sc}} + \sqrt{\frac{q_{sc}^2(t)}{4c_{sc}^2} - p_{sc}(t)r_{sc}}. \quad (3.20)$$

Parámetro	Valor
$P_{max}$	1700 [W/Kg]
$E_{max}$	2.3 [Wh/Kg]
$i_{scmax}$	6900 [A]
$c_{sc}$	63 [F]
$u_{scmax}$	125 [V]
$SOE_{max}$	0.9
$SOE_{min}$	0.1
$T_{sc}$	-40 a 70 [ ° C]

Cuadro 3.3: Parámetros del Supercapacitor.

Sobre el modelo mostrado, se expresan las ecuaciones en función del estado de carga del capacitor,  $SOE$  [54]. Entonces, el estado de carga se define por:

$$SOE(t) = \frac{e_{sc}(t)}{e_{sc,t}}. \quad (3.21)$$

donde  $e_{sc,t}$  es la energía total y  $e_{sc}$  es la energía al momento en que se realiza el cálculo, y queda definida por:

$$e_{sc}(t) = \frac{1}{2c_{sc}}q_{sc}^2(t). \quad (3.22)$$

La potencia de carga y descarga se puede expresar de la siguiente manera:

$$p_{cs}(t) = \frac{n_{sc}u_{sc,max}(u_{sc}(t) - u_{sc,max})}{R_{sc}}. \quad (3.23)$$

$$p_{ds}(t) = \frac{n_{sc}u_{sc,min}(u_{sc}(t) - u_{sc,min})}{R_{sc}}. \quad (3.24)$$

donde  $n_{sc}$  es la eficiencia,  $u_{sc,max}$  y  $u_{sc,min}$  son los límites de voltaje de los supercapacitores. Para el vehículo utilizado como caso de estudio los parámetros utilizados son los que se muestran en el Cuadro 3.3.

### 3.2.3. Modelo del motor eléctrico

El motor eléctrico se modela en función de su par máximo y su eficiencia. Actuando como motor de accionamiento, la potencia suministrada por los elementos del sistema de propulsión se convierte en potencia del motor; esto se utiliza para calcular el par motor mediante la división

por la velocidad del motor y limitada por el par máximo del motor [209].

$$P_{EM} = \eta_{PC} \eta_{EM} p_v. \quad (3.25)$$

En donde  $P_{EM}$  es la potencia de la maquina eléctrica,  $\eta_{PC}$  es la eficiencia del convertidor, y  $\eta_{EM}$  es la eficiencia de la maquina eléctrica. La eficiencia es una función del par del motor (o torque)  $\tau$ , y de la velocidad del mismo dada en RPM  $\omega$

$$\eta_{EM} = f(\tau, \omega). \quad (3.26)$$

El torque de la maquina eléctrica es una función de su potencia y su velocidad. Por ende, también es función de la velocidad del vehículo y de la transmisión [168].

$$\tau = \frac{\eta_{PT} P_{EM}}{\omega} \quad (3.27)$$

Por lo tanto, la potencia que es capaz de proporcionar el motor se expresa en función de la eficiencia, la velocidad y el torque aplicado de acuerdo con

$$P_{EM} = \frac{2\pi \eta_{EM} \tau \omega}{60000}. \quad (3.28)$$

Durante el frenado regenerativo, la potencia de carga de los elementos de almacenamiento se utiliza para estimar el par en el generador dividiendo la demanda del mismo por la velocidad del motor, y quedando limitada por el par máximo de la curva de par. Para el presente trabajo se asume una eficiencia del 99 % [81], [16].

#### 3.2.4. Modelo de la pila de combustible

Desde el 2011 hay un total de aproximadamente 100 autobuses alimentados con pilas de combustible, distribuidos por todo el mundo. La mayoría de los autobuses están fabricados por UTC Power, Toyota, Ballard, Hydrogenics, y Proton Motor. Los autobuses de UTC han recorrido desde entonces 970.000 km. Un total de 82 autobuses de pilas de combustible mejoran el rendimiento de combustible con respecto a los autobuses diésel y a los de gas natural en torno al 39 %-41 %. También 83 de los autobuses con pilas de combustible se han distribuido en lugares como Canadá, Estados Unidos, Alemania, China, Inglaterra, Brasil, entre otros. Según [221] las pilas de combustible son dispositivos electroquímicos que necesitan hidrógeno y oxígeno para generar energía eléctrica. La tensión resultante en base a la reacción química entre ambos gases

Cuadro 3.4: Tipos de vehículos a pila de combustible en función del combustible [182].

Tecnología	Rango de potencia (kW)	Eficiencia (%)	Potencia específica (kW/kg)	Densidad de potencia (kW/L)	Rango del vehículo (km)	Coste (\$/kW)
Metano	10–300	40–45	400–1000	600–2000	350–500	100
Hidrógeno	10–300	50–55	400–1000	600–2000	200–300	100

varía con la carga. Como resultado de dicha reacción se obtiene electricidad, y se diseña auxiliar de manera que se pueda abastecer los reactivos continuamente. Según se muestra en [53] existen diversos tipos de pilas de combustible. Para el caso de este trabajo, se considerarán las de tipo PEM (membrana de intercambio protónico). En el Cuadro 3.4, se muestran las eficiencias, potencias y capacidades de este tipo de tecnología en el sector del transporte.

En [84] se puede observar que una pila tipo PEM, tiene dos electrodos, uno en el ánodo, que es en donde se oxida el combustible y otro ubicado en el cátodo que es donde el oxidante se reduce. El electrolito actúa simultáneamente como aislante eléctrico, conductor protónico y separador de las reacciones que tienen lugar en el cátodo respecto a las que tienen lugar en el ánodo. Entonces, los electrones van del ánodo al cátodo mediante un circuito externo, por lo que se genera una corriente eléctrica, mientras que los protones lo hacen a través del electrolito. En el cátodo, los electrones, protones y el oxidante se reducen, generando subproductos. En este tipo de pilas se suele utilizar hidrógeno como agente oxidante y oxígeno como reductor. Según [10] las pilas de combustible se pueden clasificar en función del electrolito y del combustible elegido, lo que a su vez determina el tipo de reacciones que se llevarán a cabo en los electrodos. Actualmente, se usa el hidrógeno o gases sintéticos ricos en hidrógeno como combustible. La diferencia de potencial generada por una sola unidad o monocelda es inferior a un voltio, por lo que hay que conectar en serie varias monopilas para obtener las tensiones adecuadas para las aplicaciones requeridas. Por lo tanto, en la práctica se utilizan sistemas de pilas de combustible. Las curvas de eficiencia del sistema completo se basan en el comportamiento de cada celda individual. De este modo, los sistemas de pilas de combustible se construyen apilando varias celdas individuales, lo que es equivalente a conectar muchas fuentes de tensión en serie, cada uno con una propia impedancia interna. Las líneas de entrada de combustible y oxígeno a cada celda de la pila están conectadas en paralelo con el fin de asegurar que la presión sea similar para cada celda en el ánodo y el cátodo. La tensión producida por cada celda en la pila, así como la impedancia interna, es una función de la presión del combustible, la humedad de la membrana, y el estado del catalizador.

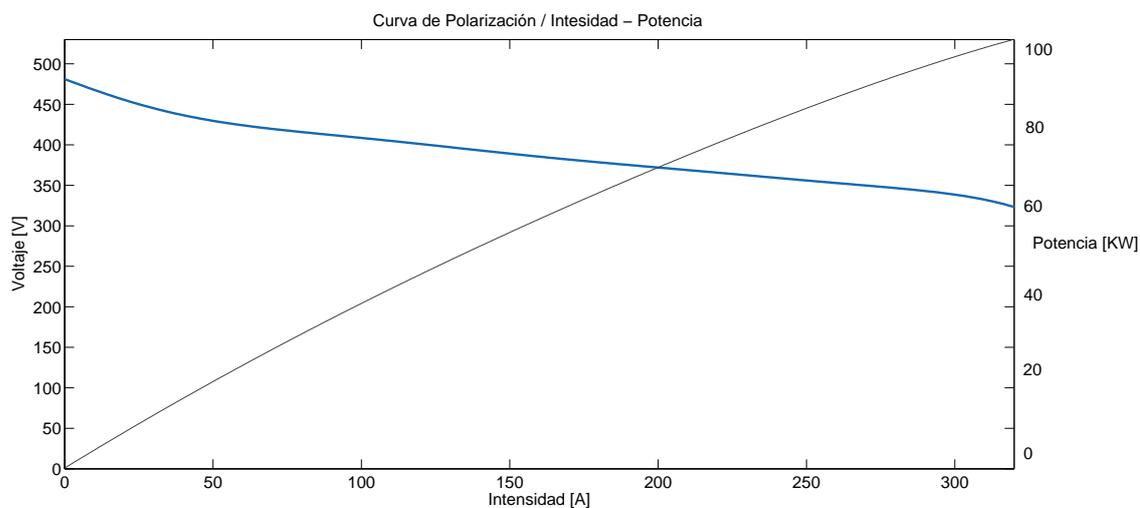


Figura 3.5: Curva de polarización y curva de corriente - potencia de la pila de combustible

La presión del combustible en cada celda es en teoría constante, pero puede variar debido a la condensación del agua. Las celdas que reciben un nivel de presión más baja, producen una menor tensión de salida. La humedad de la membrana puede variar de una celda a otra.

Para caracterizar el modelo a utilizar, se sabe que la potencia es el producto de la corriente por el potencial. La densidad de potencia es el producto del potencial y la densidad de corriente, por lo que puede ser representado por:

$$W_{fc}(t) = V(t)i(t). \quad (3.29)$$

La densidad de potencia se muestra normalmente con la densidad de corriente utilizando las llamadas curvas de polarización e indican que existe una densidad de potencia máxima que una pila de combustible puede alcanzar. No siempre es posible operar las pilas de combustible a su máxima potencia. La curva de polarización y la curva de corriente de potencia usada en este trabajo para la celda de combustible se muestran en la Figura 3.5. En este trabajo, se ha tomado la curva para un sistema de pila de combustible del módulo BALLARD XD6 FCvelocity, dimensionado en función de la potencia máxima de los perfiles de conducción a utilizar. Por lo tanto, hay una potencia máxima que la celda puede alcanzar, porque la eficiencia de la pila de combustible es directamente proporcional al potencial de la misma. La eficiencia de las pilas de combustible se define por:

$$n_{fc}(t) = \frac{W_{el}(t)}{W_{H_2}(t)}. \quad (3.30)$$

donde  $W_{el}$  es la electricidad producida y  $W_{H_2}$  es el hidrógeno consumido.

Se puede lograr una mayor eficiencia en la pila de combustible con un nivel de densidad de potencia menor al máximo. Esto significa que si se necesita una mayor potencia, la pila de combustible puede ser expandida (con un área activa más grande) y más eficiente, aumentando su tamaño y no operándola en los límites [10].

De la misma manera que para los elementos anteriores, un modelo eléctrico para caracterizar la pila de combustible, obedece a las ecuaciones de voltaje y corriente, quedando definido como:

$$u_{fc}(t) = E_{oc}(t) - u_{act}(t) - u_{ohmic}(t). \quad (3.31)$$

donde  $u_{fc}$  es la salida de voltaje del sistema,  $E_{oc}$  es la tensión de circuito abierto,  $u_{ohmic}$  es el voltaje de las pérdidas óhmicas, y  $u_{act}$  es la caída de voltaje de activación. La tensión de circuito abierto viene dada por

$$E_{oc}(t) = K_c[E_o(t) + (T - 298)\frac{-44,43}{zF} + \frac{RT}{zF}\ln(P_{H_2}P_{O_2}^{1/2})]. \quad (3.32)$$

donde  $E_o$  representa las fuerzas electromotrices bajo condiciones de presión estándar,  $k_c$  es la constante de tensión nominal,  $T$  es la temperatura de funcionamiento,  $z$  es el número de electrón de transferencia,  $P_{H_2}$ ,  $P_{O_2}$  es la presión de gas,  $F$  es la constante de Faraday y  $R$  es la constante universal de los gases ideales.

El voltaje de activación viene dado por

$$u_{act}(t) = \frac{1}{\tau s + 1} N A_{nom} \ln\left(\frac{i_{fc}(t)}{i_o(t)}\right). \quad (3.33)$$

donde  $\tau$  es la constante de tiempo dinámica, aplicada sobre el voltaje para cambios repentinos de corriente,  $i_{fc}$  es la corriente de salida de la pila,  $i_o$  es la máxima corriente que se puede extraer de la pila sin pérdidas óhmicas,  $A_{nom}$  es el área activa del electrodo y  $N$  es el número de celdas.

Las pérdidas de tensión óhmicas vienen dada por

$$u_{ohmic}(t) = R_{internal} i_{fc}(t). \quad (3.34)$$

donde  $i_{fc}$  es la corriente de salida de la celda,  $R_{internal}$  es la resistencia interna del sistema de

Parámetros	Datos
Voltaje máximo	580 [V]
Corriente máxima	280 [A]
Número de celdas	762
Temperatura de operación	330 [K]
Caudal másico nominal del aire	3353 LPM
Presión nominal del aire	2.24 bar
Potencia máxima	150 [kW]

Cuadro 3.5: Parámetros de la pila de combustible

pila de combustible. El consumo de hidrógeno se define por:

$$m_{H_2} = \frac{NM_{H_2}i_{fc}\lambda}{nF} \quad (3.35)$$

donde  $m_{H_2}$  es la masa del hidrógeno consumido,  $M_{H_2}$  es la masa molar del hidrógeno,  $\lambda$  es el ratio de exceso de hidrógeno y  $n$  es el numero de electrones que actúan en la reacción.

Los parámetros de la pila de combustible considerada en el vehículo propuesto como caso de estudio se muestran en el Cuadro 3.5.

### 3.3. Frenado regenerativo

El frenado regenerativo permite transformar parte de la energía cinética de la acción del freno en energía eléctrica al reducir la velocidad de un vehículo. Esta energía eléctrica que puede ser recuperada, usualmente podrá ser almacenada en unos acumuladores, que pueden ser por ejemplo baterías o supercapacitores para un uso posterior. En todo caso dicho tipo de frenado abarca toda una modalidad de formas de almacenamiento, incluyendo la conversión de energía en forma hidráulica o neumática, pero en el contexto de esta tesis se refiere al aplicado a vehículos eléctricos e híbridos.

Tal como se muestra en [98], el freno regenerativo en trenes eléctricos permite alimentar la fuente de energía de los mismos. En vehículos de baterías y vehículos híbridos, la energía es almacenada en un banco de baterías o un banco de capacitores para su uso posterior.

La idea es recuperar parte de la energía involucrada en el frenado, que en los frenos a fricción se libera en forma de calor. En el caso de los frenos regenerativos, es el mismo motor eléctrico que asiste en el frenado, haciendo durante este proceso de generador. El frenado regenerativo

se utiliza en automóviles que están actualmente en el mercado, como el Volt de Chervrolet y el Prius de Toyota, entre otros.

Es importante notar que el freno regenerativo no reemplaza por completo al freno convencional de fricción. Existen momentos en los que no se puede absorber toda la energía producida por el frenado, como en los casos en la que se supere la capacidad de almacenamiento del vehículo. En estos casos el resto de energía deberá ser disipada, lo que sólo se puede lograr mediante el frenado convencional.

### 3.4. Modelo orientado al control

En la presente sección se propondrá un modelo simplificado de los componentes del sistema de gestión de energía del vehículo analizados. Este modelo, denominado modelo de control, será la base para el diseño del control predictivo económico que se introducirá en capítulos posteriores.

De forma general, el modelo orientado al control debe de capturar la dinámicas dominantes del sistema, pero a la vez debe ser tan simple como sea posible de forma que se pueda utilizar con técnicas de control existentes. En este capítulo, la metodología propuesta para derivar el modelo orientado a control se basa en el concepto de flujo de energía entre los diferentes de componentes del sistema. A continuación, se presenta el modelo de control asociado a cada tipo de componente. Dado que este modelo se utilizará más adelante por una ley de control predictivo, se expresa ya en tiempo discreto siendo esta la representación habitual utilizada en la implementación de este tipo de controladores.

#### 3.4.1. Modelo orientado a componentes

##### Almacenadores de energía

Las baterías y los supercondensadores son los componentes que permiten almacenar energía. En ambos casos, la energía almacenada por el  $i$ -th componente almacenador, la energía almacenada se puede describir mediante la siguiente ecuación en diferencias en tiempo discreto

$$E_i(k+1) = E_i(k) + \Delta t P_{net,i}(k), \quad (3.36)$$

donde  $E_i(k) \in \mathbb{R}^+$  es la energía almacenada en el instante  $k \in \mathbb{N}$ ,  $P_{net,i}$  denota el flujo de potencia neta <sup>1</sup>.  $\Delta t$  es el periodo de muestreo utilizado por el controlador. La energía que puede almacenar el componente está limitada por

$$E_{i,\min} \leq E_i(k) \leq E_{i,\max}, \quad \forall k, \quad (3.37)$$

donde  $E_{i,\min}$  y  $E_{i,\max}$  representan los valores mínimo y máximo de energía que pueden ser almacenados.

### Nodos

Los nodos modelan el medio (bus eléctrico de interconexión) donde los diferentes flujos de potencia  $P_i(k)$ , son intercambiados entre los diferentes componentes conectados al mismo estableciéndose la siguiente relación:

$$\sum_i^N P_i(k) = 0. \quad (3.38)$$

### Fuentes

Este componente proporciona la energía al vehículo (por ejemplo, pila de combustible o motor de combustión) pudiéndose modelar de la siguiente forma

$$P_{\min,\Lambda_i} \leq P_{\Lambda_i}(k) \leq P_{\max,\Lambda_i} \quad (3.39)$$

donde  $P_{\Lambda_i}$  denota el flujo de potencia de la  $i$ -th fuente;  $P_{\min,\Lambda_i}$  y  $P_{\max,\Lambda_i}$  corresponden a los valores de potencia mínimo y máximo que puede proporcionar la fuente, respectivamente.

### Elementos de control

Este elemento representa la interconexión entre los diferentes componentes. Los flujos de energía son gestionados por los elementos de control de bajo nivel (convertidores). El sistema de gestión de energía proporciona la referencia a dichos elementos. En los intercambios de energía a través de las conexiones puede perderse una fracción de la misma que se modelará como una

<sup>1</sup>En el caso de que el componente almacenador de energía se comporte como una fuente (3.36) se escribirá como  $E_i(k+1) = E_i(k) - \Delta t P_i(k)$  donde  $P_i(k) > 0$  es la potencia suministrada.

eficiencia  $\eta_i$ . El flujo de energía a través de estos elementos se puede modelar como

$$P_{i,\min} \leq P_i(k) \leq P_{i,\max}, \quad \forall k, \quad (3.40)$$

donde  $P_{i,\min}$  y  $P_{i,\max}$  corresponden a los flujos mínimo y máximo a través de la conexión.

### Demandas

En la metodología de modelado propuesta, la demanda de potencia  $P_{d,i}(k)$  se considera como una perturbación que el sistema de gestión de energía debe de satisfacer. En la presente tesis dicha demanda se considerará que puede ser estimada mediante el ciclo de conducción considerado. En la siguiente sección se presentarán los ciclos de conducción que se utilizarán en la tesis.

### 3.4.2. Modelo orientado al control

A partir de los modelos de control elementales para los diferentes componentes presentados anteriormente, se puede construir el modelo completo considerando que el sistema de gestión de energía consta de  $n_x$  elementos de almacenamiento,  $n_u$  elementos de control,  $n_d$  demandas y  $n_q$  nodos de interconexión. Las  $n_\alpha$  fuentes y las  $n_d$  demandas se consideran como suministradores y consumidores de energía, respectivamente. Las energía almacenada en los elementos almacenadores  $E_i$  se consideran como los estados  $x_i$ , los flujos a través de los elementos de control  $P_i$  y fuentes  $P_{\Lambda,i}$  como entradas manipuladas  $u_i$  y la potencia demandada  $P_{d,i}$  como las perturbaciones  $d_i$ . Ello permite describir el sistema de generación de energía de un vehículo híbrido mediante la siguiente representación en espacio de estado en tiempo discreto<sup>2</sup>:

$$\mathbf{x}(k+1) = \mathbf{A}\mathbf{x}(k) + \mathbf{B}\mathbf{u}(k) + \mathbf{B}_p\mathbf{d}(k), \quad (3.41a)$$

$$0 = \mathbf{E}\mathbf{u}(k) + \mathbf{E}_d\mathbf{d}(k), \quad (3.41b)$$

donde  $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^{n_x}$  es el vector de estado (energía almacenada),  $\mathbf{u} \in \mathbb{R}^{n_u}$  es el vector de entradas controladas (potencias manipuladas), y  $\mathbf{d} \in \mathbb{R}^{n_d}$  es el vector de perturbaciones (potencia demandada).  $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{n_x \times n_x}$ ,  $\mathbf{B} \in \mathbb{R}^{n_x \times n_u}$ ,  $\mathbf{B}_p \in \mathbb{R}^{n_x \times n_d}$ , son las matrices de la representación de estado obtenidas a partir de (3.41a), mientras que  $\mathbf{E}_u \in \mathbb{R}^{n_q \times n_u}$  y  $\mathbf{E}_d \in \mathbb{R}^{n_q \times n_d}$  se obtienen

<sup>2</sup>Las ecuaciones (3.41a) y (3.41b) se obtienen directamente de las ecuaciones (3.36) de los componentes almacenadores y las ecuaciones de los nodos (3.38).

a partir de (3.41b). Los vectores y matrices quedan determinados a partir de la topología del sistema de gestión de energía considerado. Además, los estados y controles están limitados

$$\mathbf{x}_{\min} \leq \mathbf{x}(k) \leq \mathbf{x}_{\max}, \quad \forall k, \quad (3.42a)$$

$$\mathbf{u}_{\min} \leq \mathbf{u}(k) \leq \mathbf{u}_{\max}, \quad \forall k, \quad (3.42b)$$

donde  $\mathbf{x}_{\min} \in \mathbb{R}^{n_x}$  y  $\mathbf{x}_{\max} \in \mathbb{R}^{n_x}$  se obtienen a partir de los valores mínimo y máximo asociados a los elementos almacenadores mientras que  $\mathbf{u}_{\min} \in \mathbb{R}^{n_u}$  y  $\mathbf{u}_{\max} \in \mathbb{R}^{n_u}$  se obtienen a partir de los flujos mínimo y máximo que pueden gestionar los componentes de control.

### 3.5. Ciclos de Conducción

En [102] se indica que un ciclo de conducción es la herramienta más extendida al momento de realizar ensayos para la homologación de consumos de combustible y emisiones de gases contaminantes previamente a la comercialización de un vehículo en el mercado. En una prueba de homologación, el vehículo es situado sobre un banco de pruebas donde se simula un recorrido mientras se registran las emisiones de gases y consumos de combustible necesarios para que el vehículo lleve a cabo el ensayo. Un ciclo de conducción consiste en el perfil de velocidades asociado al recorrido que realiza el vehículo. En [58] se muestra que resulta esencial que los ciclos se ajusten al comportamiento real de los vehículos. Algunos tipos de vehículos, recorren ciclos específicos, como es el caso de los de transporte urbano, que pueden recorrer rutas urbanas fijas y predefinidas. Una problemática que presentan los ciclos de conducción es la influencia de aspectos como estilos de conducción del conductor, y las condiciones del tráfico del lugar concreto, no solo si se trata de áreas urbanas o interurbanas, y por ende son variables en el tiempo. Por ello junto con algunos aspectos que representan peculiaridades de cada ciudad y de cada ciclo en específico, se han creado diferentes ciclos de conducción que representan las condiciones de circulación de los vehículos con una mayor exactitud. Algunos de los ciclos son citados en [203], por ejemplo, el ECE-15, que es el ciclo europeo, cuyo principal problema son las aceleraciones suaves que presenta; el ciclo USFTP 72, el mismo que representa las condiciones de circulación en Los Ángeles y el ciclo USFTP 75 es el usado para la certificación de emisiones en EEUU. Según [65] en el marco de proyectos europeos como el HyZEM (*European Development of Hybrid Vehicle Technology Approaching Efficient Zero Emission Mobility*), ARTEMIS (*Assessment and Reliability of Transport Emission Model and Inventory System*), y el MODEM (*Modelling of emissions and Fuel Consumption in urban areas*), se trazan objetivos

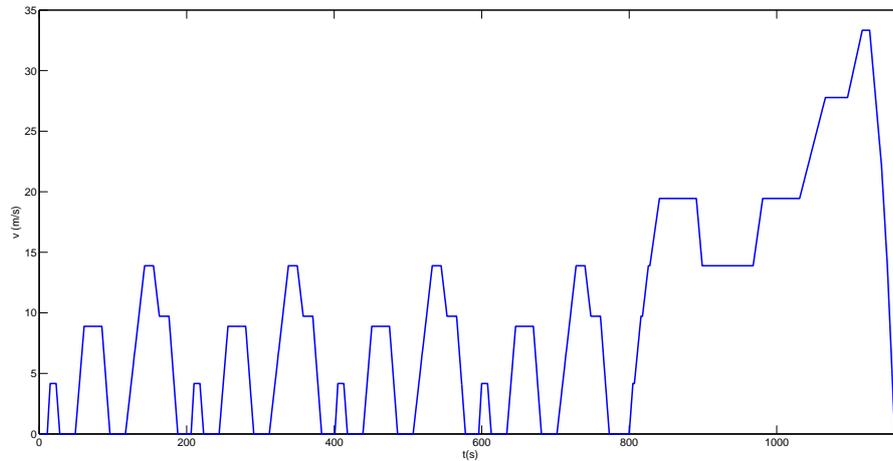


Figura 3.6: Velocidad del ciclo NEDC

como establecer un conjunto de ciclos de conducción que representen la forma de conducir real, mediante por ejemplo la representación de subciclos que presenten condiciones de ciclos urbanos y suburbanos respectivamente. En esta tesis se considerarán tres ciclos de conducción específicos: el NEDC, que es el nuevo ciclo de conducción europeo, el BADC, que es el ciclo de conducción de transportes en Buenos Aires, y el Manhattan DC, que es el ciclo de conducción de Manhattan. A continuación, se detalla uno a uno los ciclos considerados.

### 3.5.1. Nuevo Ciclo de Conducción Europeo (NEDC)

El NEDC representa un ciclo de conducción que consiste en cuatro ciclos de conducción europeos (ECE-15) repetidos que toman el intervalo de 0 [s] a 780 [s]; y un ciclo de conducción extra urbano europeo (EUDC) que toma el intervalo desde 780 [s] hasta 1180 [s]. Entonces, la duración total del ciclo será de 1180 [s]. Según datos tomados de [155], mostraremos un pequeño resumen del ciclo en el Cuadro 3.6. La Figura 3.6 muestra el esquema de velocidad del ciclo.

Aplicando el modelo del vehículo (3.7) con los valores de velocidad del ciclo, mostrados en la Figura 3.6 y los parámetros para el autobús del Cuadro 3.1, la potencia necesaria a desarrollar para generar el movimiento, será la mostrada en la Figura 3.7. Esta potencia viene dada por la suma de las potencias disipativas, y la parte positiva de la potencia cinética.

Calculando la integral de la potencia  $p_v(t)$  en todo el intervalo del ciclo de conducción NEDC, se obtendrá el valor total de energía  $e_v$  que se necesita para el movimiento, definida por:

$$e_v(t) = \int_0^t p_v(t) dt. \quad (3.43)$$

Parámetro	Valor
Distancia	11007 [m]
Velocidad Media	9.3 [m/s]
Velocidad Máxima	33.3 [m/s]
Aceleración máxima	1.04 [m/s <sup>2</sup> ]

Cuadro 3.6: Características principales del ciclo de conducción NEDC

Por lo tanto, la energía necesaria para cumplir este perfil será de 81.9768 [MJ]. De manera análoga, se calculará la integral de la potencia recuperable  $p_{rec}(t)$  mostrada en (3.44), para todo el intervalo del ciclo, obteniendo el total de energía recuperable  $e_v$  igual a 6.3092 [MJ].

$$e_{rec} = \int_0^t p_{rec}(t) dt. \quad (3.44)$$

No obstante, hay que recordar, no se podría recuperar toda la energía que resulta de (3.44). Existe un valor máximo teórico que se puede recuperar  $E_{receptiva}$  que se obtendrá a partir de la relación de la cantidad máxima de energía recuperable (3.45), sobre la necesaria para cumplir el ciclo de conducción (3.43)

$$E_{receptiva} = \frac{e_{rec}}{e_v}. \quad (3.45)$$

El valor para el caso del perfil NEDC es de 7.70 %, tomando en consideración los parámetros para el vehículo que se usa en la presente tesis.

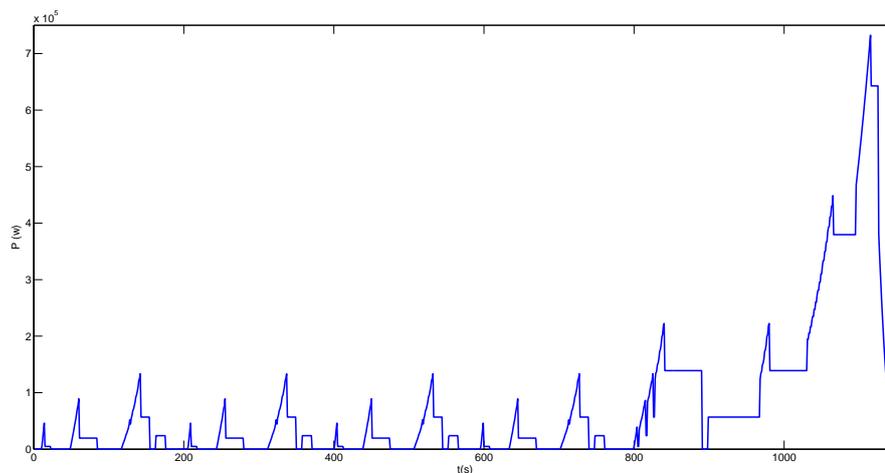


Figura 3.7: Potencia necesaria para el movimiento con el ciclo NEDC

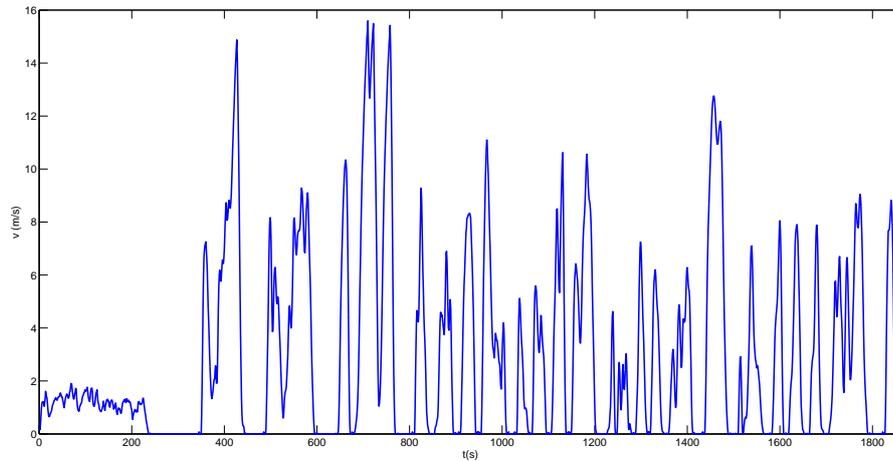


Figura 3.8: Velocidad del ciclo BADC

Parámetro	Valor
Tiempo total del ciclo	1864 [s]
Velocidad Media	3.92 [m/s]
Velocidad Máxima	15.6 [m/s]
Aceleración máxima	3.12 [m/s <sup>2</sup> ]

Cuadro 3.7: Características principales del ciclo de conducción BADC

### 3.5.2. Ciclo de Conducción Urbano de Buenos Aires

Como ya se lo mencionó anteriormente, el establecimiento de condiciones realistas, es esencial para determinar la eficiencia de una estrategia de control y así poder reducir costes en la gestión de energía del vehículo. Por ello, para la construcción del ciclo de conducción de Buenos Aires (BADC), se lograron adquirir 30 horas de datos GPS, los mismos que están relacionados con 51 viajes de autobús que cubren un total de 313.6 km. Según [26], el proceso de construcción de este ciclo consistió en la selección de 30 minutos de microtrips, que aseguren que la velocidad media global, la aceleración positiva media, el tiempo medio de ralentí y la distribución estadística resultante, coincida con los datos de la muestra. El BADC se validó mediante el modelado de Autonomie en un autobús diésel de referencia, ampliamente utilizado en Buenos Aires, y la comparación de los resultados obtenidos de consumo de combustible a los reportados por el operador de la línea de autobús. El perfil de velocidad se puede observar en la Figura 3.8, y sus características principales en el Cuadro 3.7.

De la misma manera, al aplicar (3.7) con los valores de velocidad del ciclo de BADC, mostrados

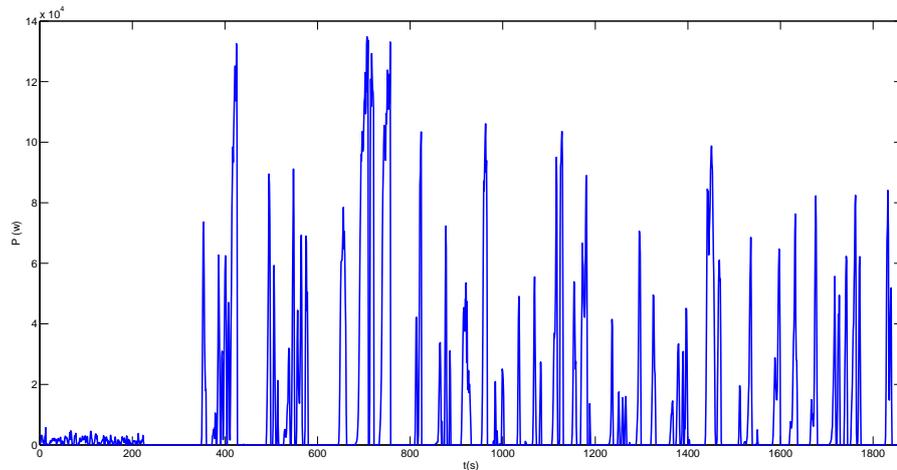


Figura 3.9: Potencia necesaria para el movimiento con el ciclo BADC

en la Figura 3.8 y los parámetros del autobús del Cuadro 3.1, la potencia necesaria a desarrollar para generar el movimiento, será la mostrada en la Figura 3.9. La energía necesaria para cumplir el perfil es 22.6568 [MJ].

Realizando el mismo proceso que para el perfil NEDC, se obtiene que el porcentaje de energía que se puede recuperar es del 52.34 %, con un máximo de energía recuperable de 11.8584 [MJ], para los parámetros del vehículo que se usa en la presente tesis.

### 3.5.3. Ciclo de Conducción Manhattan

Este ciclo de conducción, desarrollado en New York (EE.UU), de igual manera que los anteriores, busca acercar datos exactos de conducción para un entorno en particular. La distancia recorrida en el perfil es de 3.30 kilómetros, con una aceleración máxima de  $2.04 \frac{m}{s^2}$ , y un tiempo total de conducción de 1089 segundos. La Figura 3.10, muestra el ciclo de velocidad del perfil de Manhattan.

Igual que para el caso anterior, al aplicar (3.7) permitirá obtener las potencia necesaria instantáneas para el movimiento para el vehículo descrito con anterioridad. Luego, al aplicar (3.8), permitirá tener el máximo valor recuperable de energía mediante el frenado regenerativo. La potencia necesaria a desarrollar para generar el movimiento, se muestra en la Figura 3.11.

El valor de energía necesaria para cumplir el perfil es de 13.733.703,09 [J], mientras que la

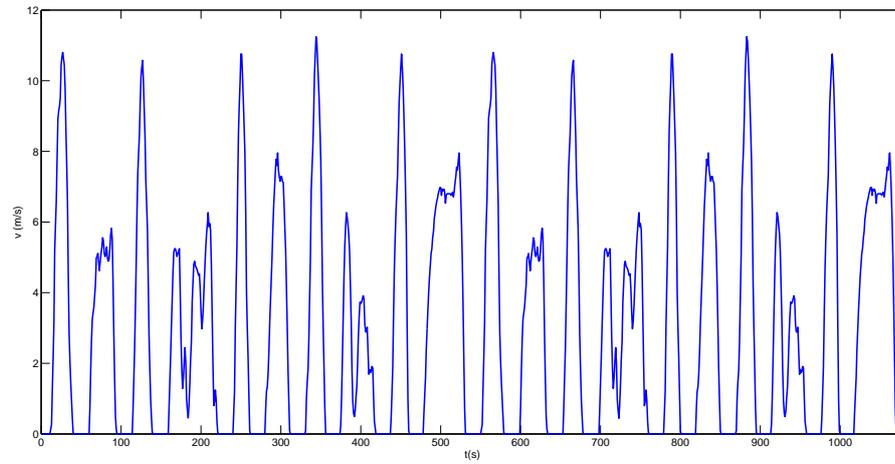


Figura 3.10: Velocidad del ciclo Manhattan

Parámetro	Valor
Tiempo total del ciclo	1089 [s]
Velocidad Media	3.033 [m/s]
Velocidad Máxima	11.24 [m/s]
Aceleración máxima	2.044 [ $m/s^2$ ]

Cuadro 3.8: Características principales del ciclo de conducción Manhattan

máxima energía a recuperar es de 8.0818 [MJ]. El porcentaje de energía que se puede recuperar es del 58.85 %.

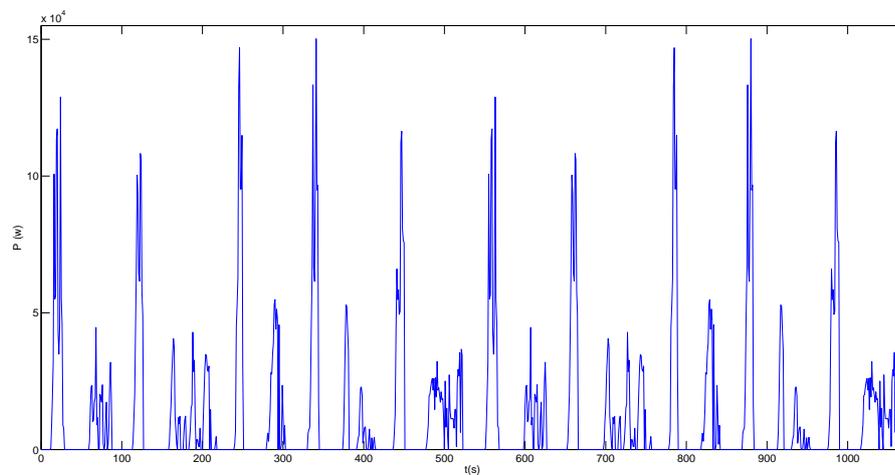


Figura 3.11: Potencia necesaria para el movimiento con el ciclo Manhattan

Perfil	NEDC	BADC	MANHATTAN
$p_{max}$	732.418,49 W.	134.783,92 W.	150.198,93 W.
$p_{mean}$	69.417,91 W.	12.154,95 W.	12.611,30 W.

Cuadro 3.9: Dimensionado de baterías.

Elemento	Potencia Instantánea Máxima
Pila de Combustible	150 KW.
Motor eléctrico	175 KW.

Cuadro 3.10: Dimensionado del Motor y Pila de combustible para BADC.

### 3.6. Balance Energético

La potencia que permite el movimiento, de acuerdo con (3.7), debe ser la generada por las fuentes disponibles, para permitir que el vehículo cumpla con el perfil de conducción dado. Las fuentes que están disponibles, son la pila de combustible, la batería, y los supercapacitores. En la ecuación de balance energético, se incluye a la  $p_{freno}$  como la potencia que no se puede recuperar del frenado regenerativo, es decir, la potencia que se disipa. Entonces, esta relación queda definida por:

$$p_v(t) = p_{freno}(t) + p_{sup}(t) + p_{bat}(t) + p_{fc}(t). \quad (3.46)$$

La  $p_{sup}$  es la potencia generada por el supercapacitor, la  $p_{fc}$  la potencia generada por la pila de combustible y  $p_{bat}$  la potencia generada por la batería. Los valores máximos de potencia para  $p_{freno}$  vienen dados por los porcentajes posibles y efectivos de recuperación en cada uno de los perfiles descritos anteriormente. A partir de (3.49), pero dividiendo la potencia de la batería,  $p_{bat}(t)$  en  $p_{cb}(t)$  y  $p_{db}(t)$  y la potencia del supercapacitor,  $p_{sup}(t)$  en  $p_{cs}(t)$  y  $p_{ds}(t)$ , se puede obtener una expresión alternativa

$$p_v(t) = p_{fc}(t) - p_{cb}(t) + p_{db}(t) - p_{cs}(t) + p_{ds}(t) + p_{freno}(t). \quad (3.47)$$

donde  $p_{cb}(t)$  es la potencia que puede recibir la batería del freno regenerativo, y  $p_{db}(t)$  es la potencia que puede aportar la batería al movimiento, en base al estado de carga actual  $SOC$ . Mientras,  $p_{cs}(t)$  es la energía que es capaz de absorber el supercapacitor del frenado regenerativo, y  $p_{ds}(t)$  es la energía que es capaz de aportar el mismo en base al estado del  $SOE$ .

### 3.6.1. Dimensionamiento inicial del sistema de propulsión

En artículos como [55], [24] y [195] se puede observar algunos ejemplos de dimensionamiento de los elementos del sistema de propulsión (baterías, supercapacitores y pila de combustible). En el presente trabajo, para el dimensionamiento de los mismos, se tiene en cuenta los valores máximos de potencia instantánea para los perfiles de conducción escogidos, los mismos que se muestran en el Cuadro 3.9.

Es importante recordar que la fuente principal en este caso la pila de combustible, debe ser capaz de generar la totalidad de la potencia instantánea, por motivos de seguridad. Las pilas de combustible para automoción, usualmente vienen con máximos de potencia de 75, 100, 150 y 180 [KW]. Entonces, por ejemplo, para el caso del perfil Manhattan, la potencia máxima requerida en el mayor pico de demanda es de casi 150 [KW], por lo que la pila de combustible debería ser dimensionada con los 150 [KW] necesarios para el movimiento. Para el caso del perfil BADC, la potencia máxima demandada en el pico mas alto, es de cerca de 135 [KW], por lo que la pila se dimensiona con 150 [KW], debido a que en el mercado existen pilas de 100 y 150 [KW]. Es importante recordar, que la pila no siempre dará su potencia máxima por las restricciones de operación y de su construcción, por lo que los elementos de almacenamiento toman un rol importante para cumplir el perfil y para el ahorro de hidrógeno.

Dado los valores máximos de potencia de los ciclos de conducción, se usa un pila de combustible de 150 [KW] como se lo indica en el Cuadro 3.10 junto al motor eléctrico. La razón de escoger esta pila de combustible, es para asegurar que sea capaz de generar el máximo pico de potencia instantánea. Este dimensionado de pila será usado para el perfil BADC y el Manhattan DC.

El dimensionamiento del sistema de almacenamiento se ha tratado ampliamente en [186], [92], [74], [116], entre otros. Del análisis de la literatura, se decide que el sistema de almacenamiento, será del 20 % del total de la fuente principal, por lo que se usa en los supercapacitores una masa de 11.7 kg, para que la potencia total alcanzada sea de 20 [KW] y la energía de 14 [Wh]. En el caso de las baterías, se coloca una masa de las mismas de 7.69 kg, para que la potencia total alcanzada sea de alrededor de 10 [KW] y la energía de 460 [Wh].

El peso de los elementos, en cada uno de los casos respectivos se lo considera en la masa del vehículo completo, para que este parámetro sea tomado en consideración.



---

## CAPÍTULO 4

# ANÁLISIS DEL CASO IDEAL

---

Una vez definido y dimensionado el sistema de propulsión del vehículo, que cuenta con la pila de combustible como fuente principal, baterías y supercapacitores como elementos de almacenamiento de energía, se debe buscar que la gestión de energía sea óptima, para cumplir las ecuaciones de balance y satisfacer cada uno de los ciclos de conducción ya establecidos. Esto, sin olvidar, que hasta el momento el objetivo primordial, es el de reducir el consumo de hidrógeno del sistema, sujeto a las restricciones de capacidad de los elementos. En los capítulos posteriores, se aplicarán varias técnicas de control que garanticen que la distribución de potencias de los elementos, sea la mejor para cada una de las funciones de coste que se estudian. No obstante para evaluar el desempeño de la técnica de control aplicada, se necesita tener una base o referencia óptima, con la que se pueda comparar la técnica usada. Para ello, en este capítulo se propone obtener el análisis del caso ideal obteniendo los valores óptimos de las señales de control (secuencia de control óptima), para cumplir con las condiciones impuestas al problema en el balance energético considerando un horizonte infinito con perfecto conocimiento de las potencias demandadas.

Para lograr este objetivo, se usa la técnica de programación dinámica (DP, siglas en inglés), desarrollada por el matemático Richard Bellman. La optimización dinámica permite obtener la solución óptima de sistemas que evolucionan en el tiempo. Esta técnica, se basa en el principio de optimalidad, que establece que [160]: “Una política óptima tiene la propiedad de que, sin importar las decisiones previas que se haya tomado, el resto de las decisiones deben constituir una política óptima.”

Para entender de mejor manera este principio, se considera que se desea llevar un sistema desde el estado  $a$  hasta el estado  $e$ , y el trayecto implica múltiples acciones de control tal como se

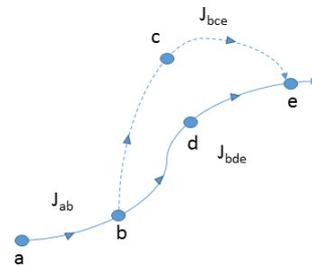


Figura 4.1: Trayectorias posibles para llegar desde el punto a hasta el punto d

muestra en la Figura 4.1. Entonces, si la primera acción de control, tomada en  $a$ , lleva al sistema hasta el estado  $b$ , con un coste de  $J_{ab}$ , la siguiente acción de control puede implicar llevar al sistema del punto  $b$  hasta  $e$ , pasando por  $c$ , o pasando por  $d$ . Para la primera acción de control el coste será de  $J_{bce}$  y para la segunda  $J_{bde}$ .

Dependiendo de la acción de control tomada en el punto  $b$ , el coste total del trayecto  $ae$  será  $J_{ab} + J_{bce}$  o bien  $J_{ab} + J_{bde}$ . Entonces, si la trayectoria  $abde$  es la óptima para ir de  $a$  hasta  $e$ , la trayectoria  $bde$  es óptima para ir desde  $b$  hasta  $e$ . Bajo este enfoque, se trata de resolver cada problema de control aplicando el principio de optimalidad para obtener una relación de recurrencia. Esta solución en conjunto, es la mejor posible y representará nuestro óptimo de estados y trayectorias de control. De esta manera, los costes entre los distintos estados del sistema serán mínimos. Para ilustrar el tipo de ecuación funcional que surge de la aplicación del principio de optimización, se coloca un ejemplo de las ecuaciones para el caso de un proceso determinista discreto [17], [27], [20]. El sistema queda descrito por un vector  $M$ -dimensional  $p$ , definido por  $p = (p_1, p_2, p_3, \dots, p_M)$  restringido a la región  $S$ . Para  $T = T_k$ , en donde  $k$  esta sobre un conjunto que puede ser finito, numerable o continuo. Entonces, es posible un conjunto de transformaciones con la propiedad que  $p \in S$  que implica que  $T_k(p) \in S$  para todo  $k$ .

Si se considera un proceso  $N$ -dimensional que se lleva a cabo para maximizar una función escalar  $R(p)$  en el estado final. La política de optimalidad consiste en una serie de  $N$  transformaciones,  $P = (T_1, T_2, T_3, \dots, T_N)$ , produciendo sucesivamente los estados  $p_1 = T_1(p)$ ,  $p_2 = T_2(p)$ ,  $\dots$ ,  $p_N = T_N(p)$ . En el caso de que  $S$  sea una región finita, si cada  $T_k(p)$  es continua en  $p$ , y si  $R(p)$  es una función continua de  $p$  para  $p \in S$ , entonces es claro que la política de optimalidad existe. El valor máximo de  $R(p_N)$  se determina por la política de optimalidad, y será una función solamente del vector inicial  $p$  y el numero de estados  $N$ , quedando definida

por  $f_N(p) = \max R(p_N)$

Para obtener una ecuación funcional para  $f_N(p)$ , se emplea el principio de optimalidad. Si se elegimos una transformación  $T_k$  como resultado de una primera decisión, se obtiene un nuevo estado  $T_k(p)$ . El máximo retroceso de las etapas  $N - l$  es, por definición,  $f_{N-1}[T_k(p)]$ . De ello se deduce que ahora se debe elegir  $k$  para maximizar. El resultado es la ecuación funcional básica

$$f_N(p) = \max f_{N-1} - [T_k(p)] \quad (4.1)$$

para  $N = 2, 3, \dots$ . Existen varios grupos de investigación que han estudiado varios métodos de optimización, los cuales se resumen en el Cuadro 4.1, tomada de [178].

Algunos autores, distinguen a los métodos de optimización, como métodos estáticos, métodos numéricos y métodos analíticos. En el presente trabajo, dentro de los métodos de optimización numéricos, como ya se lo mencionó, se analizará en detalle el método de programación dinámica DP, propuesto en [51], como herramienta para obtener la solución al caso ideal.

Antes de aplicar el método DP, se presentará el planteamiento del problema de control óptimo asociado a la gestión de energía en un vehículo híbrido.

## 4.1. Planteamiento del problema de control óptimo

Para el presente capítulo, el principal objetivo de control es el ahorro de combustible, traducido en la reducción de consumo de hidrógeno aprovechando de manera óptima la energía que se recupera del freno regenerativo. Como es lógico, una mayor cantidad de potencia entregada por la pila de combustible, se traduce en un mayor consumo de hidrógeno, por lo que se propone una ley de control que permita minimizar en el mayor grado posible el uso de la pila de combustible. A partir de los modelos de los diferentes componentes presentando en el capítulo anterior, las ecuaciones principales que los representan y que se deben tomar en consideración expresados ya en tiempo discreto para facilitar la aplicación del método DP

- Modelo batería

$$SOC_{bat}(k+1) = SOC_{bat}(k) + \frac{p_{bat}(k)}{e_{maxbat}}. \quad (4.2)$$

Referencias	Grupo de investigación	Método de optimización	Implementación en tiempo real	Validación	Otras referencias
[152]	Universidad Nacional de Seul	ECMS	Reconocimiento de patrones	Simulación	[96]
[179]	ETH Zurich	ECMS	T-ECMS	Experimental	[180], [34]
[39]	Universidad de Valencienes	JHB	-	Experimental	[151], [38]
[14]	Universidad de Pisa	Static	Filtros continuos	Experimental	[13]
[148]	Universidad estatal de Ohio	ECMS	A-ECMS	Experimental	[158], [159]
[191]	Universidad de Linz	LP	-	Simulación	[192], [193]
[227]	Universidad de Tsinghua	DP	Control con retroalimentación	Simulación	[71]
[114]	TU Eindhoven	QP, ECMS	MPC	Hardware/Bucle	[106]
[197]	Universidad de Stanford	LP	-	Simulación	-
[217]	Compañía Hyundai motors	-	Control con retroalimentación	Experimental	-
[23]	Ricardo	ECMS	-	Experimental	-
[100]	Laboratorio nacional de energías renovables	ECMS	Condiciones locales	Simulación	[95]
[129]	Universidad de Michigan	DP	Control con retroalimentación	Simulación	[128]
[118]	Universidad de Texas	ECMS	s=1	Simulación	[213]
[112]	TU Munich	HCJB, ECMS	Adaptación Heurística	Simulación	[111]
[222]	Universidad de Purdue	DP, QP	-	Simulación	[71]
[6]	TU Karlsruhe, Daimler-Chrysler	DC	MPC	Experimental	[7]

Cuadro 4.1: Métodos de optimización estudiados por distintos grupos de investigación

■ Modelo supercapacitor

$$SOE_{sup}(k+1) = SOE_{sup}(k) + \frac{p_{sup}(k)}{e_{maxsup}}. \quad (4.3)$$

■ Modelo pila de combustible

$$e_{fc}(k+1) = e_{fc}(k) + p_{fc}(k). \quad (4.4)$$

Por otro lado, la relación de potencias en el bus de interconexión viene definida por:

$$p_v(k) = p_{fc}(k) + p_{bat}(k) + p_{sup}(k) + p_{freno}(k). \quad (4.5)$$

La función de coste que se desea minimizar es el consumo de hidrógeno que depende de la

potencia proporcionada por la pila. Una de las formas de disminuir el consumo de hidrógeno es limitar la potencia de la pila [55], [109], [131], [225], [170] evitando que llegue a su valor máximo, mediante:

$$J_{fc}(k) = \min_{p_{fc}(k)} p_{fc}(k)^2 \quad (4.6)$$

donde  $p_{fc}(k)$  es la potencia proporcionada por la pila de combustible.

Con el objetivo de reducir la complejidad computacional asociada al método de la DP que depende del número de estados, el modelo anterior se puede simplificar de la siguiente manera, eliminando el estado asociado a la pila y la relación estática del bus de interconexión:

$$SOC_{bat}(k+1) = SOC_{bat}(k) + \frac{p_v(k) - p_{fc}(k) - p_{sup}(k) - p_{freno}(k)}{e_{maxbat}}. \quad (4.7)$$

$$SOE_{sup}(k+1) = SOE_{sup}(k) + \frac{p_{sup}(k)}{e_{maxsup}}. \quad (4.8)$$

El reemplazo de la ecuación (4.5) en la ecuación (4.2), permite tener en cuenta la potencia de la pila de combustible  $p_{fc}$  dentro del problema de optimización. Además las restricciones de control (o restricciones operativas) se definen mediante:

$$p_{minbat}(k) \leq p_{bat}(k) \leq p_{maxbat}(k). \quad (4.9)$$

$$p_{minsup}(k) \leq p_{sup}(k) \leq p_{maxsup}(k). \quad (4.10)$$

$$0 \leq p_{fc}(k) \leq p_{maxfc}(k). \quad (4.11)$$

$$p_{minfreno}(k) \leq p_{freno}(k) \leq 0. \quad (4.12)$$

En las restricciones, se toman en cuenta todas las potencias de los componentes que entran en el problema de optimización. Los valores máximos y mínimos de las mismas, han sido estudiados en la Sección 3.6.1. Análogamente, se puede establecer las restricciones de asociadas a los estados

$$SOC_{min}(k) \leq SOC(k) \leq SOC_{max}(k). \quad (4.13)$$

$$SOE_{min}(k) \leq SOE(k) \leq SOE_{max}(k). \quad (4.14)$$

Teniendo en cuenta que corresponden con los estados de carga de los componentes de almacenamiento,  $SOC$  para la batería y  $SOE$  para el supercapacitor, y sus límites estarán entre 0.1 y 0.9. El estado de energía de la pila de combustible no se tiene en consideración, como se indicó anteriormente.

## 4.2. Programación Dinámica DP

La programación dinámica es una herramienta numérica muy potente para resolver problemas concernientes a control óptimo, como se indica en [18], y [19]. Uno de sus principales ventajas sobre otros métodos es que la optimalidad global de la solución encontrada está garantizada. Cuando el problema incluye restricciones de estado final, cualquier trayectoria de solución está limitada a situarse dentro del espacio delimitada por la misma, mediante la evaluación por recurrencia hacia atrás. Esto es útil cuando se desea que los elementos de almacenamiento como la batería o el supercapacitor, tengan un nivel de carga al finalizar el ciclo (según las condiciones de los elementos). La formulación algebraica se estudia en detalle en [18], y para el presente capítulo, se resume la manera en que se formaliza la resolución del algoritmo. Para realizar el proceso de optimización, se parte de un sistema como el descrito en la siguiente ecuación:

$$\dot{\mathbf{x}}(t) = \mathbf{f}(\mathbf{x}(t), \mathbf{u}(t), t). \quad (4.15)$$

donde,  $\mathbf{x}(t)$  se refiere a los estados del sistema, que para el caso del vehículo, se corresponden con el *SOC* de la batería y el *SOE* del supercapacitor. Mientras  $\mathbf{u}(t)$  hace referencia a las potencias que establecen los flujos entre los diferentes componentes del sistema:  $p_{fc}(t)$ ,  $p_{bat}(t)$ ,  $p_{sup}(t)$ ,  $p_{freno}(t)$ .

Finalmente,  $\mathbf{f}(\cdot)$  es un campo vectorial que lleva un dominio de vectores en una imagen de vectores y posee una dependencia con el tiempo.

El objetivo es encontrar una secuencia de control en el intervalo  $[t_0, t_f]$ , que permita minimizar una cierta trayectoria de estado, representada por la evolución de las variables de estado en el mismo intervalo de tiempo. Un problema de optimización tiene asociada una magnitud que se desea minimizar o maximizar, la cual puede estar asociada a un funcional, el cual se define en forma general de la siguiente manera:

$$J = h(\mathbf{x}(t_f), t_f) + \int_0^{t_f} g(\mathbf{x}(t), \mathbf{u}(t), t) dt. \quad (4.16)$$

donde  $g$  y  $h$  son campos escalares, y  $t_f$  es el tiempo final del problema de optimización. Suponiendo que se conoce  $t_f$ , que sería el fin del ciclo de conducción, en el caso considerado, se podrá hacer una aproximación a un sistema discreto, haciendo  $N$  incrementos iguales de tamaño  $\Delta t$ , dentro del espacio de tiempo comprendido entre  $0 \leq t \leq t_f$

$$\mathbf{x}(t + \Delta t) = \mathbf{x}(t) + \Delta t \mathbf{f}(\mathbf{x}(t), \mathbf{u}(t), t). \quad (4.17)$$

que puede expresarse de forma más compacta en función del tiempo discreto  $k$  como

$$\mathbf{x}(k+1) = \mathbf{x}(k) + \Delta t \mathbf{f}(\mathbf{x}(k), \mathbf{u}(k), k) \quad (4.18)$$

donde

$$\Delta t = \frac{t_f - t_0}{N} \quad (4.19)$$

Cuando se consideran los intervalos de tiempo  $\Delta t$  pequeños se puede reescribir (4.16) como

$$\mathbf{x}(k+1) = \mathbf{x}(k) + \mathbf{f}_d(\mathbf{x}(k), \mathbf{u}(k), k). \quad (4.20)$$

Donde el subíndice  $d$ , representa el proceso de discretización. Si se realiza un procedimiento análogo con la función de coste (4.15) se podrá expresar de la siguiente manera

$$J = h(\mathbf{x}(N), N) + \Delta t \sum_{k=0}^{N-1} g(\mathbf{x}(k), \mathbf{u}(k), k). \quad (4.21)$$

De la misma manera cuando se considera los intervalos de tiempo  $\Delta t$  pequeños, se puede reescribir (4.20) como sigue

$$J = h(\mathbf{x}(N), N) + \sum_{k=0}^{N-1} g_d(\mathbf{x}(k), \mathbf{u}(k), k). \quad (4.22)$$

Entonces se debe determinar la secuencia óptima de control definida por  $\mathbf{u}^*(\mathbf{x}(0), 0), \mathbf{u}^*(\mathbf{x}(1), 1), \dots, \mathbf{u}^*(\mathbf{x}(N-1), N-1)$ . En (4.21), la primera parte  $h(\mathbf{x}(N), N)$  es el coste asociado al estado final alcanzado y se representa por  $J_{NN}$

$$J_{NN}(\mathbf{x}(N)) = h(\mathbf{x}(N), N). \quad (4.23)$$

de manera que el coste de ir desde el estado  $(N-1)$  a  $N$ , queda definido por:

$$J_{N-1,N}(\mathbf{x}(N-1), \mathbf{u}(N-1)) = g_d(\mathbf{x}(N-1), \mathbf{u}(N-1)) + J_{NN}(\mathbf{x}(N)). \quad (4.24)$$

Siendo  $J_{N-1,N}$  el coste de un paso, con el estado inicial  $\mathbf{x}(N-1)$ , por lo que el valor de  $J_{N-1,N}$  dependerá solamente de  $\mathbf{x}(N-1)$  y  $\mathbf{u}(N-1)$ . Entonces el coste óptimo valdrá

$$J_{N-1,N}^*(\mathbf{x}(N-1)) = \min_{\mathbf{u}(N-1)} (g_d(\mathbf{x}(N-1), \mathbf{u}(N-1)) + J_{NN}(\mathbf{f}_d(\mathbf{x}(N-1), \mathbf{u}(N-1))). \quad (4.25)$$

El valor óptimo de  $\mathbf{u}(N-1)$  dependerá del estado  $\mathbf{x}(N-1)$ , por lo que la mejor solución,

será la que venga dada por  $\mathbf{u}^*(\mathbf{x}(N-1), N-1)$ . Entonces, para cada iteración posterior, el principio de optimalidad, dice que la solución anterior, para  $\mathbf{u}(n-k)$ , cuyo estado inicial es  $\mathbf{x}(n-k)$ , será óptima. La relación recurrente para obtener las leyes de control, con  $k$  estados, queda definida por

$$J_{N-k,N}^*(\mathbf{x}(N-k)) = \min_{\mathbf{u}(N-k)} (g_d(\mathbf{x}(N-k), \mathbf{u}(N-k)) + J_{N-(k-1),N}^*(\mathbf{f}_d(\mathbf{x}(N-k), \mathbf{u}(N-k))). \quad (4.26)$$

Si se conoce  $J_{N-(k-1),N}^*$  el coste óptimo para un escenario en retroceso,  $(k-1)$ , el estado a llegar será el dado por  $J_{N-k,N}^*$ . En algunos casos, se puede iniciar de un estado inicial igual a cero, o si se conoce se tomará en cuenta el último estado para iniciar el proceso de recurrencia. Otra característica importante de (4.25), es que  $J_{N-k,N}^*(\mathbf{x}(N-k))$  es el mínimo coste posible para el instante  $k$ , con un total de  $N$  instantes, en donde el valor del estado es de  $\mathbf{x}(N-K)$ , iniciándose en  $(N-K)$ , cuando se cumple que  $N > k$ .

A manera de conclusión se puede decir que (4.25) es la ecuación de recurrencia del método de DP, la misma que permite obtener la secuencia óptima de control en un problema de optimización. Entonces, empezando desde el final, se avanza en retroceso en el tiempo; y para cada paso de tiempo se calcula la acción de control que minimiza el coste total del trayecto desde el instante actual hasta el final.

### 4.3. Resultados obtenidos

Antes de mostrar los resultados de simulación de la programación dinámica aplicada al autobús de servicio para el caso del perfil Buenos Aires driving cycle y el perfil Manhattan driving cycle, se resume en planteamiento de del problema de control óptimo en las ecuaciones (4.26) - (4.35)

$$\min_{p_{fc}} J_{ideal}(\mathbf{x}, \mathbf{x}_0, \mathbf{u}, \mathbf{x}_N) \quad (4.27)$$

subject to :

$$SOC_{bat}(k+1) = SOC_{bat}(k) + \frac{p_v(k) - p_{fc}(k) - p_{sup}(k) - p_{freno}(k)}{e_{maxbat}} \quad (4.28)$$

$$SOE_{sup}(k+1) = SOE_{sup}(k) + \frac{p_{sup}(k)}{e_{maxsup}} \quad (4.29)$$

$$\mathbf{x}_N = \mathbf{x}_0 \pm a \quad (4.30)$$

$$-10[kW] \leq p_{bat}(k) \leq 10[kW] \quad (4.31)$$

$$-20[kW] \leq p_{sup}(k) \leq 20[kW] \quad (4.32)$$

$$0 \leq p_{fc}(k) \leq 150[kW] \quad (4.33)$$

$$-120[kW] \leq p_{freno}(k) \leq 0 \quad (4.34)$$

$$0,1 \leq SOC(k) \leq 0,9 \quad (4.35)$$

$$0,1 \leq SOE(k) \leq 0,9 \quad (4.36)$$

$$k = 0, \dots, N \quad (4.37)$$

donde lo estados  $\mathbf{x}$  se corresponde con el estado de carga de batería/supercondensadors (SOC/SOE) y la variables de control  $u$  con los flujos de potencia.  $J_{ideal}(\mathbf{x}, \mathbf{x}_0, \mathbf{u}, \mathbf{x}_N)$  se define como (4.22) tomando como función  $g_d$  la definida en (4.6), y  $\varepsilon$  es el valor del SOC/SOE sobre el estado inicial del mismo. En el caso de que el SOC/SOE sea menor que la condición inicial, quiere decir que el elemento de almacenamiento entregó energía, quedando descargado por debajo del valor del valor del estado inicial. Si el SOC/SOE es mayor que la condición inicial, quiere decir que se cargó con la energía del freno regenerativo sobre el valor inicial del mismo. Al momento de presentar los resultados, el valor de  $a$  será tomado en consideración como parte de la energía aportada.

El rango de variación del SOC entre el estado inicial y final no excederá el 20 % del rango de variación total posible [0-1].

La implementación de la programación dinámica para resolver el problema de control óptimo (4.27) se resume en el Algoritmo 4.1.

---

**Algorithm 4.1** Implementación de la programación dinámica
 

---

```

1: procedure CÁLCULO DE LAS SECUENCIA ÓPTIMA DE CONTROL( $p_{bat}, p_{sup}, p_{fc}$ )
2:   Definir parámetros del vehículo  $m, s, c_x, c_{rrl}, c_{rro}, p, g$ .
3:   Definir la masa de los elementos del sistema de propulsión  $m_{bat}, m_{sup}, m_{fc}, m_{motor}$ .
4:   Definir la masa total del vehículo  $m$ .
5:   Definir el perfil de velocidad BADC o Manhattan DC.
6:   Obtener velocidad del perfil  $v$ .
7:   Cálculo de  $p_{mov}, p_{ra}, p_{fs}, c_{rr}, p_{dis}, p_v, p_{rec}$ .
8:   Cálculo de  $e_v, e_{rec}$ .
9:   Definir  $SOC_{max}, SOC_{min}, e_{fcmax}$ .
10:  Definir  $p_{batmax}, p_{batmin}, p_{supmax}, p_{supmin}, p_{fcmax}, p_{frenomax}$ .
11:  Definir  $SOC_0, SOE_0, e_{fc0}$ .
12:  Definir  $k, N$ .
13:  Definir número de elementos de vector de estado y de control  $N_u, N_x$ .
14:  Definir  $J_{ideal}$ .
15:  Discretizar  $\mathbf{x}_d = \text{vector}[SOC, SOE, N_x]$ .
16:  Discretizar  $\mathbf{u}_d = \text{vector}[p_{bat}, p_{sup}, p_{fc}, p_{freno}, N_u]$ .
17:  Inicializar  $U = \text{zeros}(N_x, N + 1)$ .
18:  Inicializar  $J_{ideal}(:, N) = h(\mathbf{x}_d)$ .
19:  Inicializar  $J_{ideal} = \text{ones}(N_x, N)$ .
20:  for  $\{k = N - 1 \rightarrow 0\}$  do
21:    for  $\{i = 1 \rightarrow N_x\}$  do
22:      for  $\{j = 1 \rightarrow N_u\}$  do
23:        Coste local  $C_l = g_d(\mathbf{x}_d(i), \mathbf{u}_d(j), k)$ .
24:        Estado futuro  $\mathbf{x}_{fut} = \mathbf{x}_d(i) + \mathbf{f}_d(\mathbf{x}_d(i), \mathbf{u}_d(j), k)$ .
25:        Coste óptimo desde  $\mathbf{x}_{fut}$ ,  $C_{fut} = \text{interpolat}(\mathbf{x}_d, J_{ideal}(:, k + 1), \mathbf{x}_{fut})$ .
26:        Coste total  $C = C_{fut} + C_l$ .
27:        if  $\{C \leq J_{ideal}(i, k)\}$  then
28:           $J_{ideal}(i, k) = C$ .
29:           $U(i, k) = \mathbf{u}_d(j)$ .
30:        end if
31:      end for
32:    end for
33:  end for
34:  return  $p_{bat}, p_{sup}, p_{fc}, SOC$ 
35:  Cálculo  $e_v, e_{rec}$ 
36: end procedure

```

---

Elemento	Energía Entregada	Porcentaje
Pila de Combustible	16.8068 MJ	74.18 %
Baterías	2.6485 MJ	11.69 %
Supercapacitor	3.2014 MJ	14.13 %

Cuadro 4.2: Aporte energético de las fuentes para el BADC.

#### 4.3.1. Perfil de Conducción BADC

El requerimiento de velocidad en cierto instante del ciclo de conducción deriva en la necesidad de disponer de cierta cantidad de potencia en dicho instante. En este momento, las fuentes del sistema de propulsión deben generar dicha potencia instantánea, pudiendo ser suministrada por la pila de combustible como fuente principal y por la energía almacenada en los elementos de almacenamiento.

Este proceso, se repite para todos los instantes de tiempo hasta que se culmina el ciclo de conducción. Si se suman todas las potencias alcanzadas en todo el ciclo, se tendrá la energía total que se necesita para cumplir con perfil de potencia asociado al ciclo de conducción. Para el ciclo de conducción de Buenos Aires, la energía total necesaria que se debe generar es de 22.6568 [MJ]. Este valor es la suma de la potencia necesaria para cumplir el perfil dentro de los 1864 segundos que dura el mismo. Por otra parte, con los parámetros del autobús de servicio del Cuadro 3.1, el máximo porcentaje de recuperación es del 52.4 %. Este porcentaje es teórico, y será un valor máximo que servirá de referencia, pero debido a las pérdidas no se alcanzará completamente.

Como se ve, al final del ciclo cada elemento aporta un porcentaje de energía para cumplir el perfil, y en cada instante de tiempo un valor de potencia instantánea para alcanzar la velocidad requerida. La energía aportada por los elementos de almacenamiento, sin tomar en cuenta su valor inicial de carga, no debe sobrepasar el máximo teórico ya mencionado, pero cuanto más cerca a este valor se esté, menos potencia se necesita de la pila de combustible. Si se consigue una correcta gestión del sistema de propulsión, y los elementos de almacenamiento manejan la energía del frenado de manera correcta se minimiza el uso de la pila de combustible y la cantidad de hidrógeno consumido.

La DP permite obtener la solución óptima para la función de coste planteada en (4.6) para el caso ideal (horizonte infinito y perfil de potencia conocido). La cantidad de energía que aportan cada una de las fuentes, se resume en el Cuadro 4.2, donde también se indica el porcentaje de

aporte, para ilustrar de manera más clara los resultados.

Si se suma el porcentaje de energía almacenada por la batería, y el porcentaje de energía almacenada por el supercapacitor, se podrá tener el porcentaje total de energía recuperada del freno regenerativo (Cuadro 4.3). Esto se debe a que la carga inicial de la batería y el supercapacitor es la misma que la carga final. En caso contrario, la energía aportada por estos elementos sería mayor si la carga final fuese menor y viceversa.

La Figura 4.2 muestra para todo el ciclo de velocidad, la potencia suministrada por las fuentes de energía. La suma de las potencias de los elementos en cada instante  $k$  es igual a la potencia del perfil de velocidad, lo que asegura que la misma sea alcanzable en todo el intervalo. En dicha figura, se observa que tanto el supercapacitor como la batería funcionan como fuentes bidireccionales debido que son capaces de aportar potencia instantánea al movimiento, y recibirla mediante el frenado regenerativo. La magnitud de potencia del supercapacitor es mayor debido a su densidad de potencia alta, mientras que la batería da menor cantidad de potencia. La pila de combustible no es capaz de recuperar energía pues como fuente principal únicamente aporta energía al movimiento.

En los instantes en los que la potencia de los elementos es cero, como entre el intervalo entre [250-350] segundos, se corresponde a cuando el autobús de servicio está parado. En ese periodo no se necesita la generación de potencia, pues no existe una demanda de la misma. Por otro lado se puede observar el comportamiento de un autobús de servicio en tramos de conducción en donde empieza a acelerar, trata de buscar la velocidad máxima, y desacelera para detenerse en una parada.

La Figura 4.3 muestra el comportamiento del estado de carga para los elementos de almacenamiento, el  $SOC$  y  $SOE$  respectivamente. Es de esperar se que el  $SOC$  tenga una variación mas lenta que el  $SOE$ . Aunque en la formulación actual de la función objetivo, dado que sólo se minimiza el consumo de hidrógeno, no se penaliza las variaciones bruscas en el  $SOC$ .

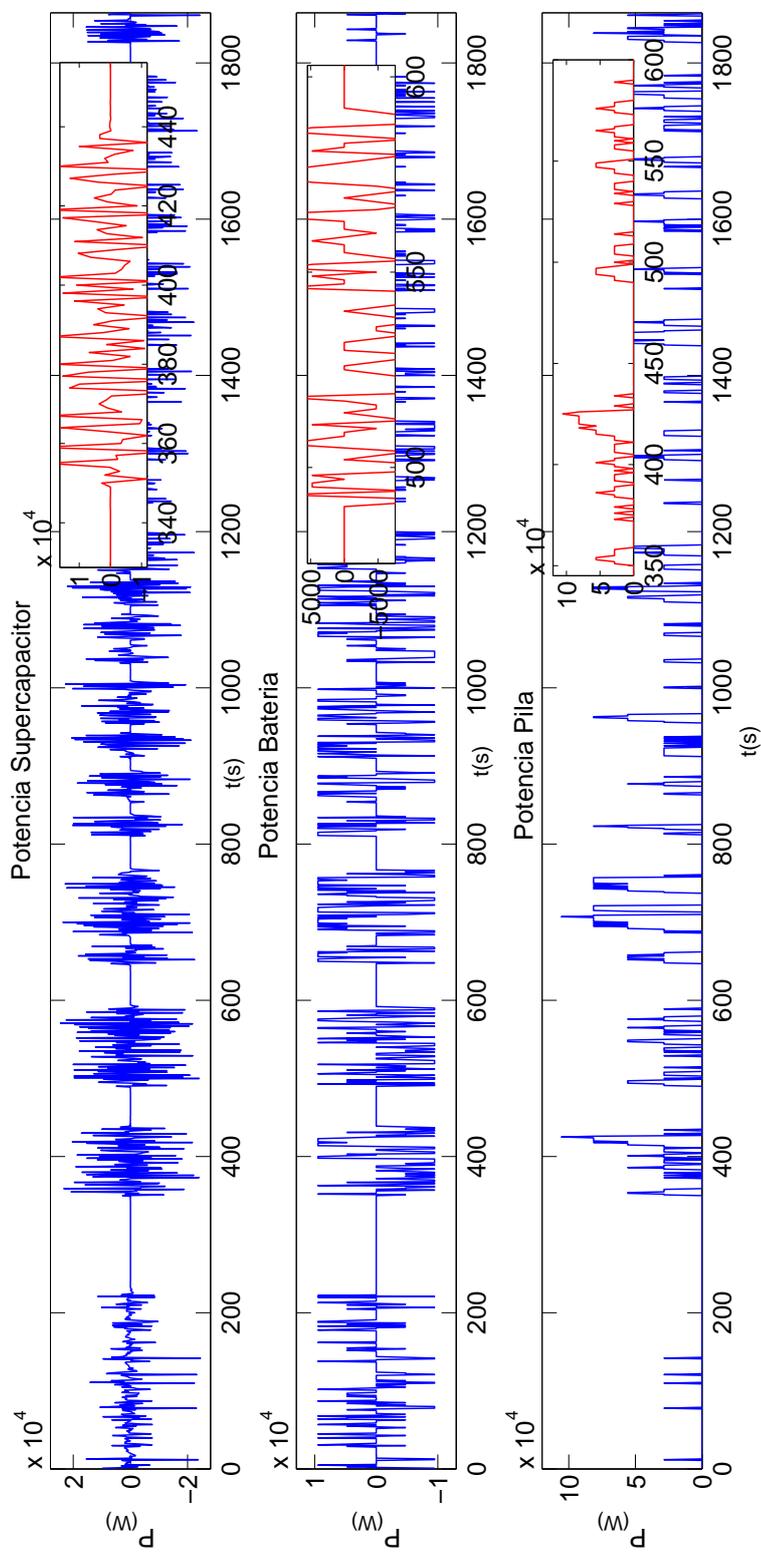


Figura 4.2: Potencia entregada por el sistema de propulsión para el caso ideal con el perfil BADC

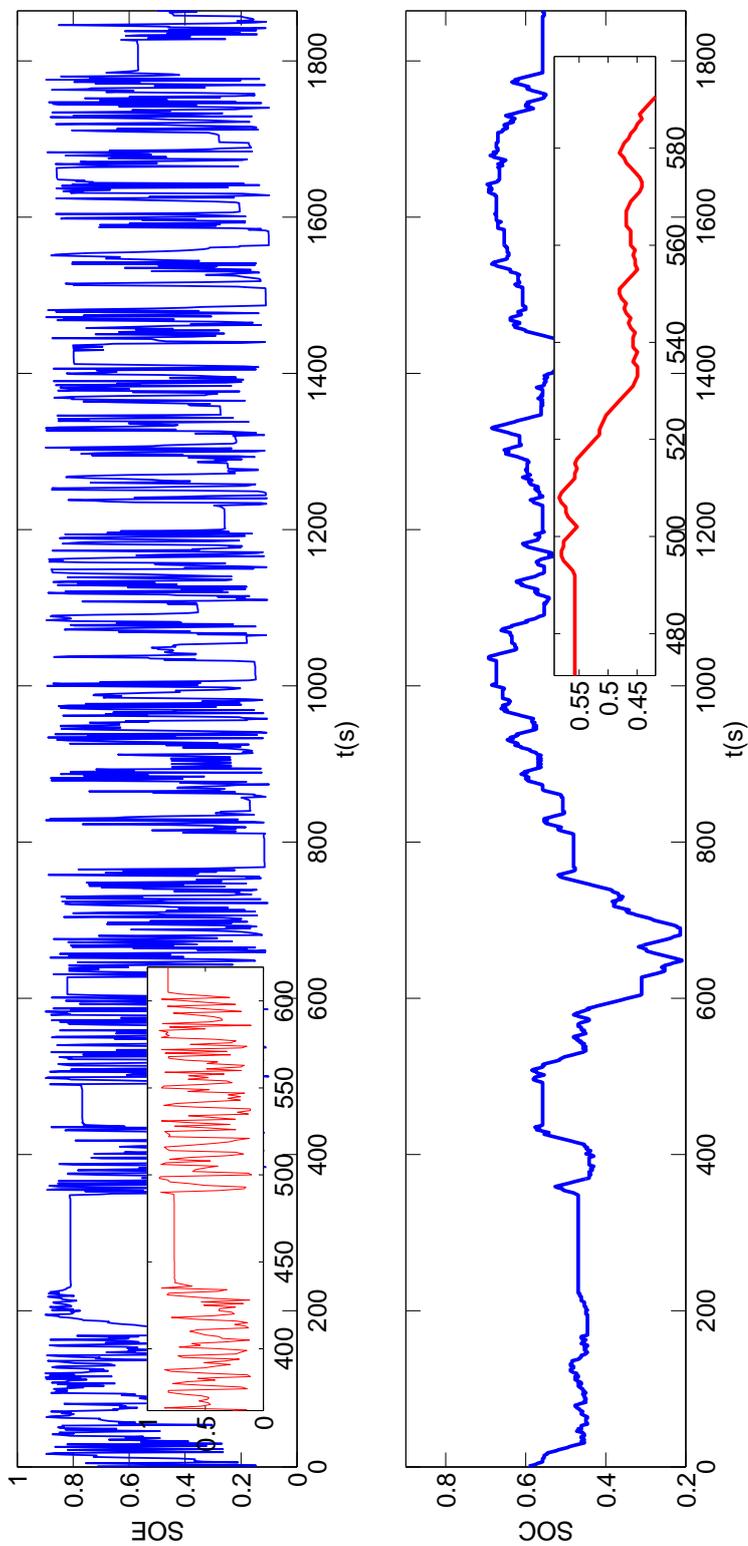


Figura 4.3: Estado de carga para los elementos de almacenamiento para el caso ideal con el perfil BADC

Energía Almacenada	Energía total recuperable	Porcentaje
5.8099 MJ	11.8584 MJ	25.64 %

Cuadro 4.3: Cantidad de energía recuperada para BADC.

La dinámica de los elementos del sistema de almacenamiento, deberían ser similares. Es decir, recuperan energía en el frenado y dan energía en periodos de aceleración. Entonces, se puede definir tres periodos de tiempo particulares que no necesariamente son los únicos posibles dentro de la gestión óptima:

- Al acelerar, las fuentes del sistema de propulsión deben generar combinadas la potencia necesaria para cumplir el perfil de velocidad con el que se trabaje. En ese instante, la batería o el supercapacitor no pueden recuperar energía pues no existe frenado, y si lo hicieran, no estarían tomando energía de la pila de combustible.
- En las paradas, en los momentos en el que el autobús esta detenido, ninguna fuente debe generar potencia.
- Cuando se desacelera, la pila de combustible no puede generar potencia, y los supercapacitores y baterías podrán recuperar una fracción de la energía del frenado.

Para comprobar que la dinámica se cumple, con respecto al comportamiento de la pila de combustible, en la Figura 4.4 se toma un periodo del perfil de potencia generado la pila de combustible y se compara con la potencia necesaria en el mismo periodo para generar el movimiento. Es decir, de la Figura 4.2 se toma la potencia de la pila de combustible, y se hace un zoom en un periodo de tiempo dentro del intervalo de [0-1864] segundos, y en ese periodo, se comparará con el perfil de potencias que se genera como demanda. El periodo en el que se hará la comparación es entre [800-900] segundos. La potencia generada por la velocidad del perfil de conducción esta en líneas entrecortadas de color rojo, mientras que en azul esta la potencia generada por la pila de combustible. Cuando el perfil demanda potencia, como en los intervalos entre 810[s] y 815 [s], entre 818 [s] y 825 [s], 860 [s] y 868 [s], 875 [s] y 880 [s] y 884 [s] y 888 [s], se ve que la pila de combustible también genera potencia para alcanzar los valores del perfil. Entonces la pila genera potencia en los intervalos en donde se acelera, y no genera potencia en los intervalos de frenado, como se analizó en los tres casos posibles antes descritos. Cerca del instante de tiempo 870 [s] en la misma figura, se puede observar que para picos pequeños de potencia, la batería y el supercapacitor son los que generen el movimiento pues no existe potencia aportada por la pila.

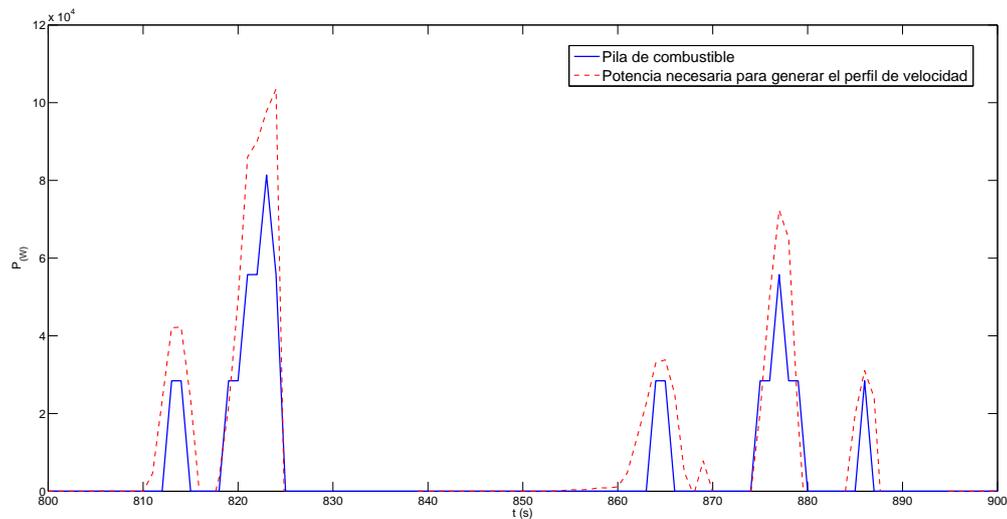


Figura 4.4: Comparación de la potencia generada por la pila de combustible y la potencia necesaria para desarrollar el perfil BADC para el análisis del caso ideal

La pila de combustible da los picos más grandes necesarios para cumplir el perfil, debido a la capacidad de potencia que tiene en relación a las demás fuentes. En caso de querer reducir aún más la cantidad de hidrógeno consumida, se debería aumentar la masa de los elementos de almacenamiento, para que permitan generar mayor potencia. El dimensionamiento óptimo de las tres fuentes será estudiado en el Capítulo 6, donde se mostrará la cantidad necesaria de masa de cada elemento para disminuir el uso de hidrógeno y hacer el sistema de propulsión menos caro. La potencia suministrada por la pila se da en los instantes que el perfil demanda energía del sistema, por lo que el funcionamiento es el adecuado. Además se observa que no genera potencia en las paradas de servicio del autobús.

En la Figura 4.5 se analiza el almacenamiento de energía de la batería y el supercapacitor, comparándolo con la potencia que se puede recuperar. El periodo en el que se analiza la recuperación de energía es diferente al de la Figura 4.4., debido a que en esta región se puede visualizar de mejor manera diferentes amplitudes de la potencia a recuperar. Entonces, de la Figura 4.2., se toma la potencia de la batería y el supercapacitor (en la recuperación) y se la suma para un periodo de tiempo comprendido entre [1350-1600]. Esta suma es el total de potencia que se puede recuperar en cada instante y la que se compara con el perfil de potencia del ciclo.

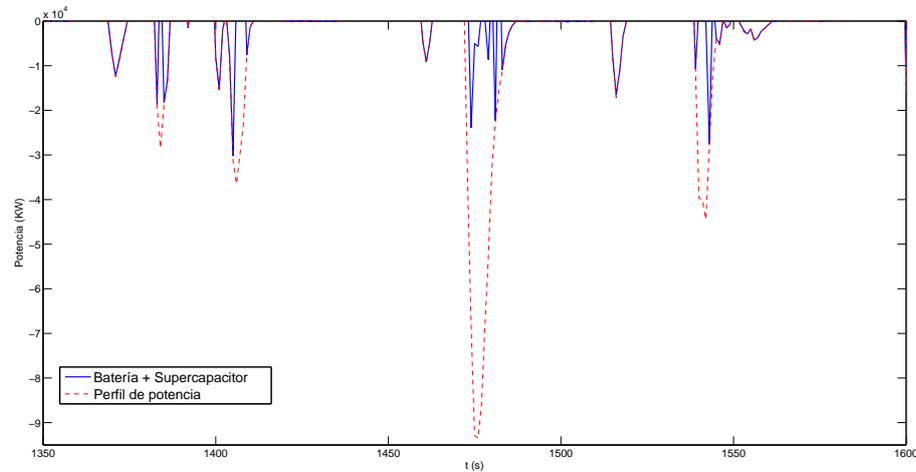


Figura 4.5: Comparación de la energía recuperada por los elementos de almacenamiento y la energía que se puede recuperar en el perfil BADC para el análisis del caso ideal

En la Figura 4.5, ambos elementos, batería y supercapacitor, recuperan o absorben la energía que sus capacidades físicas les permiten, tomando el supercapacitor los picos más altos. La suma de la potencia absorbida por estos elementos se visualiza con la línea de color azul. En dicha figura se verifica que la recuperación se produce en los momentos del frenado y además se observa que en los picos pequeños toda la energía del frenado puede ser absorbida, mientras que en los picos más grandes, una parte se deberá disipar en el freno mecánico.

#### 4.3.2. Perfil de Conducción Manhattan

Para cumplir el ciclo de conducción de Manhattan, la energía total necesaria es de 13.7337 [MJ], con un máximo porcentaje de recuperación del 58.85 %. En este caso, el porcentaje de recuperación es mayor, pero la potencia que se debe suministrar tiene valores máximos mayores que el ciclo BADC. El tiempo del ciclo es de 1089 segundos, mientras que el del BADC es de 1864 segundos.

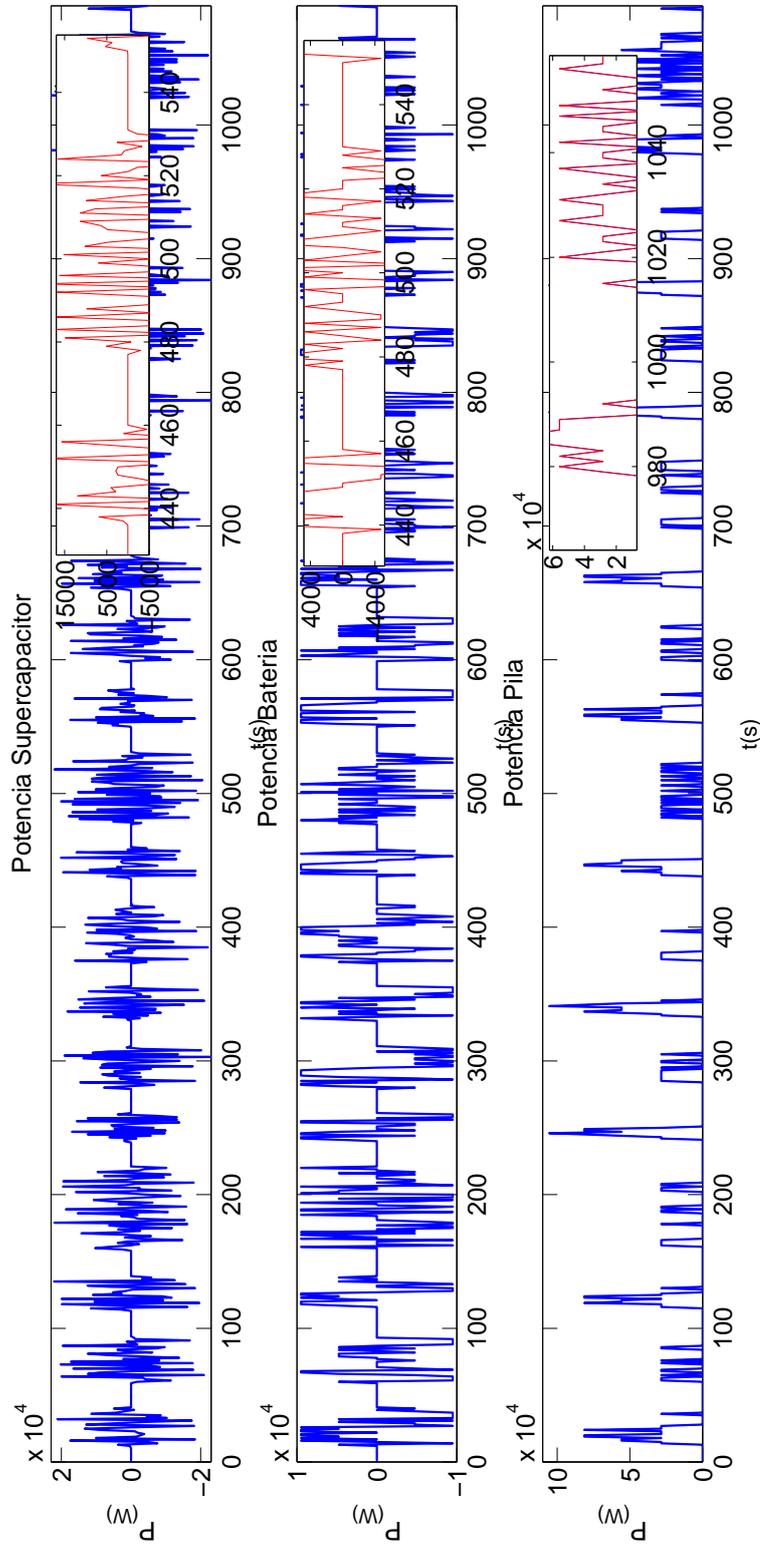


Figura 4.6: Potencia aportada por el sistema de propulsión para el caso ideal con el perfil Manhattan DC.

Elemento	Energía Entregada	Porcentaje
Pila de Combustible	10.3318 MJ	75.23 %
Baterías	1.5725 MJ	11.45 %
Supercapacitor eléctrico	1.8293 MJ	13.32 %

Cuadro 4.4: Aporte energético de las fuentes para el caso ideal con el perfil Manhattan.

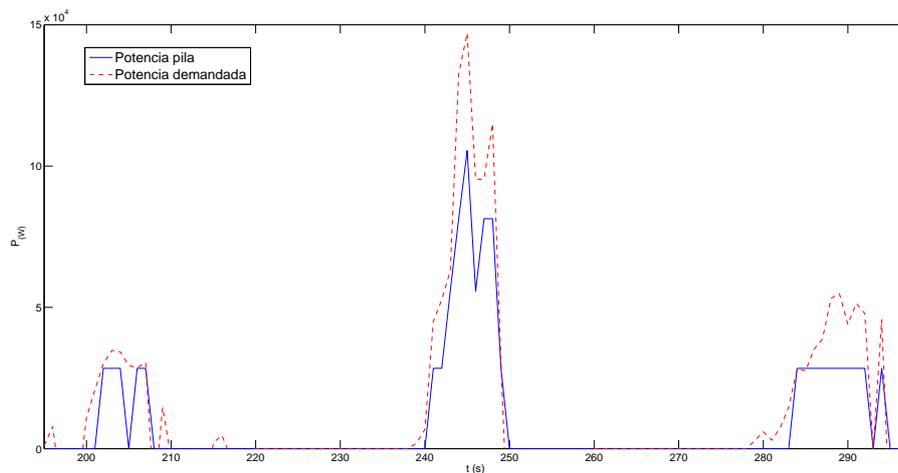


Figura 4.7: Comparación de la potencia generada por la pila de combustible y la potencia necesaria para desarrollar el perfil Manhattan DC para el análisis del caso ideal

De igual manera que para el perfil BADC, el control óptimo va a permitir conocer las magnitudes óptimas de las señales de control (secuencia de control), que servirán como base para futuras comparaciones en este trabajo. Las fuentes y modelos usados son los mismos que para el perfil BADC. El Cuadro 4.4 muestra la cantidad de energía aportada por cada fuente, y las mismas expresadas en porcentaje de la energía total necesaria para el movimiento.

La cantidad de energía recuperada por los elementos de almacenamiento es del 24.77 %. La Figura 4.6 muestra las señales de potencia de los elementos del sistema, durante todo el intervalo del perfil de velocidad. De la misma forma, se tienen la potencia del supercapacitor y la batería como fuentes bidireccionales, y la de la pila de combustible como fuente principal.

Para este perfil, también es necesario comprobar si el comportamiento de las fuentes es el correcto ante la aceleración o desaceleración y en las paradas, es decir, si la dinámica del sistema se ajusta a los requerimientos del perfil de velocidad. Se toma un tramo del perfil de potencia

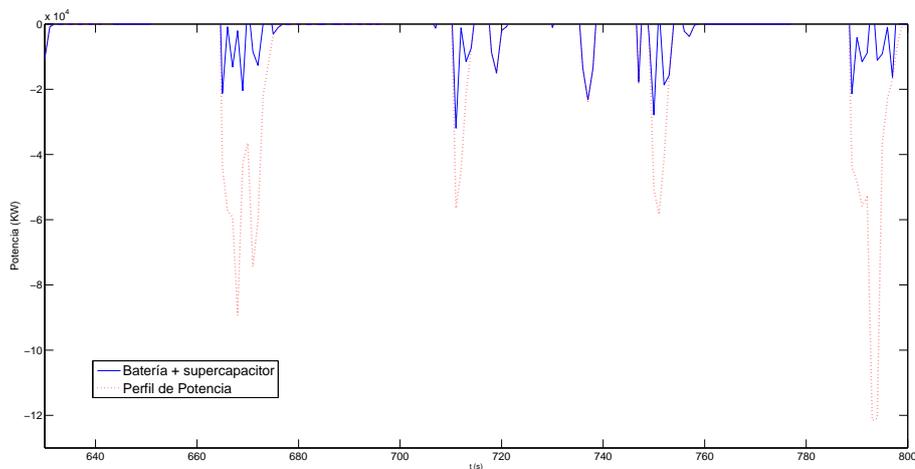


Figura 4.8: Comparación de la energía recuperada por los elementos de almacenamiento y la energía que se puede recuperar en el perfil Manhattan DC para el análisis del caso ideal

Energía Almacenada	Energía total recuperable	Porcentaje
3.4018 MJ	8.091 MJ	24.77 %

Cuadro 4.5: Cantidad de energía recuperada para el perfil Manhattan.

comprendido entre [190-300] segundos, y se analiza en la Figura 4.7. Esta figura, toma la potencia de la pila de combustible de la Figura 4.6., y en el intervalo indicado, mediante un zoom de sus valores se puede comparar con el perfil de potencia necesaria para cumplir el movimiento en el mismo periodo de tiempo.

La Figura 4.7 muestra en línea azul la potencia entregada por la pila de combustible. La misma en instantes de aceleración es positiva y en los instantes en donde el autobús de servicio esta parado es cero. Cerca del instante de tiempo [220] se puede observar un pico pequeño, que es suplido por los elementos de almacenamiento.

La Figura 4.8 muestra la energía recuperada por las fuentes de almacenamiento, comparada con el perfil de potencia en las partes en donde se da el frenado. Como se puede observar, en los picos pequeños, la recuperación es eficiente, y en los picos más grandes, la energía que no se puede recuperar, se disipa mediante el freno mecánico. La cantidad de energía que se logra recuperar, de igual manera que para el caso anterior, es la suma de lo aportado por los elementos de almacenamiento.

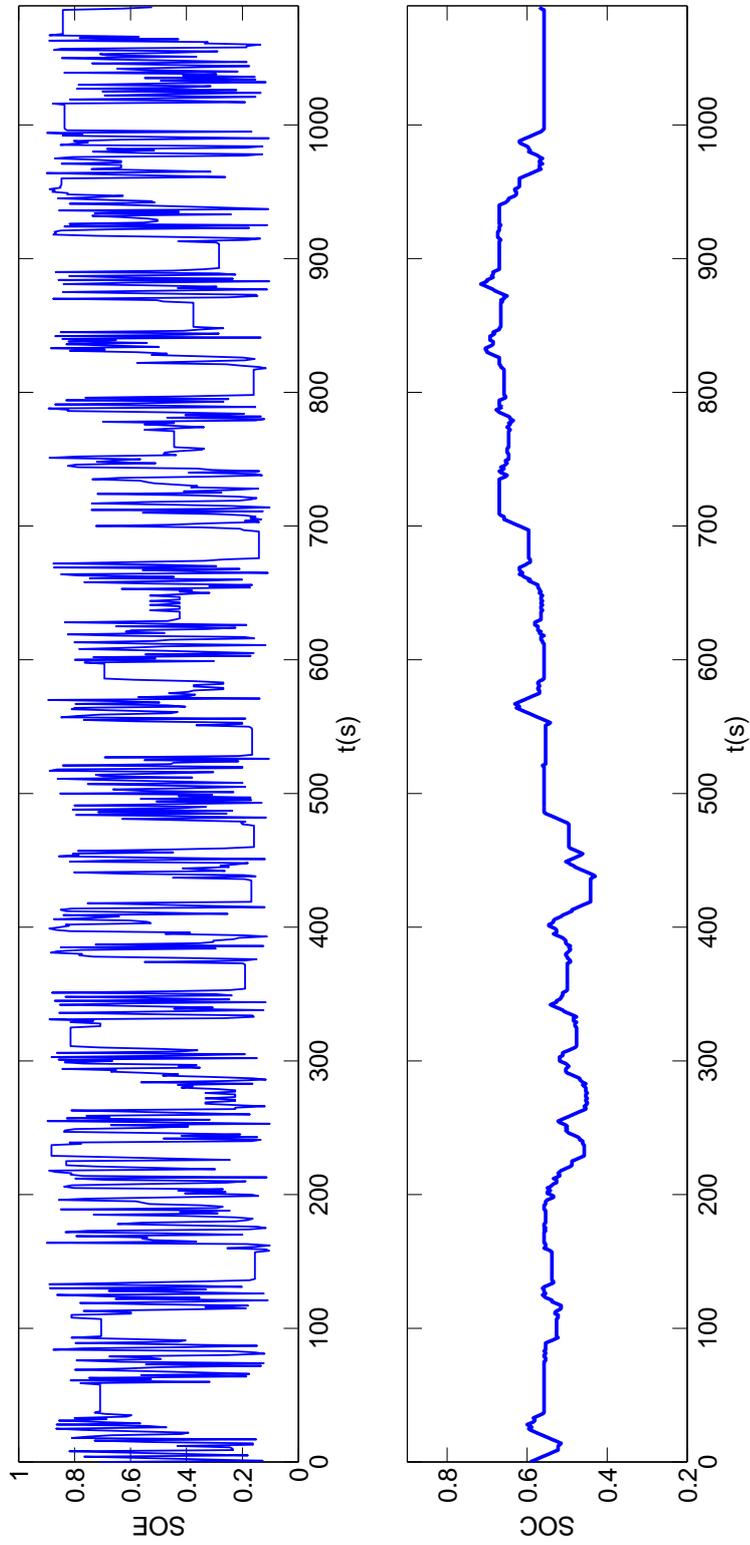


Figura 4.9: Estado de carga de los elementos de almacenamiento para el caso ideal con el perfil Manhattan DC

Finalmente, la Figura 4.9 muestra el comportamiento del estado de carga de los elementos de almacenamiento. De igual manera, el *SOC* de la batería posee una dinámica más lenta que la del supercapacitor.

---

## CAPÍTULO 5

# ESTRATEGIAS PARA EL CONTROL

---

Una vez analizado el comportamiento del sistema con un único objetivo de control dentro de la función de coste (el consumo de hidrógeno de la pila de combustible) se podrán adicionar otros objetivos para mejorar el desempeño del sistema en términos de su eficiencia y de la vida útil de los elementos. Utilizando como único objetivo el ahorro energético, el sistema podría sufrir estrés acelerando su degradación y en consecuencia reducir la vida útil de los elementos del sistema de propulsión. En este capítulo, la función objetivo será multiobjetivo, incluyendo los siguientes objetivos de control:

- Estado de salud de la batería (*SOH*, siglas en inglés),
- Operación suave de los elementos del sistema de propulsión (batería y pila de combustible únicamente) y
- Ahorro de hidrógeno en la operación de la pila de combustible.

En el caso de las baterías, descargas profundas bajo cierto nivel de *SOC*, así como la rápida variación en la potencia requerida de las mismas, reduce su durabilidad. En [136], se analizan los dos enfoques que existen para la estimación de la vida útil de las baterías que utilizan respectivamente modelos basados en el rendimiento y modelos ponderados de rendimiento (o de conteo cíclico). Los modelos basados en el rendimiento simulan el cambio de los valores que afectan el rendimiento de la batería tales como su capacidad, tensión, corriente, entre otros. El fin de vida útil (*EoL*, sigla en inglés) de la batería se alcanza cuando un determinado rendimiento predeterminado cae por debajo de un valor umbral. Los modelos ponderados (medidos usualmente en los amperios hora que circulan en un ciclo completo), vinculan el fin de vida útil

de la batería a algunos parámetros que pueden determinarse como el rendimiento, número de ciclos o tiempo desde la fabricación. Los modelos de *SOH* que se usan en el presente trabajo para la batería, recogen este segundo tipo de formas de estimar la vida útil. La mayoría de las baterías tienen una vida útil nominal que termina al llegar al 20 % de pérdida de capacidad. Los ciclos con menores descargas profundas (DoD, sigla en inglés), tienen efectos menores sobre la degradación del rendimiento, pérdida de capacidad y aumento de la resistencia.

En [166] se muestra que para evitar la degradación de las baterías, se pueden agregar las siguientes restricciones en el problema de optimización presentando en el capítulo anterior

$$SOC_{min} \leq SOC(t) \leq SOC_{max} \quad (5.1)$$

$$p_{bat}^{min} \leq p_{bat}(t) \leq p_{bat}^{max} \quad (5.2)$$

$$SOH(t) \leq SOC_{min} \quad (5.3)$$

donde *SOC* es el estado de carga de la batería,  $p_{bat}$  la potencia de la batería y *SOH* hace referencia a la carga actual de la batería. El *SOH* puede relacionarse con la potencia, como se describirá más adelante. Los límites máximos y mínimos del *SOC* que se estudiaron en el Capítulo 4 fueron de 0.9 y 0.1. Para el caso de (5.1), deberán ser menores. Mientras que para (5.2), la potencia de la batería deberá ser menor a la potencia nominal máxima.

Para la pila de combustible, los periodos arranque y parada son los principales factores que contribuyen al deterioro del rendimiento de la misma. Un tercio del deterioro se produce por el arranque y parada y un 56 % por el cambio de carga. La operación híbrida con las baterías y supercapacitores, no sólo permitirá obtener una mejora económica en el sistema de propulsión, sino que la vida útil de las pilas de combustible se prolongará. En los periodos de arranque y parada, el deterioro de las pilas de combustible está relacionado con la alta tensión de circuito abierto, según [154]. Si el tiempo de cambio de carga de la pila de combustible disminuye, la vida útil de la misma se incrementará. Teniendo en cuenta estos aspectos, se procede a describir los términos individuales de la función de coste, para finalmente, presentar la función de coste general y simular sus resultados usando DP, para obtener una secuencia óptima de control que se pueda comparar con las técnicas de control que se desarrollarán en los capítulos siguientes.

## 5.1. Optimalidad de Pareto

Para resolver el problema de optimización multiobjetivo que resultará al agregar objetivos de control adicionales a los considerados en el capítulo anterior, se introducirá a continuación las bases de la optimización multiobjetivo. Según [220], en un problema multiobjetivo no hay una solución global única. El concepto predominante en la definición de un punto óptimo es basado en los frentes de Pareto, que se define de la siguiente manera. Un punto  $\mathbf{x}^* \in \mathcal{X}$  es un óptimo de Pareto si no existe otro punto  $\mathbf{x} \in \mathcal{X}$ , de manera que  $\mathbf{F}(\mathbf{x}) \leq \mathbf{F}(\mathbf{x}^*)$  y  $F_i(\mathbf{x}) \leq F_i(\mathbf{x}^*)$  para al menos una función.

Todos los puntos óptimos de Pareto se encuentran en el límite del espacio factible  $\mathcal{Z}$ . A menudo, algunos algoritmos proporcionan soluciones que pueden no ser óptimas de Pareto pero que pueden satisfacer otros criterios. En ese caso, para problema propuesto, puede haber un número infinito de puntos óptimos de Pareto que constituyan el conjunto óptimo. Debido a esto, hay que distinguir entre los métodos que proporcionan el conjunto óptimo (o una subregión de este conjunto), y los métodos que buscan un único punto óptimo.

### 5.1.1. Puntos de Utopía

En [207] se analiza que una alternativa a la idea de la optimización de Pareto, que permite proporcionar un único punto solución, basada en minimizar la diferencia entre el punto óptimo potencial y un punto de utopía (conocido como punto ideal), y que se define de la siguiente manera.  $F^o \in \mathbb{R}^k$  es un punto de utopía si para cada  $i = 1, \dots, k$ ,  $F_i^o = \min_{\mathbf{x} \in \mathcal{X}} F_i(\mathbf{x})$ . Entonces, se puede decir que casi generalmente  $F^o$  es inalcanzable. Debido a esto, la solución que está más cerca al punto de utopía, se denomina solución de compromiso y es también un óptimo de Pareto. Lo cerca que puede estar, va a depender de la minimización de la distancia Euclídea  $N(\mathbf{x})$ , definida de la siguiente manera:

$$N(\mathbf{x}) = |\mathbf{F}(\mathbf{x}) - F^o(\mathbf{x})| \quad (5.4)$$

Según [137], si diferentes funciones objetivos individuales, poseen diferentes unidades, la norma Euclídea (o una norma de cualquier grado) resulta insuficiente para representar matemáticamente la cercanía. En consecuencia, las funciones objetivas deben transformarse de tal manera que no tengan dimensiones.

### 5.1.2. Métodos de Solución

Dependiendo del método que se utilice, se pueden establecer ciertas preferencias, que son la traducción de metas o de la importancia relativa de diferentes objetivos. La mayoría de métodos incorporan parámetros que son coeficientes, exponentes o restricciones, que se establecen de manera individual o conjunta para reflejar preferencias en un esfuerzo por representar el conjunto óptimo de Pareto de manera completa.

#### a) Método del criterio global ponderado

Según [228] uno de los métodos de escalarización general más común es el criterio en el que todas las funciones objetivos individuales se combinan para forman una sola función. Aunque un criterio global puede ser una función matemática sin correlación con las preferencias, una ponderación global es un tipo de función en la que los parámetros del método se utilizan para modelar preferencias. Una de las maneras más simples de expresarlas es como la suma exponencial ponderada que se define de la siguiente manera

$$J = \sum_{i=1}^{n_f} w_i [F_i(\mathbf{x})]^p \quad (5.5)$$

para todo  $F_i(\mathbf{x}) > 0, \forall i$ , donde  $\mathbf{w}$  es un vector de pesos, de forma que  $\sum_{i=1}^{n_f} w_i = 1$  y  $w_i > 0$ . Al igual que con la mayoría de los métodos que involucran pesos en la función objetivo, el ajuste de uno o más de los pesos a cero puede resultar en una optimización de Pareto con preferencias sobre alguno de los objetivos, considerada parcial. Generalmente, el valor relativo de las ponderaciones refleja la importancia relativa de los objetivos. El escalar  $p$ , depende del valor que se desee dar a la función de coste en términos de la penalización.

#### b) Método de suma ponderada

En este caso, la función queda definida por:

$$J = \sum_{i=1}^{n_f} w_i [F_i(\mathbf{x})] \quad (5.6)$$

donde como se puede observar de (5.8),  $p$  toma el valor de 1. Según [138], si todos los pesos son positivos, el mínimo de (5.9) es el óptimo de Pareto.

En [36] se proporciona una interpretación gráfica de la ponderación del método de suma de

problemas de dos objetivos y explican algunos de ellos, tomando en cuenta las ventajas y deficiencias. En [52] se describe el método en el espacio de criterios. En [115] se discute e ilustra el método de suma ponderada como un caso especial de los métodos que implican una  $p$ -normalidad. Para el caso de la presente tesis, se considerarán diferentes pesos para cada una de las funciones de coste individuales, y dependiendo del objetivo que se desee lograr, se variará el peso de cada uno de ellos para obtener un compromiso entre una menor degradación de los componentes y para obtener un ahorro de hidrógeno al mismo tiempo. En la sección siguiente se describe la función de coste a utilizar.

## 5.2. Formulación de la función de coste multiobjetivo

En base a las estrategias mencionadas de control en la introducción de este capítulo, se propondrán cuatro términos en la función de coste. En esta sección se describirá la función matemática asociada con cada objetivo de control específico, para luego presentar la función multiobjetivo completa.

### 5.2.1. Estado de salud de la batería $SOH$

En [210], se estudia la reducción de la capacidad inducida por el ciclo de carga/descarga de una batería  $LiFePO_4$  y se proponen modelos de ciclo de vida útil. Dentro de los parámetros que se evaluaban para caracterizar las principales causas para la degradación se describen los siguientes: (a) la temperatura, (b) la profundidad de descarga y (c) la tasa de descarga. Los fabricantes de las baterías en las hojas técnicas dan alguna información sobre las mismas, como por ejemplo la variación de la capacidad de la batería en función de la cantidad de ciclos para distintas profundidades de descarga. Sin embargo, dichos parámetros se proporcionan en condiciones controladas de corriente y temperatura siendo distintas a las que se encontrará sometida una batería dentro del vehículo eléctrico híbrido. Para poder estimar la vida útil en condiciones de corriente y profundidad de descarga variable existen diversos modelos empíricos como [46] y [188].

Se puede obtener una relación aproximada entre la pérdida de capacidad y la descarga en amperios-hora mediante el siguiente modelo semi empírico:

$$\Delta Q_b = M(c) \exp\left(\frac{-E_a(c)}{RT_e}\right) A c^z. \quad (5.7)$$

donde  $\Delta Q_b$  es el porcentaje de pérdida de capacidad,  $c$  es la tasa de cambios de corriente,  $M$  es un factor exponencial asociado a la tasa de cambio de la corriente,  $R$  es la constante ideal de los gases,  $T_e$  es la temperatura de la batería y  $A$  es la descarga en Ah.  $E_a$  es la energía de activación y también dependerá de la tasa de corriente  $c$ , y finalmente  $z$  es una constante. En base a esto, es posible calcular de manera algebraica la descarga total,  $A_{tol}$ , que se corresponde con un valor particular de  $A$ , bajo estas condiciones. La cantidad de corriente que circula en la batería, teniendo en cuenta los procesos de carga y descarga, es igual a dos veces  $A_{tol}$ . Se puede definir el número de ciclos hasta que la batería termina [93] su vida útil como:

$$N(c) = \frac{3600A_{tol}(c)}{Q_b}. \quad (5.8)$$

En [99] y [47], tomando en consideración las ecuaciones (5.10)-(5.11), se establece un modelo del estado de salud de la batería ( $SOH$ ) en base a la eficiencia energética como sigue

$$SOH(t) = 1 - \frac{1}{2N(c)E_{nb}} \int_0^t P_{nb}(\tau) d(\tau) \quad (5.9)$$

donde  $E_{nb}$  es la capacidad de energía nominal y  $P_{nb}$  es la potencia nominal interna. Asumiendo la temperatura constante, se puede expresar la derivada de esta ecuación, como se indica en [109]. Para el caso de que el valor de  $c$  se considera igual a:

$$c = \frac{P_{nb}Q_b}{2E_{nb}} \quad (5.10)$$

la derivada de (5.9) se aproxima por

$$f_{SOH} = w_{brate}[(p_{bat}(k) - p_{bat}(k-1))^2]. \quad (5.11)$$

donde  $w_{brate}$  es el coeficiente que pondera la función  $f_{SOH}$ . Posteriormente, al definir la función de coste completa, este coeficiente podrá variar en función de la importancia que se le quiera dar a cada función individual. Un mayor valor del coeficiente representará a la larga una mejor preservación de la vida útil de la batería. Entonces, la función  $f_{SOH}$  va a permitir que los cambios de potencia no sean bruscos, mediante la adición de un término cuadrático función de  $[p_{bat}(k) - p_{bat}(k-1)]$ , que representa la potencia instantánea, con respecto al valor anterior. Para el caso del supercapacitor, la limitación de variación en potencia no es de interés puesto que puede soportar lo picos altos en instantes de tiempos cortos. Todas estas consideraciones se han hecho asumiendo que el voltaje del bus es constante.

<i>SOC</i>	Mínimo	Máximo
Supercapacitor	0.1	0.9
Batería	0.4	0.8

Cuadro 5.1: Umbrales de *SOC*, *SOE* para prolongar la vida útil de la batería

### 5.2.2. Operación suave de los elementos del sistema de propulsión

Una vez analizados los modelos de *SOH*, se recomienda que el *SOC* esté entre los límites mostrados en el Cuadro 5.1. Con este nuevo rango de umbrales para la batería se evita las descargas profundas además de la variación rápida en el *SOC*, puesto que se corresponde con un comportamiento no deseable. Por esta razón, se penalizarán los cambios rápidos en el mismo mediante la inclusión de la siguiente ecuación en la función de coste

$$f_{slowoperation} = w_{soc}[(SOC_{bat}(k) - SOC_{bat}(k-1))]^2 + w_{varfc}[(p_{fc}(k) - p_{fc}(k-1))]^2 \quad (5.12)$$

donde  $w_{soc}$ ,  $w_{varfc}$  son los coeficientes de la función de variación lenta  $f_{slowoperation}$  que deberán ser convenientemente ajustados. De la misma manera restando la diferencia cuadrática del valor actual del *SOC* con su valor anterior, la resta cuadrática de  $[p_{fc}(k) - p_{fc}(k-1)]$  va a permitir que los cambios en los valores siguientes de potencia de la pila de combustible, no sean bruscos, lo que ayuda a preservar su vida útil.

### 5.2.3. Objetivo Económico

Mediante este objetivo de control se busca minimizar la cantidad de hidrógeno consumido por la pila de combustible, expresada como función de la potencia entregada por la misma  $p_{fc}(k)$  tal como se ha ya discutido en el capítulo anterior de la tesis

$$f_{economica} = w_{\alpha} p_{fc}(k)^2. \quad (5.13)$$

donde el coeficiente  $w_{\alpha}$  deberá ser ajustado convenientemente.

#### 5.2.4. Función de coste completa $J_c$

Finalmente, la función completa queda definida por la suma de las funciones definidas anteriormente mediante:

$$J_c = f_{SOH} + f_{slowoperation} + f_{economica} \quad (5.14)$$

que puede expresarse de forma explícita como

$$J_c = w_\alpha p_{fc}(k)^2 + w_{brate} [(p_{bat}(k) - p_{bat}(k-1))^2] + w_{soc} [SOC_{bat}(k) - SOC_{bat}(k-1)]^2 + w_{varfc} [p_{fc}(k) - p_{fc}(k-1)]^2. \quad (5.15)$$

donde los coeficientes,  $w_\alpha$ ,  $w_{brate}$ ,  $w_{varfc}$ , y  $w_{soc}$ , serán determinados más adelante en este capítulo.

Antes de mostrar los resultados de simulación de la programación dinámica con la función multiobjetivo propuesta aplicada al autobús de servicio considerado como caso de estudio para el caso del perfil Buenos Aires y el perfil Manhattan, el problema de control queda re formulado considerando (5.18) - (5.29) así como la función de coste (5.15) de la siguiente manera

$$\min_{p_{fc}, p_{bat}, SOC_{bat}} J_c(\mathbf{x}, \mathbf{x}_0, \mathbf{u}, \mathbf{x}_N) \quad (5.16)$$

$$\text{subject to:} \quad (5.17)$$

$$SOC_{bat}(k+1) = SOC_{bat}(k) + \frac{p_v(k) - p_{fc}(k) - p_{sup}(k) - p_{freno}(k)}{e_{maxbat}} \quad (5.18)$$

$$SOE_{sup}(k+1) = SOE_{sup}(k) + \frac{p_{sup}(k)}{e_{maxsup}} \quad (5.19)$$

$$\mathbf{x}_N = \mathbf{x}_0 \pm a \quad (5.20)$$

$$-10[kW] \leq p_{bat}(k) \leq 10[kW] \quad (5.21)$$

$$-20[kW] \leq p_{sup}(k) \leq 20[kW] \quad (5.22)$$

$$0 \leq p_{fc}(k) \leq 150[kW] \quad (5.23)$$

$$-120[kW] \leq p_{freno}(k) \leq 0 \quad (5.24)$$

$$0.4 \leq SOC(k) \leq 0.8 \quad (5.25)$$

$$0 \leq SOE(k) \leq 1 \quad (5.26)$$

$$(5.27)$$

donde lo estados  $\mathbf{x}$  se corresponde con el estado de carga de batería/supercondensadors (SOC/SOE) y la variables de control  $u$  con los flujos de potencia. Este problema de optimización será resuelto para cada conjunto de pesos de la función de coste  $J_c$ . De esta manera se obtendrán una serie de secuencias de control y estados que nos den como resultados diferentes valores de aporte energético de las fuentes al movimiento.

El mejor valor de pesos será entonces escogido bajo el criterio de que se evite el aumento excesivo en el uso de la pila de combustible, y a la vez se reduzca el uso de la batería, para que de esta manera no opere en sus límites. Se tomará como referencia los resultados obtenidos para la programación dinámica con la función de coste propuesta en el Capítulo 4.

El algoritmo que describe el proceso a seguir, se resume en el Algoritmo 5.1.

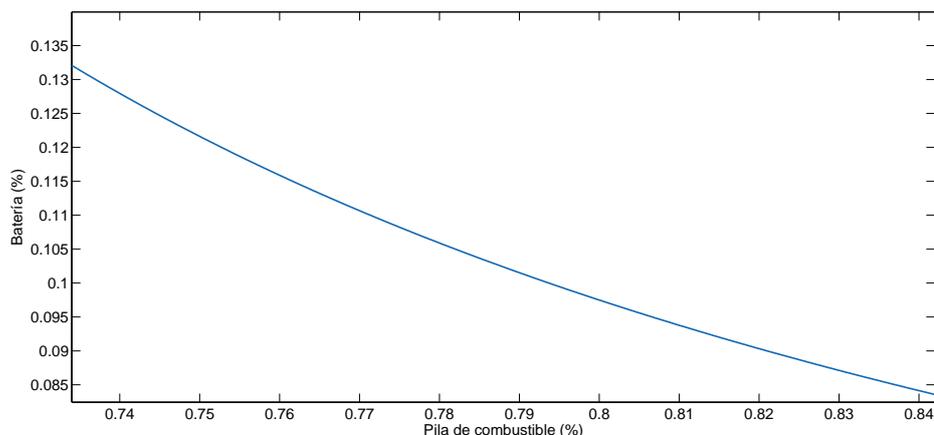


Figura 5.1: Porcentaje de energía entregada por la pila de combustible versus batería para  $J_c$  con el perfil BADC mediante DP

### 5.3. Ajuste de los pesos para el perfil Buenos Aires

Para escoger los mejores valores de los coeficientes, se normaliza la función de coste dividiendo cada término de la misma por el valor máximo de potencia de cada elemento correspondiente (batería o pila de combustible). Una vez normalizada la función de coste, los coeficientes tomarán valores entre  $[0,1]$ . La suma de los coeficientes deberá ser 1 en todos los casos. Al variar los valores de todos los coeficientes, se obtienen diversas cantidades de energía aportada por los elementos al movimiento del vehículo. Entre estos valores, se debe encontrar un valor que se acerque al óptimo ya calculado (cantidad de energía entregada por los elementos con la función objetivo mono criterio en el capítulo del análisis del caso ideal). En el capítulo anterior mediante la DP se simula el comportamiento del sistema para el perfil de conducción Buenos Aires y Manhattan, y se escogen los valores de  $w_\alpha$ ,  $w_{brate}$ , y  $w_{varfc}$ ,  $w_{soc}$  que establecen el compromiso deseado entre el ahorro de hidrógeno del sistema y la vida útil de los elementos.

Los resultados al variar los pesos serán mostrados de dos maneras. La primera, en función del porcentaje de energía que cada elemento aporta al movimiento, y una segunda, mostrando la variación normalizada de los valores que toma la función de coste individual de cada peso, es decir,  $w_\alpha[p_{fc}(k)^2]$ , comparada con  $w_{brate}[(p_{bat}(k) - p_{bat}(k-1))^2]$ .

Dentro de la comparativa del porcentaje de entrega de energía de los elementos, se hace una primera comparación entre la pila de combustible y batería, y una segunda comparación entre la pila de combustible y los supercapacitores.

Cuadro 5.2: Variación de pesos de la función de coste  $J_c$  para el perfil BADC

Pesos de los términos de J				Porcentaje de energía entregada por los elementos		
$w_\alpha$	$w_{brate}$	$w_{soc}$	$w_{varfc}$	Batería (%)	Supercapacitor (%)	Pila de Combustible (%)
0.05	0.45	0.45	0.05	8.34	9.35	82.31
0.1	0.4	0.4	0.1	9.26	9.66	81.08
0.15	0.35	0.35	0.15	9.67	10.47	79.85
0.2	0.3	0.3	0.2	10.31	10.83	78.86
0.25	0.25	0.25	0.25	10.68	10.86	78.45
0.3	0.2	0.2	0.3	10.94	11.01	78.07
0.35	0.15	0.15	0.35	11.42	11.76	76.81
0.4	0.1	0.1	0.4	11.89	12.31	75.82
0.45	0.05	0.05	0.45	12.46	13.73	73.81

### 5.3.1. Energía aportada por la pila de combustible versus baterías

Cuando  $w_\alpha$  y  $w_{varfc}$  sean igual a cero, es el momento en que se puede usar al máximo la potencia entregada por la pila de combustible, pues dentro de la función de coste no existe ningún término que penalice y restrinja el uso de la pila de combustible. Mientras se incrementa este coeficiente el valor de potencia entregada por la pila decrecerá hasta que el valor mínimo cuando  $w_\alpha$  y  $w_{varfc}$  tomen su valor máximo. La Figura 5.1, muestra dicha variación.

El Cuadro 5.2 resume una parte de la variación de los valores de los coeficientes. El cuadro muestra los valores de energía entregados por los elementos con variaciones de los coeficientes del orden de 0.05. Cuando  $w_\alpha$  y  $w_{varfc}$  son casi iguales a cero, la energía entregada por la pila de combustible es del 82.31 %, mientras que la de la batería es del 8.34 %. Este punto, se observa a la derecha de la Figura 5.1, mientras que cuando  $w_{brate}$ ,  $w_{bpower}$  y  $w_{soc}$  toman un valor bajo, y  $w_\alpha$  y  $w_{varfc}$  toman su mayor valor, la energía entregada por la pila de combustible es del 73.81 %, mientras que la de la batería es del 12.46 %. Este punto, se observa a la izquierda de la Figura 5.1. Este último punto, es similar a los resultados mostrados en el Cuadro 4.4, pues coincide con el punto de máximo ahorro de combustible (hidrógeno).

### 5.3.2. Energía aportada por la pila de combustible versus supercapacitores

De la misma manera que para el caso anterior, se espera que cuando el uso de los supercapacitores sea más alto, el uso de la pila de combustible disminuya, y su relación se muestra en la Figura 5.2.

Cuando  $w_\alpha$  y  $w_{varfc}$  son iguales a cero, y la energía entregada por la pila de combustible es

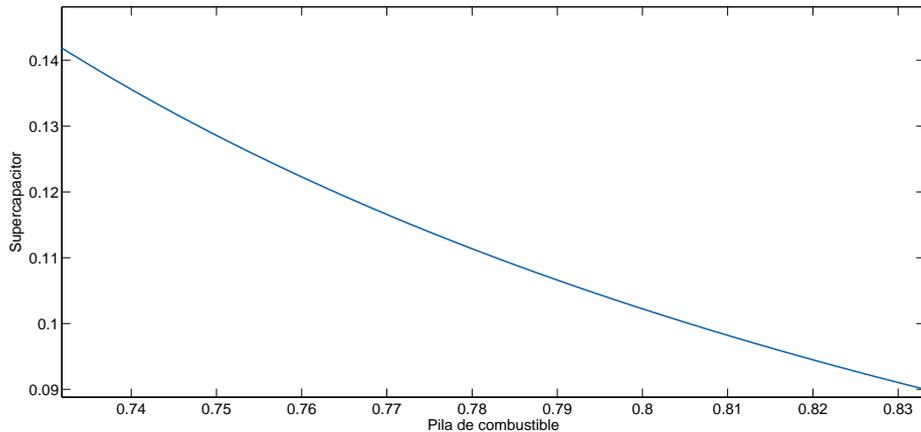


Figura 5.2: Porcentaje de energía entregada por la pila de combustible versus supercapacitor para  $J_c$  con el perfil BADC mediante DP

del 82.31 %, el porcentaje de energía entregada por el supercapacitor es del 9.35 %. Esto se observa en la parte derecha inferior de la Figura 5.2. Mientras que cuando  $w_\alpha$  y  $w_{varfc}$  toman su valor mayor, la potencia entregada por el supercapacitor es de 13.73 %, lo que coincide con el punto de mayor ahorro de combustible (hidrógeno), mostrado en el capítulo anterior para el perfil BADC.

### 5.3.3. Comparación de la función económica con la función de $SOH$

Una vez mostrados los resultados en función del porcentaje de energía entregada por los diferentes elementos, se presentan los resultados en función del valor que toman cada una de las funciones individuales. La Ecuación (5.15) muestra la composición de la función de coste en términos de los objetivos de control. Para este apartado, se muestra la variación de la función de  $f_{SOH}$  versus la función  $f_{economica}$ . Para obtener un valor normalizado entre [0,1] se dividió cada uno de los términos de la función de coste, por su valor máximo, el mismo que se muestra en el capítulo anterior. Por ejemplo, en la función económica,  $p_{fc}$  se dividió por  $p_{maxfc}$ , y luego se elevó al cuadrado, de esta manera, todos los objetivos de control, tienen la misma importancia al momento de formar la función de coste total mostrada. La Figura 5.3 muestra gráficamente esta variación.

Como se espera, una función aumenta su valor, la otra decrece, para permitir el comportamiento de entrega de energía proporcionada por los elementos que se muestra en la Sección 5.4.1. y 5.4.2.

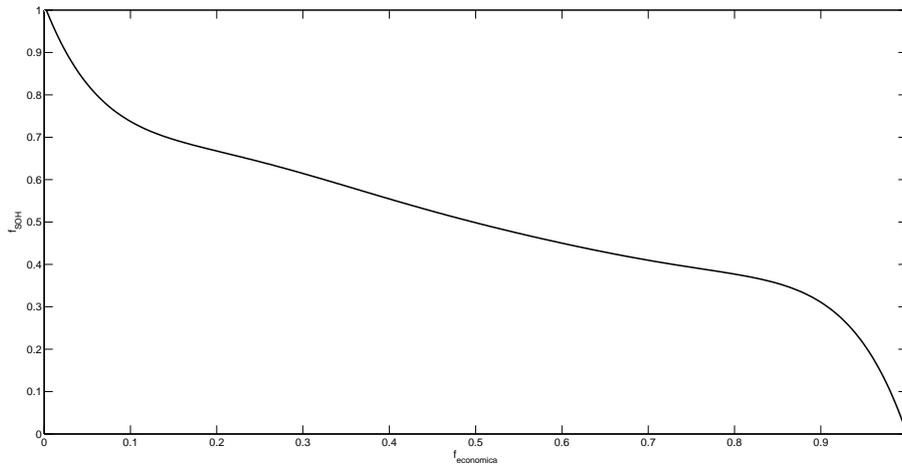


Figura 5.3: Comparación de  $f_{SOH}$  versus  $f_{economica}$  para  $J_c$  con el perfil BADC mediante DP

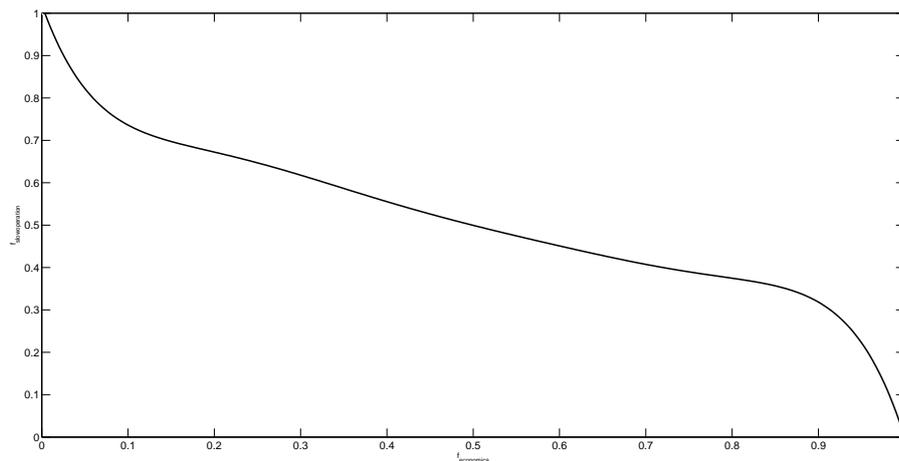


Figura 5.4: Comparación de  $f_{slowoperation}$  versus  $f_{economica}$  para  $J_c$  con el perfil BADC mediante DP

#### 5.3.4. Comparación de la función económica con la función de operación suave

De la misma forma, se compara la función económica  $f_{economica}$  versus la función de operación suave,  $f_{slowoperation}$ . Previo a esto, se procedieron a normalizar los términos que la componen, dividiéndola de la misma manera para los valores máximos de potencia correspondientes. La Figura 5.4 muestra en forma gráfica esta variación.

Cuadro 5.3: Aporte energético de las fuentes para el perfil BADC para  $J_c$ 

Elemento	Energía entregada (%)	Energía entregada [MJ]
Pila de combustible	78.07	17.7
Batería	10.94	2.4715
Supercapacitor	10.99	2.5929

El comportamiento es similar, pues mientras la función económica toma un mayor valor, la función de operación suave disminuye.

Para escoger el valor de los pesos, se hace un promedio entre los valores de energía que aporta la pila de combustible. El valor máximo es del 82.31 % y el mínimo es del 73.81 %. Entonces, el punto medio es de 78.06 %. En este punto los pesos son:

$$w_\alpha = 0,3; w_{brate} = 0,2; w_{varfc} = 0,3; w_{soc} = 0,2.$$

En este punto, del valor máximo de aporte de la batería de 12.46 %, se pasa a un 10.94 %, por lo que se reduce el uso de la fuente y la variación del SOC.

### 5.3.5. Simulación del sistema para los pesos escogidos en el perfil Buenos Aires driving cycle( BADC)

Con los valores de pesos escogidos, la Figura 5.5 muestra los resultados de las potencias de los elementos del sistema de propulsión. Tanto de la batería, de los supercapacitores y de la pila de combustible. El Cuadro 5.3 muestra los valores de la energía entregada al movimiento, tanto en valores porcentuales como en Julios [J].

La Figura 5.6, muestra la variación del  $SOC$  y  $SOE$ , de la batería y del supercapacitor. Como se espera, el  $SOC$  está acotado entre [0.4,0.8]. De la misma forma que para el análisis del caso ideal, al realizar las simulaciones con la nueva función de coste es importante observar si el comportamiento del sistema es el adecuado para los tres momentos identificados, aceleración, frenado y paradas del autobús de servicio. Entonces la Figura 5.7, tomará una sección de la potencia generada por la pila de combustible en la Figura 5.5 y la comparará con la potencia necesaria para el movimiento demandada por el perfil de conducción BADC. El intervalo a estudiar, será entre [1240-1340] segundos.

Como se puede observar en dicha figura, la pila de combustible genera potencia para los momentos en los que el autobús de servicio acelera y detiene la generación en los momentos en los que el autobús de servicio esta detenido o en una parada. En el instante de tiempo 1190 [s], existe un pico pequeño en donde la pila de combustible no genera potencia, pues la batería y el supercapacitor son los que entregan energía en ese instante de tiempo.

**Algorithm 5.1** Implementación de la programación dinámica para  $J_c$ 


---

```

1: procedure CALCULO DE LAS SECUENCIAS DE CONTROL( $p_{bat}, p_{sup}, p_{fc}$ )
2:   Definir parámetros del vehículo  $m, s, c_x, c_{rrl}, c_{rro}, p, g$ .
3:   Definir la masa de los elementos del sistema de propulsión  $m_{bat}, m_{sup}, m_{fc}, m_{motor}$ .
4:   Definir la masa total del vehículo  $m$ .
5:   Definir el perfil de velocidad BADC o Manhattan DC.
6:   Obtener velocidad del perfil  $v$ .
7:   Cálculo de  $p_{mov}, p_{ra}, p_{fs}, c_{rr}, p_{dis}, p_v, p_{rec}$ .
8:   Cálculo de  $e_v, e_{rec}$ .
9:   Definir  $SOC_{max}, SOC_{min}, e_{fcmax}$ .
10:  Definir  $p_{batmax}, p_{batmin}, p_{supmax}, p_{supmin}, p_{fcmax}, p_{frenomax}$ .
11:  Definir  $SOC_0, SOE_0, e_{fc0}$ .
12:  Definir  $SOC_N, SOE_N, e_{fcN}$ .
13:  Definir  $k, N$ .
14:  Definir número de elementos de vector de estado y de control  $N_u, N_x$ .
15:  Definir  $J_c$ .
16:  Definir  $w_\alpha, w_{brate}, w_{bpower}$  y  $w_{varfc}, w_{soc}$ .
17:  for  $\{w_\alpha = 0 : 0,05 : 0,4\}$  do
18:     $w_{varfc} = w_\alpha$ 
19:     $w_{brate} = 1/3 * (1 - w_\alpha)$ 
20:     $w_{brate} = w_{bpower}$ 
21:     $w_{brate} = w_{soc}$ 
22:    Discretizar  $\mathbf{x}_d = \text{vector}[SOC, SOE, N_x]$ .
23:    Discretizar  $\mathbf{u}_d = \text{vector}[p_{bat}, p_{sup}, p_{fc}, p_{freno}, N_u]$ .
24:    Inicializar  $U = \text{zeros}(N_x, N + 1)$ .
25:    Inicializar  $J_c(:, N) = h(\mathbf{x}_d)$ .
26:    Inicializar  $J_c = \text{ones}(N_x, N)$ .
27:    for  $\{k = N - 1 \rightarrow 0\}$  do
28:      for  $\{i = 1 \rightarrow N_x\}$  do
29:        for  $\{j = 1 \rightarrow N_u\}$  do
30:          Coste local  $C_l = g_d(\mathbf{x}_d(i), \mathbf{u}_d(j), k)$ .
31:          Estado futuro  $\mathbf{x}_{fut} = \mathbf{x}_d(i) + \mathbf{f}_d(\mathbf{x}_d(i), \mathbf{u}_d(j), k)$ .
32:          Coste óptimo desde  $\mathbf{x}_{fut}$ ,  $C_{fut} = \text{interpolat}(\mathbf{x}_d, J_c(:, k + 1), \mathbf{x}_{fut})$ .
33:          Coste total  $C = C_{fut} + C_l$ .
34:          if  $\{C \leq J_c(i, k)\}$  then
35:             $J_c(i, k) = C$ .
36:             $U(i, k) = \mathbf{u}_d(j)$ .
37:          end if
38:        end for
39:      end for
40:    end for
41:    save  $p_{bat}, p_{sup}, p_{fc}, SOC$ 
42:    Cálculo  $e_v, e_{rec}$ 
43:    save  $e_v, e_{rec}$ 
44:  end for
45:  Comparar  $e_v, e_{rec}$ 
46:  Escojer  $w_\alpha, w_{brate}, w_{bpower}$  y  $w_{varfc}, w_{soc}$ .
47: end procedure

```

---

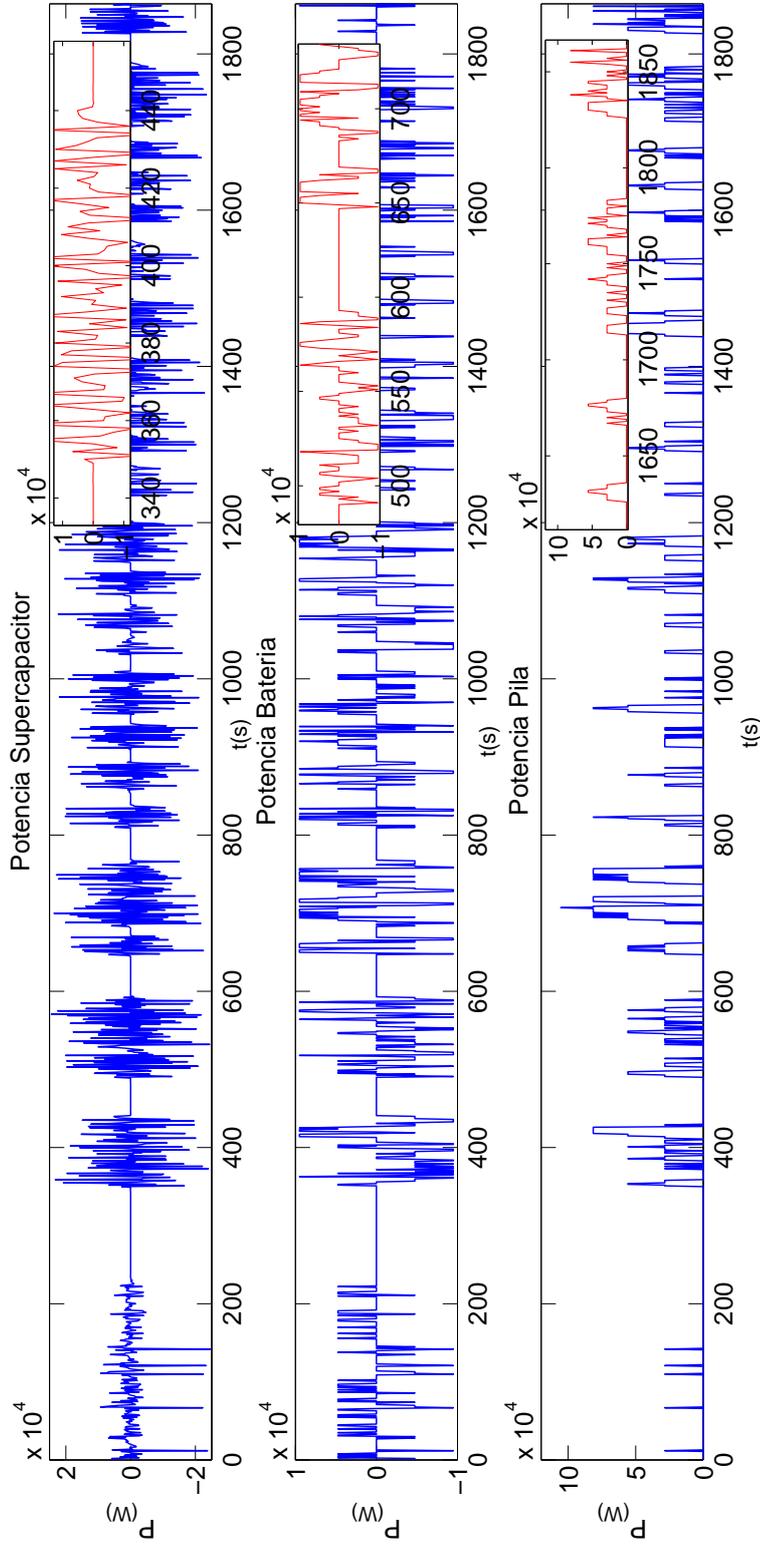
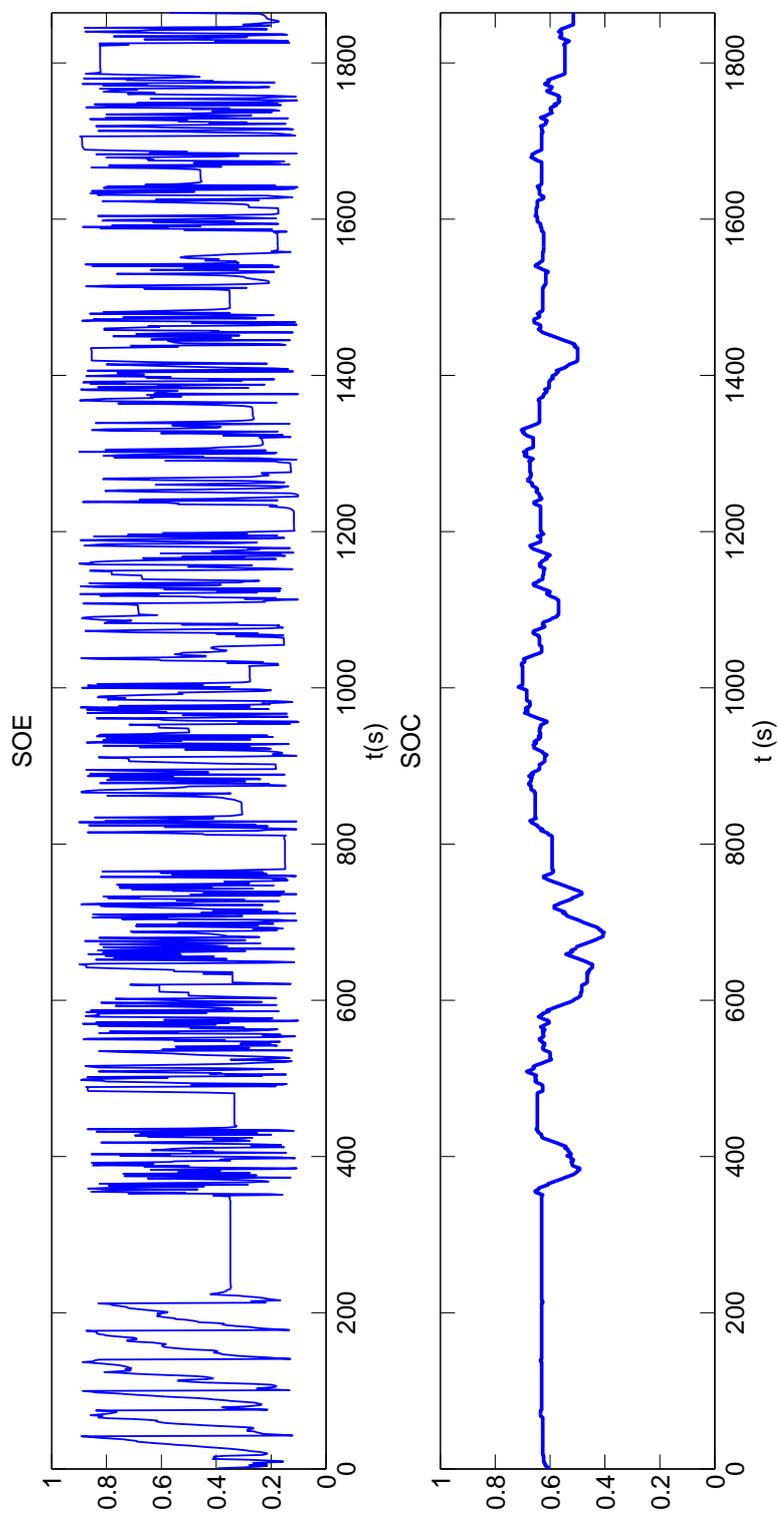


Figura 5.5: Potencia del sistema de propulsión para el BADC con  $J_c$  mediante DP

Figura 5.6:  $SOC$ ,  $SOE$  del sistema para el BADC con  $J_c$  mediante DP

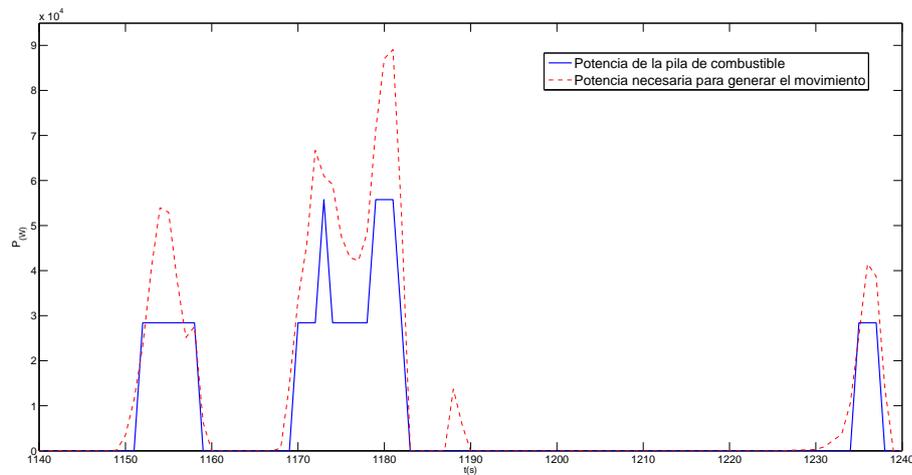


Figura 5.7: Comparación de la potencia generada por la pila de combustible y la potencia necesaria para desarrollar el perfil BADC con  $J_c$  mediante DP

## 5.4. Ajuste de pesos para el perfil Manhattan

Con una metodología análoga a la del perfil BADC, se escogerán los valores para  $w_\alpha$ ,  $w_{brate}$ ,  $w_{varfc}$ , y  $w_{soc}$  buscando de manera similar que exista un compendio entre el ahorro de hidrógeno y la conservación de la vida útil de la batería y la pila de combustible. Se presenta primero el análisis de los datos en función del porcentaje de energía que entregan los elementos del sistema de propulsión al movimiento, y luego, el análisis de la variación de las funciones individuales que forman la función de coste  $J_c$ .

Entonces, se analiza el comportamiento de la pila de combustible versus la batería, posteriormente el comportamiento de la pila de combustible versus los supercapacitores, para diferentes valores de pesos. Finalmente, se analiza como varía la función económica versus la función de suavidad de control, y la función económica versus la función de  $SOH$ .

### 5.4.1. Energía aportada por la pila de combustible versus baterías

De la misma forma, cuando  $w_\alpha$  y  $w_{varfc}$  son iguales a cero, la pila de combustible entrega su máxima cantidad de energía. Este porcentaje es del 82.48 %, y se puede observar en el Cuadro 5.4. Cuando los valores correspondientes a  $w_{brate}$ ,  $w_{bpower}$  y  $w_{soc}$  son máximos, la batería

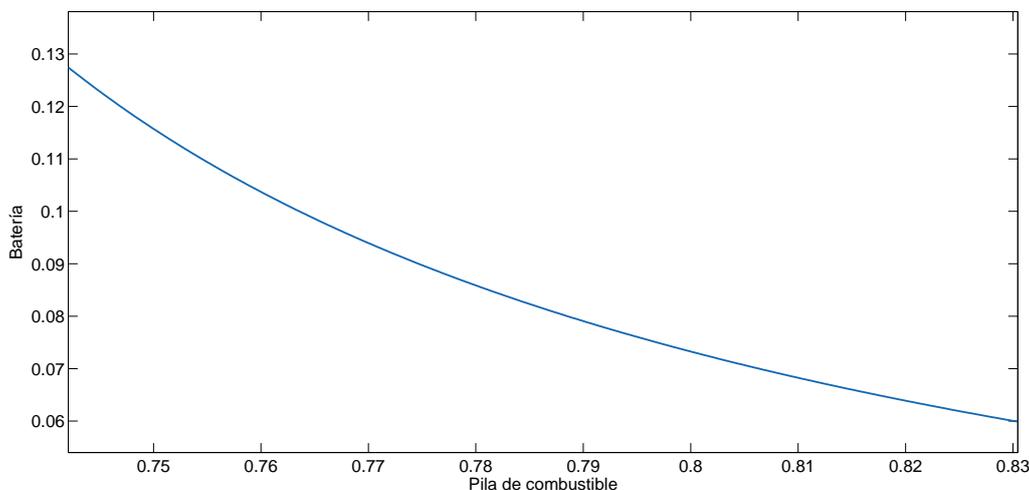


Figura 5.8: Porcentaje de energía entregada por la pila de combustible versus batería con  $J_c$  para el perfil Manhattan

entrega la menor cantidad de energía al movimiento, con un 5.697 %. Esto se observa en la parte derecha de la Figura 5.8. Mientras se incrementa el peso  $w_\alpha$  y  $w_{varf_c}$ , el valor de potencia entregado por la pila, decrecerá hasta el valor mínimo que puede ser entregado por la misma que es de 74.60 %, con un valor de entrega de energía de la batería de 11.66 %. Este último punto, es similar al del Cuadro 4.4, cuando solo se tiene como función objetivo el ahorro de hidrógeno.

#### 5.4.2. Energía aportada por la pila de combustible versus supercapacitores

Cuando la energía que entreguen al movimiento los supercapacitores sea alta, la pila de combustible entregará menor cantidad de energía al sistema. Esto se puede comprobar cuando  $w_\alpha$  es igual a 0.45, entonces la energía entregada por los supercapacitores es de 13.76 %. Mientras que para un valor de  $w_\alpha$  de 0.05, la energía entregada por los supercapacitores es de 11.73 %. Esto se puede observar en los extremos de la Figura 5.9.

El Cuadro 5.4 muestra la variación de los coeficientes de la función de coste  $J_c$  para el caso del perfil Manhattan DC. En esta tabla se puede observar que mientras más energía sean capaces de recuperar los elementos de almacenamiento, menos potencia se requiere de la pila de combustible, y esto se logra variando los coeficientes de los pesajes de la función de coste.

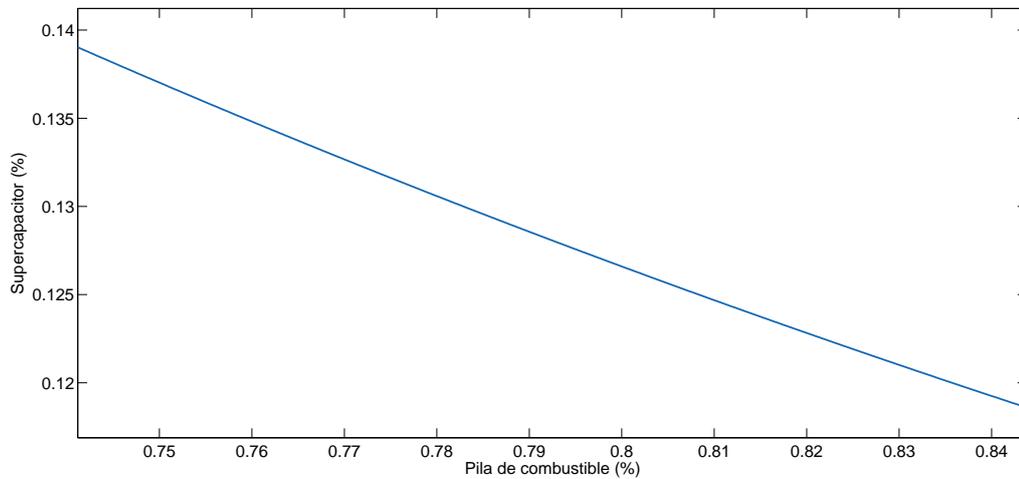


Figura 5.9: Porcentaje de energía entregada por la pila de combustible versus supercapacitores con  $J_c$  para el perfil Manhattan

Cuadro 5.4: Variación de pesos de la función de coste  $J_c$  para el perfil Manhattan mediante DP

Pesos de los términos de J				Porcentaje de energía entregada por los elementos		
$w_\alpha$	$w_{brate}$	$w_{soc}$	$w_{varfc}$	Batería (%)	Supercapacitor (%)	Pila de Combustible (%)
0.05	0.45	0.45	0.05	5.69	11.73	82.48
0.1	0.4	0.4	0.1	6.03	12.48	81.84
0.15	0.35	0.35	0.15	6.31	12.62	81.06
0.2	0.3	0.3	0.2	8.02	12.98	80.09
0.25	0.25	0.25	0.25	8.80	13.01	78.19
0.3	0.2	0.2	0.3	9.42	13.13	77.45
0.35	0.15	0.15	0.35	10.07	13.38	76.55
0.4	0.1	0.1	0.4	10.96	13.46	75.58
0.45	0.05	0.05	0.45	11.66	13.76	74.60

### 5.4.3. Comparación de la Función económica con la función de $SOH$

Cuando el término correspondiente a la función económica,  $f_{economica}$  aumenta de valor, el término correspondiente a la vida útil de los elementos  $f_{SOH}$  se reduce. Este comportamiento puede ser visto en la Figura 5.10.

### 5.4.4. Comparación de la Función económica con la función de control suave

De igual forma, el comportamiento de los términos normalizados de la función de coste  $J_c$ , referentes a la parte económica  $f_{economica}$  y suavidad de control,  $f_{slowoperation}$ , es similar al apartado anterior, mientras el uno crece, el otro decrece. Este comportamiento se se puede

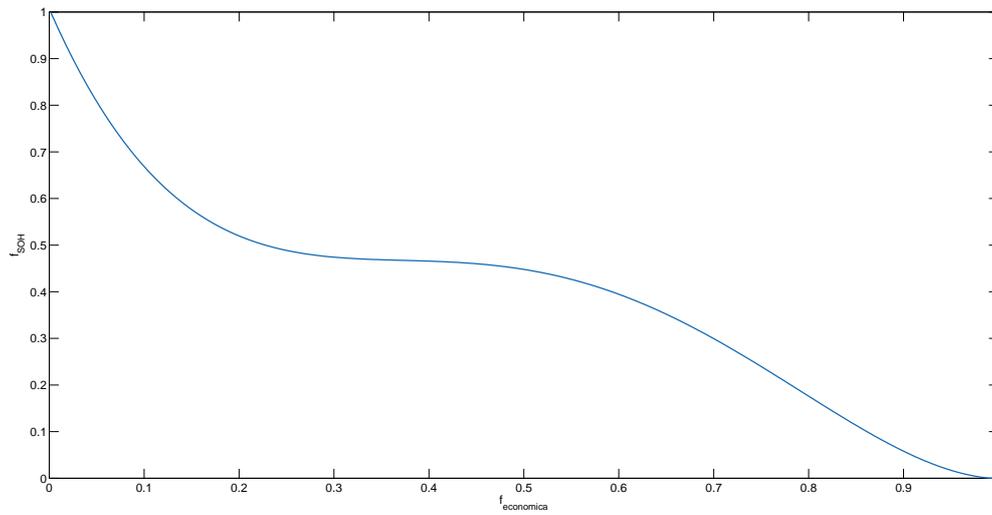


Figura 5.10: Comparación de  $f_{SOH}$  versus  $f_{economica}$  para  $J_c$  con DP para el perfil Manhattan

observar en la Figura 5.11.

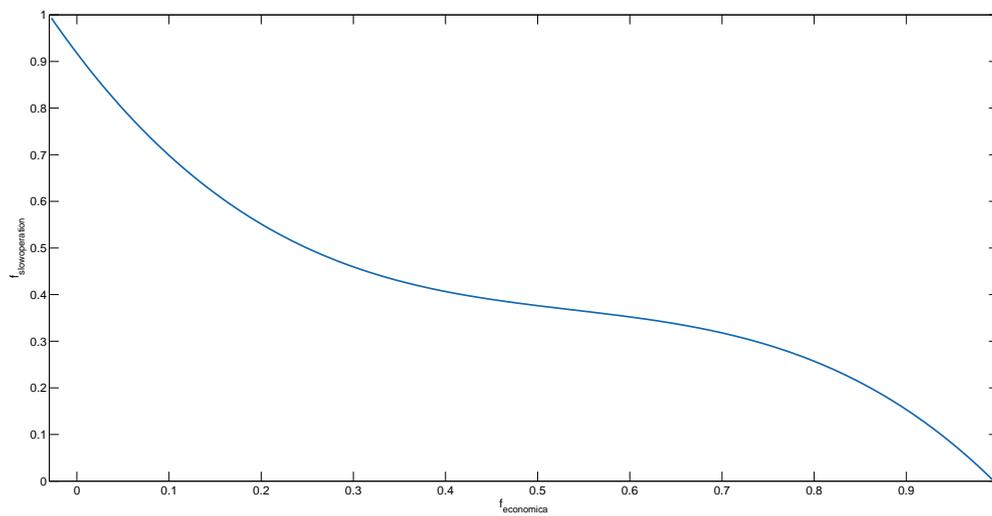


Figura 5.11: Comparación de  $f_{slowoperation}$  versus  $f_{economica}$  para  $J_c$  con DP para el perfil Manhattan

Cuadro 5.5: Aporte energético de las fuentes para el perfil Manhattan con  $J_c$  mediante DP

Elemento	Energía aportada (%)	Energía aportada [MJ]
Pila de combustible	78.19	10.73
Batería	8.80	1.21
Supercapacitor	13.01	1.78

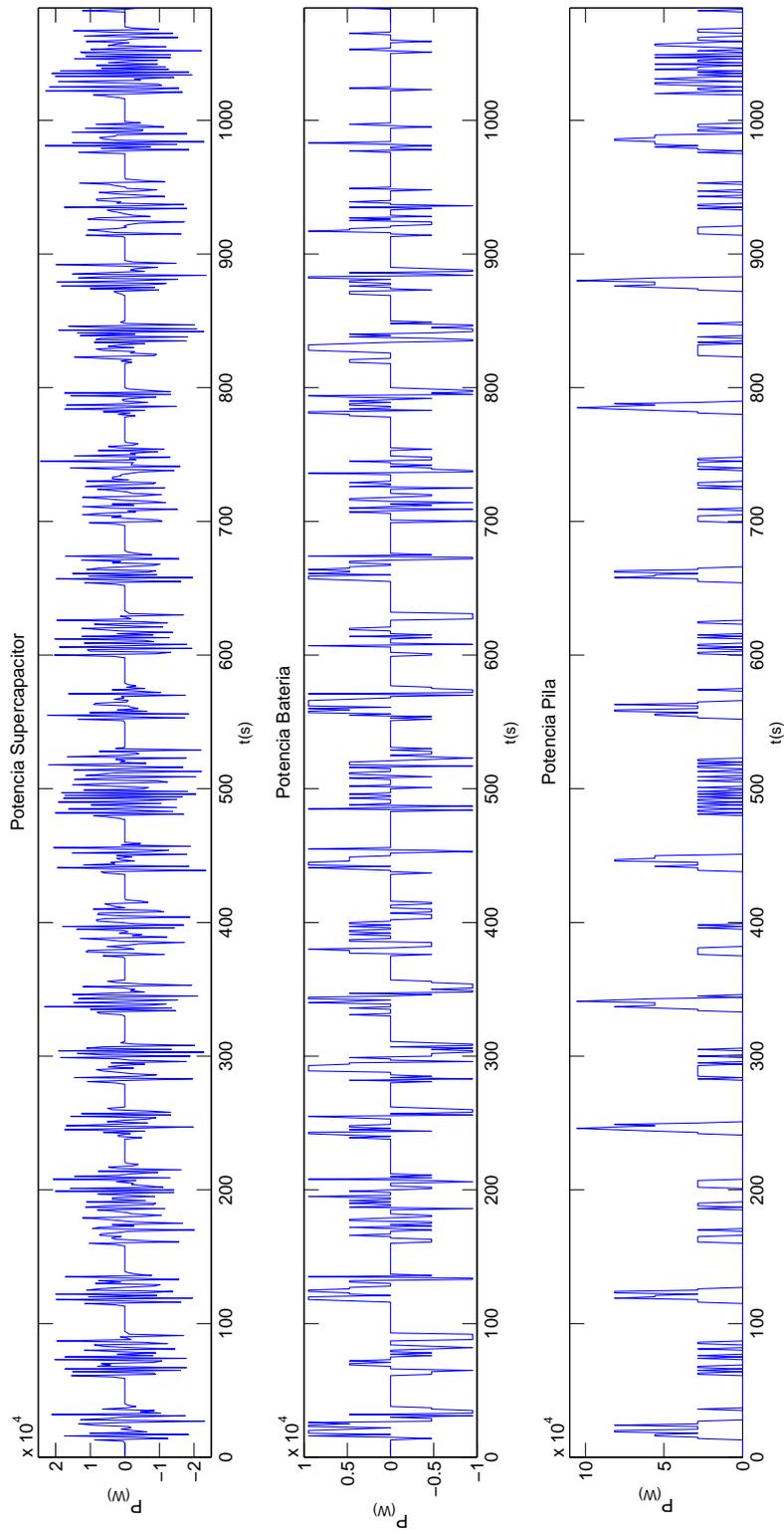
Del mismo modo que para el perfil BADC, la potencia máxima entregada por la pila de combustible es de 82.48 %, mientras que la mínima es de 74.6 %. El promedio de ambas es de 78.54 %. El valor de pesos para esa cantidad de energía es de:

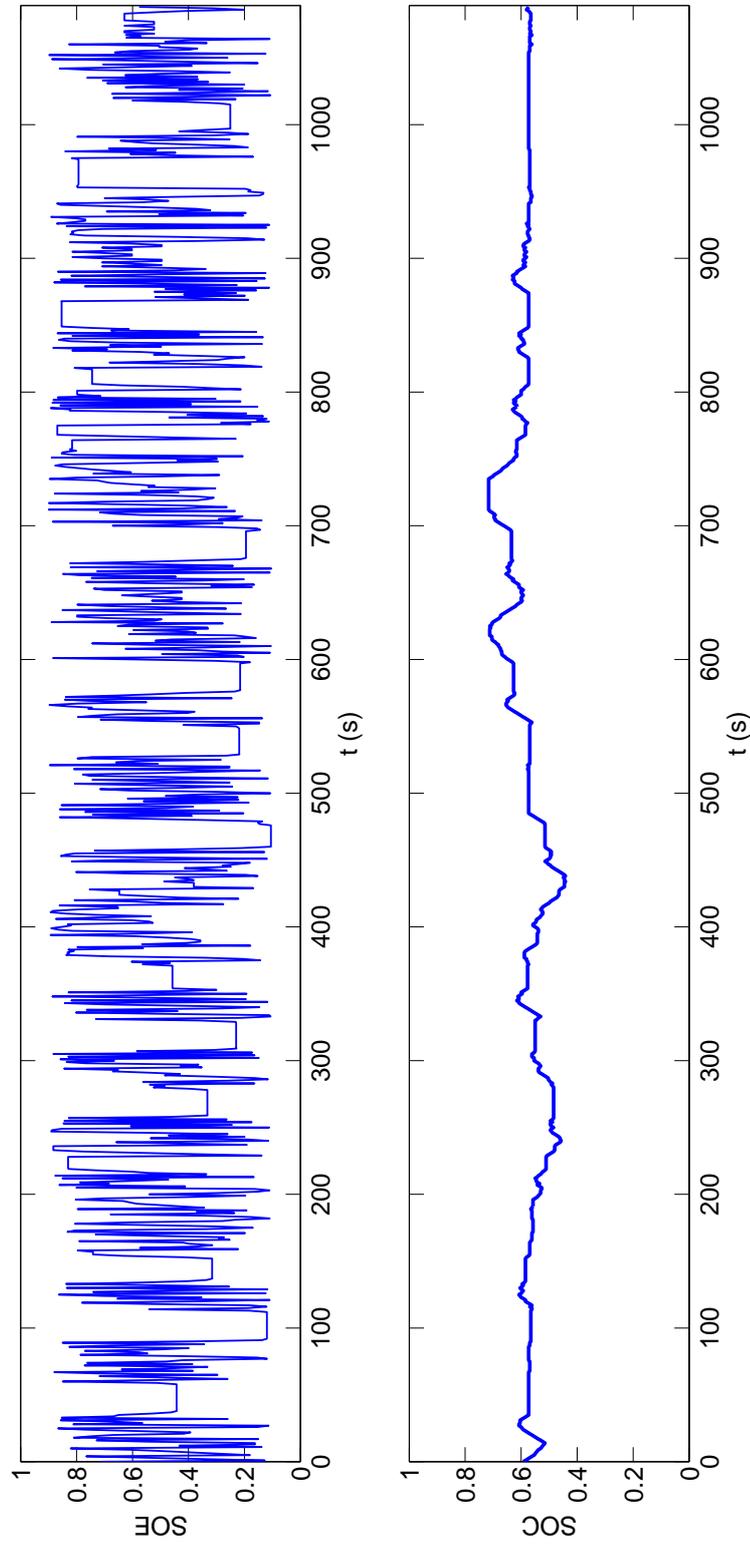
$$w_{\alpha} = 0,25; w_{brate} = 0,25; w_{varfc} = 0,25; \text{ y } w_{soc} = 0,25.$$

#### 5.4.5. Simulación del sistema para los pesos escogidos en el perfil Manhattan driving cycle

Una vez definidos los mejores valores de pesos, se analiza de manera gráfica la respuesta en potencia de los elementos del sistema de propulsión. En la Figura 5.12, se muestra la potencia entregada por la batería, supercapacitor y la pila de combustible para los valores de pesos elegidos para  $J_c$ .

El Cuadro 5.5 muestra la cantidad de energía aportada al movimiento por las fuentes tanto en porcentaje como su valor en [J]. Finalmente, el comportamiento del  $SOC$  y  $SOE$  se observan en la Figura 5.13. Como se puede ver, el  $SOC$  está acotado entre los nuevos valores.

Figura 5.12: Potencia entregada al sistema para  $J_c$  con el perfil Manhattan

Figura 5.13:  $SOE$ ,  $SOE$  del sistema para  $J_c$  con el perfil Manhattan

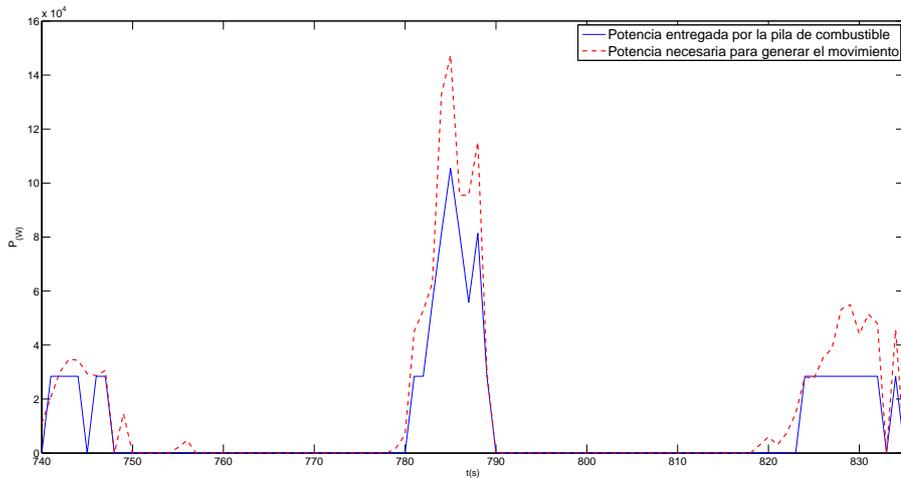


Figura 5.14: Comparación de la potencia entregada por la pila de combustible versus la potencia necesaria para producir el movimiento para  $J_c$  con el perfil Manhattan mediante DP

Si se toma la potencia generada por la pila de combustible en la Figura 5.12 y se realiza una sección, la comparación con la potencia necesaria para generar el perfil Manhattan debe ser similar en el comportamiento del sistema. La Figura 5.14 muestra esta comparación.

En el periodo de tiempo [740-840] segundos se observa que la pila de combustible entrega potencia para la aceleración. También se puede observar momentos como entre el periodo de tiempo [750-780] segundos, que los picos pequeños no son proporcionados por la pila de combustible sino por la energía recuperada de los elementos de almacenamiento.

## 5.5. Conclusiones

A manera de conclusión general, se puede decir que la integración en la función de coste los términos de conservación de la vida útil de los elementos es de gran interés puesto permite preservar la vida útil del sistema y operarlo de manera más eficiente desde el punto de vista de las condiciones operativas los elementos. No obstante, la introducción de estos términos obliga a plantear el sistema como un problema de optimización multiobjetivo, en donde se escogen los valores óptimos según el establecimiento de preferencias para conseguir un compromiso entre el ahorro de hidrógeno, y la preservación de la vida útil de los elementos del sistema evitando

su degradación. La referencia para escoger estos valores se toma de la optimización con un solo objetivo mostrada en el capítulo anterior. El comportamiento de las fuentes es similar al del capítulo de análisis del caso ideal, y mientras se aumenta el valor de los coeficientes que guardan relación con los estados *SOH*, se puede observar que el uso de la batería disminuye.

Esta disminución es suplida por los supercapacitores y por la pila de combustible. Entonces, la pila de combustible aumenta en el porcentaje de energía entregada, del 74.18 % para el perfil BADC con una función de coste puramente económica mostrada en 4.6, al 78.07 % de energía entregada con la función mostrada en 5.15. Del mismo modo sucede para la batería, que disminuye del 11.69 % en el BADC con una función de coste del tipo (4.6), al 10.94 % con la función de coste (5.15).

Para el caso del perfil Manhattan el comportamiento es similar, como es de esperarse, con un aumento en la energía entregada por la pila desde 75.23 % con la función de coste (4.6), al 78.19 % con la función de coste 5.15. Las baterías disminuyen del 11.45 % con la función de coste (4.6) al 8.80 % con la función de coste (5.15).

Al probar la estrategia de DP con la función de coste completa, proporciona los valores óptimos correspondientes a las secuencias de control que servirán como base para compararlas con las demás técnicas de control a desarrollar en los siguientes capítulos esta tesis. La función de coste, y el comportamiento de las fuentes del sistema se ha validado con los dos perfiles de conducción, tanto el BADC como el Manhattan DC, obteniendo resultados coherentes en lo que a la distribución de energía se refiere.



---

## CAPÍTULO 6

# DIMENSIONAMIENTO ÓPTIMO DEL SISTEMA DE ALMACENAMIENTO DE ENERGÍA

---

La optimización del tamaño del sistema de almacenamiento permitirá reducir el coste de todo el sistema de propulsión. Hasta el momento, la potencia empleada por los supercapacitores es de 20 [kW], mientras que la batería es de 10 [kW], como se ha presentado en la Sección 3.6.1. correspondiente al dimensionado de los elementos. Para este estudio, se usará la estrategia de control óptimo basada en DP, y la función de coste  $J_c$  multiobjetivo ajustada tal como se ha descrito en el capítulo anterior. Como referencia, se analizarán dos casos, el primero cuando la masa de los elementos de almacenamiento (ESS) es igual a cero

$$\sum(m_{bat} + m_{sup}) = 0 \quad (6.1)$$

donde la potencia se generará sólo mediante la pila de combustible. El término  $m_{bat}$  hace referencia a la masa de la batería, la misma que según su valor produce una  $p_{bat}$  específica. El término  $m_{sup}$  hace referencia a la masa de los supercapacitores, la misma que produce cierta potencia que se ha denominado  $p_{sup}$  hasta el momento. Cuando  $m_{bat}$  y  $m_{sup}$  son iguales a cero, la potencia  $p_{bat}$  y  $p_{sup}$  son iguales a cero, lo que implica que no se pueda recuperar energía del frenado dispándose en el freno mecánico.

En este primer caso (6.2), se debe dimensionar adecuadamente la pila de combustible para alcanzar la velocidad requerida en todo momento. En un segundo caso, se utiliza el sistema de

almacenamiento de energía hasta ahora descrito como la combinación de baterías y supercapacitores. En este caso:

$$\sum (m_{bat} + m_{sup}) \neq 0 \quad (6.2)$$

Lo que se traduce en que  $p_{bat}$  y  $p_{sup}$  aportarán energía al movimiento, mediante el frenado regenerativo. Es importante citar, que la suma de las masas de los elementos de almacenamiento será siempre un valor constante denominado  $m_{ess}$ . Este valor mencionado de masa, será distinto para cada perfil, debido a la diferencia en la magnitud de la potencia máxima de cada uno, pero para todas las simulaciones para cada perfil  $m_{ess}$  permanecerá constante.

Esto se explicará más en detalle en las siguientes secciones de este capítulo. Para dimensionar correctamente el sistema, en las Tablas 3.2 y 3.3, la potencia y la energía se expresan en función de la masa. Entonces, a manera de síntesis, con un valor inicial de masa igual a cero (primer caso), se empieza a subir la masa del sistema de almacenamiento (segundo caso), para analizar como varía la potencia suministrada por la pila de combustible.

El Cuadro 6.1 muestra el coste monetario de los elementos del sistema de almacenamiento, en función de su masa. La masa del sistema de almacenamiento y de la pila de combustible, se incluye en la masa total del vehículo, por lo que su variación se considera en la potencia necesaria para generar los perfiles de potencia en base a la Ecuación (3.7). El problema de control óptimo es el que se ha descrito en el capítulo previo.

Cuadro 6.1: Coste por kilogramo del sistema de almacenamiento del vehículo

Elemento	Costo
Batería	33.88 [€/ Kg]
Supercapacitor	88.40 [€/ Kg]

$$\min_{p_{fc}, p_{bat}, SOC_{bat}} J_c(\mathbf{x}, \mathbf{x}_0, \mathbf{u}, \mathbf{x}_N) \quad (6.3)$$

$$\text{sujeto a} \quad (6.4)$$

$$SOC_{bat}(k+1) = SOC_{bat}(k) + \frac{p_v(k) - p_{fc}(k) - p_{sup}(k) - p_{freno}(k)}{e_{maxbat}} \quad (6.5)$$

$$SOE_{sup}(k+1) = SOE_{sup}(k) + \frac{p_{sup}(k)}{e_{maxsup}} \quad (6.6)$$

$$\mathbf{x}_N = \mathbf{x}_0 \pm \varepsilon \quad (6.7)$$

$$p_{batmin}(k) \leq p_{bat}(k) \leq p_{batmax}(k) \quad (6.8)$$

$$p_{supmin}(k) \leq p_{sup}(k) \leq p_{supmax}(k) \quad (6.9)$$

$$0 \leq p_{fc}(k) \leq p_{fcmax}(k) \quad (6.10)$$

$$-120[kW] \leq p_{freno}(k) \leq 0 \quad (6.11)$$

$$0,4 \leq SOC(k) \leq 0,8 \quad (6.12)$$

$$0 \leq SOE(k) \leq 1 \quad (6.13)$$

$$(6.14)$$

donde lo estados  $\mathbf{x}$  se corresponde con el estado de carga de batería/supercondensadores (SOC/SOE) y la variables de control  $u$  con los flujos de potencia. El valor de  $p_{fcmax}, p_{supmax}, p_{batmax}, p_{supmin}, p_{batmin}$  quedan definidos por la masa de los elementos de almacenamiento que esta ligada a su potencia y la capacidad de la pila de combustible a escoger, dependiendo si se escoge un funcionamiento con solo pila de combustible o híbrido. El algoritmo de dimensionamiento se muestra en el Algoritmo 6.1.

## 6.1. Funcionamiento únicamente con pila de combustible

En este caso se supone que no existen baterías ni supercapacitores. La pila de combustible proporciona toda la potencia necesaria para proporcionar la energía demandada por los perfiles de conducción. Primero se trabajará con el perfil BADC y luego con el perfil Manhattan DC. El objetivo a lograr es conseguir la velocidad establecida y para ello conseguir la potencia requerida.

### 6.1.1. Perfil de conducción BADC

Para este perfil se usa un sistema de pila de combustible con una potencia de 200[kW], con un coste de 200 k€. Se debe colocar un sistema de propulsión más grande que el usado hasta ahora, para que sea capaz de suplir el ciclo entero y posibles perturbaciones traducidas como necesidades de potencia en cualquier instante del ciclo, debido a que no existe un sistema de almacenamiento. La Figura 6.1. muestra el perfil de potencia derivado del ciclo de velocidad BADC y la potencia entregada por la pila de combustible. En azul se observa la potencia generada por la pila de combustible, y en rojo la potencia generada por la velocidad del perfil BADC para el autobús de servicio dimensionado. Como se puede notar, la pila de combustible es capaz de generar la potencia necesaria para cumplir los requerimientos de velocidad del perfil.

### 6.1.2. Perfil de conducción Manhattan DC

Para este perfil se usa la misma configuración de pila de combustible que en el perfil BADC. La potencia máxima del sistema será de 200[kW] cuyo coste es de 200.000 €. La Figura 6.2 muestra en rojo la potencia derivada del perfil de velocidad de Manhattan, y en azul, la potencia entregada por el sistema de pila de combustible. Como se puede observar, la pila de combustible es capaz de generar el perfil, cumpliendo los requerimientos de velocidad.

**Algorithm 6.1** Dimensionamiento óptimo para el sistema de ESS con función de coste  $J_c$ 


---

```

1: procedure CÁLCULO DE LAS SECUENCIAS DE CONTROL( $p_{bat}, p_{sup}, p_{fc}$ )
2:   Definir coeficientes  $w_\alpha, w_{brate}, w_{bpower}$  y  $w_{varfc}, w_{soc}$ 
3:   Definir parámetros del vehículo  $m, s, c_x, c_{rrl}, c_{rro}, p, g$ .
4:   Definir el perfil de velocidad BADC o Manhattan DC.
5:   Obtener velocidad del perfil  $v$ .
6:   Definir la masa total del sistema de almacenamiento  $m_{almacenamiento}$ .
7:   Definir la masa de los elementos del sistema de propulsión  $m_{fc}, m_{motor}$ .
8:   Definir la masa total del vehículo  $m$ .
9:   Cálculo de  $p_{mov}, p_{ra}, p_{fs}, c_{rr}, p_{dis}, p_v, p_{rec}$ .
10:  Cálculo de  $e_v, e_{rec}$ .
11:  Definir  $SOC_{max}, SOC_{min}, e_{fcmax}$ .
12:  for  $\{m_{bat} = 0 : 1 : m_{almacenamiento}\}$  do
13:     $m_{sup} = m_{almacenamiento} - m_{bat}$ 
14:    Definir  $p_{batmax}, p_{batmin}, p_{supmax}, p_{supmin}, p_{fcmax}, p_{frenomax}$ .
15:    Definir  $SOC_0, SOE_0, e_{fc0}$ .
16:    Definir  $SOC_N, SOE_N, e_{fcN}$ .
17:    Definir  $k, N$ .
18:    Definir numero de elementos de vector de estado y de control  $N_u, N_x$ .
19:    Definir  $J_c$ .
20:    Discretizar  $\mathbf{x}_d = vector[SOC, SOE, N_x]$ .
21:    Discretizar  $\mathbf{u}_d = vector[p_{bat}, p_{sup}, p_{fc}, p_{freno}, N_u]$ .
22:    Inicializar  $U = zeros(N_x, N + 1)$ .
23:    Inicializar  $J_c(:, N) = h(\mathbf{x}_d)$ .
24:    Inicializar  $J_c = ones(N_x, N)$ .
25:    for  $\{k = N - 1 \rightarrow 0\}$  do
26:      for  $\{i = 1 \rightarrow N_x\}$  do
27:        for  $\{j = 1 \rightarrow N_u\}$  do
28:          Coste local  $C_l = g_d(\mathbf{x}_d(i), \mathbf{u}_d(j), k)$ .
29:          Estado futuro  $\mathbf{x}_{fut} = \mathbf{x}_d(i) + \mathbf{f}_d(\mathbf{x}_d(i), \mathbf{u}_d(j), k)$ .
30:          Coste óptimo desde  $\mathbf{x}_{fut}, C_{fut} = interpol(\mathbf{x}_d, J_c(:, k + 1), \mathbf{x}_{fut})$ .
31:          Coste total  $C = C_{fut} + C_l$ .
32:          if  $\{C \leq J_c(i, k)\}$  then
33:             $J_c(i, k) = C$ .
34:             $U(i, k) = \mathbf{u}_d(j)$ .
35:          end if
36:        end for
37:      end for
38:    end for
39:    save  $p_{bat}, p_{sup}, p_{fc}, SOC$ 
40:    Calcular  $e_v, e_{rec}$ 
41:    Calcular el costo de ESS,  $costeESS$ 
42:    save  $e_v, e_{rec}, costeESS$ 
43:  end for
44:  Escoger  $m_{bat}, m_{sup}$  óptimas, minimizando  $costeESS, p_{fc}$ 
45: end procedure

```

---

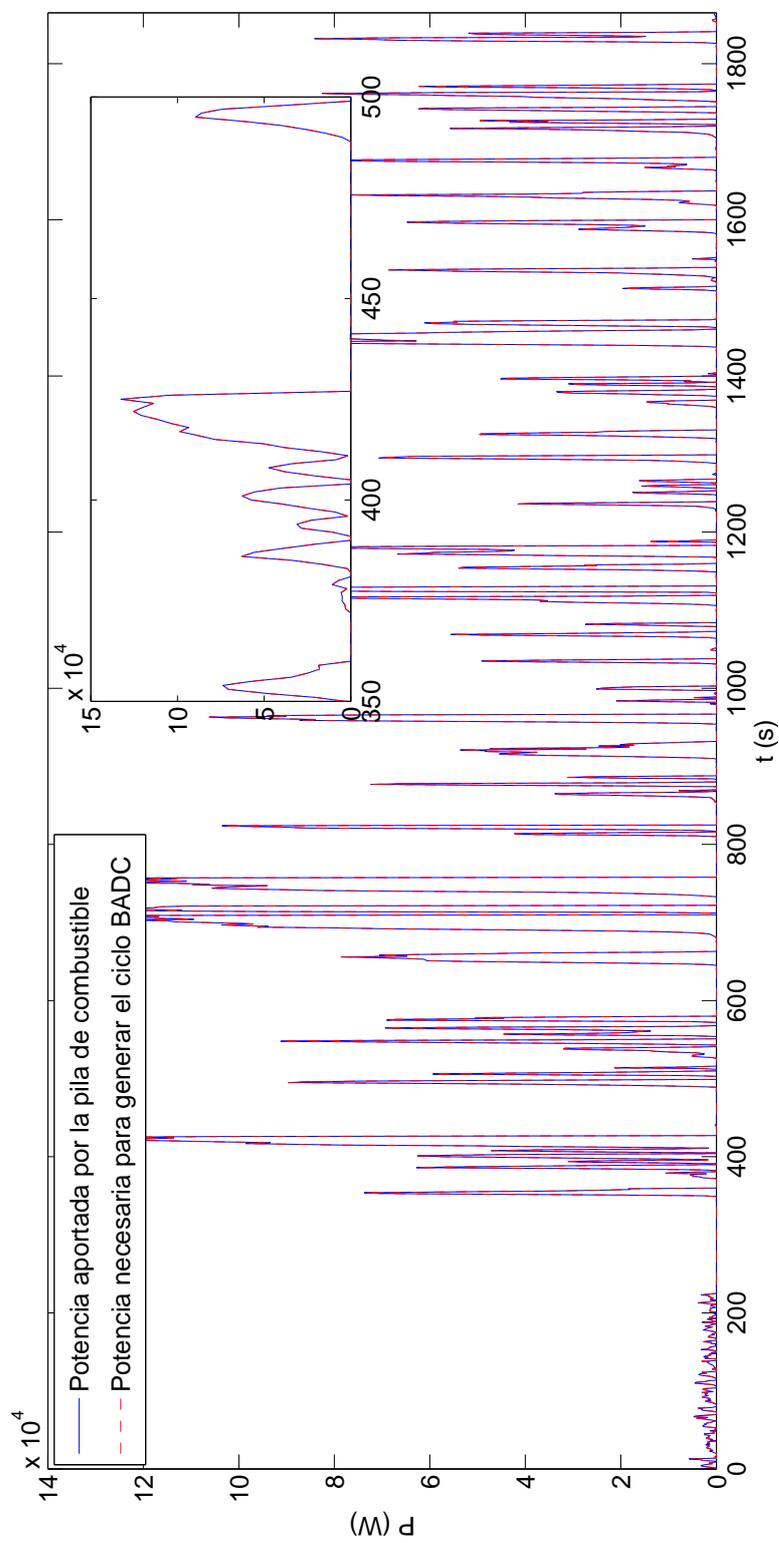


Figura 6.1: Perfil de potencia BADC con operación de pila de combustible sin sistema de almacenamiento de energía

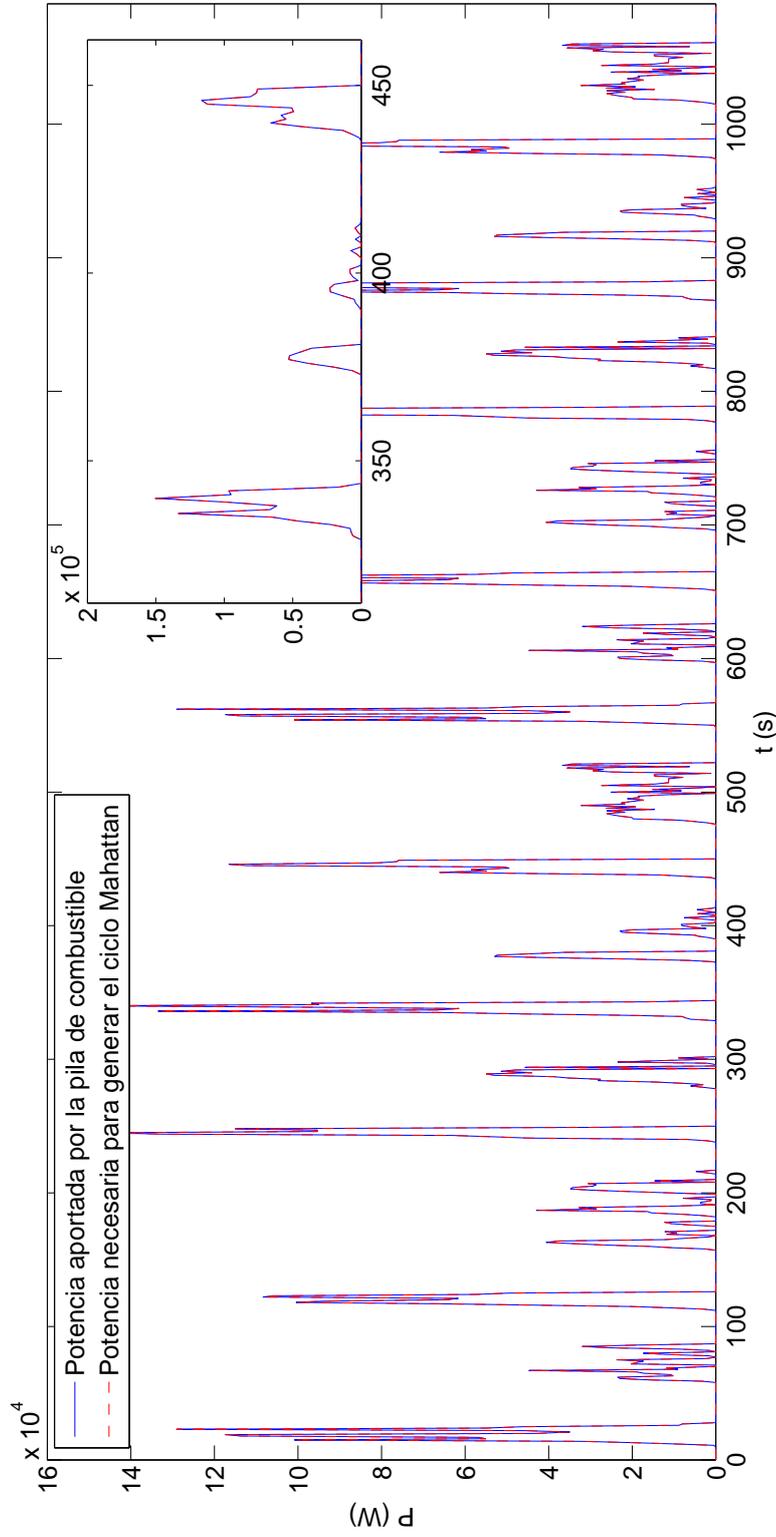


Figura 6.2: Perfil de potencia Manhattan con operación de pila de combustible sin sistema de almacenamiento de energía

## 6.2. Operación híbrida (baterías, supercapacitor y pila de combustible)

Cuando la masa del sistema de almacenamiento aumenta, también lo hace su capacidad en potencia y energía, por lo que se proporciona una reducción significativa en el uso de la pila de combustible. El objetivo es que la pila, disminuya su aporte en los picos de potencia máxima en cada perfil, pero este disponible para generar la potencia media de cada uno. El análisis de esta variación, expresada en porcentajes de energía suministrada por los elementos de almacenamiento y en la reducción del uso de pilas de combustible, se presenta a continuación.

### 6.2.1. Perfil de conducción BADC

Durante el proceso de dimensionado, la masa total de los elementos de almacenamiento debe ser constante

$$m_{bat} + m_{sup} = m_{ess} \quad (6.15)$$

donde  $m_{ess}$  es la masa total (constante) y  $m_{bat}$  y  $m_{sup}$  son las que varían entre ellas para mantenerla constante. Como se ha indicado, los supercapacitores permiten recuperar una mayor cantidad de potencia de frenado, pero son más caros que la batería. Si el sistema de almacenamiento está compuesto sólo por supercondensadores, la potencia de la pila de combustible utilizada en el sistema disminuye, pero el coste momentáneo del sistema de almacenamiento aumenta. Entonces, el objetivo es encontrar la masa de baterías y supercapacitores para reducir el coste del sistema de almacenamiento, pero sin olvidar los objetivos de control orientados a la disminución en el uso de combustible y la variación de SOC. Por esta razón, el caso en el que el sistema de almacenamiento tenga el menor coste no será óptimo (pues habría mayor variación en el SOC). Este caso óptimo dependerá del coste del sistema de almacenamiento y de los demás objetivos de control. Un sistema con solamente supercapacitores ( $m_{bat} = 0$ ) se dimensiona inicialmente y se añade masa a las baterías en cada iteración. Esto se hace para disminuir el coste asociado con el sistema de almacenamiento en cada iteración y para saber cómo varía el ahorro de combustible. entonces, la configuración inicial será  $m_{bat} = 0$  y  $m_{sup} = m_{ess}$ . Para cumplir con el perfil de potencia usando la celda de combustible descrita, la masa mínima de los elementos de almacenamiento debe ser de 30[kg]. Caso contrario, si es menor, el perfil de potencia no se cumple.

En la masa total, la masa de cada elemento varía con respecto al otro de la siguiente manera.

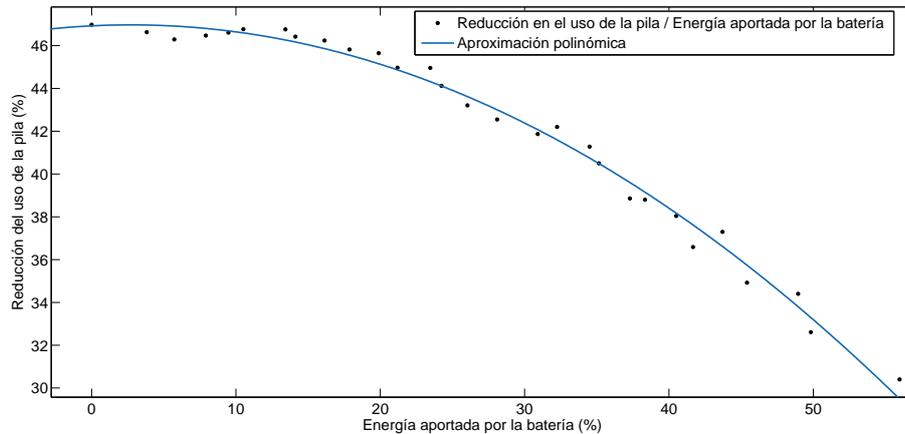


Figura 6.3: Reducción en el uso de la pila de combustible versus energía aportada por la batería para el perfil BADC

Por ejemplo, en el caso 1: (a) Cuando la masa del supercapacitor es 30[kg], la masa de la batería debe ser 0[kg]; (b) cuando la masa del supercapacitor es 29[kg], la masa de la batería debe ser 1[kg]. Por cada variación de masa en baterías o supercapacitores, hay un nuevo coste y una nueva capacidad de potencia y energía. Por ejemplo, para los mismos ejemplos, en el caso 1, el coste de la batería es de 0 €, mientras que el del supercapacitor es de 2650 €. Para el caso 2, el coste de la batería es de 33,87 €, mientras que el coste del supercapacitor es de 2561,67 €. Como podemos ver, la masa total permanece constante pero el valor económico varía en cada caso. El último caso será cuando tengamos 28[kg] de batería y 2[kg] de supercapacitores, con un coste de 948,39 €, y 176,67 €, respectivamente. La configuración de 29[kg] de baterías y 1[kg] de supercapacitores no está prevista, ya que con esta configuración no se cumple el perfil de potencia derivado del perfil de velocidad. El peso, potencia y coste de la celda de combustible permanece constante para cada configuración de baterías y supercapacitores en este escenario. El peso de la batería, el supercapacitor y la pila de combustible se suma a la masa total para calcular el perfil de potencia, para conseguir un escenario más realista. El coste de la pila de combustible FCveloCity-HD es de 100 K€.

Contrariamente al caso sin hibridación, si la masa de los elementos de almacenamiento es diferente de 0, con un cierto valor mínimo, podemos reducir el tamaño de la pila de combustible. Para el primer caso, donde la masa del supercapacitor es de 30[kg] ( $m_{sup} = 30$ ) y la masa de la batería es de 0 [kg] ( $m_{bat} = 0$ ), la reducción en el uso de la pila de combustible es la más alta con un 46.28 %. El coste del sistema de almacenamiento para este mismo maletín es también el más alto con un valor de 2650 €. Para el último caso posible, en el que la masa de los supercondensadores es de 2 [kg] ( $m_{sup} = 2$ ) y la masa de la batería es de 28 [kg] ( $m_{bat} = 28$ ), la

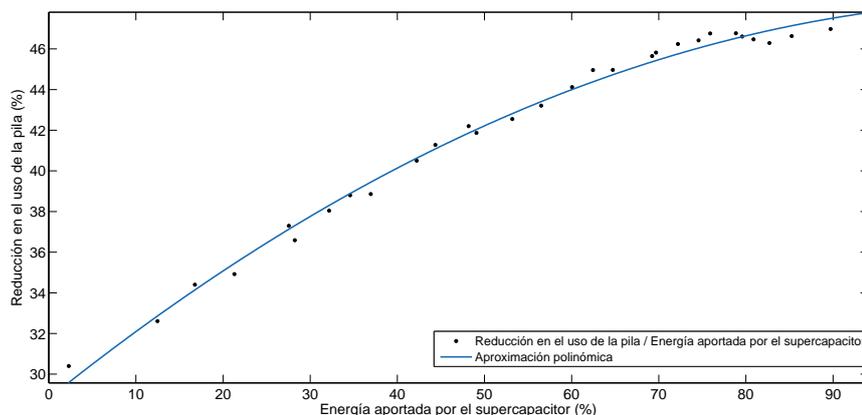


Figura 6.4: Reducción en el uso de la pila de combustible versus energía aportada por el supercapacitor para el perfil BADC

reducción en el consumo de la pila de combustible es del 30.1 % y el sistema de almacenamiento tiene el menor coste, con 1125.05 €. Aunque 112505 €, es el coste más bajo del sistema de almacenamiento, la reducción en el uso de pilas de combustible es de sólo el 30.1 %, mientras que la batería proporciona el 5601 % de la energía, siendo la misma la más alta de todas las configuraciones. Esto hace que aumente la variación del SOC.

La Figura 6.3 muestra gráficamente la reducción en el consumo de la pila de combustible como porcentaje de energía, comparado con el porcentaje de energía recuperada por la batería para cada configuración. Aunque el porcentaje de energía recuperada por la batería aumenta, la reducción en el consumo de la pila de combustible disminuye porque la masa de los supercondensadores disminuye. Esto muestra que aunque la masa de la batería aumenta, el sistema no absorbe grandes picos de potencia, por lo que la pila de combustible debe proporcionar más potencia. La Figura 6.4 muestra el mismo comportamiento de la pila de combustible con el supercapacitor. Dado que los supercapacitores tienen una alta densidad de potencia, permiten que el sistema recupere los picos de potencia más altos del perfil y que aumente la reducción en el uso de las pilas de combustible.

La Figura 6.5 muestra la variación del consumo de hidrógeno (3.35) en relación con el coste del sistema de almacenamiento. El perfil BADC tiene 1864 segundos de funcionamiento (31.06 minutos). Un autobús normalmente funciona 15 horas al día. En un día realizaría 29 veces el perfil, en un mes lo rodaría 870 veces y en un año 10585 veces.

En el eje Y de la Figura 6.5, se indica la variación del coste del hidrógeno para un año de funcionamiento del autobús, y en el eje X se indica el coste del sistema de almacenamiento. De la figura se puede observar que con el menor coste del sistema de almacenamiento (1125,05

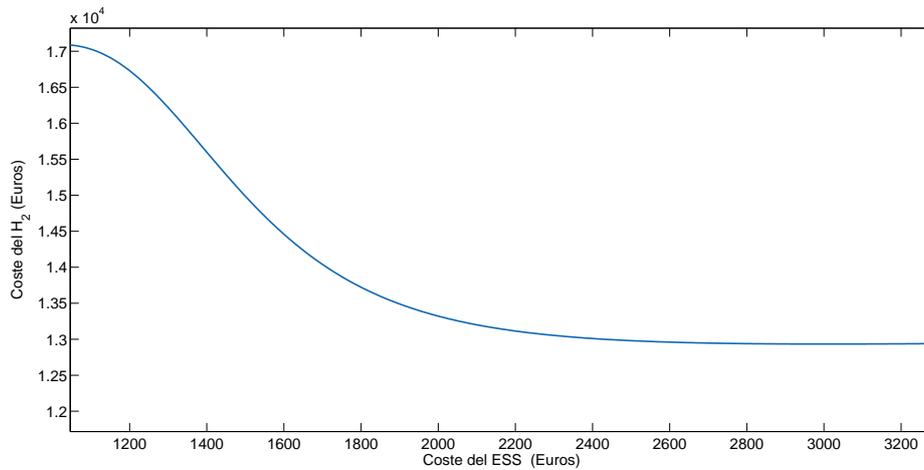


Figura 6.5: Coste del sistema de almacenamiento y potencia suministrada por el sistema de pila de combustible en perfil BADC

€), se consume una mayor cantidad de hidrógeno. Esto corresponde al punto de 28[kg] de baterías y 2[kg] de supercondensadores. El aumento del coste del sistema de almacenamiento reduce el consumo de hidrógeno. En el punto máximo el coste es de 2650 € con 30[Kg] de supercondensadores y 0[Kg] de baterías.

Sin embargo, se puede observar que a partir de 2200 €, con el aumento de la masa del sistema de almacenamiento, la disminución del consumo de hidrógeno es casi lineal. Este punto corresponde a 9[Kg] de baterías y 21[Kg] de supercondensadores. Según este análisis, éste será el punto óptimo. En esta configuración, la reducción del consumo de pilas de combustible es del 44.72 % (reducción media del consumo de pilas de combustible para la variación de masa del BADC), y se recupera el 87.28 % de la energía del freno regenerativo.

Así que, para el caso 1, con un coste del elemento de almacenamiento de 2650 €, la energía suministrada por la pila de combustible es del 53,97 %. Para el caso 2, con un coste del elemento de almacenamiento de 2595.54 €, la energía suministrada por la pila de combustible es del 54.67 %. Mientras que para el último caso, con un costo de sistema de almacenamiento de 1125.05 €, la celda de combustible entrega 69.99 % de energía al movimiento. Se puede observar cómo la pila de combustible suministra una mayor cantidad de energía, dada la disminución del precio del sistema de almacenamiento total. En este sentido, cuando disminuimos el tamaño del sistema de supercapacitores, la potencia puede ser recuperada a partir del frenado regenerativo, y por lo tanto, la pila de combustible debe proporcionar más potencia para lograr el perfil de velocidad deseado.

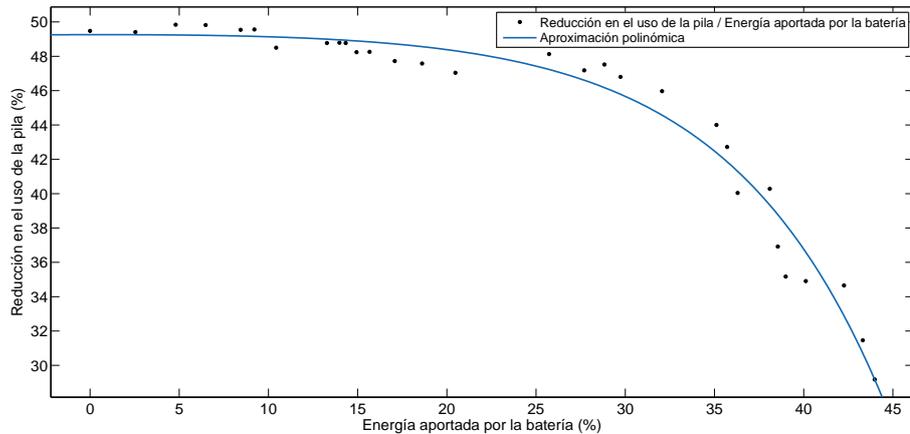


Figura 6.6: Reducción en el uso de la pila de combustible versus energía aportada por la batería para el perfil Manhattan

### 6.2.2. Perfil de conducción Manhattan

En el caso del perfil de Manhattan, la potencia máxima es superior a la del BADC. Para satisfacer la ecuación (3.7) y la condición inicial de comenzar sólo con la masa de los supercapacitores ( $m_{bat} = 0$  y  $m_{sup} = m_{ess}$ ), la masa mínima de los supercapacitores debe ser de 32[kg]. Con esta masa inicial, el problema de control es factible. En el primer caso debe comenzar con una masa de supercapacitores of 32[kg], y 0[kg] de baterías, con un coste total de 2826,67 €. La pila de combustible es la misma que la del perfil BADC, en coste y potencia máxima. En el segundo caso, para mantener constante la masa total de 32[kg], se utilizan 31[kg] de supercapacitores y 1[kg] de baterías, con un coste total de 2772,20 €, y así sucesivamente en los demás casos. El último caso es con 29[kg] de baterías y 3[kg] de supercapacitores, con un coste de 1247,26 €. La configuración de baterías de 30[kg] y supercapacitores de 2[kg] no es posible, porque el problema de control no es factible.

La Figura 6.6 muestra que el aumento de la masa de las baterías y la disminución de la masa de los supercondensadores produce una disminución del valor de la reducción del consumo de la pila de combustible. Así, aunque la energía recuperada de la batería para el frenado aumenta, el consumo de combustible aumenta.

La Figura 6.7 muestra la energía aportada al movimiento por los supercapacitores y la reducción del uso en la pila de combustible. Con una mayor masa de supercapacitores, el consumo de combustible disminuye, incluso si se reduce la masa de la batería.

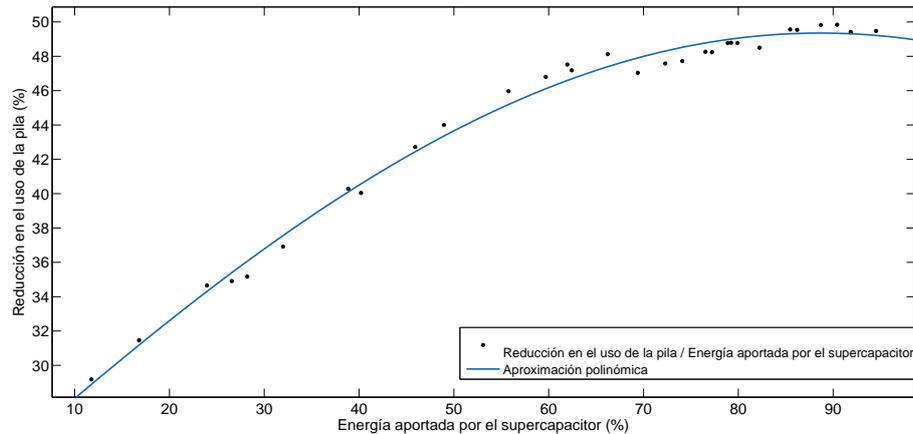


Figura 6.7: Reducción del uso de la pila de combustible versus energía aportada por el supercapacitor para el perfil Manhattan

La Figura 6.8 muestra en el eje X el coste del sistema de almacenamiento, mientras que en el eje Y, el coste del consumo de hidrógeno. De la misma manera que para el BADC, la duración del perfil de Manhattan es de 1089 segundos (18.15 minutos). En un año, un autobús realiza 18250 veces el perfil.

En el lado izquierdo de la figura se observa que el coste del sistema de almacenamiento es menor y el consumo de hidrógeno mayor. La cifra comienza con un coste de 1247.26 € para el sistema de almacenamiento y 18000 € para el consumo de hidrógeno. Esto se consigue con 29[Kg] de baterías y 3[Kg] de supercapacitores. Moviéndose a la derecha de la figura, se observa que a medida que aumenta el coste del sistema de almacenamiento, disminuye el consumo de hidrógeno. Con 32[kg] de supercapacitores y 0[Kg] de baterías, el consumo de hidrógeno será el más bajo con casi 12500 K€, mientras que el coste del sistema de almacenamiento será el máximo con 2826.67 €. Sin embargo, se puede ver que a partir de un valor de 2200 €, la reducción en el consumo de hidrógeno es casi lineal. Entonces, la configuración de 12[Kg] de baterías y 20[Kg] de supercondensadores, es el punto óptimo de dimensionamiento. En esta configuración, la pila de combustible suministra el 52.88 % de la energía total del movimiento.

En el punto óptimo, se puede recuperar el 90.57 % de la energía de frenado. La reducción del consumo de pilas de combustible es del 47.12 % (reducción media del consumo de pilas de combustible para la variación de masa del ciclo de conducción de Manhattan) y el coste es de 2173.12 €. En cuanto al BADC, el caso del coste mínimo no se tuvo en cuenta como el caso óptimo porque la energía suministrada por la batería es la máxima y aumenta la variación del SOC.

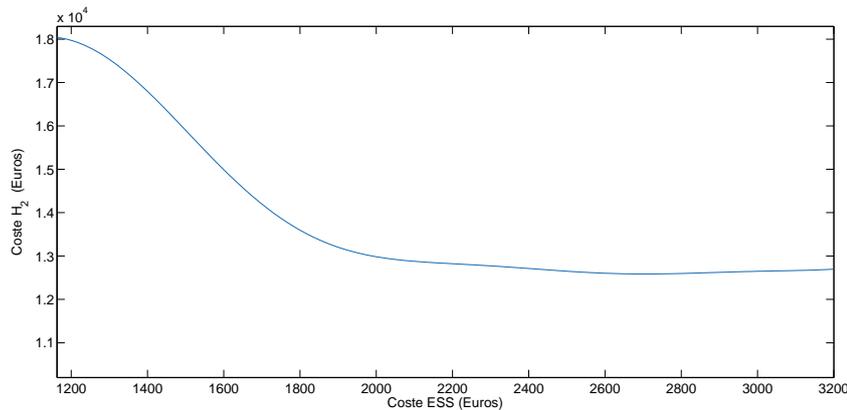


Figura 6.8: Coste del sistema de almacenamiento para el perfil Manhattan

### 6.3. Conclusiones

En el HEV considerado, el sistema de propulsión sin el uso de elementos de almacenamiento de energía requiere un sistema de pila de combustible capaz de generar toda la potencia requerida para los perfiles de velocidad considerados (BADC y Manhattan). Esto significa que el coste es alto, ya que en cada caso es de 200 K€ (sólo para el sistema de pilas de combustible). La inclusión de elementos de almacenamiento de energía como baterías y supercondensadores nos permite reducir el uso de pilas de combustible y reducir el tamaño de las mismas. Para ambos perfiles, la pila de combustible se puede dimensionar con 100[kW] de potencia en lugar de 200[kW], con un coste de 100 k€. Entonces, el aumento de masa en la ESS permite reducir el consumo de hidrógeno de la pila de combustible. Con una mayor masa de supercondensadores, se consigue un mayor ahorro en el consumo de combustible y una reducción de la potencia generada por la pila de combustible. Del mismo modo, el coste del sistema de almacenamiento es mayor. Por esta razón, se concluye que para ambos perfiles el uso puro de supercondensadores permite un mayor ahorro de hidrógeno, pero encarece el sistema de almacenamiento. La inclusión de baterías permite reducir este coste, pero al mismo tiempo aumenta el uso de la pila de combustible.

Un tamaño de batería más grande permite que el *SOC* varíe menos abruptamente, lo que ayuda a mejorar la vida útil de las baterías. Se simuló varias configuraciones de masas de los elementos de almacenamiento para encontrar el mejor coste del sistema de almacenamiento en comparación con una cantidad máxima (sistema de supercondensadores solamente) y, al mismo tiempo, reducir el consumo de hidrógeno. De esta manera, podemos aprovechar la densidad de

energía de la batería y las características de densidad de potencia del supercapacitador.

Para el perfil de velocidad BADC, la configuración óptima es de 9[Kg] de baterías y 21[Kg] de supercondensadores. En este caso, la energía recuperada por la ESS es del 87.28 %, mientras que la energía suministrada por la pila de combustible es del 54.67 %. La reducción del coste, con la configuración (caso más caro), donde sólo los supercondensadores se presentan como un sistema ESS, es del 18.52 %. Para el perfil de velocidad de Manhattan, la configuración óptima era de 12[Kg] de baterías y 20[Kg] de supercondensadores. En este caso, la energía recuperada por la ESS es del 90.57 %, mientras que la energía suministrada por la pila de combustible es del 52,88 %. La reducción del coste, con la configuración (caso más caro), donde sólo los supercondensadores se presentan como un sistema ESS, es del 23.12 %.

El comportamiento del sistema al aumentar la masa de los elementos de almacenamiento es similar en ambos perfiles. Su inclusión puede considerarse una contribución significativa al ahorro de hidrógeno y mejora la eficiencia de las pilas de combustible.



---

## CAPÍTULO 7

# CONTROL PREDICTIVO ECONÓMICO BASADO EN MODELOS (MPC)

---

En los capítulos anteriores se utiliza la estrategia de programación dinámica (DP, siglas del inglés), para obtener las secuencias de control y estados óptimos, tanto para el análisis del caso ideal, como para la definición y ajuste de la función de coste que toma en consideración todos los objetivos de control. Sin embargo, uno de los objetivos de la presente tesis es plantear un controlador de tipo EMPC para resolver el problema de la gestión energética del HEV. Según [122], el control EMPC y la DP son dos métodos diferentes para obtener una ley de control óptima. No obstante, el primero utiliza la optimización en línea para resolver un problema de control óptimo de bucle abierto sobre una ventana de tiempo de tamaño finito en cada periodo de muestreo, mientras el segundo intenta derivar una ley de retroalimentación explícita fuera de línea mediante la derivación y resolución de la llamada ecuación de optimización de Bellman. Debido a esto, para aplicar la DP, se debe conocer el perfil de potencias durante todo el ciclo de conducción, mientras que para el MPC, no. No obstante, la importancia del cálculo de la secuencia de control mediante la DP, se basa en tener una secuencia óptima para poder comprobar el desempeño del controlador EMPC diseñado.

### **7.1. Formulación del control predictivo económico**

La técnica de control MPC estándar es una estrategia de control que se basa en un modelo matemático interno del proceso a controlar, más conocido como modelo de predicción. Dicho modelo se utiliza para predecir la evolución de las variables a controlar durante un intervalo

de tiempo especificado. De este modo, se pueden calcular las variables de control futuras  $u$  para lograr que en dicho horizonte las salidas controladas  $y$  converjan a sus respectivos valores de referencia. La señal de control a aplicar al sistema se obtiene resolviendo un problema de control óptimo en lazo abierto dentro de un horizonte de control finito y en cada periodo de muestreo  $k$ , sujeto a restricciones dadas por las características operativas del sistema, o por las limitaciones físicas de sus componentes [31]. Como resultado de dicha optimización se obtiene una secuencia de señales de control óptimas en cada periodo de muestreo, de las cuales sólo la primera de ellas es aplicada al proceso y el horizonte de predicción se desplaza al siguiente instante de tiempo antes de iniciar la optimización nuevamente utilizando el principio de la ventana deslizante [194]. Una de las propiedades más atractivas del control predictivo basado en modelos (MPC, siglas en inglés) es su formulación abierta, que permite la incorporación de distintos modelos de predicción, sean lineales, no lineales, monovariantes, o multivariantes, y la consideración de restricciones sobre las señales del sistema. Además de permitir el control de sistemas incorporando las restricciones en el propio diseño del controlador. Gracias a estas posibilidades, esta técnica de control se ha convertido en una estrategia ampliamente usada en el área del control automático con un alto impacto en problemas de ámbito industrial.

Dentro de las representaciones de los modelos matemático, es común utilizar un modelo en espacio de estados en tiempo discreto para diseñar un control MPC

$$\mathbf{x}(k+1) = \mathbf{A}\mathbf{x}(k) + \mathbf{B}\mathbf{u}(k). \quad (7.1)$$

$$\mathbf{y}(k) = \mathbf{C}\mathbf{x}(k) + \mathbf{D}\mathbf{u}(k). \quad (7.2)$$

donde  $\mathbf{A}$ ,  $\mathbf{B}$ ,  $\mathbf{C}$  y  $\mathbf{D}$ , son las matrices de estado,  $\mathbf{x}(k)$  los vectores de estado y  $\mathbf{u}(k)$  las señales de control. La función de coste, que se denominará  $J$ , penaliza las desviaciones de la salida controlada,  $\mathbf{y}(k+i|k)$ , de su valor de referencia,  $\mathbf{r}(k+i|k)$

$$J(k) = \min_{\mathbf{u}(k)} \sum_{i=1}^{H_p} \|\mathbf{y}(k+i|k) - \mathbf{r}(k+i|k)\|_Q^2 + \sum_{i=0}^{H_u-1} \|\Delta\mathbf{u}(k+i|k)\|_R^2. \quad (7.3)$$

El horizonte de predicción se define entonces por  $H_p$ , mientras el horizonte de control, viene dado por  $H_u$ , cumpliéndose que  $H_p \geq H_u$ . El objetivo de la mayoría de los actuales sistemas de control avanzado es guiar al proceso a un punto de operación óptimo de forma rápida y fiable. La búsqueda del punto óptimo de referencia en estado estacionario se suele realizar por algún otro sistema de gestión de la información que determina entre todos los estados estacionarios, cual es el más óptimo. Sin embargo, esta separación jerárquica de la información y del control

no implica un funcionamiento óptimo especialmente en los transitorios. Una alternativa propuesta es tomar el objetivo económico directamente como parte de la función del sistema de control. Para que el controlador optimice directamente en tiempo real el desempeño económico del proceso, en lugar del seguimiento de un valor de consigna [164]. Una comparación entre el funcionamiento del control MPC y EMPC puede observarse en la Figura 2.1. En dicha figura, en el lazo del MPC, se muestra como la optimización y el control económico del sistema se tratan en una arquitectura jerárquica de varias capas. La capa superior conocida como optimización en tiempo real (RTO, por sus siglas en inglés), define el coste de operación, con respecto a modelos de proceso actualizados en un horizonte de tiempo definido (horas, días, meses) con el fin de calcular los puntos de referencia óptimos para el proceso (o estados estacionarios). Dichos valores son usados por los sistemas de control de la capa inferior como referencias. Además de alcanzar dichas referencias de manera óptima, el control de bajo nivel también debe trabajar para rechazar perturbaciones.

Entre cada una de las capas de la división jerárquica, los controles se ejecutan a una escala temporal distinta. Por ejemplo, el nivel del RTO se ejecuta a una tasa de horas-días, mientras que la capa de control de regulación calcula las acciones de control para el proceso a una tasa de segundos-minutos. Con la inserción de metodologías capaces de manejar la optimización dinámica de las operaciones de proceso sin esta separación jerárquica, aparece el control predictivo económico (EMPC, siglas en inglés). Dicho control surge de la integración de la capas de optimización económica y de control de regulación. Esta integración permite una mejora del rendimiento de los procesos mediante una operación dinámica, transitoria o variable en el tiempo (es decir, sin forzar al proceso a operar en un estado estacionario preespecificado) [163]. El control EMPC incorpora una función de coste que refleja de manera directa o indirecta el coste de operación del proceso. Además, como un subproducto el EMPC puede operar un sistema de una manera posiblemente variable en el tiempo para optimizar el funcionamiento del sistema desde un punto de vista económico (es decir, puede no operar el sistema en un estado estacionario). Así pues, la técnica de control predictivo económico generaliza la técnica de control predictivo estándar mediante la inclusión en la función objetivo de criterios que van más allá de los criterios tradicionales de seguimiento de consigna o esfuerzo de control, tales como costes de producción/transporte, garantías de seguridad de suministro y operación suave de los elementos de actuación.

Al incorporar en la función de coste criterios de control diferentes de los criterios tradicionales, las propiedades fundamentales de la ley de control tales como estabilidad, convergencia, entre otras, deben de ser reestudiadas para ver bajo qué condiciones se garantizan tanto en caso de

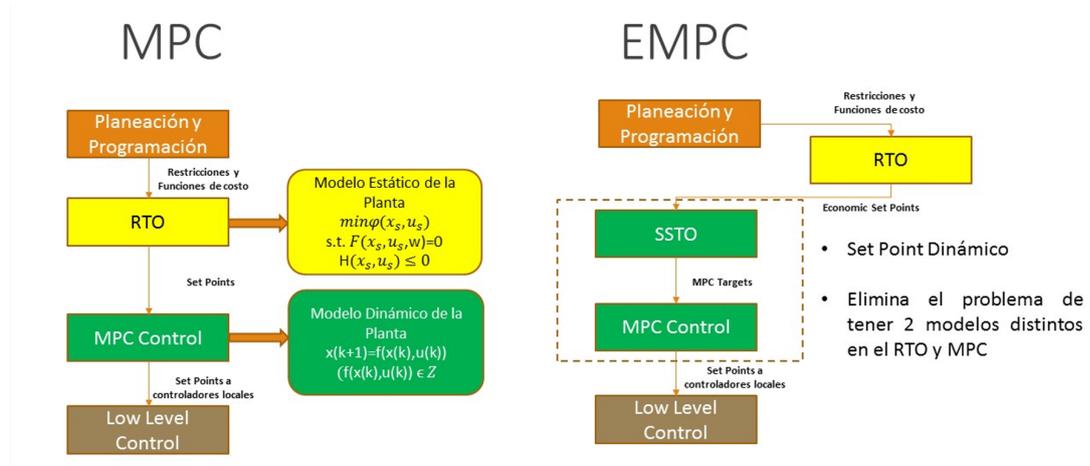


Figura 7.1: Funcionamiento del controlador MPC versus el controlador EMPC

funcionamiento nominal como en presencia de incertidumbre (robustez) [2], [8], [87].

Tal como se ha visto en el Capítulo 3, el modelo en espacio de estado para la gestión de energía en un vehículo híbrido se obtiene a partir las ecuaciones de los componentes elementales previa discretización en el tiempo [161] pudiéndose expresar como

$$\mathbf{x}(k+1) = \mathbf{A}\mathbf{x}(k) + \mathbf{B}\mathbf{u}(k) + \mathbf{B}_p\mathbf{d}(k). \quad (7.4)$$

$$\mathbf{E}\mathbf{u}(k) + \mathbf{E}_d\mathbf{d}(k) = 0. \quad (7.5)$$

donde:  $\mathbf{x}(k) \in \mathbb{R}^n$ , es el vector de estados, que para el caso en particular, representa el *SOC* de la batería  $SOC_{bat}$ , el *SOE* del supercapacitor  $SOE_{sup}$ , y la energía de pila de combustible  $e_{fc}$ .  $\mathbf{u}(k) \in \mathbb{R}^m$ , es el vector de variables de control que está compuesto por la potencia de carga y descarga de la batería  $p_{bat}$ , del supercapacitor  $p_{sup}$ , y de la potencia que entrega la pila de combustible  $p_{fc}$  y del freno mecánico  $p_{freno}$ .  $\mathbf{d}(k) \in \mathbb{R}^p$ , es el vector que contiene las perturbaciones medidas en el sistema que son las demandas de potencia  $p_v$  para seguir el perfil de velocidad. Las demandas se han dividido en dos partes, una primera demanda es la potencia necesaria para desplazar el vehículo  $d^+$  antes denominada  $p_v$ , y una segunda demanda es la energía que es capaz de recuperarse como parte del frenado regenerativo  $d^-$  que anteriormente se la referenciaba como  $p_{rec}$ .  $\mathbf{A}$ ,  $\mathbf{B}$  y  $\mathbf{B}_p$  son las matrices de estado, mientras  $\mathbf{E}$  y  $\mathbf{E}_d$  son matrices que describen la relación de equilibrio entre los estados, y llevan los signos de aporte de potencia (+), o suministro de potencia al sistema (-), entendiéndose que la pila de combustible, y las descargas de los elementos de almacenamiento, aportan al sistema, mientras las cargas de

los mismos, piden energía (tomada del frenado).

El sistema completo queda definido de igual manera que para el caso de programación dinámica, mostrado en (4.2), (4.3) y (4.4), con la única diferencia, que se dividen las potencias de la baterías y el supercapacitor en positivas y negativas

$$SOC_{bat}(k+1) = SOC_{bat}(k) + \frac{p_{db}(k)}{e_{maxbat}} - \frac{p_{cb}(k)}{e_{maxbat}}. \quad (7.6)$$

$$SOE_{sup}(k+1) = SOE_{sup}(k) + \frac{p_{ds}(k)}{e_{maxsup}} - \frac{p_{cs}(k)}{e_{maxsup}}. \quad (7.7)$$

$$e_{fc}(k+1) = e_{fc}(k) + p_{fc}(k). \quad (7.8)$$

Entonces las restricciones de control, que vienen a ser las restricciones operativas, se establecen mediante cotas. Estas restricciones son las mismas usadas en la programación dinámica y vienen dadas por las ecuaciones (4.9)-(4.12)

$$\mathbf{u}_{min}(k) \leq \mathbf{u}(k) \leq \mathbf{u}_{max}(k). \quad (7.9)$$

Las limitaciones operativas sobre los estados añaden las siguientes restricciones

$$\mathbf{x}_{min}(k) \leq \mathbf{x}(k) \leq \mathbf{x}_{max}(k). \quad (7.10)$$

Estas restricciones, son las mismas que se mostraron en (4.13) y (4.14) referentes a programación dinámica. La función de coste es la traducción de los objetivos de control en una expresión matemática [134]. En el control predictivo clásico se penalizan las desviaciones en las acciones de control futuras con respecto a la trayectoria de referencia definida convenientemente [42]. En el control EMPC aplicado a sistemas de gestión de energía, la función de coste típicamente adopta la siguiente forma, [70], [104]:

$$J_{eco} = \min \left( \sum_{k=0}^{Hp-1} f_1(k) + \sum_{k=0}^{Hp-1} f_2(k) + \sum_{k=0}^{Hp-1} f_3(k) \right). \quad (7.11)$$

Las funciones objetivo individuales se definen de la siguiente manera:

- El coste económico de operación:

$$f_1(k) = \mathbf{w}_\alpha \mathbf{u}(k) \quad (7.12)$$

donde  $w_\alpha$  es el peso que se le da en la función de coste al término económico.

- El mantenimiento de umbrales de seguridad en los dispositivos de almacenamiento de energía:

$$f_2(k) = \epsilon(k)^T \mathbf{w}_x \epsilon(k). \quad (7.13)$$

donde  $\epsilon(k)$  se define como el valor de penalización de las restricciones relacionadas con los valores de seguridad de los estados de carga de los elementos de almacenamiento de energía.  $\mathbf{w}_x$  contiene los pesos asociados a dichas penalizaciones.

- La operación suave de las acciones de control:

$$f_3(k) = \Delta \mathbf{u}(k)^T \mathbf{w}_u \Delta \mathbf{u}(k). \quad (7.14)$$

donde para obtener un control suave, se define  $\Delta \mathbf{u}(k)$  como el vector de variaciones en la señal de control y  $\mathbf{w}_u$  como la matriz de pesos asociada a las acciones de control.

El controlador EMPC se encargará pues de encontrar la secuencia de controles óptimos  $\mathbf{u}(k)$  que optimicen y a la vez satisfagan

- Las demandas del sistema, tanto para el aporte de energía, como la fracción de energía recuperable mediante el frenado regenerativo.
- La carga y descarga de los elementos de almacenamiento, sabiendo que mediante frenado regenerativo se puede recuperar energía.
- Finalmente, la energía aportada por la fuente principal (pila de combustible) junto con las auxiliares deben proporcionar la potencia necesaria para seguir el perfil de velocidad deseado.

Una vez analizado el problema de optimización, y antes de usar la función de coste  $J_c$  presentada en el Capítulo 5, para realizar comparativas de control entre las técnicas de DP y EMPC, se utilizará la función  $J_{eco}$  definida en (7.11) en una primera instancia para comprobar el funcionamiento del controlador EMPC con función de coste clásica.

En la función  $J_{eco}$  se toman en cuenta:

- las potencias de las baterías  $p_{bat}$ , supercapacitores  $p_{sup}$  y la pila de combustible  $p_{fc}$ ;
- la variación de dichas potencias y
- la variación de los estados del sistema  $SOC$ ,  $SOE$  y  $e_{fc}$ .

Cada una de estos términos tendrá un peso que se ajustará convenientemente. De esta manera, asumiendo que no existen pérdidas en los convertidores, y que los componentes son capaces de dar la potencia máxima, podremos comprobar que con el ajuste de pesos, podremos seleccionar una u otra fuente.

Aunque la función  $J_c$  utilizada en el Capítulo 5 recoge el objetivo económico de ahorro de hidrógeno para el autobús de servicio, el análisis de esta función económica general para el EMPC,  $J_{eco}$  es de interés para analizar el comportamiento de cada una de las fuentes de generación, ante la demanda de los perfiles de conducción. Entonces, a diferencia de  $J_c$ , se toma en cuenta en la función de coste la potencia del supercapacitor, su variación, el  $SOC$  y la energía de la pila de combustible. De esta forma se podrá analizar la dinámica de todos los componentes del sistema ante la demanda. En la función planteada en las estrategias de control  $J_c$  no se toma en consideración al supercapacitor pues se permite que pueda absorber libremente los picos de potencia, debido a su gran capacidad de densidad de potencia.

En la Sección 7.3 se utiliza la función de coste  $J_c$  que se introdujo en el Capítulo 5, con los coeficientes encontrados y se comparan los resultados del controlador EMPC con los obtenidos mediante la programación dinámica. Finalmente, en la Sección 7.4 se muestran los resultados al variar el horizonte de predicción del valor escogido en cada subsección, hasta el tiempo total de duración de cada ciclo de conducción, para analizar los resultados frente a la programación dinámica. El procedimiento de cálculo del controlador EMPC se muestra en el Algoritmo 7.1.

## 7.2. Escenarios para verificación de función de peso económica general $J_{eco}$

Para analizar el controlador propuesto, se asume que todas las eficiencias para el conjunto de convertidores serán iguales a 1 y se trabaja con el perfil de conducción BADC (el mismo que es conocido y se convierte en la demanda de potencia real). El horizonte de predicción es de

10 segundos y el tiempo de muestreo es de 1 segundo. Se considerarán tres escenarios, en los que se le dá diferentes potencias a la pila de combustible, y se analiza el comportamiento de la recuperación de energía. Esto, se explica en detalle más adelante. Es necesario recalcar, que aunque la potencia de la pila cambie, siempre se deben cumplir las restricciones planteadas y la ecuación del balance de potencias, dada por el perfil de velocidad deseado.

En los tres escenarios a plantear, dentro de la función de coste  $J_{eco}$ , se analizará de manera principal la parte económica de la función de coste por lo que se trabaja con los pesos  $w_x$  y  $w_u$  en un valor de 0.01, y el peso  $w_\alpha$  en un valor mayor de 0.98. Para esto se han normalizado los pesos, y se hace que su suma sea igual a 1. Además del peso  $w_\alpha$  en la Ecuación 7.11, que es el peso general del término sobre los demás objetivos de control, se consideran dos coeficientes que estarán multiplicando directamente a las señales de control  $\mathbf{u}(k)$ . Entonces, la ecuación queda de la siguiente manera:

$$f_1(k) = \mathbf{w}_\alpha(\alpha_c)\mathbf{u}(k) \quad (7.15)$$

donde  $\alpha_c$  es un vector de coeficientes asociado con el coste energético del problema a formular. De este modo  $\alpha_c$  pondera cada término de potencia de acuerdo con su valor. Para el caso de la pila de combustible la relación entre su potencia generada y la cantidad de hidrógeno consumida es conocida como ya se ha mencionado con anterioridad a lo largo de la presente tesis. Para este capítulo y esta sección en particular se asumirá un coste de operación de los elementos de almacenamiento, el mismo que se va a asociar con la potencia entregada por los mismos (recuperada del frenado). Los términos que aportan para lograr la energía necesaria para el movimiento son:

$$e_v = \alpha_{fc} \sum_{k=0}^{Hp-1} p_{fc} + \alpha_{db} \sum_{k=0}^{Hp-1} p_{db} + \alpha_{ds} \sum_{k=0}^{Hp-1} p_{ds}. \quad (7.16)$$

Mientras que los términos que aportan a la recuperación máxima de energía son:

$$e_{rec} = \alpha_{cb} \sum_{k=0}^{Hp-1} p_{cb} + \alpha_{cs} \sum_{k=0}^{Hp-1} p_{cs} + \alpha_{freno} \sum_{k=0}^{Hp-1} p_{freno}. \quad (7.17)$$

donde  $p_{freno}$  se refiere a la disipación. Cuando  $\alpha_{fc}$  sea 0, y los pesos relacionados con los elementos de almacenamiento, sean distintos de cero, y tengan un valor máximo de 1, se tiene

el caso en que la pila genere toda la energía del movimiento, y a este punto se le denominará de *máximo consumo*.

Cuando  $\alpha_{fc}$  tome en un valor distinto de 0, siendo su valor máximo 1, y a la vez que los pesos de los elementos de almacenamiento sean 0, entonces se tiene el punto de operación, en donde se podrá aprovechar al máximo la energía proveniente del frenado, por ello se denomina de *máxima recuperación*. Entonces, dentro de cada escenario, tendremos un punto de máximo consumo y de máxima recuperación, y entre ellos, se darán puntos intermedios.

Para el punto de máximo consumo, la pila debe generar toda la energía necesaria para el movimiento, mientras que para el punto de máxima recuperación, la pila deberá entregar el 47.7 % de energía al movimiento por lo menos. Esto se debe a que para el perfil BADC, el máximo porcentaje de recuperación de los elementos de almacenamiento es de 52.3 % y al ser las eficiencias iguales a 1, no existen pérdidas asociadas.

De los tres escenarios considerados, se tiene que en el primer escenario la pila de combustible está dimensionada para ser capaz de dar el 100 % de la potencia necesaria para alcanzar el valor máximo de potencia requerido para generar el movimiento del ciclo. En el segundo escenario, la pila de combustible está dimensionada para ser capaz de alcanzar el 75 % del valor máximo de potencia requerido para generar el movimiento del ciclo, y finalmente en el tercer escenario la misma está dimensionada para ser capaz de generar tan solo el 60 %. El horizonte de predicción  $H_p$  es de 10 segundos, de un total de 1864 segundos de simulación y un tiempo de muestreo de 1 segundo.

El problema de optimización asociado al EMPC a resolver a cada instante queda definido por:

$$\min_{p_{fc}, p_{bat}, p_{sup}, p_{freno}, SOC, SOE, e_{fc}} J_{eco}(\mathbf{x}, \mathbf{x}_0, \mathbf{u}, \mathbf{u}_0, \mathbf{d}) \quad (7.18)$$

$$\text{subject to:} \quad (7.19)$$

$$\mathbf{x}(k+1) = \mathbf{A}\mathbf{x}(k) + \mathbf{B}\mathbf{u}(k) + \mathbf{B}_p\mathbf{d}(k) \quad (7.20)$$

$$0 = \mathbf{E}_u\mathbf{u}(k) + \mathbf{E}_d\mathbf{d}(k). \quad (7.21)$$

$$\mathbf{x}_N = \mathbf{x}_0 \quad (7.22)$$

$$-10[kW] \leq p_{bat}(k) \leq 10[kW]. \quad (7.23)$$

$$-20[kW] \leq p_{sup}(k) \leq 20[kW]. \quad (7.24)$$

$$0 \leq p_{fc}(k) \leq p_{fcmax}(k). \quad (7.25)$$

$$-120[kW] \leq p_{freno}(k) \leq 0. \quad (7.26)$$

$$0 \leq SOC(k) \leq 1. \quad (7.27)$$

$$0 \leq SOE(k) \leq 1. \quad (7.28)$$

donde el valor de  $p_{fcmax}(k)$  queda definido por la capacidad de la pila según el escenario ( sea al 100 %, al 75 % o al 60 %) tal como se explicó anteriormente.

### 7.2.1. Primer Escenario

#### a) Punto de máximo consumo

En este caso,  $\alpha_{fc}$  y  $\alpha_{freno}$  son iguales a cero y el resto de coeficientes son iguales a uno. En este caso la función de coste penaliza el uso de los elementos de almacenamiento, pero no penaliza el uso de la pila de combustible ni la disipación del freno mecánico. En estas condiciones, la pila de combustible aporta la mayoría de la energía necesaria para el movimiento

$$E_v \cong E_{fc} \quad (7.29)$$

El Cuadro 7.1 muestra el aporte de la pila de combustible y los elementos de almacenamiento en términos de energía. Como se puede observar, el porcentaje de energía entregado por la pila se acerca al valor de energía que demanda el perfil, es decir, el valor de energía necesario para el movimiento. Los valores de energía recuperada y entregada por los elementos de almacenamiento son casi nulos. La Figura 7.2 muestra la potencia de la pila de combustible, la batería y el supercapacitor para el caso analizado.

**Algorithm 7.1** Implementación del controlador predictivo económico para  $J_{eco}$  o  $J_c$ 


---

```

1: procedure CALCULO DE LAS SECUENCIAS DE CONTROL( $p_{bat}, p_{sup}, p_{fc}$ )
2:   Definir parámetros del vehículo  $m, s, c_x, c_{rrl}, c_{rro}, p, g$  y definir la masa de los elementos del
   sistema de propulsión  $m_{bat}, m_{sup}, m_{fc}, m_{motor}$ .
3:   Definir la masa total del vehículo  $m$ .
4:   Definir el perfil de velocidad BADC o Manhattan DC y obtener velocidad del perfil  $v$ .
5:   Calculo de  $p_{mov}, p_{ra}, p_{fs}, c_{rr}, p_{dis}, p_v, p_{rec}, e_v, e_{rec}$ .
6:   Definir  $SOC_{max}, SOC_{min}, e_{fcmax}$ .
7:   Calcular  $p_{batmax}, p_{batmin}, p_{supmax}, p_{supmin}, p_{fcmax}, p_{frenomax}$ .
8:   Definir  $SOC_0, SOE_0, e_{fc0}, SOC_N, SOE_N, e_{fcN}$ .
9:   Definir  $H_p, H_s, k$ .
10:  Definir número de elementos del vector de estado y de control  $n_u, n_x$ .
11:  Definir  $J^{EMPC}$ .
12:  if  $J^{EMPC} = J_c$  then
13:    Definir  $w_\alpha, w_{brate}, w_{bpower}$  y  $w_{varfc}, w_{soc}$ .
14:  else
15:    Definir  $w_\alpha, w_x, w_u, \alpha_{fc}, \alpha_{db}, \alpha_{ds}, \alpha_{cb}, \alpha_{cs}, \alpha_{freno}$ .
16:  end if
17:  Construir el EMPC
18:  Parámetros de entrada  $\mathbf{x}(k), \mathbf{u}(k), \mathbf{A}, \mathbf{B}, \mathbf{B}_d, \mathbf{E}_u, \mathbf{E}_d, \mathbf{d}$ 
19:  Solución [ $\mathbf{u}^*(k|k) : \mathbf{u}^*(k + H_p - 1|k)$ ]
20:   $J^{MPC} = 0$ 
21:  if  $J^{EMPC} = J_{eco}$  then
22:    for  $i = 1 : H_p$  do
23:       $J^{EMPC} = J^{EMPC} + f_1(k) + f_2(k) + f_3(k)$ 
24:      if  $i=1$  then
25:         $\Delta \mathbf{u}(k + i - 1|k) = \mathbf{u}(k + i - 1|k) - \mathbf{u}_0$ 
26:         $\mathbf{x}(k + i - 1|k) = \mathbf{x}(k)$ 
27:      else
28:         $\Delta \mathbf{u}(k + i - 1|k) = \mathbf{u}(k + i - 1|k) - \mathbf{u}(k + i - 2|k)$ 
29:      end if
30:    end for
31:  end if
32:  if  $J^{EMPC} = J_c$  then
33:    for  $i = 1 : H_p$  do
34:       $J^{EMPC} = J^{EMPC} + f_{SOH} + f_{slowoperation} + f_{economica}$ 
35:      if  $i=1$  then
36:         $\Delta \mathbf{u}(k + i - 1|k) = \mathbf{u}(k + i - 1|k) - \mathbf{u}_0$ 
37:         $\mathbf{x}(k + i - 1|k) = \mathbf{x}(k)$ 
38:      else
39:         $\Delta \mathbf{u}(k + i - 1|k) = \mathbf{u}(k + i - 1|k) - \mathbf{u}(k + i - 2|k)$ 
40:      end if
41:    end for
42:  end if
43:  Restricciones para  $J^{EMPC}$ 
44:   $\mathbf{x}(k + i|k) = \mathbf{A}\mathbf{x}(k + i - 1|k) + \mathbf{B}\mathbf{u}(k + i - 1|k) + \mathbf{B}_d\mathbf{d}(i + k)$ 
45:   $0 = \mathbf{E}_u\mathbf{u}(k + i - 1|k) + \mathbf{E}_d\mathbf{d}_i$ 
46:   $\mathbf{u}_{min} \leq \mathbf{u}(k + i - 1|k) \leq \mathbf{u}_{max}$ 
47:   $\mathbf{x}_{min} \leq \mathbf{x}(k + i - 1|k) \leq \mathbf{x}_{max}$ 
48:  for  $i = 1 : H_s$  do
49:    Calcular  $\mathbf{u}^*(k|k)$ 
50:    Actualizar  $\mathbf{x}(k), \mathbf{u}(k), \mathbf{d}(k + 1)$ 
51:  end for
52:  Calcular  $e_v^{EMPC}, e_{rec}^{EMPC}$ 
53: end procedure

```

---

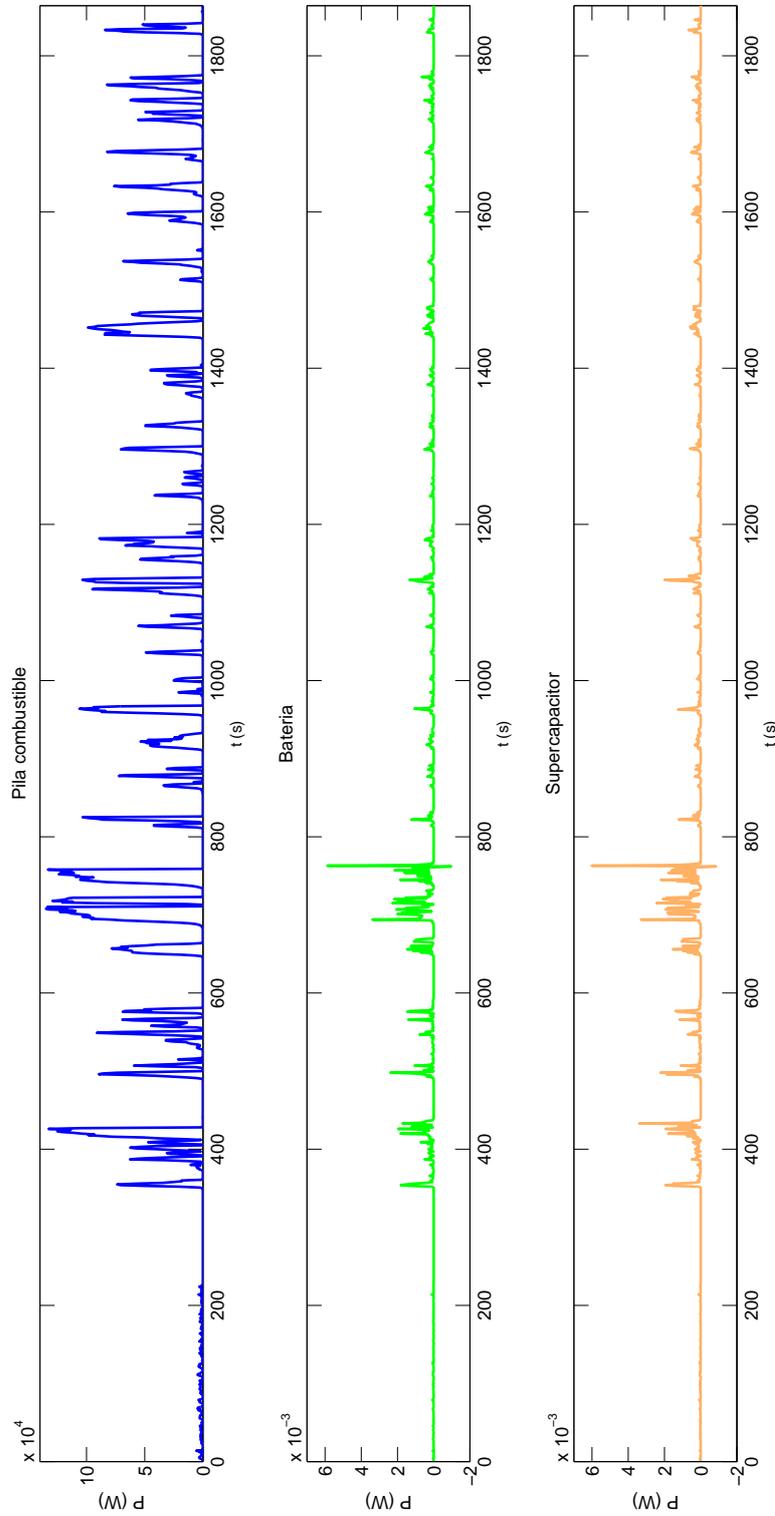


Figura 7.2: Potencia entregada por los elementos del sistema en el escenario 1 para el caso de máximo consumo para el perfil BADC con función de coste económica  $J_{eco}$

Elemento	Energía aportada al movimiento [J]	Porcentaje %
Pila de combustible	$22.6568 \times 10^6$	99.99
Batería	0.0031	$1.38 \times 10^{-6}$
Supercapacitor	0.0032	$1.48 \times 10^{-6}$

Cuadro 7.1: Porcentaje de energía entregada por los elementos en el punto de máximo consumo del escenario 1 para el perfil BADC con función de coste económica  $J_{eco}$

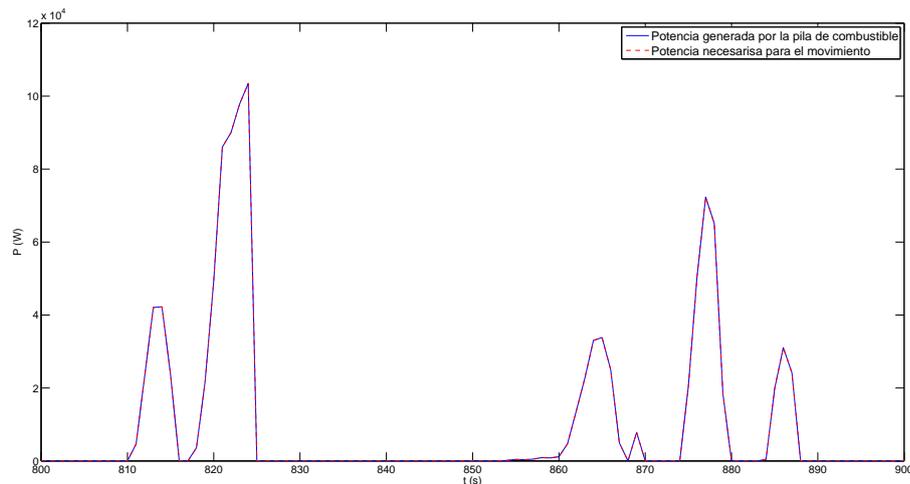


Figura 7.3: Comparación de la potencia entregada por la pila de combustible versus potencia necesaria para el movimiento en el escenario 1 para el caso de máximo consumo para el perfil BADC con función de coste económica  $J_{eco}$

Como se puede observar, la potencia absorbida por el supercapacitor en color naranja y la batería en color verde es casi nula. Mientras que la potencia entregada por la pila de combustible, en color azul, es la que genera las velocidades deseadas. La Figura 7.3 muestra un detalle de la potencia de la pila de combustible de la Figura 7.2 superpuesta a la potencia necesaria para alcanzar la velocidad definida por el perfil. Los periodos de aceleración, desaceleración y paradas deben coincidir para que el comportamiento del sistema sea adecuado.

Como se puede observar en la Figura 7.3, todos los picos de potencia son proporcionados por la pila de combustible graficada en color azul. El periodo de tiempo escogido va entre [800-900] segundos.

#### b) Punto de máxima recuperación

En este punto de operación, la batería y el supercapacitor deben almacenar la mayor cantidad de energía del frenado para cumplir el perfil de velocidad, mientras que la pila de combustible entregará el mínimo de energía posible.

Elemento	Energía [J]	Porcentaje %
Pila de combustible	$10.9659 \times 10^6$	48.4
Batería	$4.2368 \times 10^6$	18.7
Supercapacitor	$7.4541 \times 10^6$	32.9

Cuadro 7.2: Porcentaje de energía entregada por los elementos de almacenamiento para el caso B del escenario 1 para el perfil BADC con función de coste económica  $J_{eco}$

Esto debido a que  $\alpha_{fc}$  y  $\alpha_{freno}$  poseen valores de 1 y los demás coeficientes de 0. Entonces se penaliza el uso de la pila de combustible y la disipación mediante el freno cumpliéndose

$$E_{bat} + E_{sup} \cong E_{rec} \quad (7.30)$$

El Cuadro 7.2 muestra un resumen de los valores generados por las fuentes para el caso de máxima recuperación. Este valor se corresponde con el caso en que se consigue el máximo uso del frenado de regenerativo. Si se compara los valores de la energía recuperada por los elementos de almacenamiento para este caso (51.6 %), con los resultados de ideales de ahorro de energía en el HEV considerado, se puede observar que los valores se acercan al máximo teórico de 52.33 %, con los que se comprueba, que el controlador EMPC funciona correctamente. La Figura 7.4 muestra la potencia que proporcionan por los elementos del sistema para el caso analizado. Como se puede observar, la potencia de los elementos de almacenamiento tanto de la batería como del supercapacitor pasó del orden de un valor cercano a cero ( $10^{-6}$ ) a 10 [kW] y 20 [kW], respectivamente. Por otro lado, la pila de combustible redujo su aportación.

La Figura 7.5 muestra un análisis detallado de la Figura 7.4 en el periodo de tiempo [1200-1400] segundos observándose: a) la potencia entregada por la pila de combustible versus la potencia necesaria para generar el movimiento y b) la suma de la potencia recuperada por el sistema de almacenamiento versus la potencia recuperable por el frenado regenerativo.

En la primera subgráfica de dicha figura se muestra que la pila de combustible ya no entrega el valor total de potencia como para el punto de máximo consumo. La segunda subgráfica muestra la energía recuperada por los elementos de almacenamiento en azul, y la energía total que podría ser recuperada en verde. La energía que no se recupera se disipa.

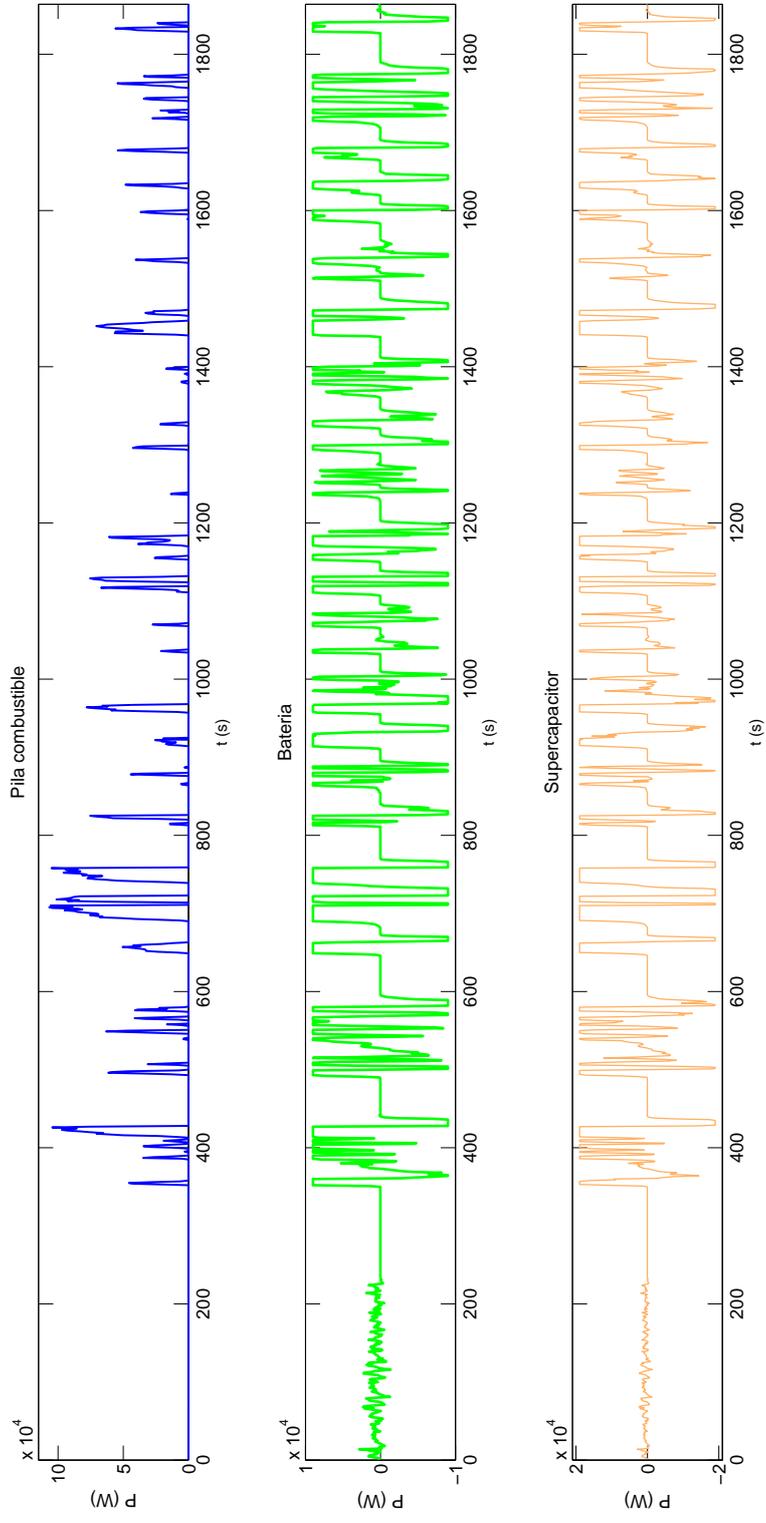


Figura 7.4: Potencia entregada por los elementos del sistema para el caso de máxima recuperación para el escenario 1 para el perfil BADC con función de coste económica  $J_{eco}$

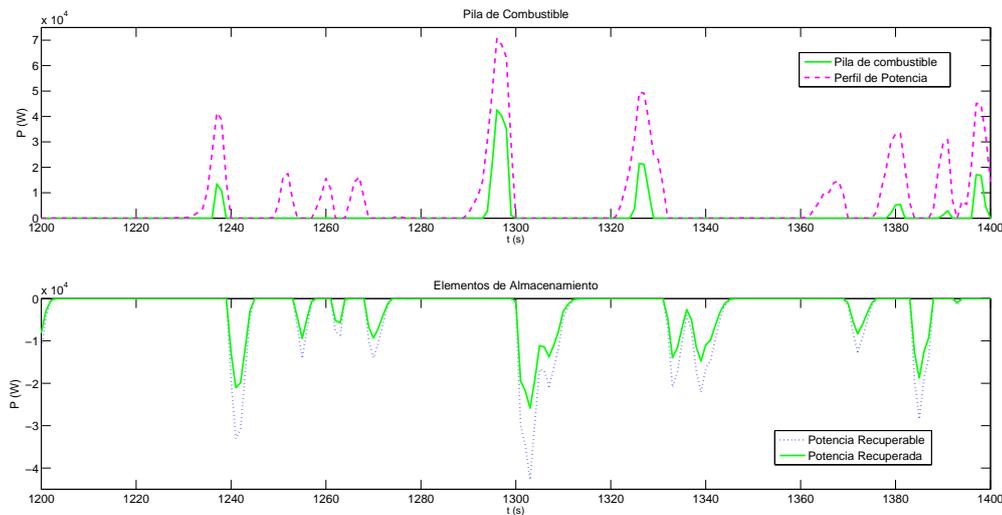


Figura 7.5: Análisis del escenario de máximo consumo para el primer escenario para el perfil BADC con función de coste económica  $J_{eco}$

### c) Relación entre consumo máximo y recuperación máxima

El Cuadro 7.3 muestra algunos valores intermedios de entrega de energía de la pila de combustible y los elementos de almacenamiento, además de los valores límite. Estos resultados se obtienen para valores de los pesos  $\alpha_{fc}$  entre 0 y 1. También los coeficientes  $\alpha_{db}$ ,  $\alpha_{ds}$ ,  $\alpha_{cb}$ ,  $\alpha_{cs}$  se variaron entre 0 y 1, para permitir que los elementos de almacenamiento sean utilizados. Esta variación permitirá establecer el compromiso deseado entre los puntos de máximo consumo y máxima recuperación. Se observa como la pila va disminuyendo la entrega de energía conforme se aumenta el peso asociado a su coste operacional ( $\alpha_{fc}$  se acerca a 1). También se observa como los elementos de almacenamiento van recuperando mayor energía mientras al reducir sus pesajes ( $\alpha_{db}$ ,  $\alpha_{ds}$ ,  $\alpha_{cb}$ ,  $\alpha_{cs}$  se acercan a 0).

La Figura 7.6 muestra la variación gráfica entre los dos casos límites. Esta es la frontera en donde el punto de máximo consumo (la pila entrega el casi toda la energía del movimiento) se encuentra a la izquierda, y el punto de máxima recuperación (los elementos de almacenamiento recuperan el 51.6 % de la energía del frenado regenerativo) se encuentra a la derecha.

Elemento	Máximo Consumo %	Punto Intermedio A %	Punto Intermedio B %	Máxima Recuperación %
Pila de combustible	99.9	63	50.9	48.4
Batería	$1.38 \times 10^{-6}$	15	18.1	18.7
Supercapacitor	$1.48 \times 10^{-6}$	22	31	32.9

Cuadro 7.3: Relación entre consumo máximo y recuperación máxima del escenario 1 para el perfil BADC con función de coste económica  $J_{eco}$ .

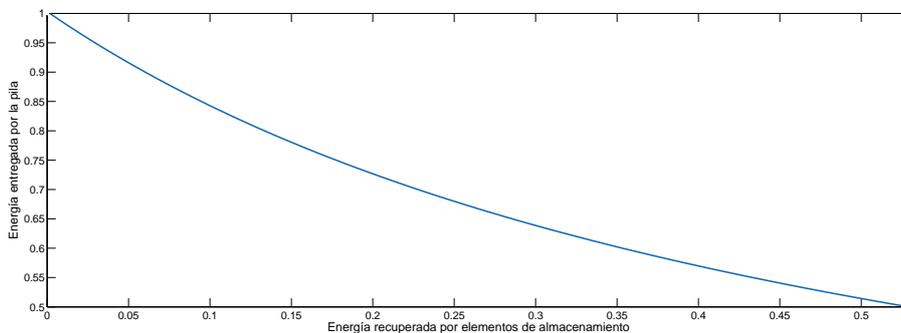


Figura 7.6: Energía recuperada respecto a energía entregada en el escenario 1 para el perfil BADC con función de coste económica  $J_{eco}$

### 7.2.2. Segundo Escenario

En el segundo escenario, la pila se dimensiona con el 75 % de la potencia máxima que el perfil requiere, y los elementos de almacenamiento se dimensionan como se describió en la Sección 3.6.1. Se consideran de nuevo los mismos puntos de operación mencionados anteriormente.

#### a) Punto de consumo máximo

El Cuadro 7.4 muestra un resumen de los valores generados por las fuentes para este punto del escenario 2. En el primer escenario, con un dimensionamiento de la pila de combustible de la totalidad de potencia necesaria, el aporte de la misma fue de 99.99 % cuando los coeficientes  $\alpha_{fc}$  y  $\alpha_{freno}$  eran iguales a cero. En este segundo escenario se puede observar que con los mismos coeficientes iguales a cero, el aporte de la pila de combustible es del 98.3 %. Esta disminución de cerca del 1.7 %, implica que esa energía debe ser aportada por las fuentes de almacenamiento

Elemento	Energía aportada al movimiento [J]	Porcentaje %
Pila de combustible	$22.2716 \times 10^6$	98.3
Batería	$172.1918 \times 10^3$	0.76
Supercapacitor	$212.9741 \times 10^3$	0.94

Cuadro 7.4: Porcentaje de energía entregada por los elementos en el punto de máximo consumo del escenario 2 para el perfil BADC con función de coste económica  $J_{eco}$

para cumplir con la ecuación del balance de potencias. Como se puede observar en la Figura 7.7, en este nuevo escenario existen picos de potencia que ahora la pila no es capaz de cumplir por si sola, y deben ser compensados por los elementos de almacenamiento. En dicha figura, la pila de combustible se muestra en azul, la batería en verde y el supercapacitor en color naranja. En el periodo de tiempo entre [400-750] segundos, la batería y el supercapacitor entregan energía. Como se puede observar, dicha energía es la que tenían inicialmente almacenada puesto que antes no han absorbido ninguna energía proveniente de la recuperación.

La Figura 7.8 muestra un detalle la potencia de la pila de combustible presentada la Figura 7.7. En el periodo representado, se muestra una comparación entre la entrega de potencia de la pila de combustible y la energía necesaria para el movimiento para el caso de máximo consumo del escenario 2. Como se puede observar, existen casos en que la pila no puede absorber ciertos picos de potencia que serán suplidos con la ayuda de los elementos de almacenamiento.

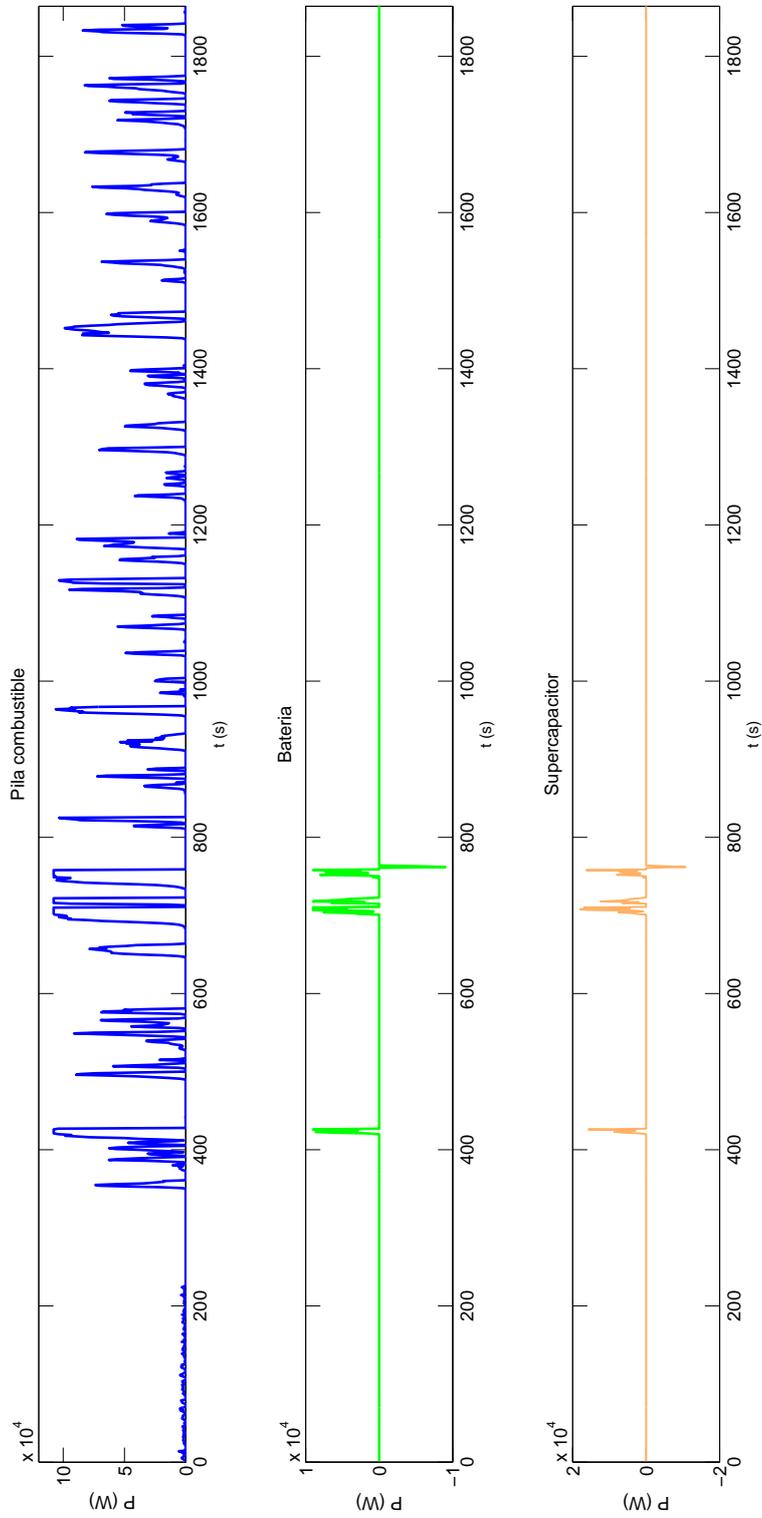


Figura 7.7: Potencia entregada por los elementos del sistema en el escenario 2 para el punto de máximo consumo para el perfil BADC con función de coste económica  $J_{eco}$

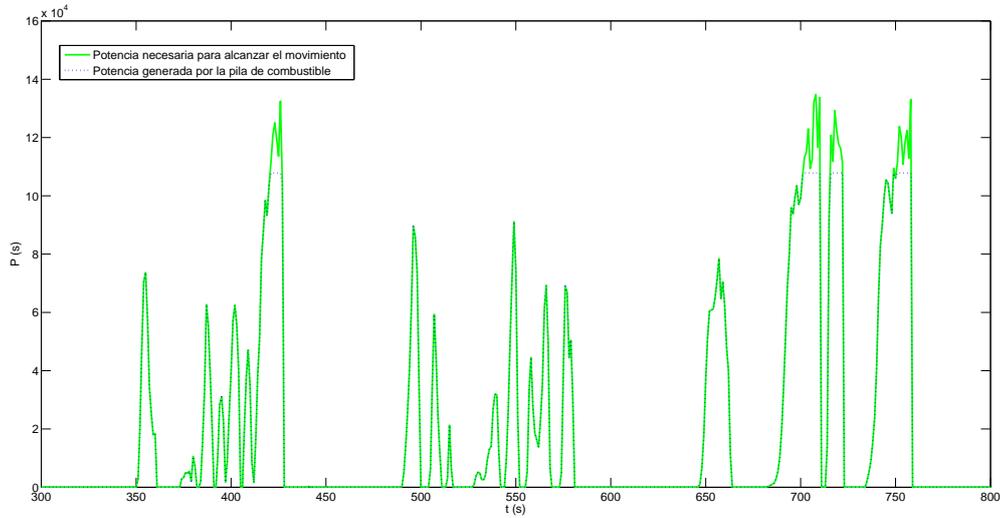


Figura 7.8: Potencia entregada por la pila de combustible comparada con la potencia necesaria para generar el movimiento para el perfil BADC con función de coste económica  $J_{eco}$

### b) Punto de máxima recuperación

Para este segundo caso los elementos de almacenamiento presentan un comportamiento similar al del escenario 1. Los coeficientes  $\alpha_{fc}$  y  $\alpha_{freno}$  son iguales a 1 para este punto de operación, mientras los demás son iguales a cero. El Cuadro 7.5 muestra los porcentajes de entrega de energía dicho punto. Se observa que el total de energía recuperada del frenado regenerativo es del 51.61 % lo cual es similar al escenario 1 puesto que la capacidad de los elementos de almacenamiento no ha variado. Se puede observar también que se acerca al valor teórico de recuperación de energía (52.33 %).

La Figura 7.9 muestra el comportamiento de la pila de combustible, la batería y el supercapacitor.

### c) Relación entre consumo máximo y máxima recuperación

El Cuadro 7.6 además de presentar los puntos de máximo consumo y máxima recuperación muestra dos puntos intermedios, que permiten visualizar la variación en la entrega de energía de los elementos del sistema. El punto A se obtiene cuando los coeficientes  $\alpha_{fc}$  y  $\alpha_{freno}$  valen 0.4 mientras que los coeficientes  $\alpha_{db}$ ,  $\alpha_{ds}$ ,  $\alpha_{cb}$ ,  $\alpha_{cs}$  valen 0.7. Por otro lado, el punto B se obtiene

Elemento	Energía [J]	Porcentaje %
Pila de combustible	$10.9432 \times 10^6$	48.39
Batería	$4.2323 \times 10^6$	18.68
Supercapacitor	$7.4609 \times 10^6$	32.93

Cuadro 7.5: Porcentaje de energía entregada por los elementos de almacenamiento para el caso B del escenario 2 para el perfil BADC con función de coste económica  $J_{eco}$

cuando  $\alpha_{fc}$  toma un valor de 0.9 y los coeficientes  $\alpha_{db}$ ,  $\alpha_{ds}$ ,  $\alpha_{cb}$ ,  $\alpha_{cs}$  toman un valor de 0.1, respectivamente. Como se puede observar, mientras se mueve de cero hasta uno, el valor del coeficiente  $\alpha_{fc}$  de la pila de combustible, la potencia generada por la misma disminuye.

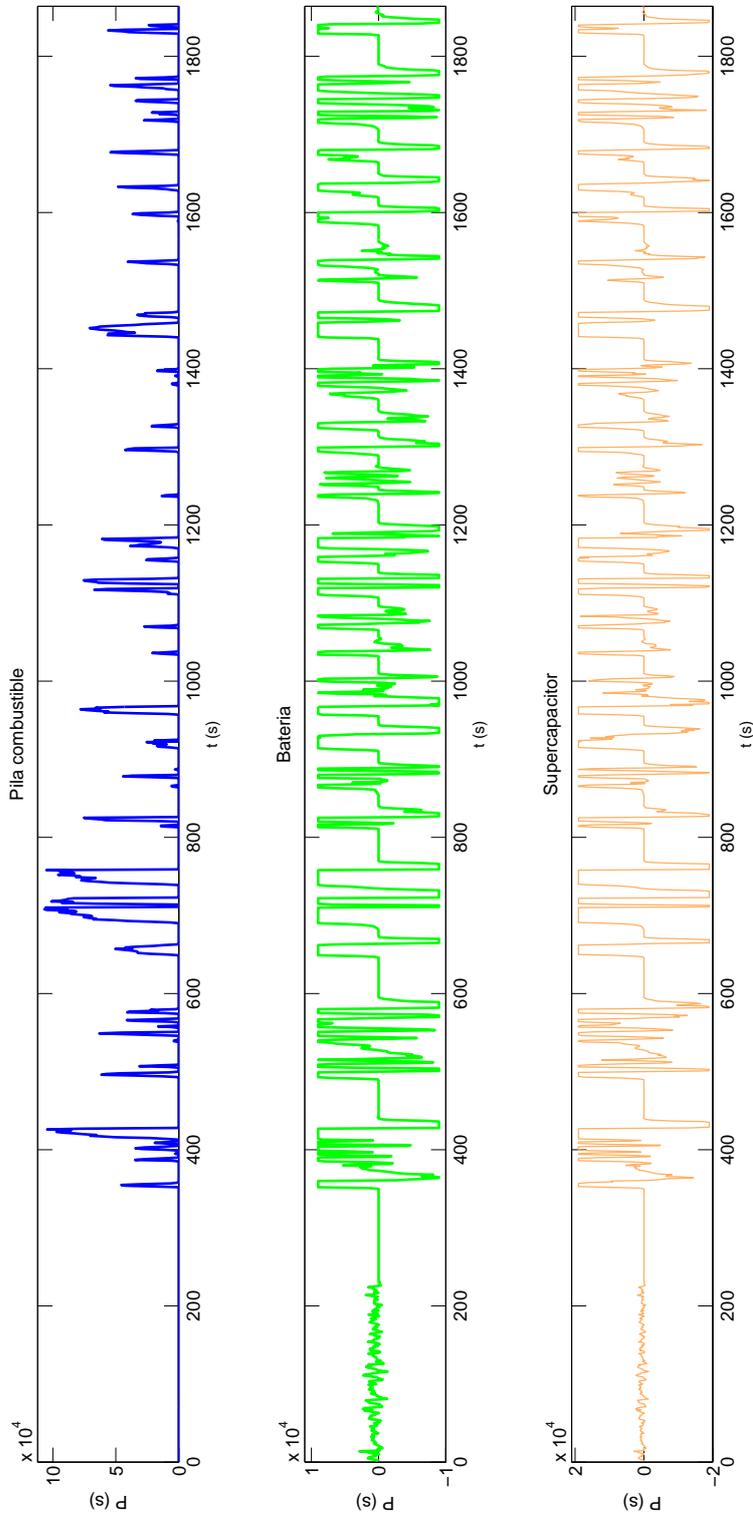


Figura 7.9: Potencia entregada por los elementos del sistema en el escenario 2 para el punto de máxima recuperación para el perfil BADC con función de coste económica  $J_{eco}$

Elemento	Máximo Consumo (%)	Punto Intermedio A (%)	Punto Intermedio B (%)	Máxima Recuperación (%)
Pila de combustible	98.3	63.3	51	48.4
Batería	0.76	14.76	18.05	18.67
Supercapacitor	0.94	21.95	30.95	32.93

Cuadro 7.6: Relación entre consumo máximo y recuperación máxima del escenario 2 para el perfil BADC con función de coste económica  $J_{eco}$

La Figura 7.10 muestra la frontera de la variación de energía entre los puntos límites, de máximo consumo y máxima recuperación. El primero de ellos se representa a la izquierda de la figura y el segundo a la derecha. Comparando dicha frontera con la del escenario 1, la curva se diferencia en el punto de máximo consumo, puesto que el valor aportado por la pila de combustible es menor. En cambio, el punto de máxima recuperación es el mismo.

### 7.2.3. Tercer Escenario

En el tercer escenario, la pila de combustible puede proporcionar sólo el 60 % de la potencia necesaria para cumplir el pico máximo del perfil de potencia. Debido a esto, si se hace la suma de la potencia máxima que la pila es capaz de generar más las potencias máximas de los elementos de almacenamiento en dicho instante (asumiendo que los ESS sean capaces de aportar toda su potencia), se comprueba que la suma de potencias no es suficiente para cumplir el pico máximo de potencia del perfil requerido. Debido a esto, la ecuación del balance de potencias no podrá ser cumplida. Para evitar las soluciones infactibles, se procede a suavizar esta restricción.

La diferencia entre la potencia deseada en un instante de tiempo  $k$ , y la potencia real que alcanza el sistema se expresa como

$$\Delta p(k) = p_v(k) - p_{actual}(k) \quad (7.31)$$

De la misma manera, en un principio, se analizan los puntos de máximo consumo y de máxima recuperación con la nueva función de coste y restricciones blandas.

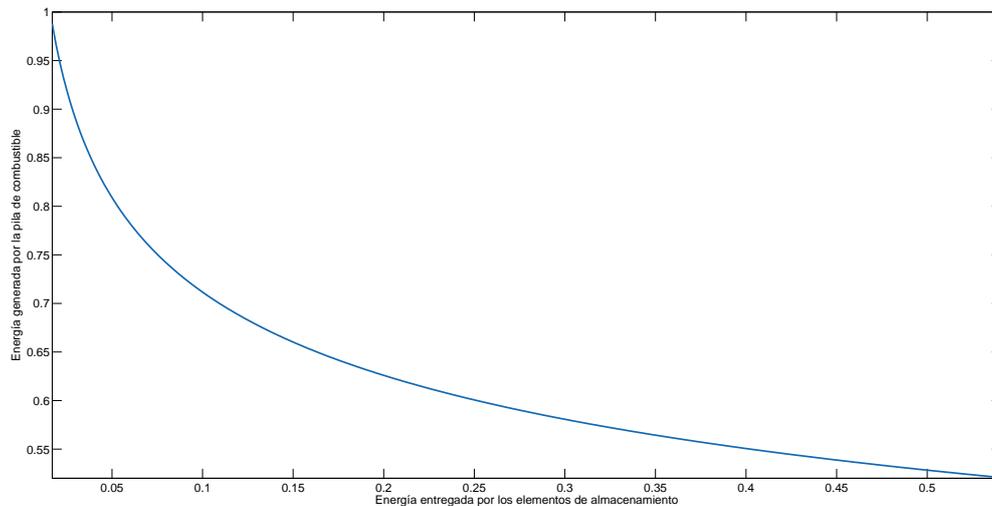


Figura 7.10: Relación entre la energía entregada por la pila y la entregada por elementos de almacenamiento para el perfil BADC con función de coste económica  $J_{eco}$

#### a) Punto de máximo consumo

Para los dos escenarios anteriores, con el aporte de la pila de combustible, y de los elementos de almacenamiento (mediante recuperación del frenado) se conseguía proporcionar la potencia requerida para seguir el perfil de velocidad. Con el dimensionamiento considerado de la pila en este tercer escenario, no se logra cumplir todo el perfil, si no tan solo el 94.63 % del mismo. Aunque gracias a la relajación introducida se evita la infactibilidad.

El Cuadro 7.7 muestra el aporte de los elementos para este escenario. El valor de los coeficientes es el mismo que para los dos escenarios anteriores y  $w_\gamma$  es igual a 1.

La Figura 7.11 muestra el perfil de potencia demandado en color verde y el perfil de potencia alcanzado para el presente escenario en azul, que se logra con la suma del aporte de todos los elementos del sistema de propulsión. Como se puede observar, existen siete picos de potencia que no pueden ser alcanzados. Todos estos picos se encuentran sobre los 95 [kW] de potencia, cuando la potencia de la pila de combustible es de cerca de 81 [kW]. Los picos de potencia no completamente satisfechos se encuentran en los siguientes periodos de tiempo: [380-400], [630-700], [710-780], [800-820], [1100-1150] y [1420-1480] segundos.

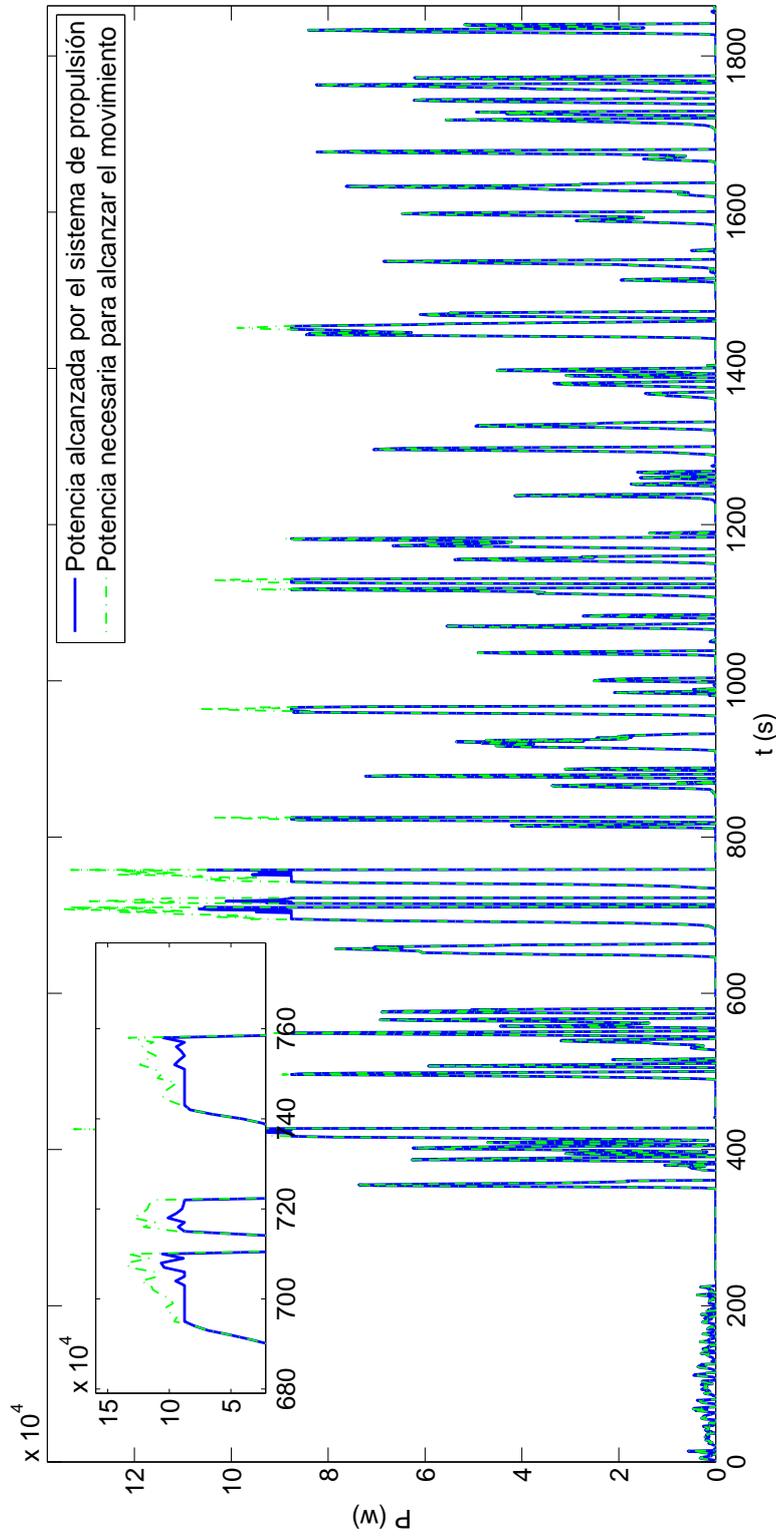


Figura 7.11: Balance de potencias para el escenario 3 en el punto de máximo consumo para el perfil BADC con función de coste económica  $J_{eco}$

Elemento	Energía [J]	Porcentaje %
Pila de combustible	$21.2747 \times 10^6$	93.9
Batería	$79.2989 \times 10^3$	0.35
Supercapacitor	$81.5646 \times 10^3$	0.36

Cuadro 7.7: Porcentaje de energía entregada por los elementos de almacenamiento para el caso B del escenario 3 en el punto de máximo consumo para el perfil BADC con función de coste económica  $J_{eco}$

Elemento	Energía [J]	Porcentaje %
Pila de combustible	$4.7285 \times 10^6$	20.87
Batería	$4.2300 \times 10^6$	18.67
Supercapacitor	$7.4586 \times 10^6$	32.92

Cuadro 7.8: Porcentaje de energía entregada por los elementos de almacenamiento para el caso B del escenario 3 en el punto de máximo consumo para el perfil BADC con función de coste económica  $J_{eco}$

En el momento en que no se alcanza la potencia deseada, la velocidad que se obtendrá tampoco se corresponderá con la establecida mediante el correspondiente perfil.

#### b) Punto de máxima recuperación

El Cuadro 7.8 muestra el aporte energético de las fuentes. Los coeficientes son los mismos usados para los dos escenarios anteriores en el punto de máxima recuperación y  $w_\gamma$  igual a 1. A diferencia de los escenarios anteriores, aunque los elementos de almacenamiento proporcionen el 51.6 % del valor de energía necesaria para el movimiento tomada del frenado, la pila de combustible aporta sólo un 20.87 %. En el escenario 3, el punto de máxima recuperación se produce cuando en los periodos de tiempo donde menos se cumple el perfil de potencia demandado, siendo el grado de cumplimiento del perfil de un 72.4 %.

Si se suma el aporte de los elementos de almacenamiento, se observa que se acerca nuevamente al 52.3 % teórico, con lo que se comprueba que es el punto en donde se aprovecha mejor el frenado regenerativo. La Figura 7.12 muestra el nuevo balance de potencias para el punto actual. A diferencia de la Figura 7.11, existen más puntos donde ya no se alcanza la potencia demandada. En dicha figura, la potencia demandada se representa en verde y la potencia generada en azul.

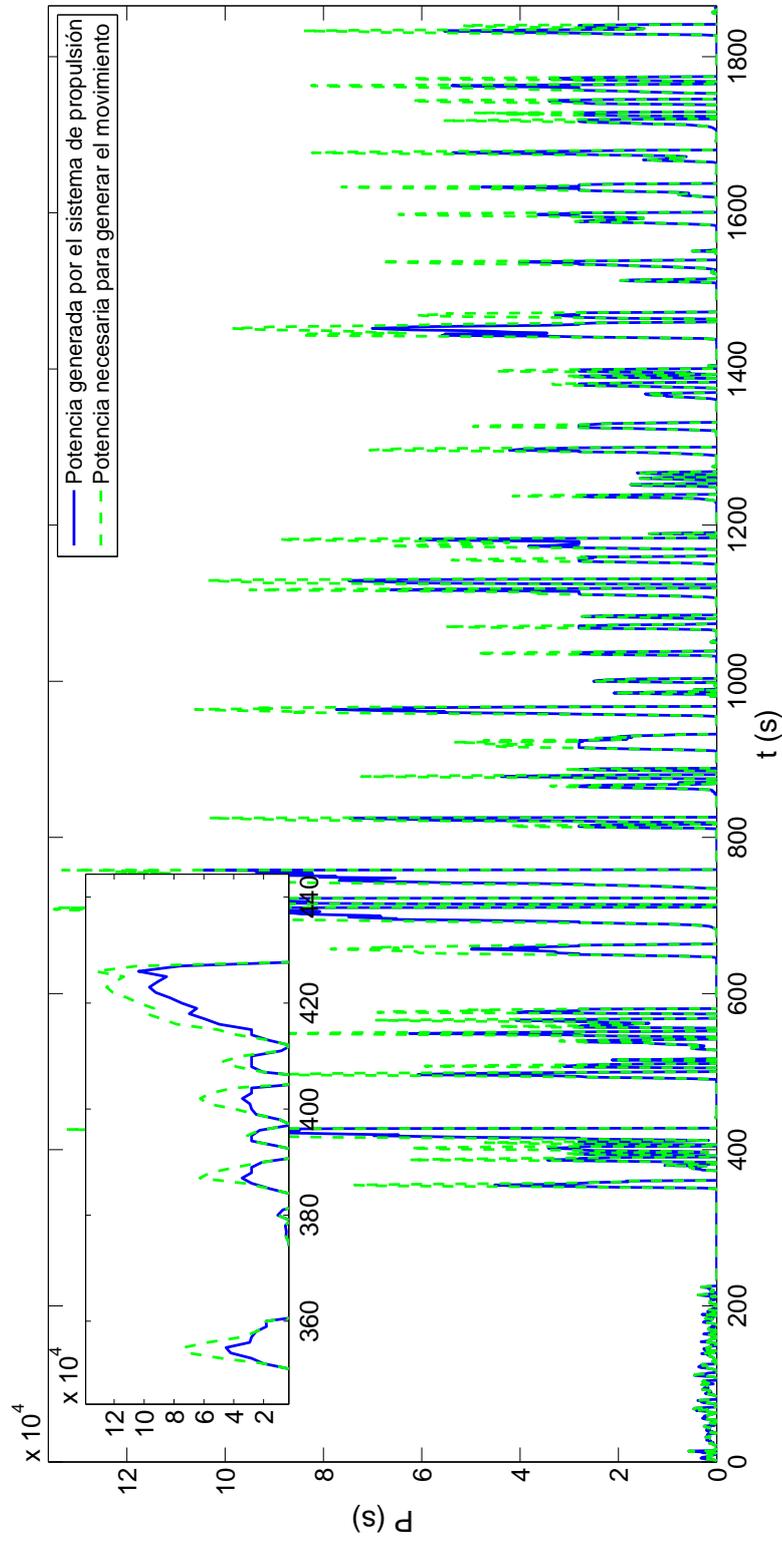


Figura 7.12: Balance de potencias para el escenario 3 en el punto de máxima recuperación para el perfil BADC con función de coste económica  $J_{eco}$

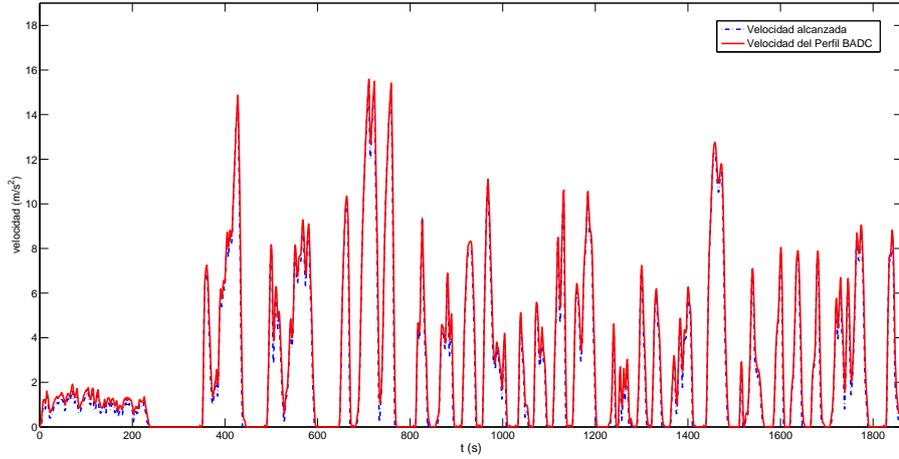


Figura 7.13: Comparación de la velocidad alcanzada para el escenario 3 en el punto de máxima recuperación con la velocidad del perfil BADC con función de coste económica  $J_{eco}$

### c) Enganche a la velocidad del perfil

Como ya ha mencionado, al no cumplir el perfil de potencia se produce un desacople del perfil de velocidad. Por ello es necesario lograr acoplar nuevamente la velocidad en cada paso, para cumplir el perfil de manera eficiente. Esto, no implica que se vaya a cumplir todo el perfil.

A partir de la dinámica inversa del vehículo (3.7), se puede obtener la velocidad actual del mismo y por tanto todo el perfil de velocidad que se consigue. Entonces para cada valor de  $p_v(k)$ , se calcula la velocidad. Sabiendo que:

$$E(k) = \frac{1}{2}mv^2(k) \quad (7.32)$$

se obtiene que la velocidad es:

$$v(k) = \sqrt{\frac{2E(k)}{m}} \quad (7.33)$$

que al discretizar queda:

$$v(k) = \sqrt{\frac{2E(k)}{m}} \quad (7.34)$$

De manera análoga, al discretizar la ecuación (2.7), se tiene:

$$p(k) = \frac{1}{2}p_v(s c_x)v^3(k) + mgv(k)c_{rr} + mgv(k)\sin(\alpha) + mv(k)\frac{v(k+1) - v(k)}{T}. \quad (7.35)$$

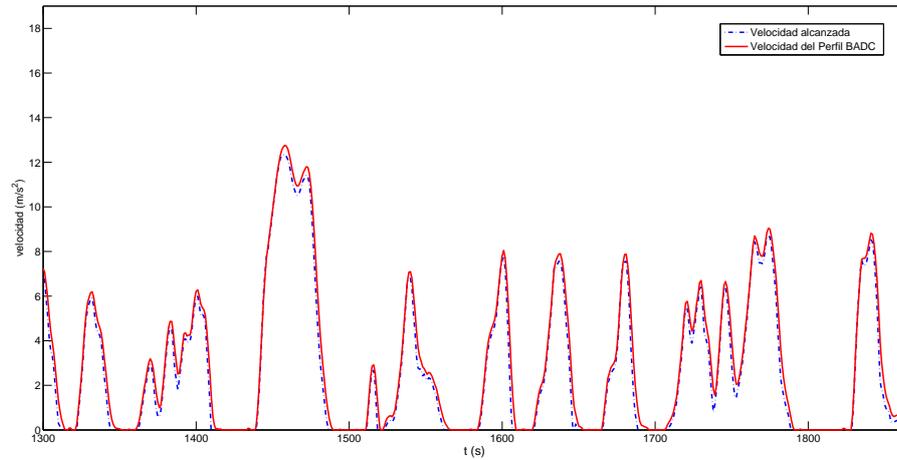


Figura 7.14: Detalle de las velocidades para el escenario 3 en el punto de máxima recuperación para el perfil BADC con función de coste económica  $J_{eco}$

Para el periodo de muestreo considerado ( $T = 1s$ ), y despejando  $v(k + 1)$  resulta:

$$v(k + 1) = \frac{p(k)}{\sqrt{2E(k)m}} - \frac{p_v(sc_x)E(k)}{m^2} - \frac{2gC_{rr}E(k)}{m} + \frac{2\sqrt{E(k)}}{\sqrt{2m}} \quad (7.36)$$

La Figura 7.13 muestra el perfil de velocidad alcanzado en el tercer escenario en su punto de máxima recuperación comparado con el perfil BADC. Como se observa la velocidad deseada se alcanza solamente en ciertos periodos de tiempo y en otros se produce el desenganche (o desacople).

La Figura 7.14 presenta un detalle de la figura anterior en el periodo de tiempo [1300-1864] segundos comparando el perfil de velocidad alcanzado con el perfil original BADC. Se puede observar que no se alcanza el perfil BADC representado en rojo.

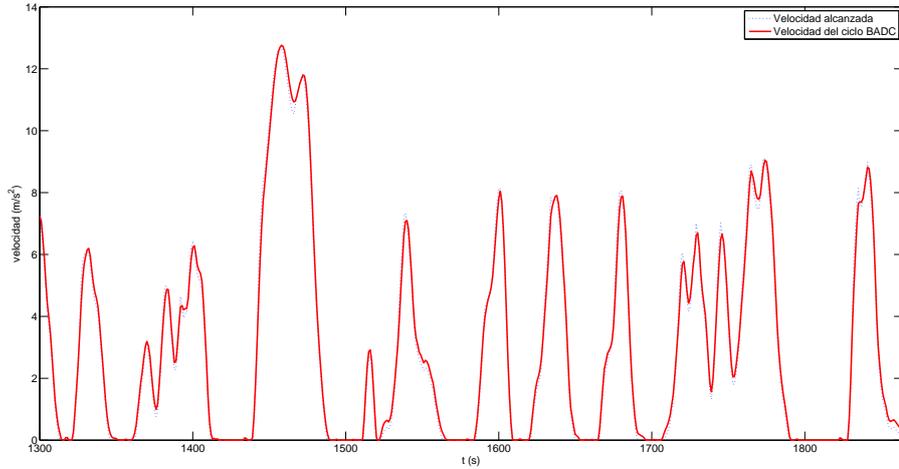


Figura 7.15: Sección de velocidades para el escenario 3 en el punto de máxima recuperación para el perfil BADC con función de coste económica  $J_{eco}$

En este escenario, el controlador toma como valor futuro el siguiente punto de potencia demandada, sin importar el error que se lleva arrastrando del instante anterior. Entonces, para alcanzar el perfil de velocidad deseado el siguiente valor de potencia a dar al controlador, será:

$$p_v(k+1) = p_v(k) + \Delta p \quad (7.37)$$

donde  $\Delta p$  será la diferencia de potencia no alcanzada que se ha guardado en el instante  $k$ . En el mismo periodo de operación, la Figura 7.15 muestra la misma sección de velocidad. La mejora en el cumplimiento del perfil de potencia, asciende a un 89 % del 72.4 % inicial.

Como se puede observar, el perfil de velocidad se cumple de mejor manera al aplicar esta estrategia, pues se alcanzan valores del perfil de velocidad que antes no se alcanzaban.

### c) Peor escenario

Como analizamos en el escenario 3, el perfil de conducción no se llega a cumplir. Pero puede existir un caso aún más restrictivo para las fuentes de generación y almacenamiento. Este será, en el caso en que todos los elementos tengan un coste de operación elevados. Esto quiere decir que  $\alpha_{fc}$ ,  $\alpha_{db}$ ,  $\alpha_{ds}$ ,  $\alpha_{cb}$ ,  $\alpha_{cs}$ ,  $\alpha_{freno}$  tienen valores máximos iguales a 1. La restricción del balance de potencias sigue siendo blanda. Para este caso en particular, el cumplimiento del perfil es de un 28 %.

### 7.3. Uso de la función objetivo $J_c$

Una vez que se asoció la potencia de los elementos con el coste operacional que tendría cada uno de ellos de manera idealizada y se los probó en la función de coste  $J_{eco}$ , en esta última parte del capítulo, se toman los valores de eficiencia mostrados en la Sección 3.4. Por lo tanto, las señales de control obtenidas por el controlador deben cambiar en su magnitud y ya no se podrán acercar tanto a los valores teóricos de recuperación de energía calculados para los perfiles. En esta sección se simula la gestión de energía con los perfiles de conducción Manhattan y BADC. También se usa la función de coste  $J_c$  introducida en el Capítulo 5, que toma en consideración además del coste económico la vida útil de las baterías y pila de combustible. Esta función de coste es más específica que la función de coste  $J_{eco}$  utilizada hasta este punto del capítulo. El horizonte de predicción utilizado será de 60 segundos. Al aumentar el horizonte de predicción  $H_p$ , los valores de las señales de control convergen hacia los encontrados en la DP en el Capítulo 5, sin embargo más incertidumbre existen en la predicción de velocidad utilizada por el EMPC.

Una vez encontrados los valores de las señales con el EMPC, se presentará una comparativa con los resultados obtenidos en el Capítulo 5 mediante el uso de la DP. Con este fin, en ambos casos se usa la función de coste definida en  $J_c$ , como ya se mencionó anteriormente. Entonces el planteamiento del controlador será:

$$\min_{p_{fc}, p_{bat}, SOC} J_c(\mathbf{x}, \mathbf{x}_0, \mathbf{u}, \mathbf{u}_0, \mathbf{d}) \quad (7.38)$$

$$\mathbf{x}(k+1) = \mathbf{A}\mathbf{x}(k) + \mathbf{B}\mathbf{u}(k) + \mathbf{B}_p\mathbf{d}(k) \quad (7.39)$$

$$\mathbf{0} = \mathbf{E}_u\mathbf{u}(k) + \mathbf{E}_d\mathbf{d}(k). \quad (7.40)$$

$$\mathbf{x}_N = \mathbf{x}_0 \pm a \quad (7.41)$$

$$-10[kW] \leq p_{bat}(k) \leq 10[kW]. \quad (7.42)$$

$$-20[kW] \leq p_{sup}(k) \leq 20[kW]. \quad (7.43)$$

$$0 \leq p_{fc}(k) \leq 150[kW]. \quad (7.44)$$

$$-120[kW] \leq p_{freno}(k) \leq 0. \quad (7.45)$$

$$0.4 \leq SOC(k) \leq 0.8. \quad (7.46)$$

$$0,1 \leq SOE(k) \leq 0,9. \quad (7.47)$$

Elemento	Energía entregada	Porcentaje
Pila de Combustible	19.06 MJ	84,06 %
Baterías	1.72 MJ	7.62 %
Supercapacitor	1.88 MJ	8.32 %

Cuadro 7.9: Aporte energético de las fuentes para el perfil BADC con función de coste  $J_c$  y controlador EMPC

### 7.3.1. Perfil de conducción BADC

#### a) Control EMPC

La Figura 7.16 muestra las potencias entregadas por pila de combustible, la batería y el supercapacitor para cumplir el perfil de velocidad BADC. El Cuadro 7.9 detalla el aporte porcentual de cada una de las fuentes para lograr la energía necesaria para el movimiento. Se puede observar que los elementos de almacenamiento tienen un aporte menor de energía que para el caso en donde las eficiencias eran unitarias, por lo que el uso del hidrógeno en la pila de combustible aumenta.

Comparando los escenarios y el modelo con eficiencias unitarias con el actual, se puede determinar que la pila de combustible siempre debería generar una mayor cantidad de energía, que el 48.4 % encontrado como mejor escenario con considerando eficiencias unitarias. Si se realiza una comparativa con los resultados presentados en el Cuadro 5.3, que es el aporte de las fuentes para el perfil BADC obtenido mediante DP, con la función de coste  $J_c$  se puede observar que el uso de la pila de combustible es mayor en el controlador EMPC, no obstante, sus valores se acercan bastante al óptimo encontrado. La diferencia porcentual es de 6.1 % de energía aportada. Por lo que se refiere a la recuperación de energía, la diferencia porcentual es del 5.99 %. Esto implica, que los valores encontrados se acercan a los valores considerados como óptimos obtenidos de la DP.

Es importante para los cálculos se toma en cuenta el valor que existe como estado final del SOC y el SOE, en relación a los valores iniciales.

#### a) Comparación del control EMPC y DP

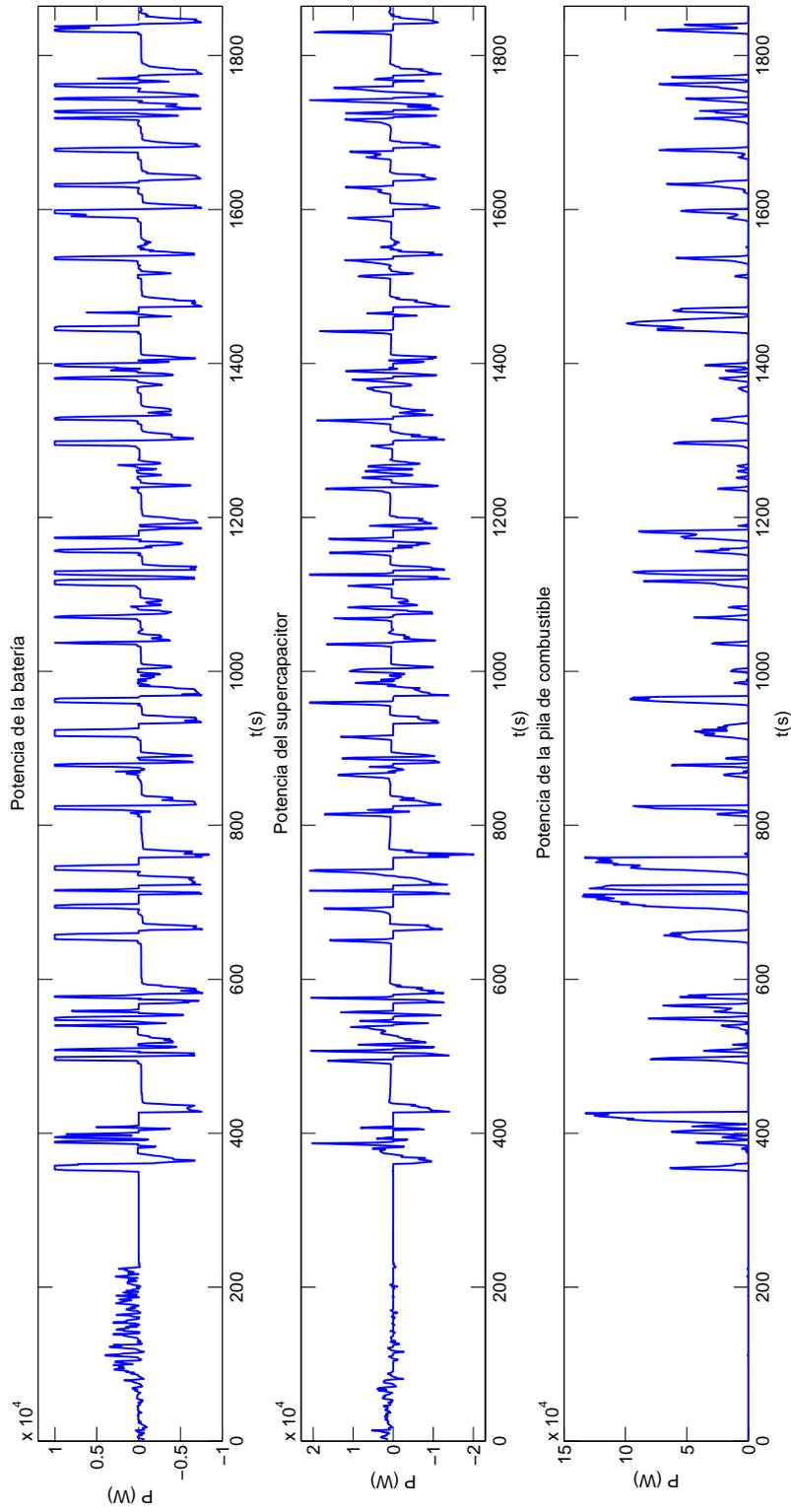
En el Capítulo 4 se discutió que la potencia debe ser generada por la pila, entregada por los elementos de almacenamiento en los momentos de aceleración del perfil y absorbida por los elementos de almacenamiento en los momentos de desaceleración. También se observó que

durante las paradas de servicio del autobús, ninguna fuente debe generar energía ni absorberla debido a que no existen requerimientos de velocidad en esos instantes.

Para verificar que la potencia resultante del controlador EMPC cumpla dicho comportamiento, en vez de presentar la comparativa con la potencia requerida por el perfil de velocidad, se la comparará directamente con la potencia obtenida para la función  $J_c$  mediante DP. Dicha potencia ya había sido comparada con la potencia necesaria para generar el movimiento, que será la misma durante todo el perfil de velocidad puesto que al ser una demanda no depende de la función de coste ni de la técnica utilizada para diseñar el controlador. La Figura 7.17 muestra la potencia generada por la pila de combustible con el EMPC y la DP. En azul, se nota que los picos de potencia entregados por el EMPC son mayores que los picos en verde obtenidos mediante DP.

La comparación del porcentaje óptimo que entregan las fuentes para el movimiento, con las que entregan en el control EMPC se muestran en el Cuadro 7.10.

El porcentaje de energía recuperada en DP era del orden de 21.93 %, mientras que en el EMPC es del 15.93 %. La Figura 7.18 muestra el  $SOC$  de la batería tanto para el control EMPC y DP. En verde, el  $SOC$  obtenido mediante DP muestra un comportamiento parecido al obtenido mediante el control EMPC mostrado en azul. Los periodos de carga y descarga son iguales en ambos casos. El SOC en el control EMPC termina casi un 0.1 mas abajo que en el caso de la DP. Este valor fue tomado en consideración en el cálculo de los cuadros respectivos.

Figura 7.16: Potencia entregada por las fuentes para el perfil BADC con función de coste  $J_c$  y controlador EMPC

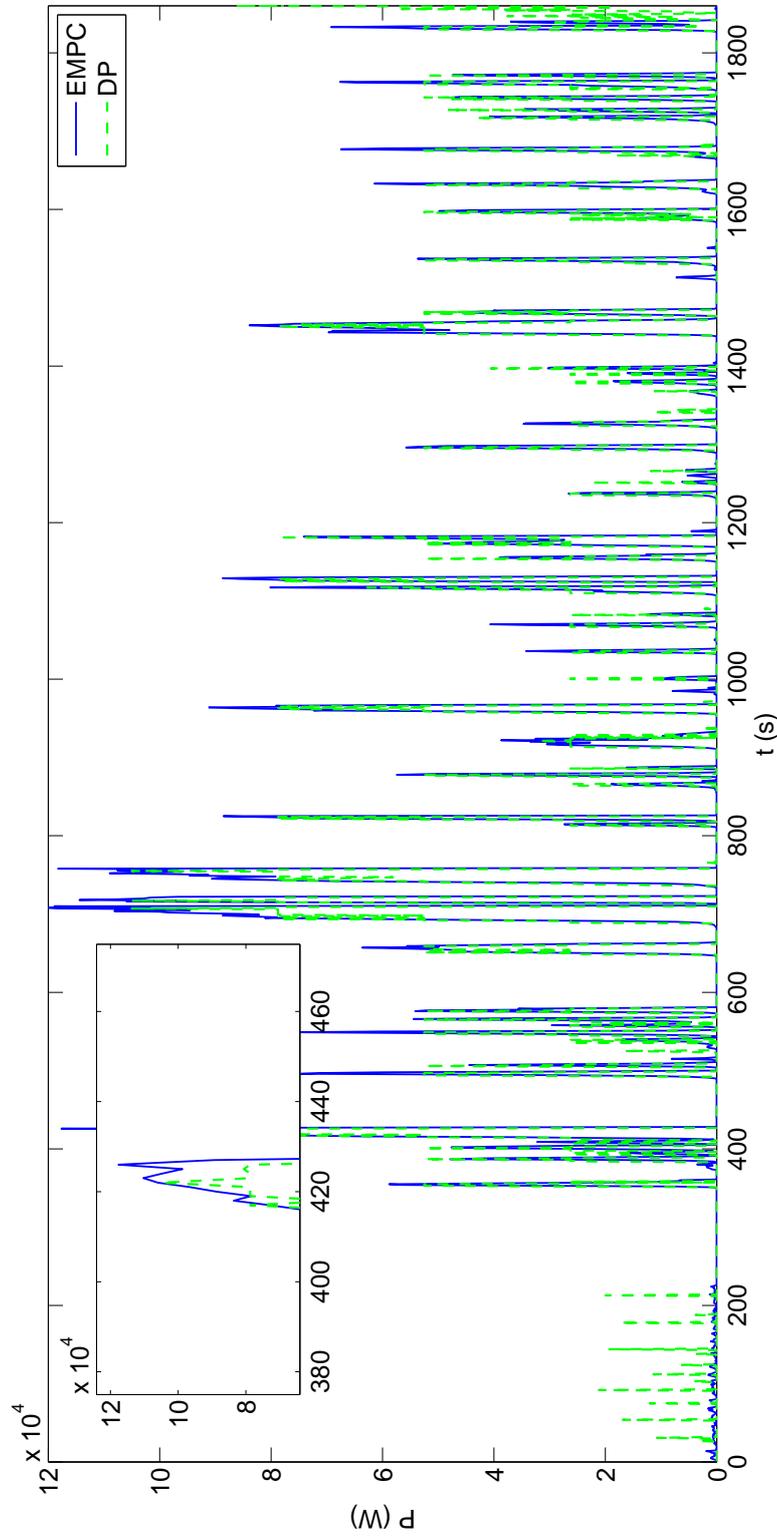


Figura 7.17: Potencia entregada por la pila de combustible en EMPC y DP para el perfil BADC con función de coste  $J_c$

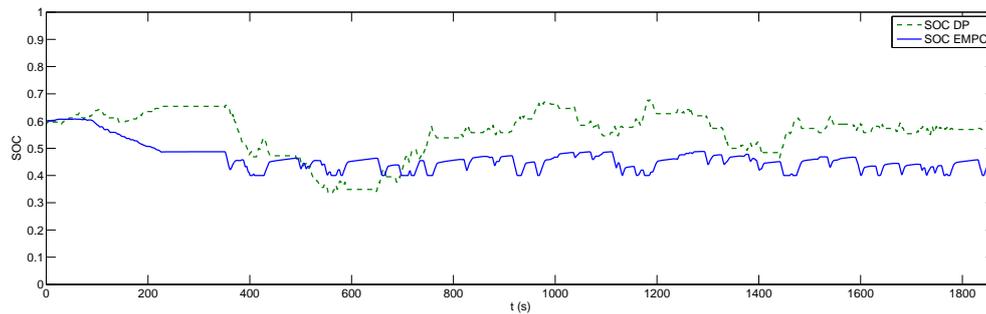


Figura 7.18:  $SOC$  de la batería con controlador EMPC y estrategia DP para el perfil BADC con función de coste  $J_c$

Elemento	EMPC	DP
Pila de Combustible	84.06 %	78.07 %
Baterías	7.61 %	10.94 %
Supercapacitor	8.32 %	10.99 %

Cuadro 7.10: Comparación del aporte energético de las fuentes para el perfil BADC con función de coste  $J_c$  y controlador EMPC y estrategia con programación dinámica

La Figura 7.19 muestra el detalle del periodo [620-850] segundos de la Figura 7.18, para que se visualice de mejor manera la comparativa. En verde queda graficada de igual manera la estrategia de DP, mientras que en azul la del controlador EMPC. En esta figura, se visualiza con mejor detalle que el controlador EMPC genera mayor cantidad potencia mediante la pila de combustible y por lo tanto consume mayor cantidad de hidrógeno, no obstante, sus valores se acercan a los obtenidos mediante DP.

### 7.3.2. Perfil de conducción Manhattan

#### a) Control EMPC

De igual manera que para el perfil BADC, se muestran en la Figura 7.20 las potencias entregadas por los elementos para cumplir el perfil de velocidad Manhattan.

En el Cuadro 7.11 se muestra el aporte en porcentajes de cada una de las fuentes del sistema

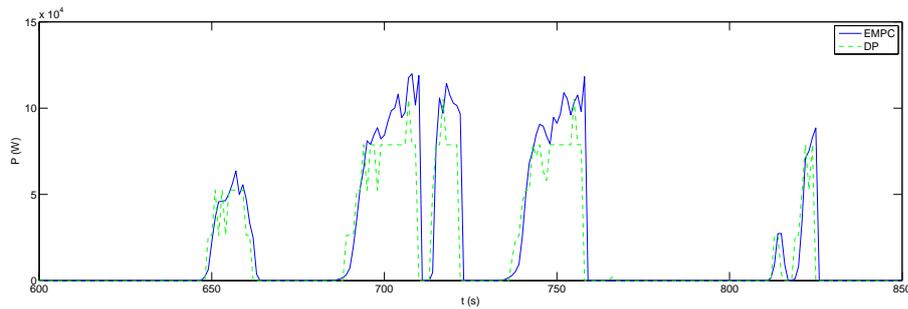


Figura 7.19: Detalle de la potencia entregada por la pila de combustible en EMPC y DP para el perfil BADC con función de coste  $J_c$

Elemento	Energía entregada	Porcentaje
Pila de Combustible	11.17 MJ	81.24 %
Baterías	1.24 MJ	9.03 %
Supercapacitor	1.33 MJ	9,73 %

Cuadro 7.11: Aporte energético de las fuentes para el perfil Manhattan con función de coste  $J_c$ .

de propulsión, cuya sumatoria cumple con la cantidad de energía necesaria para el movimiento. En el escenario sin considerar las eficiencias en los convertidores y los diferentes elementos, la pila de combustible podría generar como mínimo un 42 % de la energía necesaria para el movimiento. Sin embargo, al considerar las eficiencias al sistema, y con la función de coste  $J_c$ , el porcentaje mínimo que debe generar la pila de combustible es de cerca de un 80 %.

De la misma manera que en el caso anterior, se puede observar que el uso de la pila de combustible es mayor en el controlador EMPC, no obstante, sus valores se acercan a la solución óptima ideal.

#### b) Comparación del control EMPC y DP

El sistema debe generar potencia, en los momentos que se necesite acelerar para lograr una cierta velocidad, y esos instantes deberán ser los mismos tanto para el control óptimo como para el EMPC. En la Figura 7.21 se muestra la potencia generada por la pila de combustible con el control EMPC y la DP.

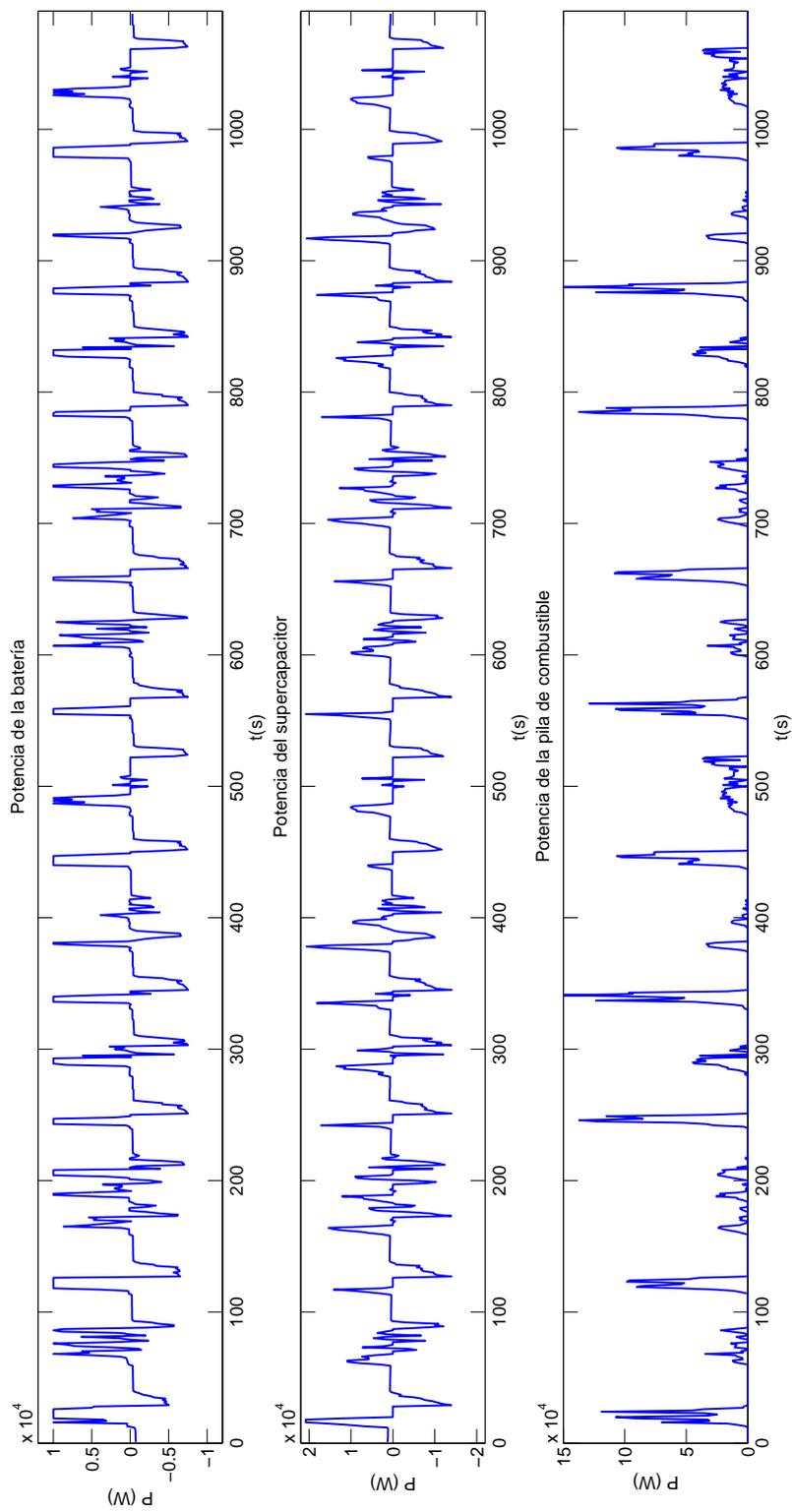


Figura 7.20: Potencia entregada por las fuentes para el perfil Manhattan con función de coste  $J_c$  con controlador EMPC

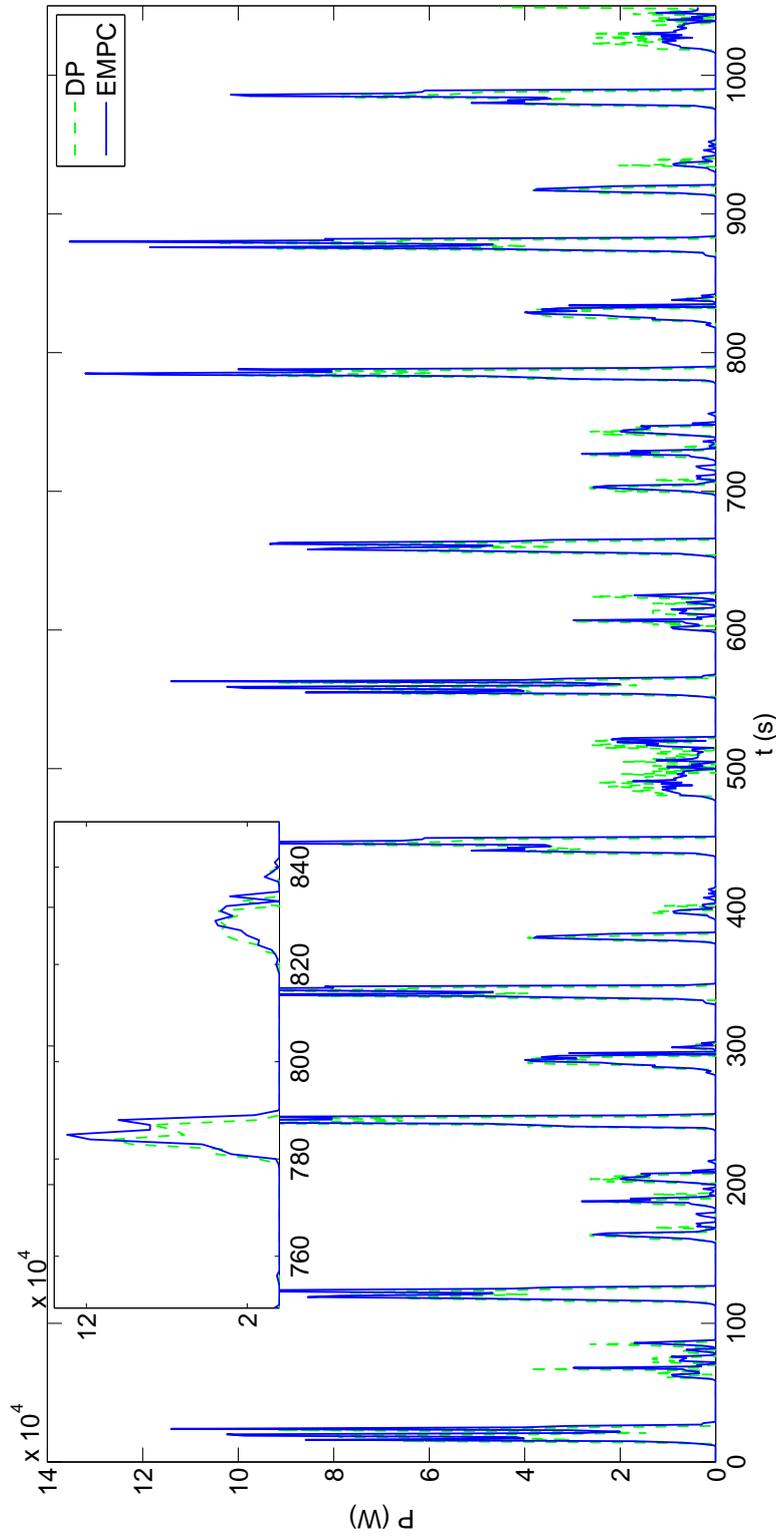


Figura 7.21: Potencia entregada por la pila de combustible en EMPC y DP para el perfil Manhattan con función de coste  $J_c$

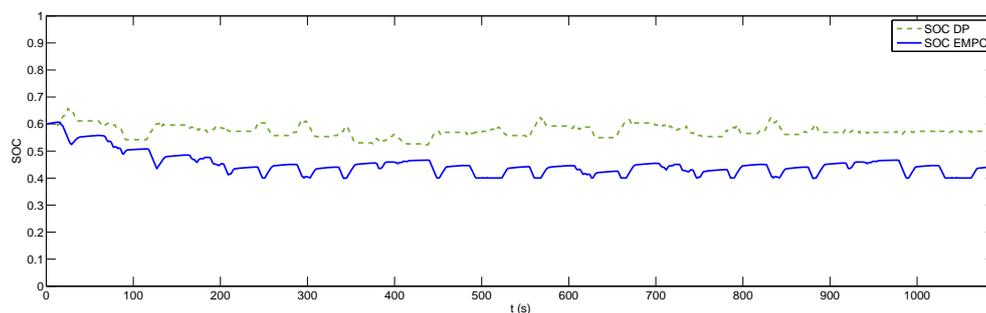


Figura 7.22:  $SOC$  de la batería en EMPC y DP para el perfil Manhattan con función de coste  $J_c$

Elemento	EMPC	DP
Pila de Combustible	81.205 %	78.19 %
Baterías	9.03 %	8.80 %
Supercapacitor	9.73 %	13.01 %

Cuadro 7.12: Comparación del aporte energético de las fuentes para el Manhattan DC con modelo completo.

Como se puede observar el comportamiento del sistema con el controlador EMPC es similar al de la estrategia de DP, con excepción de las magnitudes de potencia que cambian. No obstante se puede observar que la línea azul que representa la pila de combustible para el EMPC genera potencia en los mismos instantes que la línea entrecortada verde que representa a la pila de combustible en DP. Con ello se asegura que la pila de combustible genere potencia para los instantes de aceleración del perfil, y en los momentos de paradas de servicio no genere potencia.

La comparación del porcentaje óptimo que entregan las fuentes para el movimiento, con las que entregan en el control EMPC se muestra en el Cuadro 7.12. La Figura 7.22 muestra la variación del  $SOC$  de la batería para ambas técnicas. La diferencia en el SOC final fue incluido en el cálculo de las tablas respectivas.

El porcentaje de energía recuperada en DP era del orden de 21.81 %, mientras que en el EMPC es del 18,76 %. Como se observa este porcentaje sufre una disminución. La pila de combustible porcentualmente genera un 3.015 % más de energía que para el caso de la DP. Estos valores no difieren en gran medida de los valores óptimos. La Figura 7.23 muestra el periodo de tiempo entre [600-850] segundos de la Figura 7.21.

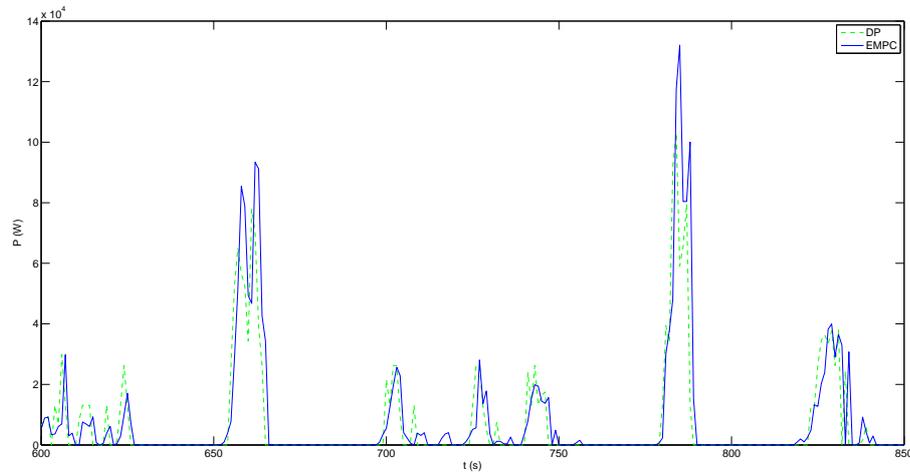


Figura 7.23: Detalle de la potencia entregada por la pila de combustible en EMPC y DP para el perfil Manhattan con función de coste  $J_c$

## 7.4. Conclusiones

A manera de conclusión, como se ha podido observar con el uso de ambas funciones de coste, en primer lugar  $J_{eco}$  y luego  $J_c$ , el sistema de propulsión con el controlador EMPC es capaz de satisfacer las condiciones del perfil de velocidad generando potencia en los momentos de aceleración y absorbiéndola en los momentos del frenado. La función de coste  $J_{eco}$  al considerar un coeficiente distinto de cero al supercapacitor y al definirlo como un elemento de la función de coste, de la misma manera que las baterías, permite limitar el uso del mismo en la absorción y entrega de potencia. No obstante, se trabaja con coeficientes iguales tanto para la batería y el supercapacitor. En caso de considerar pesos distintos se podrá priorizar el uso de batería y supercapacitor.

El modelo del sistema sin la inclusión de las eficiencias hace que no se tengan en cuenta las pérdidas, obteniéndose resultados de recuperación de energía del frenado regenerativo próximos a los teóricos: 52.34 % para el perfil Buenos Aires y de 58.85 % para el perfil Manhattan. Con la función  $J_{eco}$  se pudo observar como variando los pesos de los elementos de generación de energía, se puede recuperar mayor o menor cantidad de energía, siendo un elemento clave para el ajuste del controlador MPC económico al tener en cuenta los costes de operación. También se observa que en el caso de no cumplir el perfil de potencias, cuando el dimensionamiento del sistema de propulsión no es el adecuado, se produce el desenganche del perfil de velocidad, y se

ha planteado un método para que en el instante siguiente, la velocidad tienda a ser recuperada y no se desacople completamente del perfil.

El coste de operación de los elementos se puede analizar entre los puntos de máxima recuperación y máximo consumo. Para el primero de ellos, el coste de operación de los elementos de almacenamiento es bajo, y el de la pila de combustible alto. Por otro lado para el segundo, la pila de combustible posee un coste de operación bajo, y los elementos de almacenamiento un coste elevado. En el punto de máxima recuperación, la energía que no es absorbida por la batería y el supercapacitor, sino que se disipa en el freno mecánico.

Para el caso de la función de coste  $J_c$ , y para ambos perfiles de conducción (BADC y Manhattan DC), se consideran las eficiencias recogidas en el Capítulo 2 para los elementos del sistema de propulsión, lo que hace que la recuperación de energía ya no se acerque tanto a los valores ideales. Entonces, el controlador EMPC debe gestionar una mayor entrega de potencia con la pila de combustible. Estos valores están cerca de los óptimos obtenidos mediante la DP, en el Capítulo 5. Los pesos de la función de coste son los mismos que los definidos en dicho capítulo, la misma que toma en cuenta los modelos de *SOH*. Respecto al horizonte de predicción, para el caso de BADC y el Manhattan DC si fuesen iguales al horizonte total del ciclo, los valores coincidirían con los de DP. Con los resultados de la simulación, se puede concluir que la técnica EMPC arroja resultados comparables con los óptimos calculados mediante DP y por ende una solución adecuada para el uso en el sistema de transporte.

Para completar el estudio realizado, en el perfil BADC con las condiciones de rodaje de un autobús de servicio mencionadas en el capítulo de dimensionamiento óptimo durante un año, para el 78,07 % de energía entregada por la pila de combustible, se gasta 2.068,855 kilos de hidrógeno, mientras que para el 84,07 % de energía entregada por la pila en el EMPC se gastan 2.228,70 kilos de hidrógeno. Para el perfil Manhattan, usando DP con un porcentaje de entrega de energía del 78,19 % de la pila de combustible, se consumen 2.083,76 kilos de hidrógeno. Mientras que en el control EMPC con un 81,20 % de energía, se consumen 2.168,17 kilos. Como se puede observar, se consume una mayor cantidad de hidrógeno en ambos casos con el EMPC, pero ese valor no está tan lejos del óptimo calculado en la DP.

---

## CAPÍTULO 8

# PLANIFICACIÓN DE LAS TRAYECTORIAS

---

En los capítulos anteriores, tanto para la técnica de la programación dinámica como para el control predictivo económico, se han utilizado los perfiles de conducción como una demanda al sistema de propulsión, y en base a ello se han calculado las secuencias de control óptimas para cumplir con los requerimientos de potencia y las restricciones del sistema. Esta demanda considerada como el perfil de velocidad, puede variar debido a la presencia de incertidumbres en el manejo del vehículo. Las condiciones de la carretera, el tráfico y algunos elementos propios de la red vial pueden afectar los instantes de aceleración o desaceleración del vehículo. Este hecho causa los siguientes efectos:

- Que en ciertos momentos se necesite llegar a una velocidad mayor que la del perfil de velocidad.
- Que en ciertos momentos la desaceleración sea menor, y por ende no se pueda cargar los elementos de almacenamiento.

Una manera de asegurar que el sistema sea capaz de proporcionar la potencia necesaria en los casos mencionados anteriormente, sería colocar un sistema principal de energía con un dimensionamiento mayor. Para el caso del presente trabajo, la fuente principal de energía es la pila de combustible, y aumentar el tamaño de la misma implica costes económicos elevados, por lo que se deben buscar otras alternativas. Entonces, una solución factible se basa en asegurar que el controlador sea capaz de responder a ciertas estimaciones de velocidad sobre o bajo la velocidad

del perfil real, en base a distintas técnicas matemáticas que darán unos rangos de velocidades en las cuales el vehículo puede encontrarse y dirigirse, partiendo de un punto dado [124].

En el presente capítulo, en una primera sección se revisan las técnicas usadas para la planificación de trayectorias, para posteriormente en una segunda sección describir la metodología de las cotas a usar para la velocidad y finalmente en una tercera sección presentar la planificación de las trayectorias con los perfiles BADC y Manhattan DC para el autobús de servicio urbano considerado.

## 8.1. Generalidades

La planificación de trayectorias se puede desarrollar sobre algunos tipos de entornos dependiendo de la manera en que la información concerniente a la posición, la velocidad, la aceleración, y la carretera se pueda obtener [68]. Estos datos pueden ser obtenidos en tiempo real, mediante perfiles de velocidad o en base a datos estadísticos de trayectorias previas [208]. Uno de estos enfoques, por ejemplo, se basa en el uso de instrumentos de medición como radares y GPS, que calculan e indican la posición del vehículo en cada instante de tiempo y las condiciones de tráfico en las que se desarrolla el movimiento [212]. El uso de equipos a bordo permite saber la distancia entre vehículos y estimar de manera más precisa la acción posterior que afectará a la velocidad y la demanda de potencia del vehículo. Otro enfoque, puede ser el desarrollo de trayectorias en base a históricos de las condiciones de la carretera y manejo. Inclusive, se pueden utilizar ambas, con el fin de mejorar la precisión de la estimación.

Dentro de la literatura de la planificación de trayectorias se destaca los avances de la telemática, en base a la cual se pueden encontrar investigaciones con experimentos reales basados en tecnología Inter-Vehicle Communications (IVC, siglas en inglés) y Vehicle-Infrastructure Integration (VII, siglas en inglés), tales como el sistema automatizado de carreteras y el intelliDrive con información de fase de señal y cronometraje (SPaT, siglas en inglés), demostrando la viabilidad y potenciales de la tecnología [162]. Otros autores como [63] proponen un modelo de predicción del tráfico que utiliza datos históricos de detectores con un tiempo de espera fijo en las intersecciones señalizadas y asumen que la información podía recuperarse con el uso de radares en los trayectos (RSU, road site units, sigla en inglés). Posteriormente, en [64] extienden este modelo de predicción en base al modelo de tráfico basado en la cinética de gas de Helbing y Treiber desarrollado en 1998, y el modelo de Gipps. Otros autores como [206] proponen una estrategia de predicción de trayectorias que consta de tres componentes: (a) un predictor de velocidad

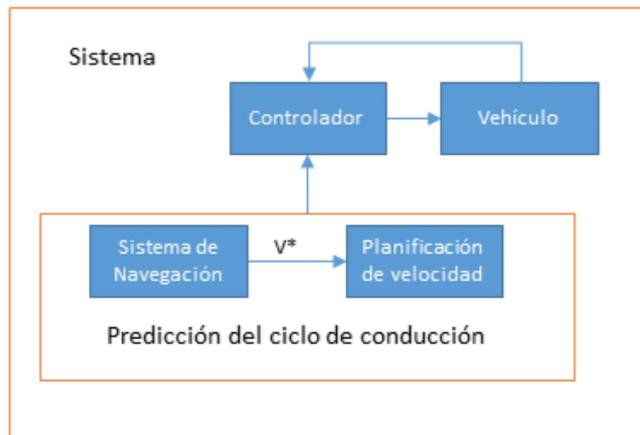


Figura 8.1: Esquema de un HEV con un módulo de planificación de trayectorias

macroscópico que usa un modelo de flujo de tráfico, (b) un predictor de velocidad microscópico que usa un modelo de seguimiento de vehículos y finalmente (c) un sistema de aprendizaje de parámetros fuera de línea para cada conductor en relación con el modelo de seguimiento de vehículos. Se puede encontrar un interés activo en la utilización de datos de trayectorias de vehículos con sonda microscópica para estimar el estado macroscópico del tráfico, principalmente para fines de monitoreo del mismo [80]. Existen otros ejemplos como el caso de [75], en donde se utiliza una red neuronal artificial multicapa para la predicción de las trayectorias enfocadas a viajes de vehículos en autopistas.

En otros trabajos, y para el caso de la presente tesis se han usado perfiles de conducción como el Buenos Aires y Manhattan Driving Cycle que son perfiles de velocidad predefinidos como se lo ha estudiado en el Capítulo 3 de esta tesis.

Existe otra literatura en donde los autores desarrollan perfiles híbridos ya sean creados por pruebas experimentales, o con la unión de varios perfiles de conducción ya existentes [176], [183]. Esto, se realiza con la intención de testear la técnica de control en varios escenarios que permitan validarla, a la vez que analizar el comportamiento y la eficiencia del sistema ante varios tipos de escenarios de conducción. Dentro de esta problemática, existen algunos trabajos como el caso de [79], que propone un algoritmo, en donde la velocidad siguiente, o la velocidad en el siguiente instante de tiempo o posición, estará limitada entre cierto valor sobre la velocidad de referencia. Es decir, podrá ser la velocidad de referencia, adicionada o restada de un valor que depende de parámetros como la gravedad, el coeficiente de fricción, la velocidad mínima permitida y una cota de velocidad de seguridad. En este trabajo se hace una división de la

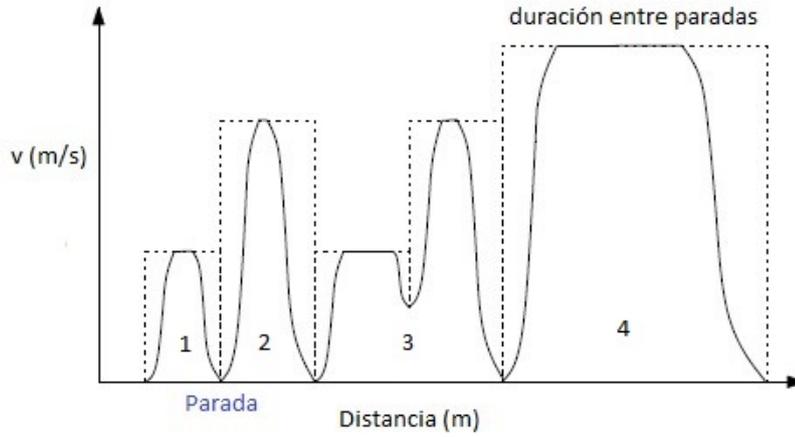


Figura 8.2: Dinámica de conducción de autobuses representando las paradas y tramos de conducción velocidad futura para las curvas y el resto trayecto. En particular, el algoritmo propuesto se presenta a continuación

$$v_{curvemax} = \max\left(\frac{g\mu}{k(s)} - \Delta v_{safety}, v_{min}\right) \quad (8.1)$$

donde  $v_{curvemax}$  es la velocidad máxima que podrá alcanzar el vehículo en las curvas,  $g$  es la gravedad,  $\mu$  el coeficiente de fricción de la carretera,  $k$  es el coeficiente de curvatura,  $v_{safety}$  es un offset de seguridad de velocidad,  $s$  es la posición y  $v_{min}$  es la velocidad mínima en la que se podrá encontrar en ese instante de tiempo. Para el resto del trayecto, la estimación de velocidad obtendrá de la siguiente manera

$$v_{max} = \min(v_{ref}(s) + \Delta v_{ex}, v_{curvemax}) \quad (8.2)$$

donde  $v_{ex}$  es un valor prefijado para trayectos no curvos. La Figura 8.1 muestra el esquema general de este sistema, en donde existe un bloque de predicción del ciclo de conducción que envía las señales de velocidad al controlador. Como se puede observar, existen distintas herramientas y métodos para realizar la estimación de la trayectoria y velocidad que seguirá el vehículo. En la siguiente sección se explicará el método para calcular las velocidades futuras probables propuesto en esta tesis.

## 8.2. Cotas de velocidad

Para la presente tesis se utilizará una predicción de velocidad en la que las velocidades futuras dependan del estado actual de velocidad y de una estimación que permita crear un conjunto de puntos probables, dentro de los cuales estarán las velocidades futuras. Esta estimación de la velocidad puede ser por debajo de la velocidad real o por encima de ella, dependiendo de la aceleración o desaceleración del vehículo, pero siempre estará acotada dentro de un máximo o mínimo. Entonces, la velocidad siguiente podrá estar definida por:

$$v(k+1) = v(k) \pm k(a) \quad (8.3)$$

donde  $v(k+1)$  es la velocidad siguiente en el instante  $k+1$ ,  $v(k)$  es la velocidad actual en el instante  $k$  y  $k(a)$  es un valor numérico que dependerá de la aceleración del vehículo. Los perfiles de velocidad poseen datos de los valores máximos, medios y mínimos de aceleración para cada uno, los mismos que se detallan en [11]. Entonces, si el valor de aceleración es máximo  $a_{max}$ , la velocidad futura  $v(k+1)$  será la máxima velocidad que podrá alcanzar el vehículo por el instante  $k+1$ , mientras que si la aceleración es la máxima negativa (desaceleración)  $a_{min}$  entonces la velocidad siguiente  $v(k+1)$  será la mínima que pueda ser alcanzada. Cuando  $v(k+1)$  sea máxima, el vehículo necesitará generar una mayor cantidad de potencia para alcanzar este punto, mientras que si  $v(k+1)$  es mínima, se podría recuperar una mayor cantidad de energía del frenado regenerativo.

La aceleración  $a(k)$ , esta acotada entre:

$$a_{min}(k) \leq a(k) \leq a_{max}(k) \quad (8.4)$$

Bajo los valores máximos y mínimos de aceleración, existirán otros valores que al aplicarse a (8.3) podrían formar diversas trayectorias sobre el perfil de velocidad, dependiendo del valor que tomen entre estas dos magnitudes. No obstante, para esta tesis, el interés es encontrar el perfil de velocidad máximo que se pueda obtener (cuando al instante siguiente la aceleración siempre sea la mayor) y el perfil de velocidad mínimo que se pueda obtener (cuando al instante siguiente la desaceleración sea máxima), para de esta forma colocar el perfil real entre estos dos perfiles calculados.

De esta manera, se podrá conocer una demanda máxima y una demanda mínima de cara al capítulo siguiente de la presente tesis donde se utilizarán técnicas EMPC robustas. Es importante recordar, que el siguiente instante de velocidad, siempre parte de  $v(k)$ . De esta manera, aunque

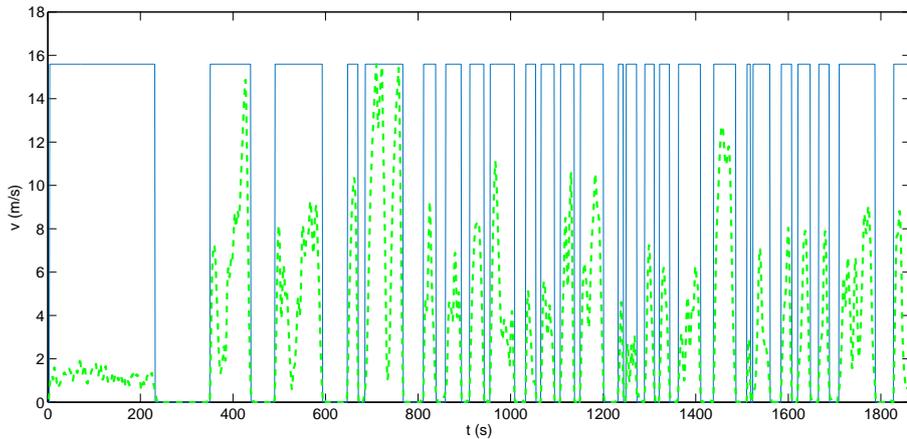


Figura 8.3: Paradas del perfil BADC

los perfiles de velocidad son conocidos, solo necesito el instante  $k$  para predecir las cotas del valor siguiente.

### 8.3. Planificador de trayectorias para el autobús de servicio urbano

Un autobús de servicio debe arrancar su movimiento y seguir en él, hasta llegar a una parada, en donde deberá detenerse para luego empezar de nuevo su movimiento [57], [145]. La Figura 8.2 muestra la dinámica de funcionamiento de los autobuses [205]. Los tramos de conducción mostrados en líneas entrecortadas se representan por (1, 2, 3 y 4). Las paradas se dan entre el tramo [1-2], entre el tramo [2-3], entre el tramo [3-4] y finalmente luego del tramo 4.

Como se puede notar en ella durante un tramo de conducción el autobús, debe realizar las siguientes acciones: a) acelerar hasta alcanzar la velocidad máxima, b) mantenerse a velocidad máxima durante un trayecto de tiempo, c) disminuir la velocidad y d) detenerse. Y esto proceso, lo realizará para el número de paradas que se tengan programadas.

Durante este tramo, el conductor no siempre puede acelerar hasta alcanzar la velocidad máxima, pues habrán situaciones de tráfico y condiciones de tránsito, que obliguen al conductor a acelerar de manera más lenta, o frenar durante la aceleración [185]. Este comportamiento se presenta en la Figura 8.2 para el tramo 3, en el que el conductor primero alcanza una velocidad menor a la máxima, luego frena por un instante de tiempo pequeño y vuelve a acelerar hasta velocidad

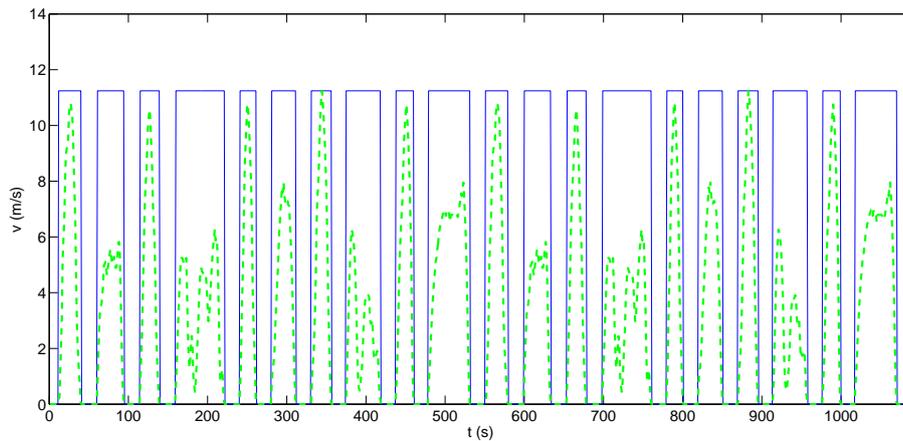


Figura 8.4: Paradas del perfil Manhattan DC

máxima antes de detener su movimiento por completo. Es importante identificar para los perfiles de conducción que se simulan, en donde están las paradas del autobús. La Figura 8.3, muestra las paradas del perfil BADC y la Figura 8.4 las del Manhattan DC. En estas figuras, en verde se muestra el perfil de velocidad en ambos casos y en azul los tramos de conducción haciendo una analogía a la Figura 8.2. También es necesario, conocer los datos de aceleración máxima y desaceleración máxima permitidos en los perfiles, y se muestran en los Cuadros 8.1 y 8.2 [11].

En los cuadros de características de los perfiles de conducción presentados en el Capítulo 3 se puede observar que la duración promedio de las paradas para el BADC es de alrededor de 7 [s], mientras que para el Manhattan es de alrededor de 14 [s]. Una vez que se cuenta con el perfil, para reconocer las paradas se propone que si la velocidad del perfil BADC es igual a cero durante 5 [s] o más, se considere a ese trayecto como una parada. Mientras que para el perfil Manhattan, si la velocidad del mismo es igual a cero por 12 [s] o más, se considera que es una parada.

Durante el tiempo que el autobús de servicio está parado, no se realiza ninguna acción de acelerar o desacelerar. La Figura 8.5 muestra un ejemplo de cómo se calcula la velocidad hipotética siguiente para el caso de la presente tesis. En líneas azules entrecortadas se encuentra la velocidad real que el vehículo debe seguir durante el intervalo de tiempo específico, que para el caso presente será el perfil BADC o Manhattan DC. En el instante actual, se conoce el valor de la velocidad  $v(k)$ . La siguiente velocidad predicha puede ser distinta a  $v(k+1)$ , siendo mayor o menor según los límites de aceleración de cada perfil. Si la velocidad predicha es menor se la llamará  $v_m^*(k+1)$  y si es mayor se la llamará  $v_M^*(k+1)$ .

Cuadro 8.1: Parámetros del Manhattan DC

Parámetros	Valores	Unidades
Distancia total	3332.81	[m]
Tiempo total	1089	[s]
Velocidad máxima	39.09	[Km/h]
Aceleración promedio	0.43	[ $m/s^2$ ]
Desaceleración promedio	-0.504	[ $m/s^2$ ]
Duración promedio de paradas	14.05	[s]

Cuadro 8.2: Parámetros del BADC

Parámetros	Valores	Unidades
Distancia total	5981.67	[m]
Tiempo total	1864	[s]
Velocidad máxima	56.12	[Km/h]
Aceleración promedio	0.48	[ $m/s^2$ ]
Desaceleración promedio	-0.524	[ $m/s^2$ ]
Duración promedio de paradas	7.05	[s]

Las flechas en negro indican que la velocidad del instante siguiente no será la real (línea entrecortada azul), sino que crecerá y será superior a la real en el siguiente instante convirtiéndose en  $v_M^*(k+1)$ . Las flechas rojas indican que la velocidad siguiente será inferior a la velocidad real y por ende será  $v_m^*(k+1)$ . La línea verde entrecortada es un valor de seguridad colocado en 0.5 [m/s], bajo el cual, el autobús de servicio, al salir de una parada, o estar cerca de ella, solo puede seguir acelerando o desacelerando para así cumplir su dinámica de funcionamiento.

Dicho incremento o decremento se calcula con la siguiente ecuación

$$v(t) = \int_0^t \bar{a}(t) \cdot dt + v_o \quad (8.5)$$

donde  $v(t)$  es el valor siguiente de la velocidad,  $v_o$  es la velocidad inicial y para nuestro caso  $\bar{a}(t)$  será la aceleración positiva promedio, y la desaceleración negativa promedio para cada perfil, mostrada en los Cuadros 8.2 y 8.3. La aceleración promedio se define como la calculada en base al promedio de velocidades determinadas en un intervalo de tiempo. El cociente del

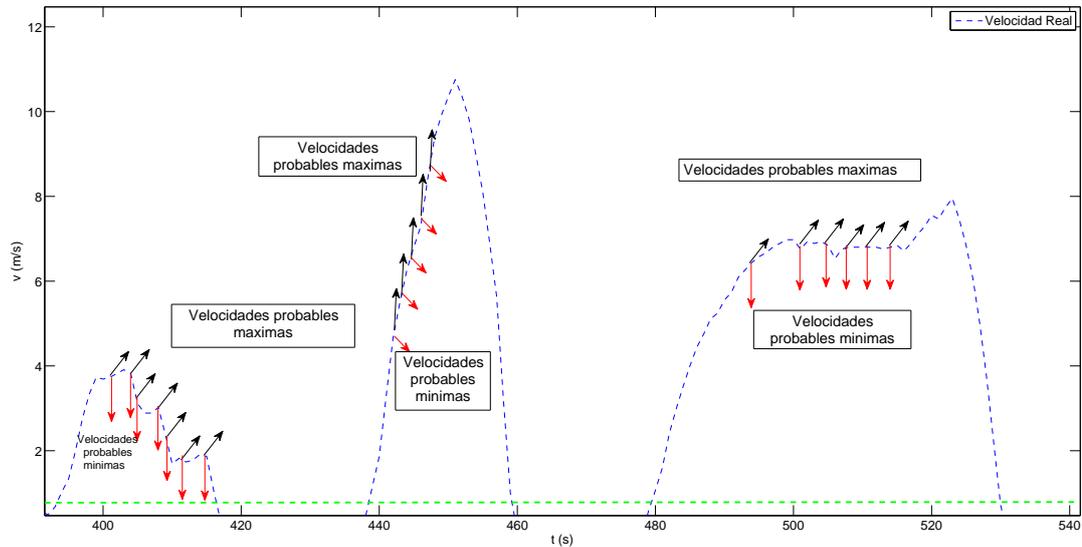


Figura 8.5: Velocidad hipotética para el siguiente instante de tiempo para una trayectoria de velocidad definida

cambio o diferencial de velocidad entre la variación o diferencial del tiempo respectivo vale  $\Delta v/\Delta t$  [211]. Es importante mencionar, que para el caso específico de la presente tesis, para la resolución de la ecuación (8.5) se usa la aceleración promedio y no la máxima. Entonces, el procedimiento utilizado para la planificación de trayectorias se resume en el Algoritmo 8.1.

### 8.3.1. Límites de velocidad y potencia para el perfil BADC

Como se muestra en la Ecuación (8.5), se conoce la velocidad inicial de la que se parte, misma que viene dada por los perfiles ya predeterminados, tanto el BADC como el Manhattan DC. El término de la aceleración es un parámetro de los mismos y el horizonte de tiempo que se usa para calcular el siguiente paso de velocidad es de 10 [s]. Cuando se usa la aceleración promedio positiva, los resultados son un vector de velocidad cuyos valores están por encima de la velocidad real. Y cuando se usa la desaceleración, el resultado es un vector de velocidades por debajo de la velocidad real. De esta forma, la velocidad real siempre queda entre estos dos vectores. Al aumentar el horizonte de tiempo con el que se calcula la Ecuación (8.5), se podrá incrementar el valor de  $v_M^*(k+1)$ . A la vez se podrá reducir el valor de  $v_m^*(k+1)$ .

En la Figura 8.6, se muestra los valores de velocidades máximas y mínimas que se podrían dar en el perfil BADC, para el valor de aceleración y desaceleración promedios de este perfil. En

**Algorithm 8.1** Planificación de trayectorias

---

```

1: procedure CALCULO DE LAS VELOCIDADES FUTURAS( $v_m^*(k+1), v_M^*(k+1)$ .)
2:   Definir parámetros del vehículo  $m, s, c_x, c_{rrl}, c_{rro}, p, g$ .
3:   Definir la masa de los elementos del sistema de propulsión  $m_{bat}, m_{sup}, m_{fc}, m_{motor}$ .
4:   Definir la masa total del vehículo  $m$ .
5:   Definir el perfil de velocidad BADC o Manhattan DC.
6:   Obtener velocidad del perfil  $v$  y el tiempo final del perfil  $t_f$ .
7:   Cálculo de  $p_{mov}, p_{ra}, p_{fs}, c_{rr}, p_{dis}, p_v, p_{rec}$  con la velocidad real.
8:   Definir  $\bar{a}$  para BADC y Manhattan DC.
9:   Definir un horizonte temporal de predicción
10:  for  $\{k = 1 \rightarrow t_f\}$  do
11:    if  $\{v(k) \leq 0,5\}$  then
12:       $v_m^*(k+1) = 0$ , y  $v_M^*(k+1) = 0$  else
13:       $v_M^*(k+1) = \int_0^t \bar{a}(t) \cdot dt + v_o$ 
14:       $v_m^*(k+1) = \int_0^t -\bar{a}(t) \cdot dt + v_o$ 
15:    end if
16:  end for
17:  Guardar vectores  $v_M^*(k+1)$  y  $v_m^*(k+1)$ 
18:  Cálculo de  $p_{mov}, p_{ra}, p_{fs}, c_{rr}, p_{dis}, p_v, p_{rec}$  con la velocidad futura.
19: end procedure

```

---

rojo la velocidad real, que es aquella con la que se han calculado los requerimientos de potencias para los controladores anteriores, tanto para la estrategia de DP como para el EMPC. En azul los valores de velocidad límites superiores, a los que se podrían llegar como máximos en caso de que el conductor acelere el vehículo partiendo desde la velocidad real (rojo). En verde, la velocidad mínima que se puede alcanzar bajo el mismo concepto. Los nuevos valores máximos y mínimos de velocidad, darán un rango en la que la velocidad puede fluctuar y el controlador robusto, que se desarrolla en el siguiente capítulo, debe ser capaz de cumplirlos.

La Figura 8.8 muestra una sección más pequeña de la Figura 8.6 entre [500-800] segundos. En esta figura, se puede notar con mayor claridad los rangos de velocidades calculados. Como se puede observar bajo 0.5 [m/s], la velocidad real (nominal), la velocidad máxima y la mínima son iguales, debido al fenómeno de salida o arribo a una parada.

Mediante la Ecuación (3.7), la velocidad debe ser transformada a potencia. Esta transformación al igual que para la velocidad real usará los mismos parámetros mostrados en el Cuadro 3.1. La Figura 8.7, muestra la potencia real demandada, así como la potencia máxima que podrá ser demandada y la potencia mínima para el perfil BADC.

Cuando la velocidad del perfil aumenta, en caso de que  $v_M^*(k+1)$  sea mayor a  $v(k+1)$ , entonces la potencia necesaria para cumplir la velocidad demandada es mayor y se denominará  $p_{vM}$ . De la

misma manera, si  $v(k+1)$  es mayor que  $v_m^*(k+1)$ , entonces la potencia necesaria para cumplir la velocidad es menor y se denominará  $p_{vm}$ . En la Figura 8.8 en azul se puede observar los requerimientos de potencia generados por  $v_M^*(k+1)$ , los mismos que son mayores a la potencia real que se demanda graficada en color rojo. El promedio de la diferencia entre la potencia máxima y la potencia nominal es de 2.245,5 [W]. En verde se observa los requerimientos de potencia mínimos generados por  $v_m^*(k+1)$ . La Figura 8.9 muestra una sección de la Figura 8.7 entre [500-800] segundos, en donde se puede observar que en los momentos en donde el bus de servicio esta saliendo o entrando a una parada bajo el umbral colocado, la potencia requerida es la misma en los tres casos, potencia real (nominal), potencia máxima y potencia mínima.

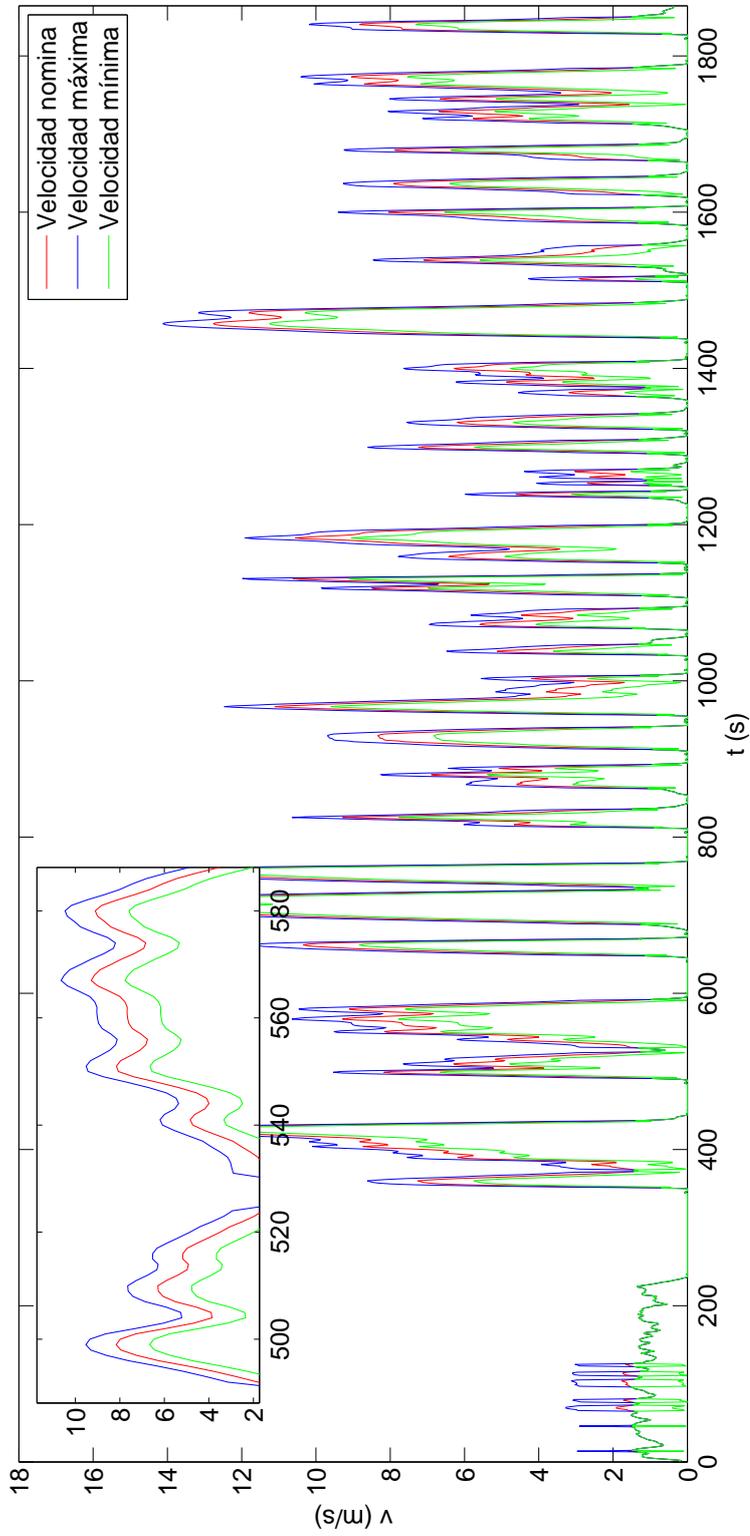


Figura 8.6: Límites de velocidad máximos, mínimos y velocidad real para la planificación de trayectorias del perfil BADC

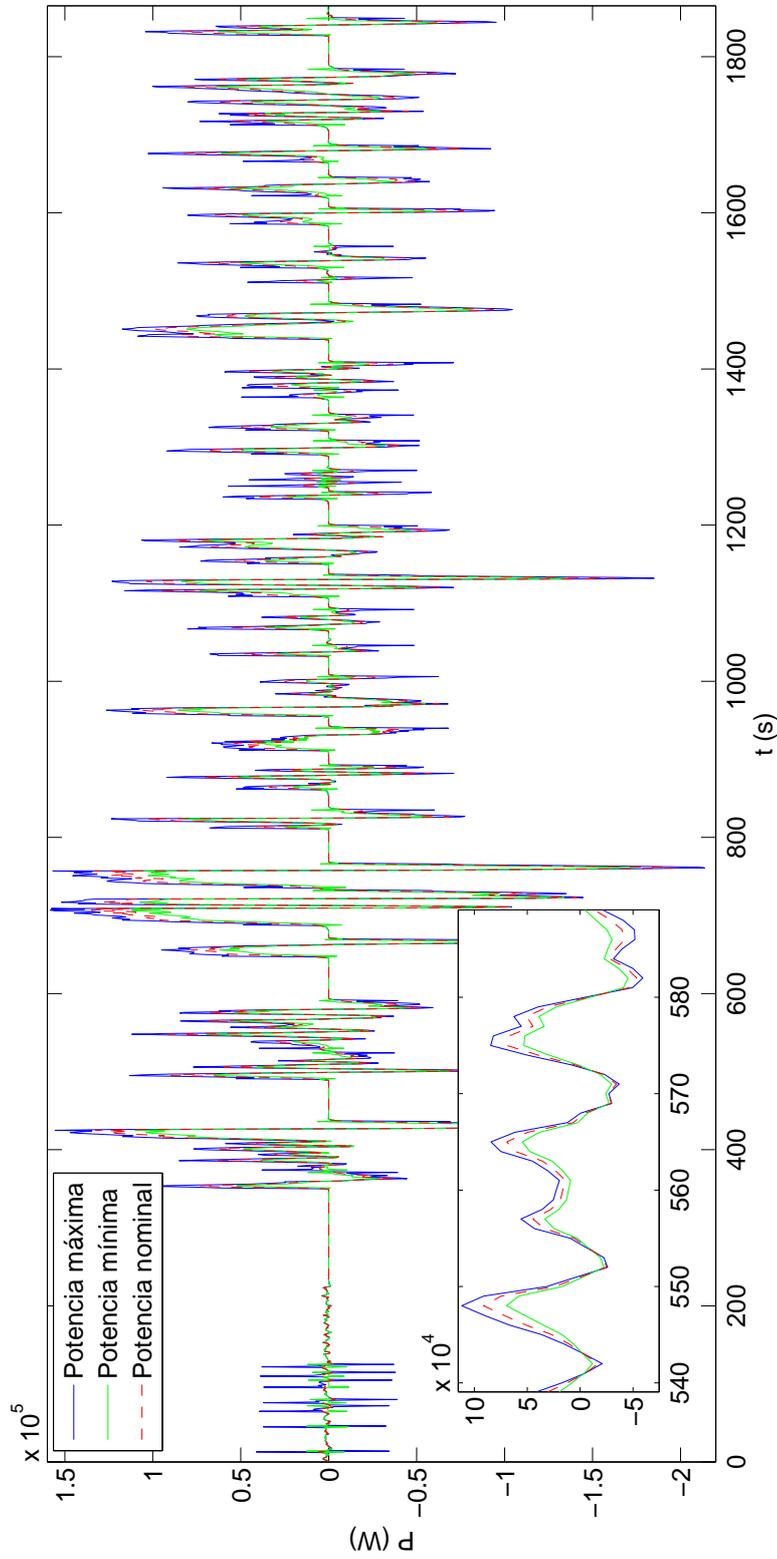


Figura 8.7: Límites de potencia máximos, mínimos y potencia demandada real para la planificación de trayectorias del perfil BADC

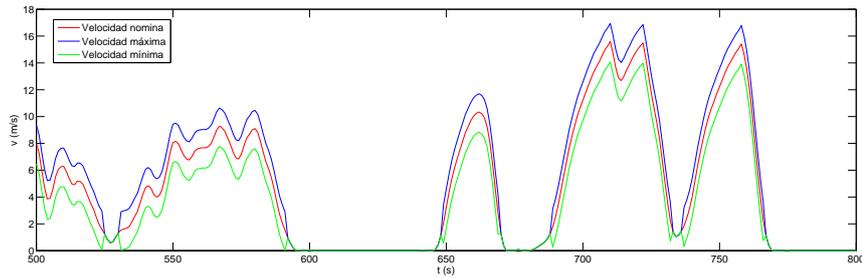


Figura 8.8: Sección de los límites de velocidad máximos, mínimos y velocidad real para la planificación de trayectorias del perfil BADC

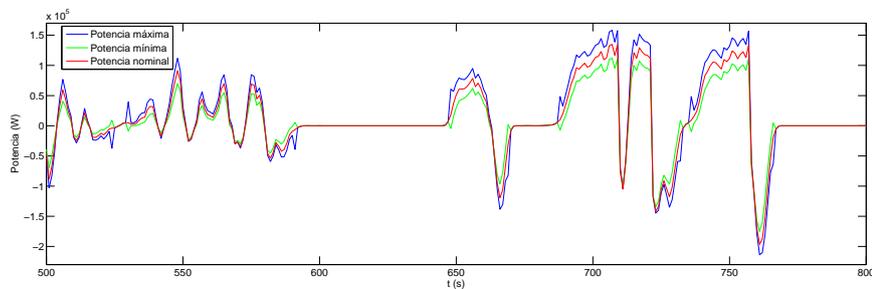


Figura 8.9: Sección de los límites de potencia máximos, mínimos y potencia demandada real para la planificación de trayectorias del perfil BADC

### 8.3.2. Límites de velocidad y potencia para el perfil Manhattan DC

En el caso del perfil Manhattan DC se realizan los mismos cálculos que para el perfil BADC. El horizonte de tiempo usado en la Ecuación (8.5) es también de 10 [s]. La Figura 8.10 muestra los valores de la velocidad real futura en rojo  $v(k+1)$ , la velocidad máxima en azul  $v_M^*(k+1)$  y la velocidad mínima  $v_m^*(k+1)$  en verde para todo el perfil de conducción. El valor del umbral de seguridad en la velocidad es también de 0.5 [m/s]. Como se puede observar, la velocidad real siempre está dentro del intervalo de la velocidad máxima y mínima.

La Figura 8.11 es una sección de un intervalo de tiempo menor que la Figura 8.10, el mismo que va desde [380-550] segundos. En esta figura, se puede apreciar con mayor claridad los rangos de velocidades calculados para este perfil.

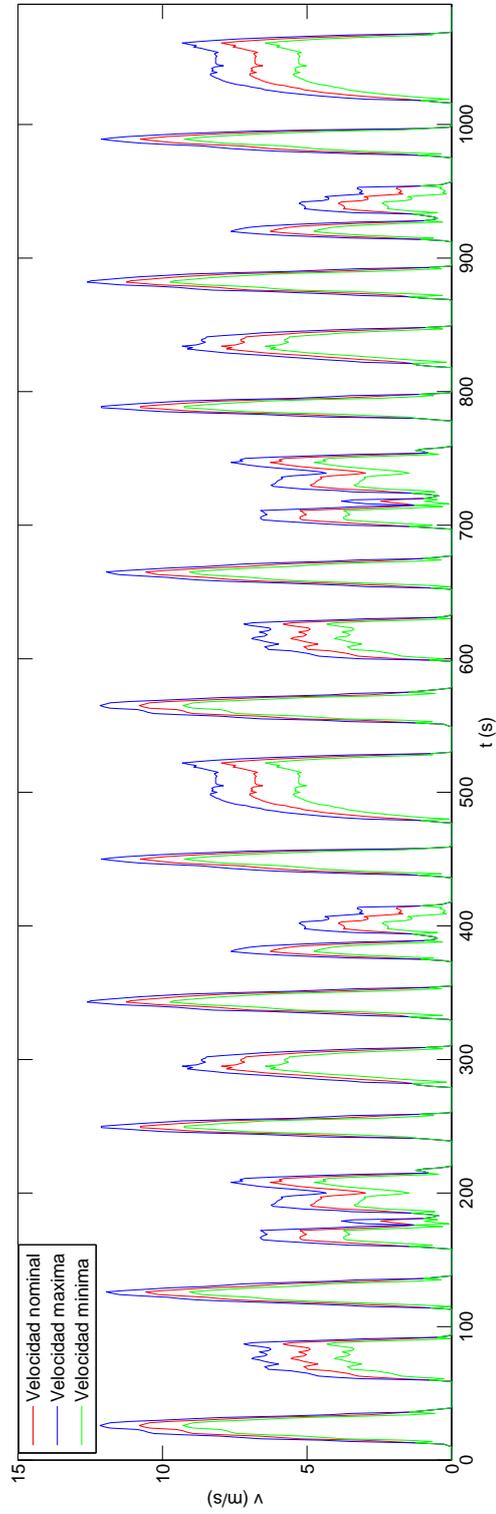


Figura 8.10: Límites de velocidad máximos, mínimos y velocidad real para la planificación de trayectorias del perfil Manhattan DC

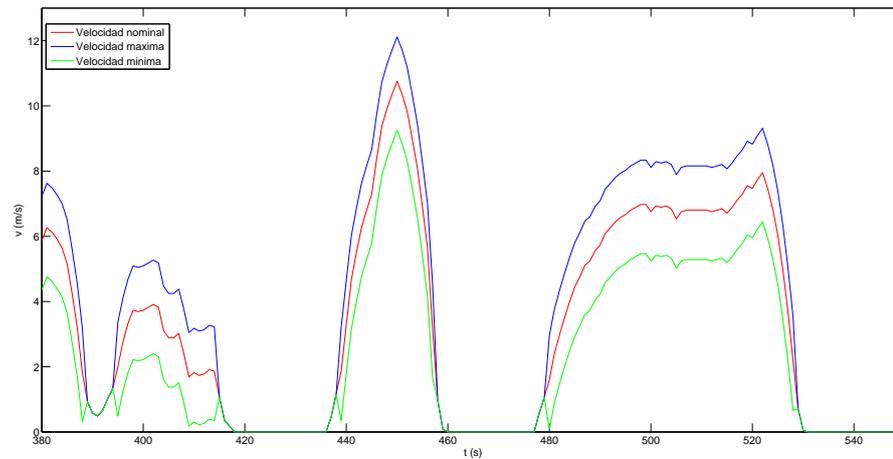


Figura 8.11: Sección de los límites de velocidad máximos, mínimos y velocidad real para la planificación de trayectorias del perfil Manhattan DC

La Figura 8.12 muestra la potencia calculada con la Ecuación 3.7. Se puede observar en azul  $p_{vM}$ , y en verde  $p_{vm}$ . El promedio de la diferencia entre la potencia máxima y la potencia real demandada es de 2.269,41 [W].

Finalmente la Figura 8.13 es una sección de la Figura 8.12, en el intervalo [380-550] segundos en la cual se aprecia de mejor manera los límites de potencia máxima (azul), mínima (verde) y nominal (roja).

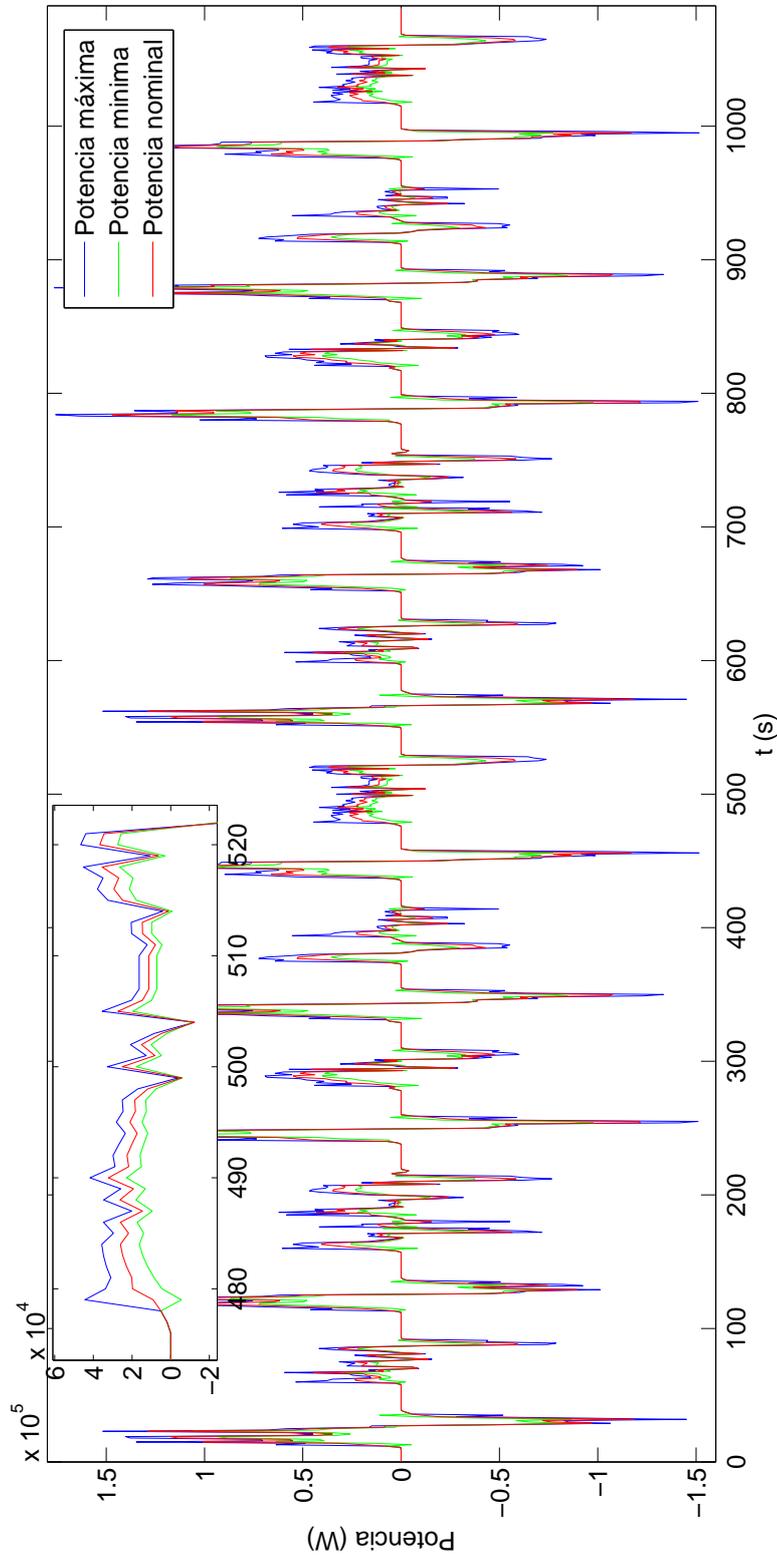


Figura 8.12: Límites de potencia máximos, mínimos y potencia demandada real para la planificación de trayectorias del perfil Manhattan DC

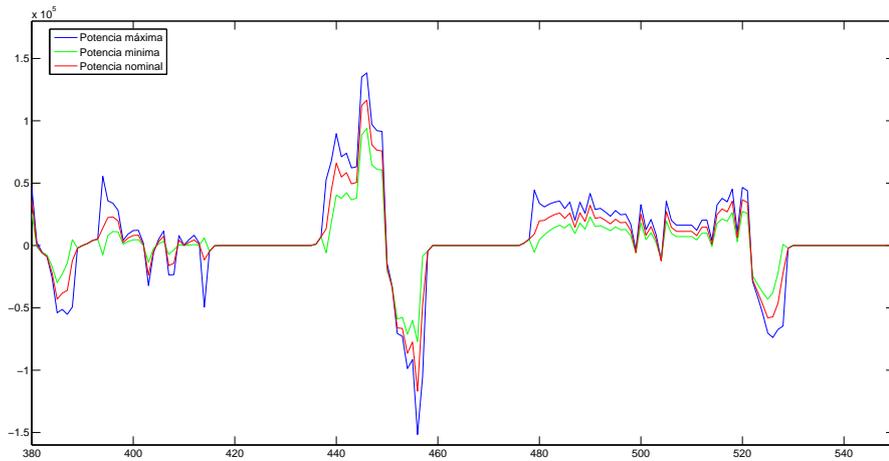


Figura 8.13: Sección de los límites de potencia máximos, mínimos y potencia demandada real para la planificación de trayectorias del perfil Manhattan DC

## 8.4. Conclusiones

A manera de conclusión, se puede sintetizar que la velocidad real en casos prácticos, puede ser modificada de acuerdo a las condiciones que se presenten en la carreteo y la dinámica de manejo del conductor. Esto representa el concepto de incertidumbre en la conducción. Esto implica que la velocidad puede ser mayor o menor, dependiendo de la aceleración en el instante de tiempo  $k$ . Cuando la aceleración sea máxima, la velocidad siguiente será la máxima, mientras que si la desaceleración es la máxima, la velocidad siguiente será la mínima. En este trabajo se encontró un rango de velocidades máximas y mínimas, que contienen diferentes posibles perfiles de velocidad, pero siempre acotados entre estos dos límites.

Una vez definidos estos vectores de velocidad, se pueden traducir a potencias, para ser considerados como demandas máximas y mínimas e incluirse en la gestión energética. Estas cotas de potencia, permiten que la incertidumbre de la conducción sea incluida en el esquema de control. Es importante recordar que la variación en velocidad dependerá de la aceleración y el horizonte temporal a usar. Es necesario conocer el instante  $k$  para la predicción.

---

## CAPÍTULO 9

# CONTROL ROBUSTO ECONÓMICO BASADO EN MODELOS

---

Una vez definidos los vectores de velocidad máxima y mínima, y su conversión a perfiles de potencias máxima y mínima, con el fin de acotar la incertidumbre en el perfil de velocidad generada por las condiciones de conducción, se debe buscar el planteamiento de un controlador que permita asegurar que estos máximos sean alcanzables. Por este motivo, se planteará un controlador predictivo económico robusto que debe ser capaz de combinar la planificación de trayectorias tanto dinámicas y económicas, mediante el uso de un controlador robusto predictivo para el seguimiento en una sola capa, teniendo en cuenta la incertidumbre delimitada y las restricciones algebraicas. Por lo tanto, en el presente capítulo se abordará la temática del control robusto, empezando a citar las definiciones generales de incertidumbre y perturbación. En una primera sección, se hará un estudio de la problemática del control robusto para los HEV, para luego en una segunda sección plantear el controlador y finalmente simular los resultados para el perfil BADC y Manhattan DC.

### **9.1. Control robusto aplicado a HEV**

Resulta muy difícil representar de manera perfecta la totalidad de detalles del comportamiento real de un proceso de forma matemática. Esto se debe a la existencia de incertidumbre [67]. La incertidumbre en un modelo de proceso están presentes debido a que:

- Existen parámetros que son conocidos de manera aproximada o simplemente son

erróneos.

- Los parámetros pueden variar debido a las no linealidades o a los cambios en las condiciones de operación.
- Las imperfecciones en los dispositivos del proceso introducen incertidumbre a las entradas manipuladas.

El término incertidumbre hace referencia a las diferencias existentes entre los modelos matemáticos que representan la realidad y la misma. Los mecanismos utilizados para expresar, definir y acotar este error generado, podrán ser llamados representación de incertidumbre [226]. No obstante, para asegurar que los objetivos de control se cumplan de manera adecuada, en las últimas décadas ha surgido gran interés por el diseño de sistemas de control tolerantes a las incertidumbres, es decir, robustos [202]. Para poder representar la incertidumbre, es necesario el conocimiento tanto de los mecanismos físicos que causan diferencias entre el modelo y la planta, como de las entradas y salidas del sistema como tal. En muchas ocasiones representar esta incertidumbre es un problema que no resulta trivial, por lo que en muchos casos simplemente se la limita o acota dentro de rangos que se pueden conocer [139]. Un problema importante que surge en el control predictivo de modelos robustos cuando la incertidumbre está simplemente limitada, es que no se puede establecer la estabilidad asintótica

En la literatura, algunos autores abordan el problema de la robustez del controlador de la siguiente manera. En [117] proponen un esquema para el control de velocidad de vehículos eléctricos híbridos (HEV) mediante un sistema electrónico de control de aceleración (ETCS) en un bucle de control en cascada. En dicha propuesta los controladores primarios son un controlador no lineal difuso de orden fraccional (FOFPD, siglas en inglés) y un controlador no lineal PD difuso de orden fraccional. El controlador secundario es un controlador PI difuso de orden fraccional (FOFPI, siglas en inglés). Estos controladores mencionados son controladores difusos de ganancia variable de naturaleza adaptativa. Se usa un algoritmo genético multiobjetivo para optimizar las ganancias de los controladores primarios y secundarios. El objetivo es el seguimiento del perfil de velocidad, y el rechazo de perturbaciones y la incertidumbre del modelo. Otros, como [223] estudian problemas de control de coordinación de los embragues y de las fuentes de alimentación para un coche híbrido equipado con transmisión de doble embrague. Entonces, se usa un controlador robusto  $H_\infty$ , diseñado para asegurar la sincronización de la velocidad a pesar de la existencia de incertidumbres en el modelo, ruido de medición y retraso en el par del motor. El retraso del par motor y el ruido de medición se utilizan como perturbaciones externas para modificar inicialmente el par de salida de la fuente de alimentación.

En [45], se estudia los problemas de maniobrabilidad y desgaste excesivo del embrague durante la transición del modo de conducción eléctrica a la conducción híbrida de un HEV. Entonces, proponen un método de control con un enfoque de compensación robusta para abordar problemas que aparecen durante la transición de los modos. El proceso de transición de los modos se dividió en cuatro fases consecutivas según el estado de funcionamiento del motor y del embrague. En cada fase, un controlador nominal se diseña primero para el modelo lineal nominal para garantizar un rendimiento de control deseado. Y luego, la parte no lineal e incierta del par motor/embrague y el par resistente del vehículo, así como las incertidumbres de los parámetros del modelo, se consideran como perturbaciones equivalentes, y se introduce un compensador robusto para suprimir el efecto de las perturbaciones equivalentes. En [157], propone un diseño robusto de dos grados de libertad (DoF) para controlar el problema de la velocidad longitudinal no lineal de los vehículos eléctricos híbridos (HEVs). En primer lugar, los parámetros inciertos del modelo HEV se describen mediante la representación difusa  $\alpha$ -cut, en la que la incertidumbre del intervalo y la posibilidad se pueden indicar simultáneamente mediante la función de membresía difusa. Para el sistema de incertidumbre paramétrica difusa, el intervalo máximo de incertidumbre puede traducirse en una matriz de ponderación del problema de seguimiento cuadrático lineal para garantizar que el controlador de realimentación diseñado sea robusto. El compensador de avance difuso está incorporado con un controlador de retroalimentación robusto para mejorar la respuesta de seguimiento del sistema. En [215] se diseña un controlador robusto  $H_\infty$ , con enfoque de sensibilidad mixta para un HEV linealizado. Se analiza la estabilidad robusta del sistema usando el teorema de Kharitonov, y se determina el margen de estabilidad del sistema lineal del vehículo. Estas técnicas de control se han desarrollado para conseguir el rendimiento robusto del HEV controlado por el acelerador con el objetivo de conseguir una amplia gama de velocidades. En [141], [119], [123], [140] proponen una solución a problemas del control predictivo, en presencia de incertidumbre limitada. Para este trabajo en particular, se usa un enfoque similar. En el siguiente apartado se explica el planteamiento matemático del controlador robusto a desarrollar, utilizando el control predictivo basado en modelos.

## 9.2. MPC robusto

En el capítulo anterior, para los perfiles de velocidad usados en la presente tesis, se calcula un rango de velocidad superior e inferior a la que se puede llegar en base a la aceleración y desaceleración promedio. Estas cotas superiores e inferiores, representarán los límites de la incertidumbre de la demanda.

De manera análoga a [156], se considera el modelo del sistema que se obtiene cuando se introduce un término que representa las incertidumbre del modelo aditivo en la dinámica lineal, el mismo que es representado en las Ecuaciones (7.1) y (7.2)). Como modificación a la Ecuación (7.1), se incluye un nuevo término  $\mathbf{w}(k)$  que representa el vector de incertidumbre desconocida pero acotable del sistema para cada instante  $k$ .

$$\mathbf{x}(k+1) = \mathbf{A}\mathbf{x}(k) + \mathbf{B}\mathbf{u}(k) + \mathbf{B}_p\mathbf{d}(k) + \mathbf{B}_w\mathbf{w}(k). \quad (9.1)$$

donde  $\mathbf{B}_w$  es la matriz asociada al vector de incertidumbre  $\mathbf{w}(k) \in \mathbb{R}^q$ . Para el caso de las restricciones mostradas en (7.5), la ecuación queda de la siguiente manera:

$$\mathbf{E}_u\mathbf{u}(k) + \mathbf{E}_d\mathbf{d}(k) + \mathbf{E}_w\mathbf{w}(k) = 0 \quad (9.2)$$

donde  $\mathbf{E}_w$  es el vector asociado al vector de incertidumbre medible. Como se muestra en la Sección 7.1, se sabe que  $\mathbf{x}(k) \in \mathbb{R}^n$  y  $\mathbf{u}(k) \in \mathbb{R}^m$ . Entonces, para el control robusto, se asume que:

$$(\mathbf{x}(k), \mathbf{u}(k)) \in \mathcal{Z} \subseteq \mathbb{R}^{n+m} \quad (9.3)$$

en donde  $\mathcal{Z}$  es un poliedro convexo cerrado que contiene el origen en su interior. De la misma manera, que para los estados  $\mathbf{x}(k)$  y las señales de control  $\mathbf{u}(k)$ , se puede expresar los límites de  $\mathbf{w}(k)$ , dentro de un conjunto

$$\mathbf{w}(k) \in \mathcal{W} \subseteq \mathbb{R}^q \quad (9.4)$$

donde  $\mathcal{W}$  es un conjunto convexo cerrado y de límites conocidos que contiene el origen. El rendimiento del sistema puede expresarse como la media de la función de coste económica de las trayectorias en lazo cerrado y puede plantearse de la siguiente manera:

$$L_\infty(\mathbf{x}, \mathbf{u}_\infty, p) = \lim_{M \rightarrow \infty} \frac{1}{M} \sum_{k=0}^{M-1} l(k, \mathbf{x}(k), \mathbf{u}(k), p) \quad (9.5)$$

donde  $l$  es la función de coste instantánea,  $\mathbf{x}$ , es el estado inicial,  $\mathbf{u}_\infty$  es el conjunto de trayectorias de entradas en lazo cerrado, y  $p$ , es el parámetro correspondiente a los costes asociados del sistema. Una forma de encontrar la trayectoria óptima se deriva de la solución de un problema de control óptimo de horizonte infinito, el mismo que minimiza el costo promedio [3], [127]. Si se toma en cuenta la incertidumbre el cálculo de la trayectoria óptima debe tener en cuenta el efecto de la perturbación desconocida y garantizar el cumplimiento de las restricciones para el peor de los casos. Existen diferentes estrategias para tratar con el efecto de la incertidumbre en las predicciones, como la optimización min-max mostrada en [132] o el uso de programación estocástica. Existen otras técnicas como las presentadas en [156] que usa un MPC robusto, basado en predicciones nominales implementado en un esquema de horizonte decreciente, que permiten que el controlador pueda compensar en cada paso de tiempo el efecto de las perturbación en el tiempo de muestreo anterior. Por este motivo, se usa una optimización anidada o multi-etapa. Entonces, para obtener un solución sub óptima, el controlador se diseña asumiendo que existe un controlador lineal local que puede estabilizar el valor nominal a la vez que puede cumplir con las restricciones. Entonces, para el diseño del controlador local, se coloca una entrada de control auxiliar,  $\mathbf{v}(k)$  a partir de la solución explícita de la ecuación (9.2), buscando satisfacer la restricción de igualdad para cualquier valor de perturbación  $\mathbf{w}(k)$ . El valor del vector  $\mathbf{u}(k)$  que satisface la igualdad de (9.2), esta definido por:

$$\mathbf{u}(k) = \mathbf{M}_v \mathbf{v}(k) + \mathbf{M}_d \mathbf{d}(k) + \mathbf{M}_w \mathbf{w}(k). \quad (9.6)$$

donde  $\mathbf{v}(k) \in \mathbb{R}^{m_v}$  e indica el nuevo conjunto de entradas de control. Las matrices de la Ecuación (9.6),  $\mathbf{M}_v \in \mathbb{R}^{m \times m_v}$ ,  $\mathbf{M}_d \in \mathbb{R}^{m \times s}$ ,  $\mathbf{M}_w \in \mathbb{R}^{m \times q}$  son obtenidas de la solución de la Ecuación (9.2). Se debe tener cuidado en las soluciones encontradas para estas matrices, pues una solución equivocada puede reducir la región de factibilidad del sistema. La ecuación (9.7) es la nueva representación del sistema mostrado en (9.1), una vez realizado el cambio de variables indicados en (9.8), (9.9), (9.10) y (9.11).

$$\mathbf{x}(k+1) = \hat{\mathbf{A}}\mathbf{x}(k) + \hat{\mathbf{B}}_v \mathbf{v}(k) + \hat{\mathbf{B}}_p \mathbf{d}(k) + \hat{\mathbf{B}}_w \mathbf{w}(k). \quad (9.7)$$

donde

$$\hat{\mathbf{A}} = \mathbf{A} \quad (9.8)$$

$$\hat{\mathbf{B}}_v = \mathbf{B}_u \mathbf{M}_v \quad (9.9)$$

$$\hat{\mathbf{B}}_d = \mathbf{B}_d + \mathbf{B}_u \mathbf{M}_d \quad (9.10)$$

$$\hat{\mathbf{B}}_{\mathbf{w}} = \mathbf{B}_{\mathbf{w}} + \mathbf{B}_{\mathbf{u}}\mathbf{M}_{\mathbf{w}} \quad (9.11)$$

El par  $(\hat{\mathbf{A}}, \hat{\mathbf{B}}_{\mathbf{v}})$  es controlable. Para disminuir el efecto de la incertidumbre en las predicciones, propone un controlador local lineal, cuya ley de control queda definida por:

$$\mathbf{v}(k) = \hat{\mathbf{K}}\mathbf{e}(k) \quad (9.12)$$

donde  $\mathbf{e}(k)$ , es la desviación de las predicciones con incertidumbre sobre las predicciones nominales, las mismas que han sido obtenidas el tiempo de muestreo anterior. Esta ley de control, es diseñada para el sistema:

$$\mathbf{e}(k+1) = \hat{\mathbf{A}}\mathbf{e}(k) + \hat{\mathbf{B}}_{\mathbf{v}}\mathbf{v}(k) \quad (9.13)$$

Entonces, la ley de control  $\hat{\mathbf{K}}$  es diseñada para poder asegurar que la dinámica de la desviación del sistema en lazo cerrado con el controlador lineal indicado en (9.14), sea asintóticamente estable.

$$\mathbf{e}(k+1) = \hat{\mathbf{A}}_k\mathbf{e}(k) \quad (9.14)$$

Para cada tiempo de muestreo, el controlador MPC debe calcular una entrada de control óptima, denominada  $\mathbf{u}^*(k)$ , la misma que se basa en las predicciones nominales de la planta, para luego actualizar el valor real de  $\mathbf{u}(k)$ , tomando en consideración  $\mathbf{w}(k)$ . Esto queda definido por la ecuación (9.15).

$$\mathbf{u}(k) = \mathbf{u}^*(k) + \hat{\mathbf{M}}_{\mathbf{w}}\mathbf{w}(k) \quad (9.15)$$

Una trayectoria de referencia artificial, viene dada por el estado inicial  $\mathbf{x}_0^r$  y la secuencia de las futuras entradas de referencia  $\mathbf{u}^r$  se consideran una variable de decisión adicional. Entonces, la función de coste del controlador se puede definir como se lo indica en (9.16).

$$J_N(\mathbf{x}, \mathbf{d}, \mathbf{x}_0^r, \mathbf{u}^r, \mathbf{u}^N) = J_t(\mathbf{x}, \mathbf{d}, \mathbf{x}_0^r, \mathbf{u}^r, \mathbf{u}^N) + J_p(\mathbf{d}, \mathbf{x}_0^r, \mathbf{u}^r) \quad (9.16)$$

donde el término  $J_t$ , se define por:

$$J_t(\mathbf{x}, \mathbf{d}, \mathbf{x}_0^r, \mathbf{u}^r, \mathbf{u}^N) = \sum_{i=0}^{N-1} \|\mathbf{x}(i) - \mathbf{x}^r(i)\|_Q^2 + \|\mathbf{u}(i) - \mathbf{u}^r(i)\|_R^2 \quad (9.17)$$

y penaliza el error de seguimiento de las trayectorias previstas en lazo abierto, con respecto a la referencia artificial a lo largo del horizonte de predicción  $N$ . Mientras que el término  $J_p$ , se

define por:

$$J_p(\mathbf{d}, \mathbf{x}_0^r, \mathbf{u}^r) = \frac{1}{T} \sum_{i=0}^{T-1} l(i, \mathbf{x}^r(i), \mathbf{u}^r(i), p) \quad (9.18)$$

y penaliza la función de coste económico nominal de la referencia. Para este caso, este término  $J_p$ , será lo que para los capítulos anteriores se ha denominado  $J_c$  y se definió en 5.15. Entonces, finalmente el problema de control que da definido por:

$$\min_{\mathbf{x}_0^r, \mathbf{u}^r, \mathbf{u}} J_N(\mathbf{x}, \mathbf{d}, \mathbf{x}_0^r, \mathbf{u}^r, \mathbf{u}^N) \quad (9.19)$$

$$s.t \quad x(0) = \mathbf{x} \quad (9.20)$$

$$\mathbf{x}(i+1) = \mathbf{A}\mathbf{x}(i) + \mathbf{B}_u\mathbf{u}(i) + \mathbf{B}_d\mathbf{d}(i). \quad (9.21)$$

$$\mathbf{E}_u\mathbf{u}(i) + \mathbf{E}_d\mathbf{d}(i) = 0. \quad (9.22)$$

$$(\mathbf{x}(i), \mathbf{u}(i)) \in \mathcal{L}_i \quad (9.23)$$

$$\mathbf{x}(N) = \mathbf{x}^r(N) \pm a \quad (9.24)$$

$$\mathbf{x}^r(i+1) = \mathbf{A}\mathbf{x}^r(i) + \mathbf{B}_u\mathbf{u}^r(i) + \mathbf{B}_d\mathbf{d}(i). \quad (9.25)$$

$$\mathbf{E}_u\mathbf{u}(i) + \mathbf{E}_d\mathbf{d}(i) = 0 \quad (9.26)$$

$$(\mathbf{x}^r(i), \mathbf{u}^r(i)) \in \mathcal{L}_N \quad (9.27)$$

En donde el conjunto  $\mathcal{L}_o = \mathcal{L} \ominus \mathcal{L}_w$  y cuando  $i \geq 1$  el conjunto  $\mathcal{L}_i$  queda definido por:

$$\mathcal{L}_i = \mathcal{L} \ominus \mathcal{L}_w \ominus \mathbf{R}_z(i) \quad (9.28)$$

$$\mathcal{L}_w = [z : (0, \mathbf{M}_w\mathbf{w}), \forall \mathbf{w} \in \mathcal{W}] \quad (9.29)$$

$$\mathbf{R}_z(i) = \oplus_0^{i-1} \mathbf{Q}_z(j) \quad (9.30)$$

$$\mathbf{Q}_z(j) = [z : (\hat{A}_K^j \hat{\mathbf{B}}_w \mathbf{w}, \mathbf{M}_v \hat{\mathbf{K}} \hat{A}_K^j \hat{\mathbf{B}}_w \mathbf{w}), \forall \mathbf{w} \in \mathcal{W}] \quad (9.31)$$

Finalmente, la solución óptima para el problema de optimización en el instante  $k$  viene dada por  $(\mathbf{x}_0^{r*}(k), \mathbf{u}^{r*}(k), \mathbf{u}_N^*(k))$ . El valor de las variables de control, se obtiene mediante [113]:

$$\mathbf{u}(k) = \mathbf{u}^*(0|k) + \mathbf{M}_w \mathbf{w}(k) \quad (9.32)$$

donde  $\mathbf{u}^*(0|k)$  es el valor óptimo para la primera entrada en el instante  $k$ .

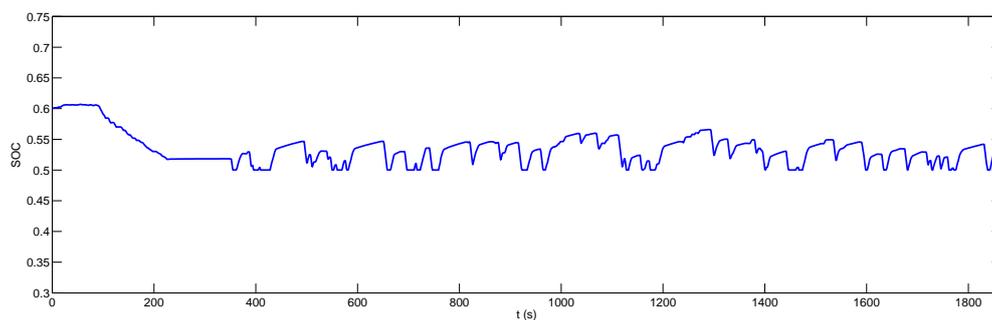


Figura 9.1: SOC de la batería con REMPC para el perfil BADC con  $J_c$

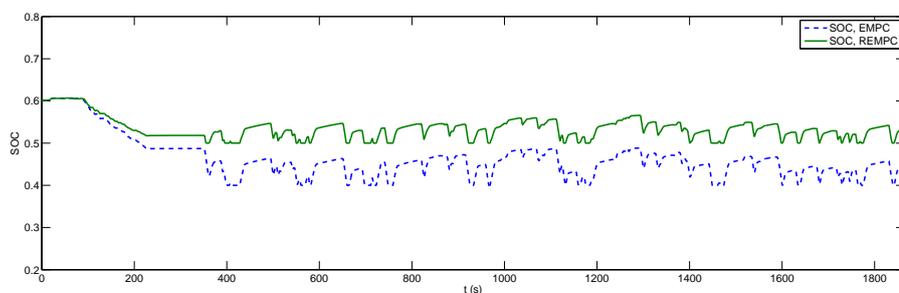


Figura 9.2: Comparación del SOC de la batería con REMPC y EMPC para el perfil BADC con  $J_c$

### 9.3. Simulación de perfiles de velocidad con REMPC

#### 9.3.1. Simulación de RMPC para el Buenos Aires Driving Cycle

Con el planteamiento del controlador expresado en las ecuaciones (9.19) hasta la (9.27), en el caso del perfil BADC, el SOC de la batería, se muestra en la Figura 9.1. Como se puede observar, el rango de operación del SOC para las cargas y descargas de la batería es menor que para el caso del EMPC. El vector  $w(k)$  se lo crea tomado de los datos con los que se generó la Figura 8.7.

Una comparación con el SOC obtenido para el controlador EMPC puede ser visualizada en la Figura 9.2, en la que en azul se muestra el SOC para el controlador predictivo económico, y

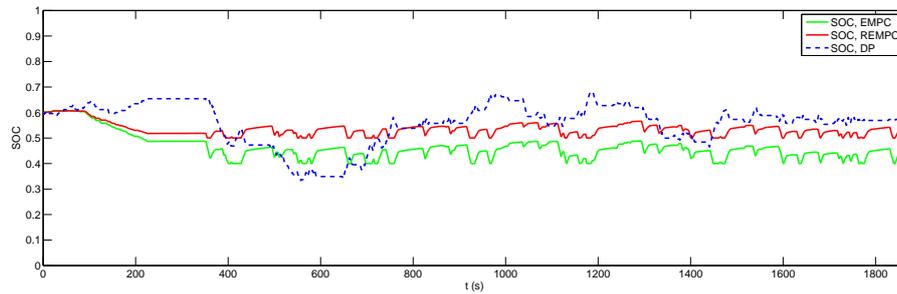


Figura 9.3: Comparación del SOC de la batería con REMPC, DP y EMPC para el perfil BADC con  $J_c$

en verde el SOC para el controlador predictivo económico robusto. Una comparativa entre el controlador robusto, el controlador EMPC y la DP puede ser visualizada en la Figura 9.3. En la que en verde se muestra el SOC para el control predictivo económico, en rojo el SOC para el control predictivo económico robusto y en azul el SOC para la estrategia de programación dinámica.

Como se puede observar, el comportamiento en carga y descarga de la batería es similar, pues la dinámica del perfil de velocidad no ha cambiado, no obstante, con el REMPC la batería hace descargas y cargas menos profundas, debido a la robustez.

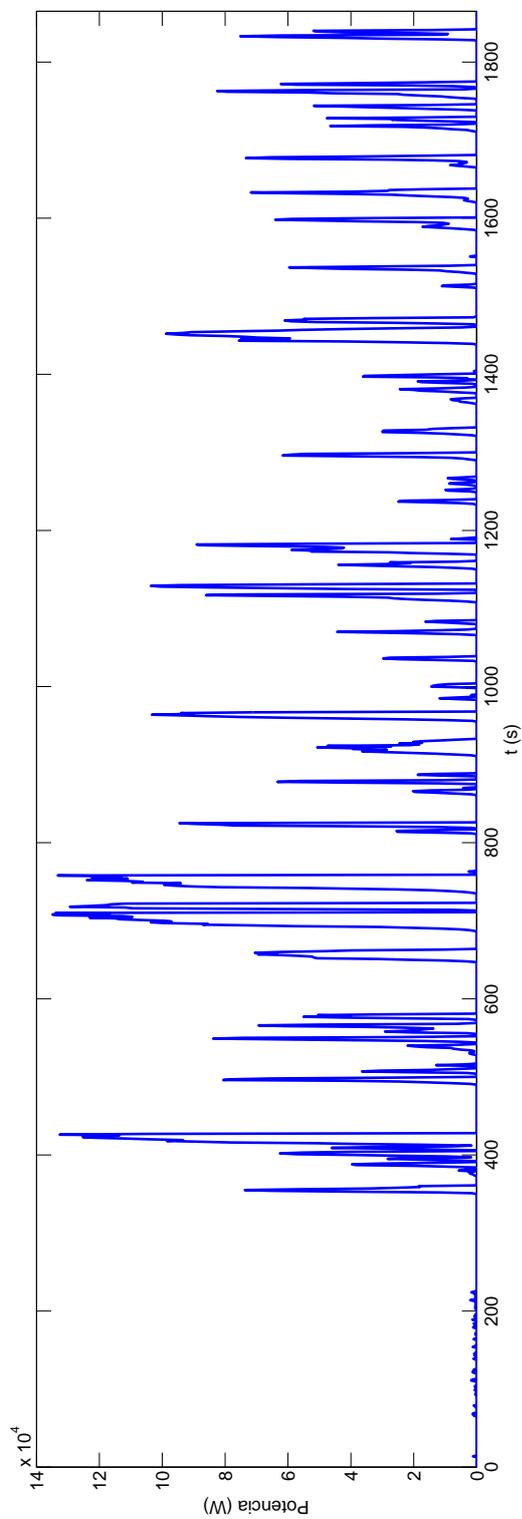


Figura 9.4: Potencia de la pila de combustible para el perfil BADC con REMPC con  $J_c$

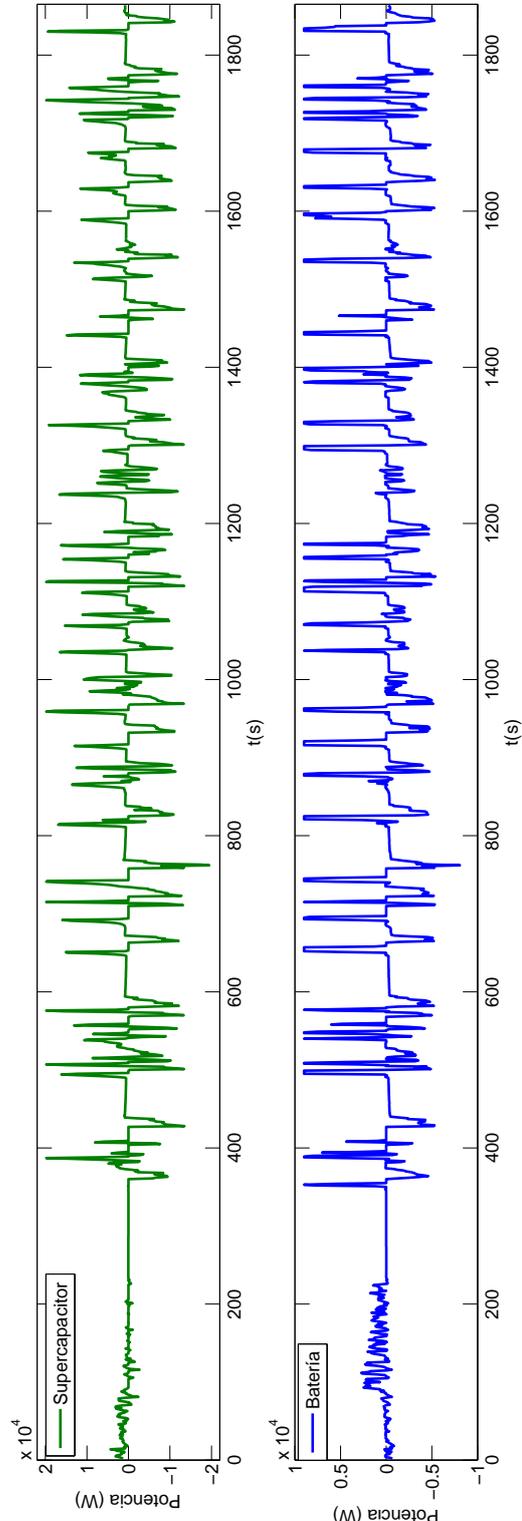


Figura 9.5: Potencia de los elementos de almacenamiento para el perfil BADC con REMPC con  $J_c$

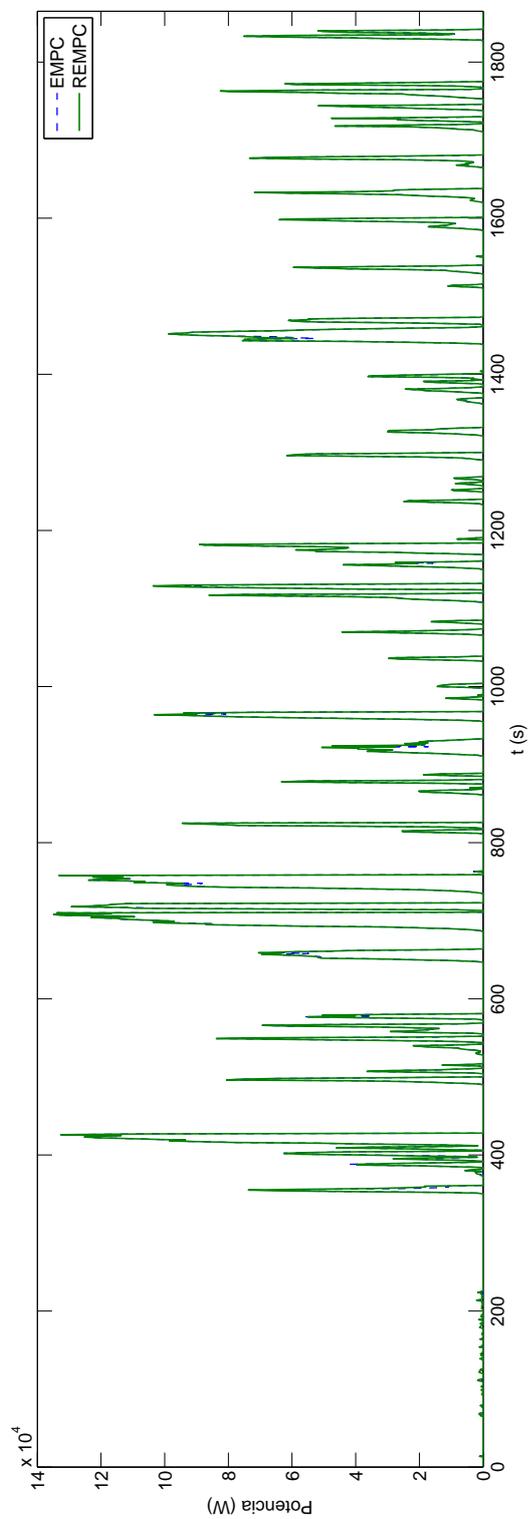


Figura 9.6: Comparación de la potencia de la pila de combustible para el perfil BADC con REMPC y EMPC con  $J_c$

Elemento	Energía	Porcentaje
Pila de Combustible	19.76 [MJ]	87,18 %
Baterías	1.40 [MJ]	6,21 %
Supercapacitor	1.57 [MJ]	6,94 %

Cuadro 9.1: Aporte energético de las fuentes para el BADC con REMPC con  $J_c$ .

Para el caso de las señales de control, correspondientes a las potencias de los elementos del sistema de propulsión, la pila de combustible, las baterías y supercapacitores, en la Figura 9.4, se muestra el comportamiento de la primera y en la Figura 9.5 se muestra el funcionamiento de las dos últimas. Es importante mencionar que se cumple la ecuación del balance de potencias, en la que la suma de las potencias de los elementos del sistema de propulsión, es igual a la potencia que se requiere para generar el movimiento del autobús.

El Cuadro 9.1 muestra el porcentaje de energía que aporta cada fuente al movimiento, de mientras el Cuadro 9.2 muestra la comparativa del porcentaje con el controlador REMPC, el EMPC y los resultados obtenidos de la DP. En ambos cuadros, se ha tomado en consideración el estado del  $SOC$  y  $SOE$  final, los mismos que están acotados dentro de los rangos de variación propuestos en el capítulo 4. Para el caso del perfil BADC y el caso de las baterías, el  $SOC$  final varía en un casi 7 % del inicial, lo que no representa una variación significativa. En este cuadro se puede observar que la técnica de programación dinámica es aquella en donde se puede ahorrar una mayor cantidad de hidrógeno con una energía de la pila de combustible entregada al movimiento del 78.077 %. Sin embargo, el valor del control predictivo económico robusto, de 87,18 % no está muy alejado del considerado óptimo. La Figura 9.6, muestra la comparativa de la potencia entregada por la pila entre el RMPC y el EMPC. En la misma, en verde están los resultados del REMPC, y se puede observar que existen picos de potencia que están sobre los graficados en línea azul correspondiente al EMPC. Por citar algunos de estos casos, se tienen los picos entre los instantes de tiempo [350-400], [580-620], [630-760], [900-1000], [1150-1180] y [1420-1480].

La Figura 9.7 muestra una sección de la Figura 9.6. donde se puede visualizar claramente que la pila de combustible necesita generar mayor cantidad de potencia, para cumplir los requerimientos de potencia, debido a la presencia de  $w(t)$ .

Es importante recordar, que la pila de combustible es la fuente principal del sistema, y la única

Elemento	REMP	EMPC	DP
Pila de Combustible	87,18 %	84,06 %	78,07 %
Baterías	6,21 %	7,61 %	10,94 %
Supercapacitor	6,94 %	8,32 %	10,99 %

Cuadro 9.2: Comparación del aporte energético de las fuentes para el BADC con REMPC, EMPC y DP con  $J_c$ .

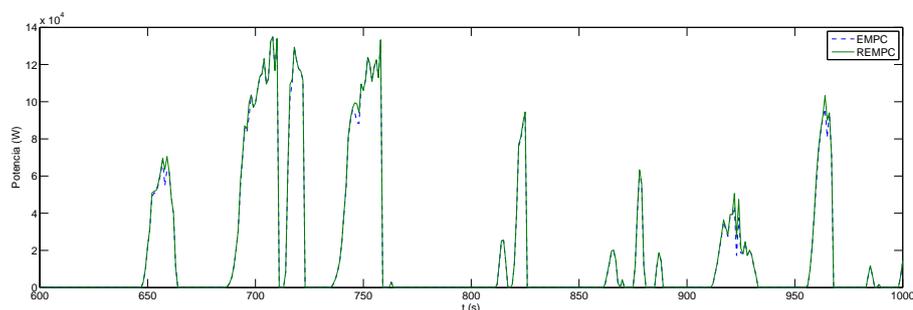


Figura 9.7: Sección de la comparación de la potencia de la pila de combustible para el perfil BADC con REMPC y EMPC con  $J_c$

capaz de generar energía para el movimiento, sin la necesidad de tomarla del freno regenerativo, por lo que será esta en mayor medida la que proporcione la energía necesaria para cumplir con las nuevas restricciones que se le impone al sistema. Mientras, con este planteamiento, los elementos de almacenamiento, serán capaces de generar la energía necesaria para cumplir con la función de coste propuesta.

### 9.3.2. Simulación RMPC para el Manhattan Driving Cycle

De manera similar que para el BADC, para el Manhattan driving cycle, la Figura 9.8, muestra el comportamiento del SOC de la batería para el controlador robusto. En este controlador, también se ha tomado en cuenta la diferencia entre el estado final del  $SOC$  y su estado inicial. La diferencia porcentual es casi del 6 %, valores acotados en el capítulo 4. La Figura 9.9 muestra una comparación de este mismo parámetro para el control REMPC y el EMPC, mientras que la Figura 9.10, muestra la misma comparativa añadiendo el comportamiento del SOC en la DP. Como es de esperar, el comportamiento del estado de carga de la batería es similar en los

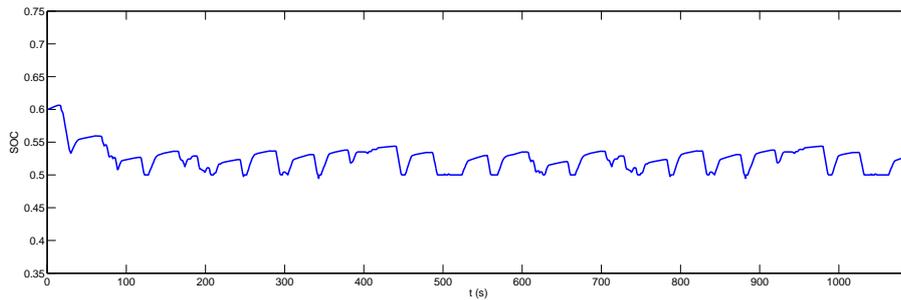


Figura 9.8: SOC de la batería con REMPC para el perfil Manhattan DC con  $J_c$

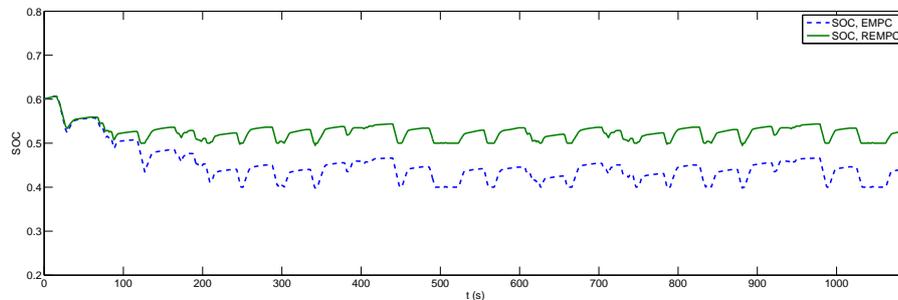


Figura 9.9: Comparación del SOC de la batería con REMPC y EMPC para el perfil Manhattan DC con  $J_c$

tres casos, con descargas menos profundas en el REMPC debido a la robustez. Análogamente que para el caso anterior, la diferencia de potencia absorbida entre los tres controladores, se ve reflejado directamente en el SOC.

En este caso, el vector  $w(k)$  que se define como la diferencia entre los valores reales de velocidad del perfil de conducción y los valores máximos a los que se puede llegar partiendo de la aceleración máxima que permite el perfil. Este es el rango en el que la incertidumbre puede encontrarse. Estos valores se obtienen con el método mostrado en el capítulo anterior, y cuyo resultado se indica en la Figura 8.12.

La dinámica del sistema al igual que para el caso del perfil de velocidad anterior, es similar entre los controladores EMPC y REMPC, con variaciones en los límites de las restricciones, debido a la nueva manera de plantear el problema de control.

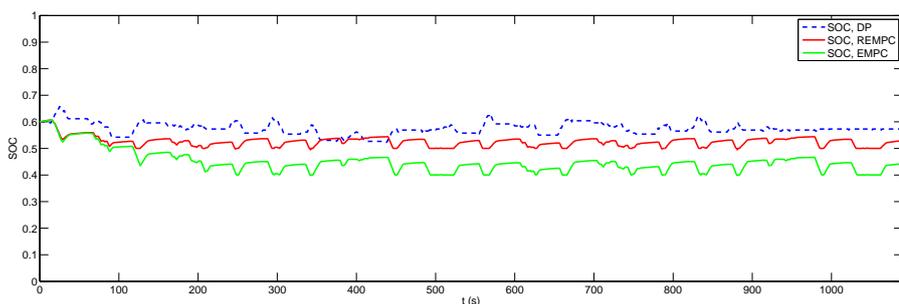


Figura 9.10: Comparación del SOC de la batería con REMPC, DP y EMPC para el perfil Manhattan DC con  $J_c$

Elemento	Energía	Porcentaje
Pila de Combustible	11.64 [MJ]	84,68 %
Baterías	1.06 [MJ]	7,32 %
Supercapacitor	1.11 [MJ]	8,12 %

Cuadro 9.3: Aporte energético de las fuentes para el Manhattan DC con REMPC con  $J_c$ .

La Figura 9.11 muestra la potencia entregada por la pila de combustible al movimiento durante todo el intervalo del perfil. La Figura 9.12 muestra la potencia entregada y recuperada por los elementos de almacenamiento, la batería y el supercapacitor. En este perfil, el balance de potencias también se cumple, por lo que la sumatoria de potencias entregadas por los elementos del sistema de propulsión es igual a la potencia necesaria para generar el movimiento.

El Cuadro 9.3 muestra el porcentaje de energía que aporta cada fuente al movimiento con el controlador REMPC, y también muestra la misma energía en [J].

La Figura 9.13 muestra la comparación entre la potencia entregada por la fuente principal del sistema de propulsión, la pila de combustible. Se ve claramente en dicha figura que la potencia entregada con el controlador REMPC es mayor que la entregada con el controlador EMPC, debido a que se necesita una mayor cantidad de energía de esta fuente para cumplir con el movimiento, y la inclusión de la incertidumbre en la generación de la velocidad en los instantes siguientes de tiempo. En azul se muestra la potencia entregada por la pila de combustible del controlador EMPC y en verde la potencia entregada por la pila de combustible del controlador

Elemento	REMP	EMPC	DP
Pila de Combustible	84,68 %	81,20 %	78,19 %
Baterías	7,32 %	9,03 %	8,80 %
Supercapacitor	8,12 %	9,73 %	13,01 %

Cuadro 9.4: Comparación del aporte energético de las fuentes para el Manhattan DC con REMPC, EMPC y DP con  $J_c$ .

REMP. Entre el instante [100-150], [180-210], [230-250], [290-310], [420-460], [530-550], [610-630], [760-800], [810-850] y [900-1000] segundos se observa que existen picos en donde para el controlador robusto, la pila debe entregar una mayor cantidad de energía.

La Figura 9.14, muestra una sección de la Figura 9.13, en el intervalo de tiempo entre [100-350] segundos, para mostrar de manera clara lo explicado en el párrafo anterior.

El Cuadro 9.4, muestra la comparativa en porcentaje de energía entregada por los controladores propuestos en la presente tesis. Análogamente al caso anterior del perfil de conducción Buenos aires driving cycle, para la estrategia de programación dinámica el porcentaje de energía entregado por la pila de combustible era del 78,19 %. Para el caso del control predictivo económico robusto es del 84,68 %. Esto implica un mayor uso de la pila de combustible para cumplir los requerimientos de velocidad traducidos en potencia para el perfil Manhattan driving cycle. No obstante, se ve que el resultado no se aleja en gran medida del óptimo encontrado.

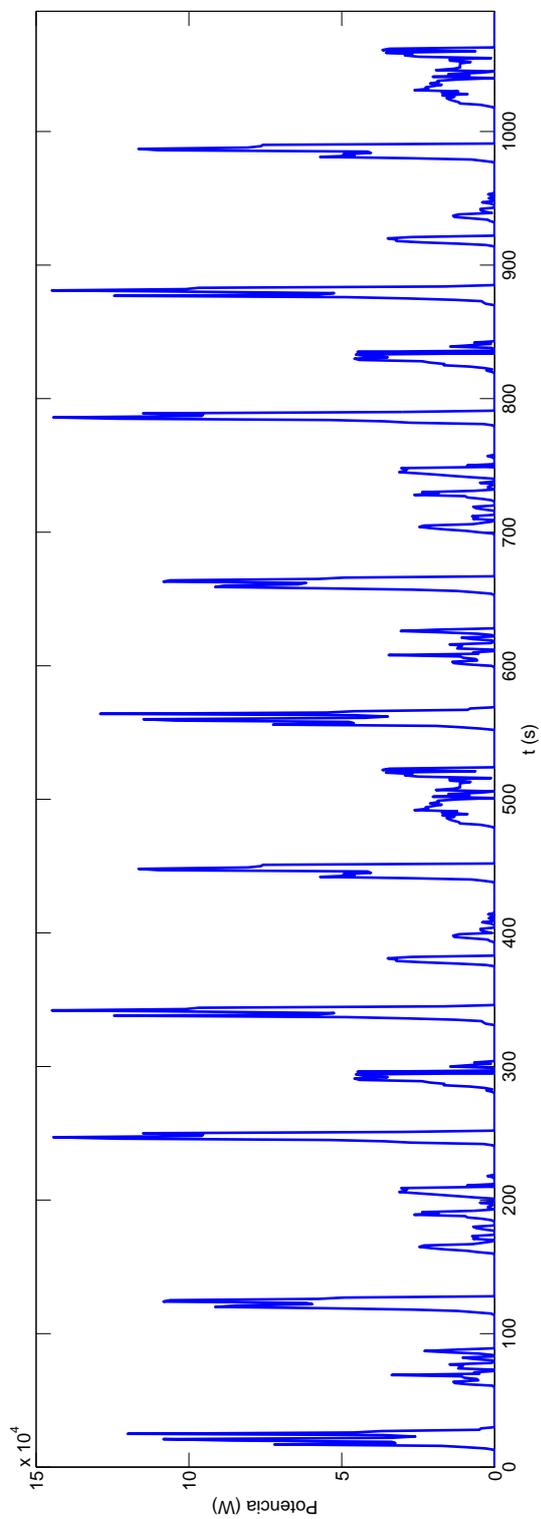


Figura 9.11: Potencia de la pila de combustible para el perfil Manhattan DC con REMPC con  $J_c$

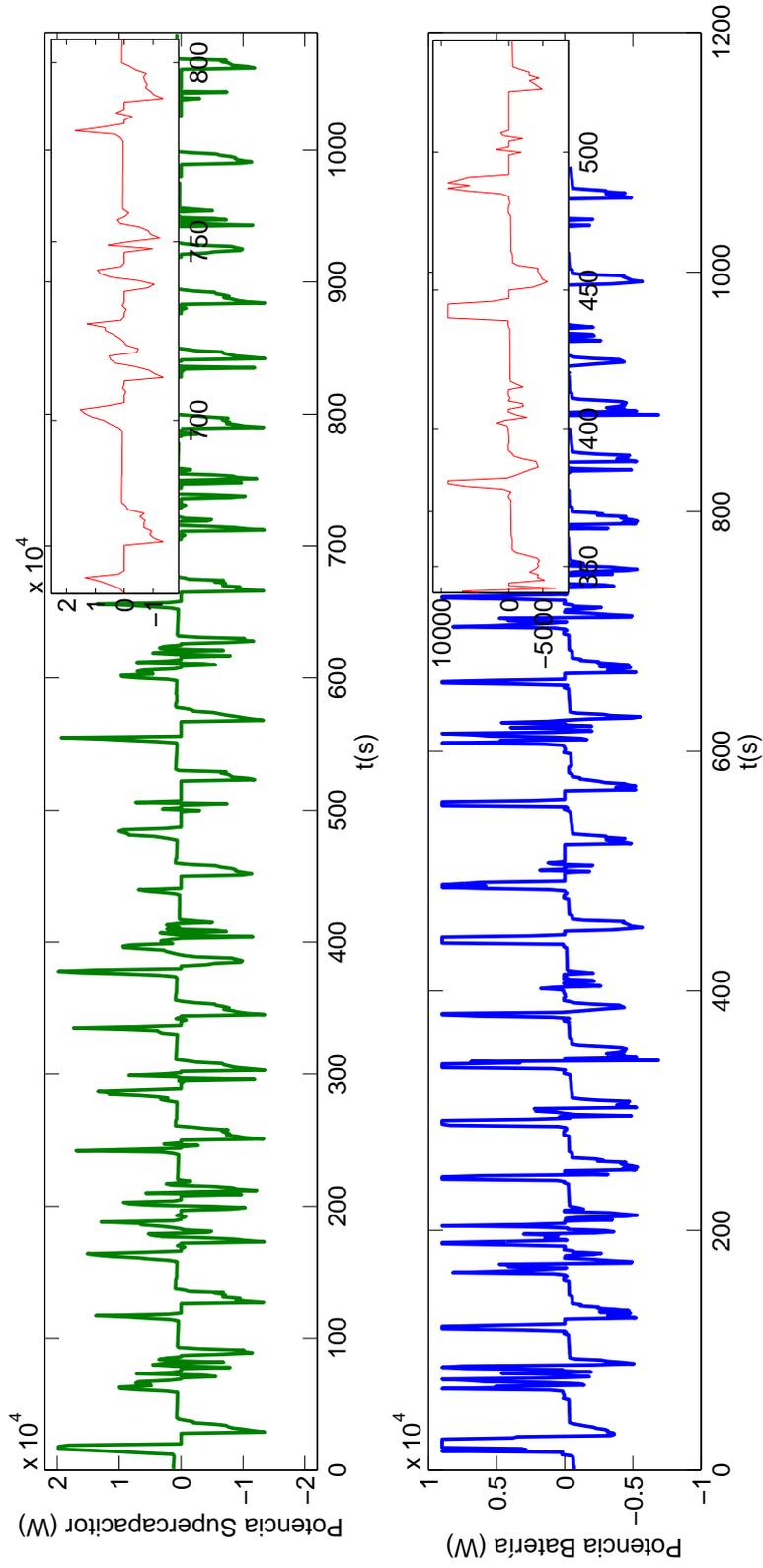


Figura 9.12: Potencia de los elementos de almacenamiento para el perfil Manhattan DC con REMPC con  $J_c$

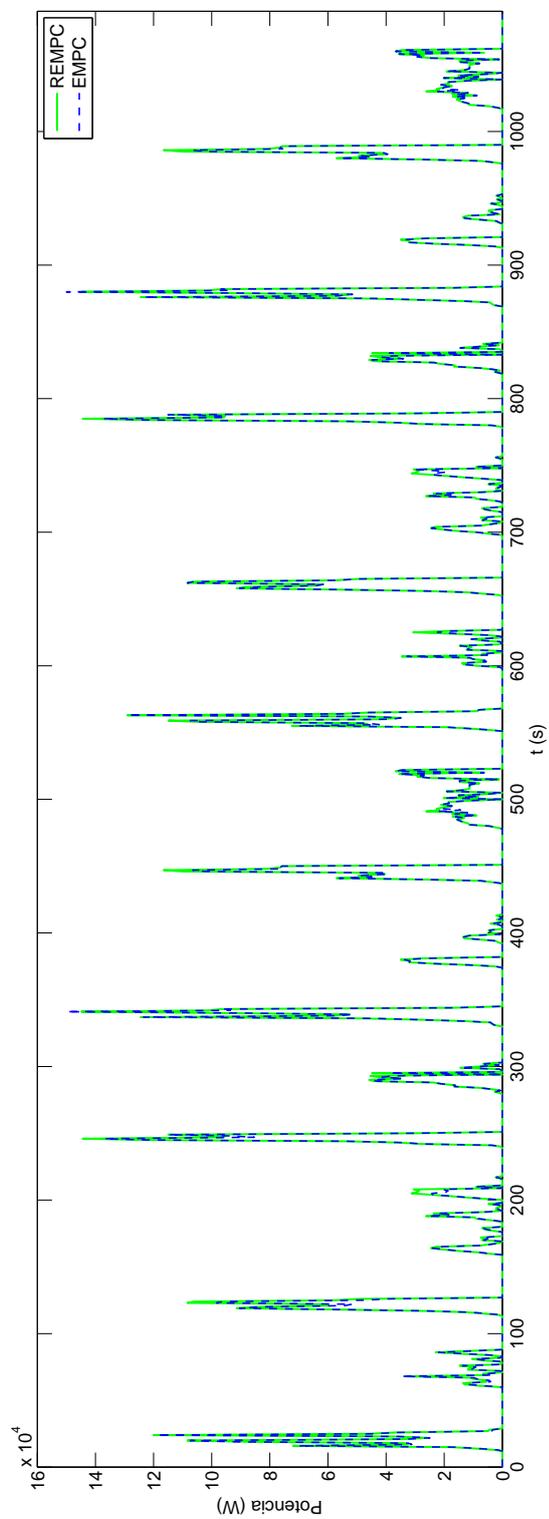


Figura 9.13: Comparación de la potencia de la pila de combustible para el perfil Manhattan DC con REMPC y EMPC con  $J_c$

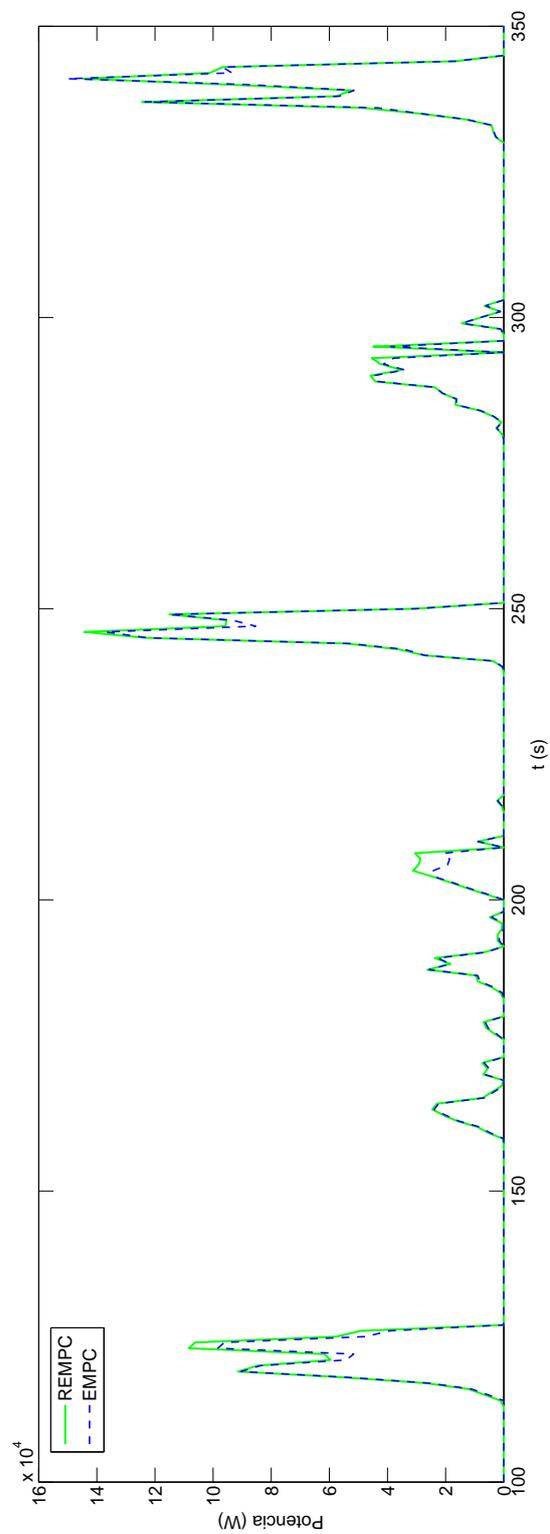


Figura 9.14: Sección de la comparación de la potencia de la pila de combustible para el perfil BADC con REMPC y EMPC con  $J_c$

## 9.4. Conclusiones

A manera de conclusión se puede decir que el controlador robusto, debido a la presencia de la incertidumbre acotada calculada como vectores de velocidades máximas y mínimas, traducidas a potencia para incluirlos en la ecuación de balance, debe asegurar que el sistema sea capaz de entregar la potencia requerida en el peor de los casos, es decir cuando el instante de velocidad siguiente no sea  $v(k + 1)$  sino este entre el y  $v_M^*(k + 1)$  y por ende necesite una potencia mayor a la demanda real. Por este motivo, existe un nuevo balance en el uso de los elementos de almacenamiento en la entrega de la potencia recuperada del frenado regenerativo y el aumento del uso de la pila de combustible dentro de rangos coherentes cercanos a los valores óptimos.

Cuando existe una desaceleración marcada y en vez de ir a la velocidad  $v(k + 1)$  se va a de entre ella hasta  $v_m^*(k + 1)$  los elementos de almacenamiento deben absorber este pico y si no son capaces, el freno mecánico disipa esta energía. Como se observa en las gráficas, los momentos de aceleración desaceleración y paradas, son coherentes con la dinámica del sistema de propulsión en ambos perfiles de conducción. Entonces, con la inclusión de  $w(k)$ , como el vector que recoge las variaciones en la demanda, y el nuevo planteamiento de 9.6, los valores máximos y mínimos de la potencia de la batería y el supercapacitor varían, y por ende la variación del SOC y SOE de ambos. Para el cálculo de estos nuevos límites presentados desde 9.6 hasta 9.11 se toman en cuenta los valores de potencia mostrados en el capítulo 8.

De manera análoga que para el capítulo 7, en el perfil BADC con las condiciones mencionadas en el capítulo de dimensionamiento óptimo, usando el controlador de DP se consumen 2.068,855 kilos de hidrógeno, mientras que con el controlador EMPC se consumen 2.228,70 kilos de hidrógeno, y con el controlador REMPC se consumen 2.353,86 kilos de hidrógeno, es decir un 5.31 % mas que para el caso anterior. Para el perfil Manhattan, usando DP se consumen 2.083,76 kilos de hidrógeno, mientras que en el controlador EMPC se consumen 2.168,17 kilos. Para el controlador REMPC se consumen 2.286,09 kilos de hidrógeno. Esto representa cerca de un 5 % de consumo.

Como se puede observar, se consume una mayor cantidad de hidrógeno en ambos casos que con el EMPC, pero ese valor no está tan lejos del óptimo calculado en la DP. Finalmente, la estabilidad del sistema está asegurada con el planteamiento del controlador desarrollado en la Sección 9.1.

---

## CAPÍTULO 10

# CONCLUSIONES E INVESTIGACIONES FUTURAS

---

### 10.1. Conclusiones

Los vehículos eléctricos híbridos HEV, con pila de combustible como fuente principal de generación de energía, contribuyen de manera sustancial a solucionar el problema de las emisiones nocivas de los vehículos con motor de combustión interna. Su uso, permite ayudar a resolver el problema de la contaminación global y la problemática que esto conlleva. De no implementar tecnologías en base a energías renovables, los efectos del calentamiento global podrán ser mas severos para los próximos 20 años.

En el **tercer capítulo**, se selecciona la arquitectura del vehículo utilizada a lo largo de la tesis, a la vez que se definen los elementos que compondrán el sistema de propulsión del mismo. Entre ellos, a la pila de combustible como fuente principal de generación energética, y como elementos de almacenamiento a las baterías y supercapacitores. Las baterías, poseen una alta densidad energética, mientras que los supercapacitores poseen una gran densidad de potencia. De esta manera, mediante el concepto de frenado regenerativo, se absorbe con el segundo picos mas altos de potencia, mientras que con la primera se absorbe energía por un periodo de tiempo más prolongado. La combinación de estos elementos más la pila de combustible permite operar la misma en rangos elevados de eficiencia, y por ende ayudar a mantener la vida útil de los elementos.

Los perfiles de velocidad escogidos, al ser característicos de autobuses de servicio, permiten obtener un buen escenario para el autobús de servicio urbano escogido con los parámetros de la

tabla 3.1. La dinámica de funcionamiento del autobús es la de recorrer cierta cantidad de distancia, antes de realizar una parada, y repetir este ciclo. Para esto, existe una velocidad máxima alcanzable, una aceleración máxima y una desaceleración máxima. Se prueban las técnicas de control con dos ciclos de conducción para buscar una caracterización general de las técnicas a implementar. Los ciclos de conducción son el Buenos Aires driving cycle y el Manhattan driving cycle. Finalmente se definen los modelos matemáticos de los componentes en base a los modelos de energía de los mismos. Los convertidores, que unen los elementos al bus DC, se modelan mediante eficiencias, las mismas que para el caso de la batería y el supercapacitor son estáticas, y para la pila de combustible cambia con su punto de eficiencia y potencia generada.

La importancia de definir la arquitectura del sistema es fundamental en el problema de gestión energética. Como contribución, se puede mostrar que se usará una combinación entre baterías y supercapacitores. En la literatura, usualmente se combinan los motores de combustión, o las pilas de combustible con una de ellas, no obstante, en este trabajo se propone el uso de ambas para aumentar el ahorro de combustible. La relación entre los perfiles de potencia y la demanda, ayuda a disminuir la complejidad del problema.

En el **cuarto capítulo**, mediante la técnica de programación dinámica, se calculan los valores óptimos del SOC para las baterías, del SOE para el supercapacitor, y de las potencias de cada uno de los elementos. En este caso, las potencias de cargas y descargas de la batería, supercapacitor y de la pila de combustible. Para esto, se define una primera función de coste, que permite minimizar el consumo de hidrógeno en la pila de combustible. La obtención de estos valores sirve de referencia para comparar las demás técnicas de control implementadas. Para el caso del perfil de conducción BADC, los porcentajes de energía que entregan los elementos al movimiento son de 74,18 % la pila de combustible, el 11,69 % la batería y el 14,13 % el supercapacitor. Para este perfil, el porcentaje de recuperación de los elementos de almacenamiento es de 25,82 %. En el caso del Manhattan DC, la pila de combustible aporta un 75,23 % de energía al movimiento, mientras la batería un 11,45 % y el supercapacitor un 13,32 %. El total de energía recuperada para este perfil es del 24,77 %.

Esta primera función de coste, nos permitirá tener una base porcentual en términos de consumo, para las siguientes funciones que se analicen. Con esta función, la economía en el consumo de hidrógeno debe ser la mayor, y una referencia para el compendio entre el consumo de hidrógeno, el preservar la vida útil de los elementos y la operación eficiente que se analizará en los siguientes capítulos.

En el **capítulo quinto**, usando la misma técnica de programación dinámica, se varió la función de coste. La contribución de la nueva función de coste, a más de minimizar el consumo de hidrógeno, permite también asegurar un correcto funcionamiento de los elementos de almacenamiento y de la pila de combustible, pues toma en cuenta la vida útil de los mismos, introduciendo en la función aspectos del estado de salud de los mismos. Para esto, se limitan los picos de potencia de la batería y la pila de combustible, además de operar la pila solo en las zonas de mayor eficiencia. El SOC, también queda restringido a valores menores con límites suaves. A partir de las simulaciones realizadas, se compararon los resultados con la función de coste original usada en el Capítulo 3. Para el perfil BADC, la pila de combustible, aporta un 78.07 % de la energía del movimiento, es decir un 3.89 % más que para el caso de la función de coste anterior. La batería da un 10.94 %, mientras el supercapacitor un 10,99 %. En este caso, la energía recuperada por la batería disminuye, debido a la inclusión de un término que restringe sus valores elevados de potencia en la función de coste como ya se lo mencionó. Como resultado, el uso de la pila de combustible se incrementa, sin esto significar un aumento significativo. Para el caso del perfil Manhattan, la pila de combustible aporta un 78.19 % de la energía, mientras la batería un 8.80 % y el supercapacitor un 13,01 %. En comparación con la función de coste anterior, la recuperación de energía es del 21.81 %, comparada con el 24.77 % anterior, se recupera un 2.96 % menos. Este comportamiento es similar a lo explicado para el BADC.

La inclusión de coeficientes en la función de coste, permite encontrar el mejor compendio entre consumo de combustible y preservación de la vida útil de los elementos, lo que permite aumentar una de ellas en comparación a la otra, lo que agrega versatilidad a la solución propuesta, al momento de decidir las características de operación del sistema.

En **capítulo sexto** propone un dimensionado óptimo para el sistema de propulsión del vehículo. Hasta el momento la pila de combustible tenía una potencia de 150 [KW] y los elementos de almacenamiento de 30 [KW] entre ambos. Bajo estos parámetros y la función de coste definida como  $J_c$  en el capítulo anterior se calcularon los coeficientes óptimos de la misma para un aporte energético cercano al caso óptimo planteado en el capítulo cuarto. Con estos coeficientes, en primera instancia se trabaja con un sistema sin elementos de almacenamiento, en donde se concluye que se necesita una pila de combustible de 200 [KW] con un coste asociado de 200.000,00 €. En segunda instancia, se propone elevar la masa de los elementos de almacenamiento, asociando su potencia y energía a este parámetro, lo que permite al variarla, variar también el dimensionamiento energético de los mismos. De esta manera se observa que al subir la masa del ESS se llega a configuraciones en donde se reduce la potencia entregada por la pila de combustible con el respectivo ahorro de hidrógeno asociado. Para el perfil BADC la

configuración óptima se encuentra con 9 [Kg] de baterías y 21 [Kg] de supercapacitores, con una recuperación del 87.28 % de la energía del frenado. Para el perfil Manhattan DC la configuración óptima se encuentra con 20 [Kg] de supercapacitores y 12 [Kg] de baterías, con una recuperación del 90.57 % de la energía del frenado.

Como contribución, se muestra un estudio de la variación del precio y la cantidad de hidrógeno consumido en un año por un bus de servicio urbano, a precio actual del combustible (2019). En ella, se muestra diferentes operaciones (supercapacitor solo, baterías solas o pila de combustible sola), y en base al ahorro de combustible se detalla la mejor combinación, teniendo en cuenta el precio del sistema de propulsión. Se demuestra entonces, que en un momento dado, así se suba la masa de los elementos de almacenamiento, el ahorro de combustible ya nos es considerable.

En el **capítulo séptimo**, la técnica de control EMPC se usa: primero en su forma más clásica, en la que en la función de coste se busca minimizar el consumo o uso de los elementos, la suavidad de las señales de control, y mantener umbrales de seguridad tanto para las baterías como para la pila de combustible y los supercapacitores. Se realiza un estudio de los pesajes mediante el método de Pareto. En primera instancia, los elementos poseen una eficiencia unitaria, es decir que no existen pérdidas, y por esta razón se puede recuperar el máximo teórico calculado para el freno regenerativo. Variando los pesos, se logra dar toda la energía con la pila de combustible, o se puede recuperar una mayor o menor cantidad de energía con la batería y el supercapacitor. A estos puntos extremos, se ha llamado punto de máximo consumo y de máxima recuperación.

En un segundo enfoque, se disminuye la capacidad de la pila de combustible. En este enfoque también se hacen simulaciones con el punto de máximo consumo, máxima recuperación y valores intermedios entre ellos. Debido a la variación en el dimensionado de la pila, a nivel de velocidad, el hecho de que no se pueda cumplir el perfil de potencia, provoca que en ciertos momentos el vehículo se desenganche de la velocidad deseada. El algoritmo propuesto para volver a retomar el siguiente valor de velocidad deseada, mejora en un buen porcentaje estas pérdidas. Pues en el peor escenario, cuando se cumple solo un 72,4 % del perfil de potencia, con el algoritmo planteado, el controlador es capaz de reengancharse a la velocidad siguiente, y cumplir el perfil de velocidad en un 89 %. Lo que no se puede cumplir, son las partes de los picos de velocidad que los elementos no son capaces de alcanzar debido a sus limitaciones. En un tercer enfoque, se plantea la función de coste usada para el capítulo previo, la misma que considera el ahorro de hidrógeno de la pila y la vida útil de la batería y la pila de combustible, y se observa que los resultados son comparables con los obtenidos en la DP. La diferencia radica en el mayor uso de la pila de combustible. Para el perfil BADC el aporte de la pila de combustible es del 84.06 %, de la batería es del 7.61 % y del supercapacitor es del 8.32 %. Como se mencionó se ve

un aumento de casi el 6 % de uso de la pila de combustible. Para el perfil Manhattan el uso de la pila de combustible es del 81.205 %. En este caso el aumento es de alrededor del 3.1 %. La diferencia entre las funciones de coste  $J_{eco}$  y  $J_c$ , radica que para la primera se toma en cuenta todos los elementos del sistema de propulsión, incluyendo al supercapacitor, mientras en la segunda, en un enfoque mas realista, se toma en cuenta los elementos en base al ahorro de combustible y los modelos de SOH. La primera es una función de coste típica para los controladores EMPC que toma en cuenta todos los estados y señales de control, y la segunda es adecuada para el problema planteado específicamente.

La contribución en sí, a mas del planteamiento del método de control, es la sintonización del mismo para obtener valores cercanos o considerables en comparación con la DP. Si se varia el horizonte de predicción hasta el tiempo de cada perfil, se obtienen valores similares a la DP. No obstante, bajo este estudio se determina que con 60 segundos como horizonte, se obtienen resultados satisfactorios en términos de la energía entregada por los elementos y el consumo de hidrógeno.

El **capítulo octavo** propone un método de planificador de las trayectorias máximas y mínimas de velocidad, buscando que el instante siguiente de velocidad, sea calculado en base a la aceleración media y la desaceleración media permitidas por los perfiles de velocidad. Para el perfil de velocidad BADC la aceleración promedio es de  $0.48 [m/s^2]$ , mientras la desaceleración promedio es de  $-0,524 [m/s^2]$ . Para el Manhattan DC, la aceleración promedio es de  $0.43 [m/s^2]$  y la desaceleración promedio es de  $-0,504 [m/s^2]$ . Con esto, se logra colocar al perfil de velocidad entre tubos, con valores reales a las que el autobús de servicio urbano podría llegar en caso de sufrir perturbaciones. Bajo un umbral de  $0.5 [m/s]$  en velocidad, si el autobús de servicio, esta por llegar a una parada, solamente podrá frenar para llegar a la misma, de esta manera, se asegura que siempre se detenga en el instante de tiempo adecuado de las paradas. Una vez obtenidos los tubos de velocidades máximas y mínimas, se obtienen los perfiles de potencia máximos y mínimos que se necesitan para generar las nuevas trayectorias de velocidad.

Con este método, se toman en cuenta las características de los perfiles para hacer un pronostico máximo y mínimo del siguiente instante de velocidad y por ende de la siguiente demanda de potencia al sistema. Con el planificador se generaliza esta técnica para cualquier perfil, y se lo demuestra con los dos que se usan en la presente tesis. Con esto, se pueden colocar las perturbaciones que pudiesen entrar al sistema en cotas, para luego ser tratadas por el controlador robusto (en términos de demanda de potencia).

Finalmente, el **capítulo noveno** propone un planteamiento para el control robusto. El mismo

que se basa en tomar en consideración la incertidumbre de las condiciones de manejo, para que el controlador sea capaz de responder antes perturbaciones en los perfiles de velocidad y por ende de potencia. Para esto, se deben presentar las restricciones de manera distinta, con la inclusión de un vector de incertidumbre, que es desconocido pero acotado. Esta incertidumbre, hace que la pila de combustible deba entregar mayor energía, comparada con la técnica EMPC y DP. para el caso del perfil BADC, la pila de combustible entrega el 87.18 % de la energía del movimiento, mientras que para el caso del EMPC no robusto, entregaba el 84.06 %. Es decir un aumento del 3.12 %. Para el caso del Manhattan driving cycle, con el REMPC la pila entrega el 84.68 % mientras que con el EMPC no robusto, entrega el 81.20 %. Es decir, un 3.48 % más. No obstante, se asegura que el controlador entregue la cantidad de potencia requerida en un escenario de peores condiciones que los normales, es decir con la demanda de potencia real. Usando la función de coste que toma en consideración tanto el uso de hidrógeno, como la vida útil de los elementos, llamada  $J_c$ , se busca cumplir los mismos objetivos de control para que la técnica sea comparable. Para asegurar la estabilidad del sistema, se propone una función de coste compuesta, en donde se sigue una trayectoria de referencia que viene dada por las soluciones o señales de control del EMPC ya planteado, y se usa  $J_c$  para penalizar los valores.

Como contribución, la formulación del controlador toma en cuenta condiciones de manejo con perturbaciones, lo que hace que el sistema de almacenamiento use una menor capacidad que la máxima permisible, y la pila de combustible aumente su aporte energético. A más del planteamiento, también se hace un análisis energético de los elementos del sistema de propulsión y de la masa de combustible a usar. Todo esto se lo compara con la DP, que es el caso óptimo, en donde se analiza que los resultados obtenidos son aceptables.

## 10.2. Investigaciones futuras

Para la presente tesis, los objetivos planteados han sido cubiertos. No obstante, se podrían trabajar algunos aspectos para profundizar la mejora en la gestión energética del vehículo. Por ejemplo, se podría ajustar la planificación de las trayectorias, buscando trayectorias mas realistas, en base a algoritmos que nos permitan obtener un conjunto de trayectorias mas afinadas o la inclusión de elementos que nos den datos reales del trayecto como radares o GPS. En este ámbito, se podría considerar la creación de nuevos perfiles de conducción, ya sea en base a la unión de algunos ya existentes, o en base a pruebas reales en condiciones de trafico determinadas. Otro aspecto importante, sería la implementación práctica del sistema de control, usando elementos

de un laboratorio que permitan validar experimentalmente las simulaciones propuestas. Entonces, se podría comparar los resultados obtenidos a nivel de simulación, con los resultados reales y determinar la eficiencia de las simulaciones en cara a la implementación de los sistemas de control.

Se podrán mejorar los modelos del sistema global, modelando los convertidores, de manera que se tenga en cuenta las pérdidas producidas en ellos de manera más formal. De igual manera, se puede modelizar el motor eléctrico. En la presente tesis, se trabaja en la capa de control superior, escondiendo las no linealidades en la capa inferior, en un trabajo futuro se podrían buscar modelos no lineales, que dependan de parámetros variantes.

Entonces, se podrían abordar ambos niveles de control, tanto el control de nivel superior como el control del nivel inferior, en donde no se asuma que el voltaje del bus es constante y se trabaje a niveles de corrientes y torques de los elementos como baterías y supercapacitores. La inclusión del control de bajo nivel, tomaría en cuenta el funcionamiento interno del sistema de propulsión, lo que aumentaría la precisión y reduciría la incertidumbre.

Se puede trabajar con otros métodos on-line, además de mejorar los modelos de SOH para la batería. Se podrían probar diferentes tipos de vehículos, no solo de transporte urbano, sino pequeños, con una menor cantidad de energía a recuperar en los perfiles, para validar los controladores.

También se propone trabajar sobre nuevas arquitecturas con la incorporación de elementos mecánicos para aumentar la complejidad del sistema.

La inclusión de modelos no lineales, permitirá estudiar el desempeño de los controladores no lineales como por ejemplo un NMPC (control predictivo basado en modelos no lineal), para realizar una comparativa de la cercanía de los modelos usados a la realidad del sistema. Finalmente, se podría estudiar las propiedades del control robusto de manera más formal.



---

# BIBLIOGRAFÍA

---

- [1] Oluwasanmi Adeodu and Donald J Chmielewski. Control of electric power transmission networks with massive energy storage using economic mpc. In *2013 American Control Conference*, pages 5839–5844. IEEE, 2013.
- [2] Rishi Amrit, James B Rawlings, and David Angeli. Economic optimization using model predictive control with a terminal cost. *Annual Reviews in Control*, 35(2):178–186, 2011.
- [3] David Angeli, Rishi Amrit, and James B Rawlings. On average performance and stability of economic model predictive control. 2011.
- [4] Michael Arnett. *Modeling and Simulation of a Hybrid Electric Vehicle for the Challenge X Competition*. PhD thesis, The Ohio State University, 2005.
- [5] M.Y. Ayad, M. Becherif, and A. Henni. Vehicle hybridization with fuel cell, supercapacitors and batteries by sliding mode control. *Renewable Energy*, 36(10):2627 – 2634, 2011. Renewable Energy: Generation & Application.
- [6] Michael Back. *Prädiktive Antriebsregelung zum energieoptimalen Betrieb von Hybridfahrzeugen*. Univ.-Verlag Karlsruhe, 2005.
- [7] Michael Back, Stephan Terwen, and Volker Krebs. Predictive powertrain control for hybrid electric vehicles. *IFAC Proceedings Volumes*, 37(22):439–444, 2004.
- [8] Ton Backx, Okko Bosgra, and Wolfgang Marquardt. Integration of model predictive control and optimization of processes: enabling technology for market driven process operation. *IFAC Proceedings Volumes*, 33(10):249–260, 2000.
- [9] Riyanto Trilaksono Bambang, Arief Syaichu Rohman, Cees Jan Dronkers, Romeo Ortega, Arif Sasongko, et al. Energy management of fuel cell/battery/supercapacitor hybrid power sources using model predictive control. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 10(4):1992–2002, 2014.

- [10] Frano Barbir. *PEM fuel cells: theory and practice*. Academic Press, 2013.
- [11] Tim J BARLOW, S Latham, IS McCrae, and PG Boulter. A reference book of driving cycles for use in the measurement of road vehicle emissions. *TRL Published Project Report*, 2009.
- [12] Stefano Barsali, Massimo Ceraolo, Romano Giglioli, and Davide Poli. Storage applications for smartgrids. *Electric Power Systems Research*, 120:109–117, 2015.
- [13] Stefano Barsali, Massimo Ceraolo, and Andrea Possenti. Techniques to control the electricity generation in a series hybrid electrical vehicle. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 17(2):260–266, 2002.
- [14] Stefano Barsali, Carmine Miulli, and Andrea Possenti. A control strategy to minimize fuel consumption of series hybrid electric vehicles. *IEEE Transactions on energy conversion*, 19(1):187–195, 2004.
- [15] Bernd M Baumann, Gregory Washington, Bradley C Glenn, and Giorgio Rizzoni. Mechatronic design and control of hybrid electric vehicles. *IEEE/ASME Transactions On Mechatronics*, 5(1):58–72, 2000.
- [16] Kamil Çağatay Bayindir, Mehmet Ali Gözükcük, and Ahmet Teke. A comprehensive overview of hybrid electric vehicle: Powertrain configurations, powertrain control techniques and electronic control units. *Energy Conversion and Management*, 52(2):1305–1313, 2011.
- [17] Richard Bellman. Dynamic programming. *Science*, 153(3731):34–37, 1966.
- [18] Richard Bellman. *Dynamic programming*. Courier Corporation, 2013.
- [19] Dimitri P Bertsekas, Dimitri P Bertsekas, Dimitri P Bertsekas, and Dimitri P Bertsekas. *Dynamic programming and optimal control*, volume 1. Athena scientific Belmont, MA, 1995.
- [20] Vladimir G Boltyanskii. Sufficient conditions for optimality and the justification of the dynamic programming method. *SIAM Journal on Control*, 4(2):326–361, 1966.
- [21] H Ali Borhan, Chen Zhang, Ardalan Vahidi, Anthony M Phillips, Ming L Kuang, and Stefano Di Cairano. Nonlinear model predictive control for power-split hybrid electric vehicles. In *Decision and Control (CDC), 2010 49th IEEE Conference on*, pages 4890–4895. IEEE, 2010.

- [22] Hoseinali Borhan, Ardalan Vahidi, Anthony M Phillips, Ming L Kuang, Ilya V Kolmanovskiy, and Stefano Di Cairano. Mpc-based energy management of a power-split hybrid electric vehicle. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 20(3):593–603, 2012.
- [23] Lawrence Buie, Malcolm Fry, Peter Fussey, and Chad Mitts. An application of cost based power management control strategies to hybrid fuel cell vehicles. Technical report, SAE Technical Paper, 2004.
- [24] Andrew F Burke. Batteries and ultracapacitors for electric, hybrid, and fuel cell vehicles. *Proceedings of the IEEE*, 95(4):806–820, 2007.
- [25] Mamadou Baïlo Camara, Hamid Gualous, Frederic Gustin, Alain Berthon, and Brayima Dakyo. Dc/dc converter design for supercapacitor and battery power management in hybrid vehicle applications—polynomial control strategy. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 57(2):587–597, 2010.
- [26] Mauro G Carignano, Ramiro Adorno, Nicolas van Dijk, Nicolas Nieberding, Norberto Nigro, and Pedro Orbaiz. Assessment of energy management strategies for a hybrid electric bus.
- [27] Robert L Carraway, Thomas L Morin, and Herbert Moskowitz. Generalized dynamic programming for multicriteria optimization. *European Journal of Operational Research*, 44(1):95–104, 1990.
- [28] Massimo Ceraolo, Stefano Barsali, Giovanni Lutzemberger, and Mirko Marracci. Comparison of sc and high-power batteries for use in hybrid vehicles. Technical report, SAE Technical Paper, 2009.
- [29] CC Chan. The state of the art of electric and hybrid vehicles. *Proceedings of the IEEE*, 90(2):247–275, 2002.
- [30] Ching Chuen Chan, Alain Bouscayrol, and Keyu Chen. Electric, hybrid, and fuel-cell vehicles: Architectures and modeling. *IEEE transactions on vehicular technology*, 59(2):589–598, 2010.
- [31] Bo-Chiuan Chen, Yuh-Yih Wu, and Hsien-Chi Tsai. Design and analysis of power management strategy for range extended electric vehicle using dynamic programming. *Applied Energy*, 113:1764–1774, 2014.

- [32] M. E. Choi, J. S. Lee, and S. W. Seo. Real-time optimization for power management systems of a battery/supercapacitor hybrid energy storage system in electric vehicles. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 63(8):3600–3611, Oct 2014.
- [33] Thomas Christen and Martin W Carlen. Theory of ragone plots. *Journal of power sources*, 91(2):210–216, 2000.
- [34] Roberto Cipollone and Antonio Sciarretta. Analysis of the potential performance of a combined hybrid vehicle with optimal supervisory control. In *Computer Aided Control System Design, 2006 IEEE International Conference on Control Applications, 2006 IEEE International Symposium on Intelligent Control, 2006 IEEE*, pages 2802–2807. IEEE, 2006.
- [35] Wesley J Cole, David P Morton, and Thomas F Edgar. Optimal electricity rate structures for peak demand reduction using economic model predictive control. *Journal of Process Control*, 24(8):1311–1317, 2014.
- [36] Indraneel Das and John E Dennis. A closer look at drawbacks of minimizing weighted sums of objectives for pareto set generation in multicriteria optimization problems. *Structural optimization*, 14(1):63–69, 1997.
- [37] PEV De Miranda, ES Carreira, UA Icardi, and GS Nunes. Brazilian hybrid electric-hydrogen fuel cell bus: Improved on-board energy management system. *International Journal of Hydrogen Energy*, 42(19):13949–13959, 2017.
- [38] Sébastien Delprat, Thierry Marie Guerra, and Jannette Rimaux. Control strategies for hybrid vehicles: optimal control. In *Vehicular Technology Conference, 2002. Proceedings. VTC 2002-Fall. 2002 IEEE 56th*, volume 3, pages 1681–1685. IEEE, 2002.
- [39] Sebastien Delprat, Jimmy Lauber, Thierry-Marie Guerra, and Janette Rimaux. Control of a parallel hybrid powertrain: optimal control. *IEEE transactions on Vehicular Technology*, 53(3):872–881, 2004.
- [40] M Devineni, A Dinger, M Gerrits, T Mezger, X Mosquet, M Russo, G Sticher, and H Zablitz. Powering autos to 2020: the era of the electric car. *Boston Consulting Group*, 2011.
- [41] Alessandro Di Giorgio, Francesco Liberati, and Silvia Canale. Electric vehicles charging control in a smart grid: A model predictive control approach. *Control Engineering Practice*, 22:147–162, 2014.

- [42] Moritz Diehl, Rishi Amrit, and James B Rawlings. A Lyapunov function for economic optimizing model predictive control. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 56(3):703–707, 2011.
- [43] Philipp Dietrich. *Gesamtenergetische Bewertung verschiedener Betriebsarten eines Parallel-Hybridantriebes mit Schwungradkomponente und stufenlosem Weitbereichsgetriebe für einen Personenwagen*. PhD thesis, Diss. Techn. Wiss. ETH Zürich, Nr. 12958, 1999. Ref.: MK Eberle; Korref.: HP Geering, 1999.
- [44] MS Dresselhaus and IL Thomas. Alternative energy technologies. *Nature*, 414(6861):332, 2001.
- [45] Bo Du, Xiaofeng Yin, and Yang Yang. Robust control of mode transition for a single-motor full hybrid electric vehicle. *Advances in Mechanical Engineering*, 9(9):1687814017717428, 2017.
- [46] C Dudézert, Y Reynier, J-M Duffault, and S Franger. Fatigue damage approach applied to li-ion batteries ageing characterization. *Materials Science and Engineering: B*, 213:177–189, 2016.
- [47] S. Ebbesen, P. Elbert, and L. Guzzella. Battery state-of-health perceptive energy management for hybrid electric vehicles. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 61(7):2893–2900, Sept 2012.
- [48] Bo Egardt, Nikolce Murgovski, Mitra Pourabdollah, and Lars Johannesson Mardh. Electromobility studies based on convex optimization: Design and control issues regarding vehicle electrification. *IEEE Control Systems*, 34(2):32–49, 2014.
- [49] Mehrdad Ehsani, Yimin Gao, Stefano Longo, and Kambiz Ebrahimi. *Modern electric, hybrid electric, and fuel cell vehicles*. CRC press, 2018.
- [50] Hassan El Fadil, Fouad Giri, Josep M Guerrero, and Abdelouahad Tahri. Modeling and nonlinear control of a fuel cell/supercapacitor hybrid energy storage system for electric vehicles. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 63(7):3011–3018, 2014.
- [51] Philipp Elbert, Soren Ebbesen, and Lino Guzzella. Implementation of dynamic programming for  $n$ -dimensional optimal control problems with final state constraints. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 21(3):924–931, 2013.
- [52] HA Eschenauer, J Koski, and A Osyczka. Multicriteria optimization—fundamentals and motivation. In *Multicriteria Design Optimization*, pages 1–32. Springer, 1990.

- [53] Enrique Fatás, Juan Carlos Pérez-Flores, and Pilar Ocón. Pilas de combustible: una alternativa limpia de producción de energía. *Revista Española de Física*, 27(2):26–34, 2013.
- [54] Diego Feroldi and Mauro Carignano. Sizing for fuel cell/supercapacitor hybrid vehicles based on stochastic driving cycles. *Applied energy*, 183:645–658, 2016.
- [55] Diego Feroldi, Maria Serra, and Jordi Riera. Energy management strategies based on efficiency map for fuel cell hybrid vehicles. *Journal of Power Sources*, 190(2):387–401, 2009.
- [56] Antonio Ferramosca, Daniel Limon, and Eduardo F Camacho. Economic mpc for a changing economic criterion for linear systems. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 59(10):2657–2667, 2014.
- [57] Anders Folkesson, Christian Andersson, Per Alvfors, Mats Alaküla, and Lars Overgaard. Real life testing of a hybrid pem fuel cell bus. *Journal of Power Sources*, 118(1):349 – 357, 2003. Scientific Advances in Fuel Cell Systems.
- [58] Georgios Fontaras, Georgios Karavalakis, Marina Kousoulidou, Theodoros Tzamkiozis, Leonidas Ntziachristos, Evangelos Bakeas, Stamoulis Stournas, and Zissis Samaras. Effects of biodiesel on passenger car fuel consumption, regulated and non-regulated pollutant emissions over legislated and real-world driving cycles. *Fuel*, 88(9):1608–1617, 2009.
- [59] Abbas Fotouhi, Rubiyah Yusof, Rasoul Rahmani, Saad Mekhilef, and Neda Shateri. A review on the applications of driving data and traffic information for vehicles energy conservation. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 37(Supplement C):822 – 833, 2014.
- [60] Lijun Gao, R. A. Dougal, and Shengyi Liu. Power enhancement of an actively controlled battery/ultracapacitor hybrid. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 20(1):236–243, Jan 2005.
- [61] Wenzhong Gao. Performance comparison of a fuel cell-battery hybrid powertrain and a fuel cell-ultracapacitor hybrid powertrain. *IEEE transactions on Vehicular Technology*, 54(3):846–855, 2005.
- [62] Thomas D Gillespie. Fundamentals of vehicle dynamics. Technical report, SAE Technical Paper, 1992.

- [63] Qiuming Gong, Yaoyu Li, and Zhong-Ren Peng. Trip-based optimal power management of plug-in hybrid electric vehicles. *IEEE Transactions on vehicular technology*, 57(6):3393–3401, 2008.
- [64] Qiuming Gong, Yaoyu Li, and Zhong-Ren Peng. Trip based optimal power management of plug-in hybrid electric vehicle with advanced traffic modeling. *SAE International journal of engines*, 1(1):861–872, 2009.
- [65] R González-Oropeza. Los ciclos de manejo, una herramienta útil si es dinámica para evaluar el consumo de combustible y las emisiones contaminantes del autotransporte. *Rev. Ing. Inv. Tec*, 3:147–162, 2005.
- [66] Suresh Gopalakrishnan, Chandra Namuduri, and Michael Reynolds. Ultracapacitor based active energy recovery scheme for fuel economy improvement in conventional vehicles. Technical report, SAE Technical Paper, 2011.
- [67] Da-Wei Gu, Petko Petkov, and Mihail M Konstantinov. *Robust control design with MATLAB®*. Springer Science & Business Media, 2005.
- [68] Rakesh Gupta and Robert Cofield. System and method for trajectory planning for unexpected pedestrians, January 2 2018. US Patent 9,857,795.
- [69] Rasmus Halvgaard, Niels K Poulsen, Henrik Madsen, John B Jørgensen, Francesco Marra, and Daniel Esteban Morales Bondy. Electric vehicle charge planning using economic model predictive control. In *Electric Vehicle Conference (IEVC), 2012 IEEE International*, pages 1–6. IEEE, 2012.
- [70] Rasmus Halvgaard, Niels Kjølstad Poulsen, Henrik Madsen, and John Bagterp Jørgensen. Economic model predictive control for building climate control in a smart grid. In *Innovative Smart Grid Technologies (ISGT), 2012 IEEE PES*, pages 1–6. IEEE, 2012.
- [71] Zhang Han, Zhu Yuan, Tian Guangyu, Chen Quanshi, and Chen Yaobin. Optimal energy management strategy for hybrid electric vehicles. Technical report, SAE Technical Paper, 2004.
- [72] M.A. Hannan, F.A. Azidin, and A. Mohamed. Hybrid electric vehicles and their challenges: A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 29(Supplement C):135 – 150, 2014.

- [73] M.A. Hannan, M.M. Hoque, A. Mohamed, and A. Ayob. Review of energy storage systems for electric vehicle applications: Issues and challenges. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 69(Supplement C):771 – 789, 2017.
- [74] MA Hannan, MM Hoque, Azah Mohamed, and Afida Ayob. Review of energy storage systems for electric vehicle applications: Issues and challenges. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 69:771–789, 2017.
- [75] Yiming He, Mashrur Chowdhury, Pierluigi Pisu, and Yongchang Ma. An energy optimization strategy for power-split drivetrain plug-in hybrid electric vehicles. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 22:29–41, 2012.
- [76] Mohsen Heidarinejad, Jinfeng Liu, and Panagiotis D Christofides. Economic model predictive control of nonlinear process systems using lyapunov techniques. *AIChE Journal*, 58(3):855–870, 2012.
- [77] Hanane Hemi, Jamel Ghouili, and Ahmed Cheriti. A real time fuzzy logic power management strategy for a fuel cell vehicle. *Energy Conversion and Management*, 80(Supplement C):63 – 70, 2014.
- [78] Hanane Hemi, Jamel Ghouili, and Ahmed Cheriti. Combination of markov chain and optimal control solved by pontryagin’s minimum principle for a fuel cell/supercapacitor vehicle. *Energy Conversion and Management*, 91(Supplement C):387 – 393, 2015.
- [79] Gunter Heppeler, Marcus Sonntag, Uli Wohlhaupter, and Oliver Sawodny. Predictive planning of optimal velocity and state of charge trajectories for hybrid electric vehicles. *Control Engineering Practice*, 61:229 – 243, 2017.
- [80] Juan C Herrera and Alexandre M Bayen. Incorporation of lagrangian measurements in freeway traffic state estimation. *Transportation Research Part B: Methodological*, 44(4):460–481, 2010.
- [81] T Hofman and CH Dai. Energy efficiency analysis and comparison of transmission technologies for an electric vehicle. In *2010 IEEE vehicle power and propulsion conference*, pages 1–6. IEEE, 2010.
- [82] Theo Hofman, RM van Druten, M Steinbuch, and AFA Serrarens. Rule-based equivalent fuel consumption minimization strategies for hybrid vehicles. *IFAC Proceedings Volumes*, 41(2):5652–5657, 2008.

- [83] A. Hoke, A. Brissette, K. Smith, A. Pratt, and D. Maksimovic. Accounting for lithium-ion battery degradation in electric vehicle charging optimization. *IEEE Journal of Emerging and Selected Topics in Power Electronics*, 2(3):691–700, Sept 2014.
- [84] Gregor Hoogers. *Fuel cell technology handbook*. CRC press, 2002.
- [85] Boris Houska, Hans Joachim Ferreau, and Moritz Diehl. Acado toolkit—an open-source framework for automatic control and dynamic optimization. *Optimal Control Applications and Methods*, 32(3):298–312, 2011.
- [86] Tobias Gybel Hovgaard, Kristian Edlund, and John Bagterp Jørgensen. The potential of economic mpc for power management. In *49th IEEE Conference on Decision and Control (CDC)*, pages 7533–7538. IEEE, 2010.
- [87] Tobias Gybel Hovgaard, Lars FS Larsen, and John Bagterp Jørgensen. Robust economic mpc for a power management scenario with uncertainties. In *Decision and Control and European Control Conference (CDC-ECC), 2011 50th IEEE Conference on*, pages 1515–1520. IEEE, 2011.
- [88] Branislav Hredzak, Vassilios G Agelidis, and Georgios Demetriades. Application of explicit model predictive control to a hybrid battery-ultracapacitor power source. *Journal of Power Sources*, 277:84–94, 2015.
- [89] Branislav Hredzak, Vassilios G Agelidis, and Georgios D Demetriades. A low complexity control system for a hybrid dc power source based on ultracapacitor–lead–acid battery configuration. *IEEE transactions on Power Electronics*, 29(6):2882–2891, 2014.
- [90] X. Hu, S. J. Moura, N. Murgovski, B. Egardt, and D. Cao. Integrated optimization of battery sizing, charging, and power management in plug-in hybrid electric vehicles. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 24(3):1036–1043, May 2016.
- [91] X. Hu, N. Murgovski, L. M. Johannesson, and B. Egardt. Optimal dimensioning and power management of a fuel cell ;battery hybrid bus via convex programming. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 20(1):457–468, Feb 2015.
- [92] Xiaosong Hu, Lars Johannesson, Nikolce Murgovski, and Bo Egardt. Longevity-conscious dimensioning and power management of the hybrid energy storage system in a fuel cell hybrid electric bus. *Applied Energy*, 137:913–924, 2015.

- [93] Xiaosong Hu, Lars Johannesson, Nikolce Murgovski, and Bo Egardt. Longevity-conscious dimensioning and power management of the hybrid energy storage system in a fuel cell hybrid electric bus. *Applied Energy*, 137(Supplement C):913 – 924, 2015.
- [94] Jazar and Reza N. *Vehicle dynamics: theory and application*. Springer Science & Business Media, 2013.
- [95] Bruno Jeanneret and Tony Markel. Adaptive energy management strategy for fuel cell hybrid vehicles. Technical report, SAE Technical Paper, 2004.
- [96] SI Jeon, ST Jo, HS Jo, YI Park, and JM Lee. The development of the simulation program for laying out the hybrid vehicle. In *Spring Conference Proceeding, Korea Society of Automotive Engineers, Kwang-ju, Korea*, volume 2, pages 713–719, 1999.
- [97] Shunping JIA, Hongqin PENG, Shuang LIU, and Xiaojie ZHANG. Review of transportation and energy consumption related research. *Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology*, 9(3):6 – 16, 2009.
- [98] Felipe Jiménez Alonso, Alfonso Román de Andrés, and José Maria López Martínez. Determinación de ciclos de conducción en rutas urbanas fijas. *Dyna Ingeniería e Industria*, 88(6):681–688, 2013.
- [99] Lars Johannesson, Nikolce Murgovski, Soren Ebbesen, Bo Egardt, Esteban Gelso, and Jonas Hellgren. Including a battery state of health model in the hev component sizing and optimal control problem. *IFAC Proceedings Volumes*, 46(21):398–403, 2013.
- [100] Valerie H Johnson, Keith B Wipke, and David J Rausen. Hev control strategy for real-time optimization of fuel economy and emissions. Technical report, SAE Technical Paper, 2000.
- [101] VH Johnson. Battery performance models in advisor. *Journal of power sources*, 110(2):321–329, 2002.
- [102] Robert Joumard, M André, R Vidon, P Tassel, and Ch Pruvost. Influence of driving cycles on unit emissions from passenger cars. *Atmospheric environment*, 34(27):4621–4628, 2000.
- [103] Jouko Kalmari, Juha Backman, and Arto Visala. A toolkit for nonlinear model predictive control using gradient projection and code generation. *Control Engineering Practice*, 39:56–66, 2015.

- [104] Henrik Karlsson and Carl-Eric Hagentoft. Application of model based predictive control for water-based floor heating in low energy residential buildings. *Building and environment*, 46(3):556–569, 2011.
- [105] Saida Kermani, Sebastien Delprat, Thierry-Marie Guerra, Rochdi Trigui, and Bruno Jeaneret. Predictive energy management for hybrid vehicle. *Control Engineering Practice*, 20(4):408–420, 2012.
- [106] JTBA Kessels, PPJ Van den Bosch, Michiel Koot, and Bram de Jager. Energy management for vehicle power net with flexible electric load demand. In *Control Applications, 2005. CCA 2005. Proceedings of 2005 IEEE Conference on*, pages 1504–1509. IEEE, 2005.
- [107] Alireza Khaligh and Zhihao Li. Battery, ultracapacitor, fuel cell, and hybrid energy storage systems for electric, hybrid electric, fuel cell, and plug-in hybrid electric vehicles: State of the art. *IEEE transactions on Vehicular Technology*, 59(6):2806–2814, 2010.
- [108] Himanshu Khurana, Mark Hadley, Ning Lu, and Deborah A Frincke. Smart-grid security issues. *IEEE Security & Privacy*, 8(1), 2010.
- [109] Min-Joong Kim and Huei Peng. Power management and design optimization of fuel cell/battery hybrid vehicles. *Journal of power sources*, 165(2):819–832, 2007.
- [110] Namwook Kim, Sukwon Cha, and Huei Peng. Optimal control of hybrid electric vehicles based on pontryagin’s minimum principle. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 19(5):1279–1287, 2011.
- [111] Alexander Kleimaier and D Schroder. Optimization strategy for design and control of a hybrid vehicle. In *Advanced Motion Control, 2000. Proceedings. 6th International Workshop on*, pages 459–464. IEEE, 2000.
- [112] Alexander Kleimaier and D Schroder. An approach for the online optimized control of a hybrid powertrain. In *Advanced Motion Control, 2002. 7th International Workshop on*, pages 215–220. IEEE, 2002.
- [113] Ilya Kolmanovsky and Elmer G Gilbert. Theory and computation of disturbance invariant sets for discrete-time linear systems. *Mathematical problems in engineering*, 4(4):317–367, 1998.

- [114] Michiel Koot, John TBA Kessels, Bram De Jager, WPMH Heemels, PPJ Van den Bosch, and Maarten Steinbuch. Energy management strategies for vehicular electric power systems. *IEEE transactions on vehicular technology*, 54(3):771–782, 2005.
- [115] Juhani Koski and Risto Silvennoinen. Norm methods and partial weighting in multi-criterion optimization of structures. *International Journal for Numerical Methods in Engineering*, 24(6):1101–1121, 1987.
- [116] Lia Kouchachvili, Wahiba Yaïci, and Evgueniy Entchev. Hybrid battery/supercapacitor energy storage system for the electric vehicles. *Journal of Power Sources*, 374:237–248, 2018.
- [117] Vineet Kumar, K.P.S. Rana, and Puneet Mishra. Robust speed control of hybrid electric vehicle using fractional order fuzzy pd and pi controllers in cascade control loop. *Journal of the Franklin Institute*, 353(8):1713 – 1741, 2016.
- [118] Reza Langari and Jong-Seob Won. Intelligent energy management agent for a parallel hybrid vehicle-part i: system architecture and design of the driving situation identification process. *IEEE transactions on vehicular technology*, 54(3):925–934, 2005.
- [119] W. Langson, I. Chrysochoos, S.V. Raković, and D.Q. Mayne. Robust model predictive control using tubes. *Automatica*, 40(1):125 – 133, 2004.
- [120] Liangfeng Lao, Matthew Ellis, and Panagiotis D Christofides. Economic model predictive control of parabolic pde systems: Addressing state estimation and computational efficiency. *Journal of Process Control*, 24(4):448–462, 2014.
- [121] Jaehwa Lee and David Angeli. Cooperative economic model predictive control for linear systems with convex objectives. *European Journal of Control*, 20(3):141–151, 2014.
- [122] Jay H Lee. Model predictive control and dynamic programming. In *Control, Automation and Systems (ICCAS), 2011 11th International Conference on*, pages 1807–1809. IEEE, 2011.
- [123] J.H. Lee and Zhenghong Yu. Worst-case formulations of model predictive control for systems with bounded parameters. *Automatica*, 33(5):763 – 781, 1997.
- [124] Jin-woo Lee, Upali Priyantha Mudalige, Tianyu Gu, and John M Dolan. Unified motion planning algorithm for autonomous driving vehicle in obstacle avoidance maneuver, October 4 2016. US Patent 9,457,807.

- [125] Dries Lesage and Thijs Van de Graaf. *Global energy governance in a multipolar world*. Routledge, 2016.
- [126] Shengbo Li, Keqiang Li, Rajesh Rajamani, and Jianqiang Wang. Model predictive multi-objective vehicular adaptive cruise control. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 19(3):556–566, 2011.
- [127] D Limon, M Pereira, D Muñoz De La Peña, T Alamo, and JM Grosso. Single-layer economic model predictive control for periodic operation. *Journal of Process Control*, 24(8):1207–1224, 2014.
- [128] Chan-Chiao Lin, Huei Peng, Jessy W Grizzle, and Jun-Mo Kang. Power management strategy for a parallel hybrid electric truck. *IEEE transactions on control systems technology*, 11(6):839–849, 2003.
- [129] Chan-Chiao Lin, Huei Peng, and JW Grizzle. A stochastic control strategy for hybrid electric vehicles. In *American Control Conference, 2004. Proceedings of the 2004*, volume 5, pages 4710–4715. IEEE, 2004.
- [130] Wei-Song Lin and Chen-Hong Zheng. Energy management of a fuel cell/ultracapacitor hybrid power system using an adaptive optimal-control method. *Journal of Power Sources*, 196(6):3280–3289, 2011.
- [131] Changhong Liu and Lin Liu. Optimal power source sizing of fuel cell hybrid vehicles based on pontryagin’s minimum principle. *International Journal of Hydrogen Energy*, 40(26):8454–8464, 2015.
- [132] Johan Löfberg. *Minimax approaches to robust model predictive control*, volume 812. Linköping University Electronic Press, 2003.
- [133] Sergio Lucia, Joel AE Andersson, Heiko Brandt, Moritz Diehl, and Sebastian Engell. Handling uncertainty in economic nonlinear model predictive control: A comparative case study. *Journal of Process Control*, 24(8):1247–1259, 2014.
- [134] Jingran Ma, Joe Qin, Timothy Salsbury, and Peng Xu. Demand reduction in building energy systems based on economic model predictive control. *Chemical Engineering Science*, 67(1):92 – 100, 2012. Dynamics, Control and Optimization of Energy Systems.
- [135] T.M.I. Mahlia, R. Saidur, L.A. Memon, N.W.M. Zulkifli, and H.H. Masjuki. A review on fuel economy standard for motor vehicles with the implementation possibilities in malaysia. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 14(9):3092–3099, dec 2010.

- [136] Vincenzo Marano, Simona Onori, Yann Guezennec, Giorgio Rizzoni, and Nullo Madella. Lithium-ion batteries life estimation for plug-in hybrid electric vehicles. In *Vehicle Power and Propulsion Conference, 2009. VPPC'09. IEEE*, pages 536–543. IEEE, 2009.
- [137] R Timothy Marler and Jasbir S Arora. Survey of multi-objective optimization methods for engineering. *Structural and multidisciplinary optimization*, 26(6):369–395, 2004.
- [138] R Timothy Marler and Jasbir S Arora. The weighted sum method for multi-objective optimization: new insights. *Structural and multidisciplinary optimization*, 41(6):853–862, 2010.
- [139] David Q Mayne. Optimization in model based control. In *Dynamics and Control of Chemical Reactors, Distillation Columns and Batch Processes (Dycord'95)*, pages 229–242. Elsevier, 1995.
- [140] D.Q. Mayne, J.B. Rawlings, C.V. Rao, and P.O.M. Scokaert. Constrained model predictive control: Stability and optimality. *Automatica*, 36(6):789 – 814, 2000.
- [141] D.Q. Mayne, M.M. Seron, and S.V. Raković. Robust model predictive control of constrained linear systems with bounded disturbances. *Automatica*, 41(2):219 – 224, 2005.
- [142] David I Mendoza-Serrano and Donald J Chmielewski. Hvac control using infinite-horizon economic mpc. In *2012 IEEE 51st IEEE Conference on Decision and Control (CDC)*, pages 6963–6968. IEEE, 2012.
- [143] Tedjani Mesbahi, Fouad Khenfri, Nassim Rizoug, Khaled Chaaban, Patrick Bartholoméüs, and Philippe Le Moigne. Dynamical modeling of li-ion batteries for electric vehicle applications based on hybrid particle swarm–nelder–mead (pso–nm) optimization algorithm. *Electric Power Systems Research*, 131(Supplement C):195 – 204, 2016.
- [144] John M Miller and Gianni Sartorelli. Battery and ultracapacitor combinations where should the converter go? In *2010 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference*, pages 1–7. IEEE, 2010.
- [145] Peter Mizsey and Esmond Newson. Comparison of different vehicle power trains. *Journal of power sources*, 102(1-2):205–209, 2001.
- [146] Nikolce Murgovski, Lars Johannesson, Jonas Sjöberg, and Bo Egardt. Component sizing of a plug-in hybrid electric powertrain via convex optimization. *Mechatronics*, 22(1):106–120, 2012.

- [147] Nikolce Murgovski, Lars Mårdh Johannesson, and Jonas Sjöberg. Engine on/off control for dimensioning hybrid electric powertrains via convex optimization. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 62(7):2949–2962, 2013.
- [148] Cristian Musardo, Giorgio Rizzoni, Yann Guezennec, and Benedetto Staccia. A-ecms: An adaptive algorithm for hybrid electric vehicle energy management. *European Journal of Control*, 11(4-5):509–524, 2005.
- [149] Richard G Newell and Stuart Iler. The global energy outlook. Technical report, National Bureau of Economic Research, 2013.
- [150] G. Nielson and A. Emadi. Hybrid energy storage systems for high-performance hybrid electric vehicles. In *2011 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference*, pages 1–6, Sept 2011.
- [151] G Paganelli, TM Guerra, S Delprat, JJ Santin, M Delhom, and E Combes. Simulation and assessment of power control strategies for a parallel hybrid car. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part D: Journal of Automobile Engineering*, 214(7):705–717, 2000.
- [152] Yeong-il Park and Jang-moo Lee. Multi-mode driving control of a parallel hybrid electric vehicle using driving pattern recognition. 2002.
- [153] Alireza Payman, Serge Pierfederici, Farid Meibody-Tabar, and Bernard Davat. An adapted control strategy to minimize dc-bus capacitors of a parallel fuel cell/ultracapacitor hybrid system. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 26(12):3843–3852, 2011.
- [154] Pucheng Pei, Qianfei Chang, and Tian Tang. A quick evaluating method for automotive fuel cell lifetime. *International Journal of Hydrogen Energy*, 33(14):3829–3836, 2008.
- [155] Luc Pelkmans and Patrick Debal. Comparison of on-road emissions with emissions measured on chassis dynamometer test cycles. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 11(4):233–241, 2006.
- [156] Mario Pereira, D Muñoz de la Peña, and Daniel Limón. Robust economic model predictive control of a community micro-grid. *Renewable Energy*, 100:3–17, 2017.
- [157] Jau-Woei Perng and Yi-Horng Lai. Robust longitudinal speed control of hybrid electric vehicles with a two-degree-of-freedom fuzzy logic controller. *Energies*, 9(4):290, 2016.

- [158] Pierluigi Pisu, Kerem Koprubasi, and Giorgio Rizzoni. Energy management and drivability control problems for hybrid electric vehicles. In *Decision and Control, 2005 and 2005 European Control Conference. CDC-ECC'05. 44th IEEE Conference on*, pages 1824–1830. IEEE, 2005.
- [159] Pierluigi Pisu and Giorgio Rizzoni. A supervisory control strategy for series hybrid electric vehicles with two energy storage systems. In *Vehicle Power and Propulsion, 2005 IEEE Conference*, pages 8–14. IEEE, 2005.
- [160] Lucas Pun. *Introduction to optimization practice*. Wiley, 1969.
- [161] S Joe Qin and Thomas A Badgwell. A survey of industrial model predictive control technology. *Control engineering practice*, 11(7):733–764, 2003.
- [162] Rajesh Rajamani. *Vehicle dynamics and control*. Springer Science & Business Media, 2011.
- [163] James B Rawlings and Rishi Amrit. Optimizing process economic performance using model predictive control. In *Nonlinear model predictive control*, pages 119–138. Springer, 2009.
- [164] James B Rawlings, David Angeli, and Cuyler N Bates. Fundamentals of economic model predictive control. In *Decision and Control (CDC), 2012 IEEE 51st Annual Conference on*, pages 3851–3861. IEEE, 2012.
- [165] Martin Redelbach, Enver Doruk Özdemir, and Horst E. Friedrich. Optimizing battery sizes of plug-in hybrid and extended range electric vehicles for different user types. *Energy Policy*, 73(Supplement C):158 – 168, 2014.
- [166] Yann Riffonneau, Seddik Bacha, Franck Barruel, and Stephane Ploix. Optimal power flow management for grid connected pv systems with batteries. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, 2(3):309–320, 2011.
- [167] Giulio Ripaccioli, Daniele Bernardini, Stefano Di Cairano, Alberto Bemporad, and IV Kolmanovsky. A stochastic model predictive control approach for series hybrid electric vehicle power management. In *American Control Conference (ACC), 2010*, pages 5844–5849. IEEE, 2010.
- [168] Giorgio Rizzoni, Lino Guzzella, and Bernd M Baumann. Unified modeling of hybrid electric vehicle drivetrains. *IEEE/ASME transactions on mechatronics*, 4(3):246–257, 1999.

- [169] P. Rodatz, G. Paganelli, A. Sciarretta, and L. Guzzella. Optimal power management of an experimental fuel cell/supercapacitor-powered hybrid vehicle. *Control Engineering Practice*, 13(1):41 – 53, 2005.
- [170] P Rodatz, G Paganelli, A Sciarretta, and L Guzzella. Optimal power management of an experimental fuel cell/supercapacitor-powered hybrid vehicle. *Control engineering practice*, 13(1):41–53, 2005.
- [171] MFM Sabri, KA Danapalasingam, and MF Rahmat. A review on hybrid electric vehicles architecture and energy management strategies. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 53:1433–1442, 2016.
- [172] Apurba Sakti, Jeremy J. Michalek, Erica R.H. Fuchs, and Jay F. Whitacre. A techno-economic analysis and optimization of li-ion batteries for light-duty passenger vehicle electrification. *Journal of Power Sources*, 273(Supplement C):966 – 980, 2015.
- [173] Mutasim Salman, Niels J Schouten, and Naim A Kheir. Control strategies for parallel hybrid vehicles. In *Proceedings of the 2000 American Control Conference. ACC (IEEE Cat. No. 00CH36334)*, volume 1, pages 524–528. IEEE, 2000.
- [174] İsmail Levent Sarioglu, Olaf P Klein, Hendrik Schroder, and Ferit Kucukay. Energy management for fuel-cell hybrid vehicles based on specific fuel consumption due to load shifting. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 13(4):1772–1781, 2012.
- [175] R. M. Schupbach, J. C. Balda, M. Zolot, and B. Kramer. Design methodology of a combined battery-ultracapacitor energy storage unit for vehicle power management. In *Power Electronics Specialist Conference, 2003. PESC '03. 2003 IEEE 34th Annual*, volume 1, pages 88–93 vol.1, June 2003.
- [176] Volker Schwarzer and Reza Ghorbani. Drive cycle generation for design optimization of electric vehicles. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 62(1):89–97, 2013.
- [177] A. Sciarretta and L. Guzzella. Control of hybrid electric vehicles. *IEEE Control Systems*, 27(2):60–70, April 2007.
- [178] Antonio Sciarretta and Lino Guzzella. Control of hybrid electric vehicles. *IEEE Control systems*, 27(2):60–70, 2007.

- [179] Antonio Sciarretta, Lino Guzzella, and Michael Back. A real-time optimal control strategy for parallel hybrid vehicles with on-board estimation of the control parameters. *IFAC Proceedings Volumes*, 37(22):489–494, 2004.
- [180] Antonio Sciarretta, Lino Guzzella, and Christopher H Onder. On the power split control of parallel hybrid vehicles: from global optimization towards real-time control. *Automatisierungstechnik*, 51(5):195–203, 2003.
- [181] Volkan Sezer, Metin Gokasan, and Seta Bogosyan. A novel ecms and combined cost map approach for high-efficiency series hybrid electric vehicles. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 60(8):3557–3570, 2011.
- [182] Omar Z. Sharaf and Mehmet F. Orhan. An overview of fuel cell technology: Fundamentals and applications. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 32(Supplement C):810 – 853, 2014.
- [183] Phillip Sharer, Romain Leydier, and Aymeric Rousseau. Impact of drive cycle aggressiveness and speed on hev's fuel consumption sensitivity. Technical report, SAE Technical Paper, 2007.
- [184] J. Shen, S. Dusmez, and A. Khaligh. Optimization of sizing and battery cycle life in battery/ultracapacitor hybrid energy storage systems for electric vehicle applications. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 10(4):2112–2121, Nov 2014.
- [185] Kyle Simmons, Yann Guezennec, and Simona Onori. Modeling and energy management control design for a fuel cell hybrid passenger bus. *Journal of Power Sources*, 246:736–746, 2014.
- [186] Ziyou Song, Heath Hofmann, Jianqiu Li, Xuebing Han, and Minggao Ouyang. Optimization for a hybrid energy storage system in electric vehicles using dynamic programming approach. *Applied Energy*, 139:151–162, 2015.
- [187] Ziyou Song, Heath Hofmann, Jianqiu Li, Jun Hou, Xuebing Han, and Minggao Ouyang. Energy management strategies comparison for electric vehicles with hybrid energy storage system. *Applied Energy*, 134(Supplement C):321 – 331, 2014.
- [188] Francisco Soriano Alfonso. A study of hybrid powertrains and predictive algorithms applied to energy management in refuse-collecting vehicles. 2015.

- [189] Marco Sorrentino, Gianfranco Rizzo, and Ivan Arsie. Analysis of a rule-based control strategy for on-board energy management of series hybrid vehicles. *Control Engineering Practice*, 19(12):1433–1441, 2011.
- [190] Ugur Soytaş, Ramazan Sari, and Bradley T Ewing. Energy consumption, income, and carbon emissions in the united states. *Ecological Economics*, 62(3-4):482–489, 2007.
- [191] G Steinmauer and L Del Re. Optimal control of dual power sources. In *Control Applications, 2001.(CCA'01). Proceedings of the 2001 IEEE International Conference on*, pages 422–427. IEEE, 2001.
- [192] G Steinmaurer and L del Re. Receding horizon suboptimal control for fuel consumption optimization of hybrid vehicles. In *Proc. 2000 Asian Control Conf*, pages 1332–1337, 2000.
- [193] Gerald Steinmaurer and Luigi del Re. Optimal energy management for mild hybrid operation of vehicles with an integrated starter generator. Technical report, SAE Technical Paper, 2005.
- [194] Stephanie Stockar, Vincenzo Marano, Marcello Canova, Giorgio Rizzoni, and Lino Guzzella. Energy-optimal control of plug-in hybrid electric vehicles for real-world driving cycles. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 60(7):2949–2962, 2011.
- [195] N Sulaiman, MA Hannan, Azah Mohamed, EH Majlan, and WR Wan Daud. A review on energy management system for fuel cell hybrid electric vehicle: Issues and challenges. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 52:802–814, 2015.
- [196] Xiaolin Tang, Wei Yang, Xiaosong Hu, and Dejiu Zhang. A novel simplified model for torsional vibration analysis of a series-parallel hybrid electric vehicle. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 85:329–338, 2017.
- [197] Edward D Tate and Stephen P Boyd. Finding ultimate limits of performance for hybrid electric vehicles. Technical report, SAE Technical Paper, 2000.
- [198] Lay Eng Teoh, Hooi Ling Khoo, Siew Yoke Goh, and Lai Mun Chong. Scenario-based electric bus operation: A case study of putrajaya, malaysia. *International Journal of Transportation Science and Technology*, 7(1):10–25, 2018.
- [199] P. Thounthong, V. Chunkag, P. Sethakul, B. Davat, and M. Hinaje. Comparative study of fuel-cell vehicle hybridization with battery or supercapacitor storage device. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 58(8):3892–3904, Oct 2009.

- [200] Phatiphat Thounthong, Luigi Piegari, Serge Pierfederici, and Bernard Davat. Nonlinear intelligent dc grid stabilization for fuel cell vehicle applications with a supercapacitor storage device. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 64:723–733, 2015.
- [201] Tri Tran, KV Ling, and Jan M Maciejowski. Economic model predictive control-a review. In *ISARC. Proceedings of the International Symposium on Automation and Robotics in Construction*, volume 31, page 1. IAARC Publications, 2014.
- [202] Matthew C Turner and Declan G Bates. Mathematical methods for robust and nonlinear control. *Book series on control systems. Springer, Berlin*, 2007.
- [203] E Tzirakis, K Pitsas, F Zannikos, and S Stournas. Vehicle emissions and driving cycles: comparison of the athens driving cycle (adc) with ece-15 and european driving cycle (edc). *Global NEST Journal*, 8(3):282–290, 2006.
- [204] Johannes Unger, Martin Kozek, and Stefan Jakubek. Nonlinear model predictive energy management controller with load and cycle prediction for non-road hev. *Control Engineering Practice*, 36:120–132, 2015.
- [205] Peter Van den Bossche. Power sources for hybrid buses: comparative evaluation of the state of the art. *Journal of Power Sources*, 80(1-2):213–216, 1999.
- [206] Stan van der Meulen, Bram de Jager, Frans Veldpaus, and Maarten Steinbuch. Combining extremum seeking control and tracking control for high-performance cvt operation. *Control Engineering Practice*, 29:86–102, 2014.
- [207] Thomas Lange Vincent and Walter Jervis Grantham. *Optimality in parametric systems*. John Wiley & Sons, 1981.
- [208] Hans-Georg Wahl, Marc Holzapfel, and Frank Gauterin. Approximate dynamic programming methods applied to far trajectory planning in optimal control. In *Intelligent Vehicles Symposium Proceedings, 2014 IEEE*, pages 1085–1090. IEEE, 2014.
- [209] Paul D Walker, Salisa Abdul Rahman, Bo Zhu, and Nong Zhang. Modelling, simulations, and optimisation of electric vehicles for analysis of transmission ratio selection. *Advances in Mechanical Engineering*, 5:340435, 2013.
- [210] John Wang, Ping Liu, Jocelyn Hicks-Garner, Elena Sherman, Souren Soukiazian, Mark Verbrugge, Harshad Tataria, James Musser, and Peter Finamore. Cycle-life model for graphite-lifepo4 cells. *Journal of Power Sources*, 196(8):3942 – 3948, 2011.

- [211] Rui Wang and Srdjan M Lukic. Review of driving conditions prediction and driving style recognition based control algorithms for hybrid electric vehicles. In *Vehicle Power and Propulsion Conference (VPPC), 2011 IEEE*, pages 1–7. IEEE, 2011.
- [212] Ling-Yin Wei, Yu Zheng, and Wen-Chih Peng. Constructing popular routes from uncertain trajectories. In *Proceedings of the 18th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining*, pages 195–203. ACM, 2012.
- [213] Jong-Seob Won, Reza Langari, and Mehrdad Ehsani. An energy management and charge sustaining strategy for a parallel hybrid vehicle with cvt. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 13(2):313–320, 2005.
- [214] Q. Xiaodong, W. Qingnian, and Y. YuanBin. Power demand analysis and performance estimation for active-combination energy storage system used in hybrid electric vehicles. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 63(7):3128–3136, Sept 2014.
- [215] Anil Kumar Yadav and Prerna Gaur. Robust adaptive speed control of uncertain hybrid electric vehicle using electronic throttle control with varying road grade. *Nonlinear Dynamics*, 76(1):305–321, 2014.
- [216] SA Yogesha, Smitan Brahmhatt, Munusamy Raja, Suresh Arikapudi, Bhaveshkumar Bhut, and V Jaikumar. Development of hydrogen fuel cell bus technology for urban transport in india. Technical report, SAE Technical Paper, 2019.
- [217] Hyoungh-Jin Yoon and Se-Jin Lee. An optimized control strategy for parallel hybrid electric vehicle. Technical report, SAE Technical Paper, 2003.
- [218] M Zandi, A Payman, JP Martin, S Pierfederici, B Davat, and F Meibody-Tabar. Flatness based control of a hybrid power source with fuel cell/supercapacitor/battery. In *Energy Conversion Congress and Exposition (ECCE), 2010 IEEE*, pages 1629–1634. IEEE, 2010.
- [219] Mario Zanon, Sébastien Gros, and Moritz Diehl. Indefinite linear mpc and approximated economic mpc for nonlinear systems. *Journal of Process Control*, 24(8):1273–1281, 2014.
- [220] Milan Zeleny. *Linear multiobjective programming*, volume 95. Springer Science & Business Media, 2012.
- [221] JiuJun Zhang. *PEM fuel cell electrocatalysts and catalyst layers: fundamentals and applications*. Springer Science and Business Media, 2008.

- [222] Rongjun Zhang and Yaobin Chen. Control of hybrid dynamical systems for electric vehicles. In *American Control Conference, 2001. Proceedings of the 2001*, volume 4, pages 2884–2889. IEEE, 2001.
- [223] Z.-G. Zhao, H.-J. Chen, Y.-Y. Yang, and L. He. Torque coordinating robust control of shifting process for dry dual clutch transmission equipped in a hybrid car. *Vehicle System Dynamics*, 53(9):1269–1295, 2015.
- [224] CH Zheng, NW Kim, and SW Cha. Optimal control in the power management of fuel cell hybrid vehicles. *International Journal of Hydrogen Energy*, 37(1):655–663, 2012.
- [225] Chunhua Zheng, Suk Won Cha, Yeong-il Park, Won Sik Lim, and Guoqing Xu. Pmp-based power management strategy of fuel cell hybrid vehicles considering multi-objective optimization. *International Journal of Precision Engineering and Manufacturing*, 14(5):845–853, 2013.
- [226] Kemin Zhou and John Comstock Doyle. *Essentials of robust control*, volume 104. Prentice hall Upper Saddle River, NJ, 1998.
- [227] Yuan Zhu, Yaobin Chen, Guangyu Tian, Hao Wu, and Quanshi Chen. A four-step method to design an energy management strategy for hybrid vehicles. In *American Control Conference, 2004. Proceedings of the 2004*, volume 1, pages 156–161. IEEE, 2004.
- [228] Eckart Zitzler and Lothar Thiele. An evolutionary algorithm for multiobjective optimization: The strength pareto approach. *TIK-report*, 43, 1998.
- [229] Zhongyue Zou, Junyi Cao, Binggang Cao, and Wen Chen. Evaluation strategy of regenerative braking energy for supercapacitor vehicle. *ISA Transactions*, 55(Supplement C):234 – 240, 2015.