



UNIVERSITAT POLITÈCNICA
DE CATALUNYA
BARCELONATECH

**Aportaciones al dimensionamiento y gestión de
energía de un tren de potencia eléctrico híbrido para
vehículos industriales con ciclos de conducción
repetitivos y agresivos**

Tesis presentada para obtener el título de
Doctor por la Universidad Politécnica de
Cataluña, dentro del programa de Doctorado
en Ingeniería Electrónica.

Ernest Cortez *

Asesor

Dr. Juan Manuel Moreno Eguílaz

Co-asesor

Dra. Josefina Castañeda Camacho

Octubre, 2019.

* Becario CONACYT, México.

Dedicado a mi padre José Italo Cortez y a mi madre Liliana Cortez

“Daría todo lo que sé, por la mitad de lo que ignoro”

- *René Descartes*

Resumen

Actualmente, se ha incrementado el interés por mitigar la emisión de gases de efecto invernadero que se produce por un elevado consumo de combustible en vehículos industriales. Con la intención de contribuir en la reducción del consumo de combustible de un vehículo industrial, se ha propuesto incorporar al tren de potencia un sistema capaz de almacenar y suministrar energía eléctrica. En consecuencia, surge la necesidad de realizar el diseño de un tren de potencia eléctrico híbrido, a partir de la interconexión de los elementos (topología), el dimensionamiento de los elementos y/o la estrategia de gestión de energía del tren de potencia.

En el presente trabajo se presenta una metodología para realizar el diseño de un vehículo eléctrico híbrido de recolección de basura, que presenta un ciclo de conducción repetitivo y agresivo como resultado de la actividad laboral. La metodología propuesta consiste en modelar el comportamiento de un tren de potencia eléctrico híbrido, considerando el comportamiento eléctrico de diversos elementos de acumulación de energía (baterías y supercapacitores). Se emplea un sistema embebido para realizar la caracterización experimental de una celda y un supercapacitor comercial, con el propósito de aproximar el comportamiento a través de un modelo eléctrico.

En función de un ciclo de conducción real de un vehículo de recolección de basura se determina la demanda de energía para un vehículo eléctrico híbrido de recolección de basura. Por otra parte, se calcula el consumo de combustible a partir de un tren de potencia eléctrico híbrido que integra un sistema de almacenamiento de energía o un sistema de almacenamiento de energía híbrido.

Se desarrolla una metaheurística bio-inspirada basada en una población estocástica para determinar un espacio de soluciones óptimas. Posteriormente, se realiza el dimensionamiento óptimo de un sistema de almacenamiento de energía (baterías) y un sistema de almacenamiento de energía híbrido (baterías y supercapacitores), considerando diferentes problemas de optimización mono-objetivo y multi-objetivo. Con base en los resultados de cada problema de optimización, se procede a realizar un análisis comparativo con un elemento de acumulación comercial.

Considerando un tren de potencia eléctrico híbrido que integra un sistema de almacenamiento de energía híbrido (baterías y supercapacitores), se desarrolla una estrategia de gestión de energía basada en lógica difusa, que incluye la identificación del estado del vehículo a partir de un ciclo de conducción real. Finalmente, se realiza la validación de la estrategia de gestión de energía a través del modelo de un vehículo eléctrico híbrido de recolección de basura.

Palabras clave

Almacenamiento de energía	Dimensionamiento óptimo	Gestión de energía
Lógica difusa	Metaheurística	Optimización
Optimización mono-objetivo	Optimización multi-objetivo	Vehículo eléctrico híbrido

Abstract

Currently, the interest for helping mitigate the emission of greenhouse gases caused by high fuel consumption in industrial vehicles has increased. In order to the reduction of fuel consumption in an industrial vehicle, it has been proposed to incorporate into the powertrain a system capable of storing and supplying electrical energy. Consequently, the design of a hybrid electric powertrain is required, based on the interconnection of the elements (topology), the sizing of the elements and/or the energy management strategy of the powertrain.

This paper presents a methodology for the design of a hybrid electric vehicle for refuse collection, which presents a repetitive and aggressive drive cycle as a result of work activity. The proposed methodology consists in modeling the behavior of a hybrid electric powertrain, considering the electrical behavior of various energy accumulation elements (batteries and supercapacitors). An embedded system is used to perform the experimental characterization of a cell and a commercial supercapacitor, in order to approximate the behavior through an electric model.

In accordance with a real drive cycle of a refuse collection vehicle, the energy demand for a hybrid electric refuse collection vehicle is determined. On the other hand, the fuel consumption is calculated from a hybrid electric powertrain that integrates an energy storage system or a hybrid energy storage system.

A bio-inspired metaheuristic based on a stochastic population (particle swarm optimization and genetic algorithm) is developed, in order to determine an optimal solutions space. Subsequently, the optimal sizing of an energy storage system (batteries) and a hybrid energy storage system (batteries and supercapacitors) is performed, considering different mono-objective and multi-objective optimization problems. Based on the results of each optimization problem, a comparative analysis is carried out with an element of commercial accumulation.

Considering a hybrid electric powertrain that integrates a hybrid energy storage system (batteries and supercapacitors), an energy management strategy based on fuzzy logic is developed. This includes the identification of the vehicle status from a real drive cycle. Finally, the validation of the energy management strategy is carried out through the model of a hybrid electric vehicle for refuse collection.

Keywords

Energy management	Energy storage	Fuzzy logic
Hybrid electric vehicle	Metaheuristic	Optimal sizing
Optimization	Mono-objective optimization	Multi-objective optimization

Agradecimientos

Me gustaría expresar de la manera más sincera los siguientes agradecimientos:

- *Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT), Gobierno de México*, por brindarme la oportunidad y el apoyo para realizar un posgrado en el extranjero.
- *Dr. José Luis Romeral Martínez*, por brindarme la oportunidad de realizar mi doctorado en el grupo de investigación MCIÁ (Grupo de Accionamientos Electrónicos y Aplicaciones Industriales), UPC.
- *Dr. Juan Manuel Moreno Eguílaz*, por su invaluable dedicación y paciencia como asesor durante el desarrollo del proyecto de tesis. Además, por todas las contribuciones y observaciones que me permitieron lograr un trabajo de calidad.
- *Dr. Josefina Castañeda Camacho*, por su invaluable apoyo que me ha demostrado desde mi admisión a la Maestría en Ingeniería Electrónica, BUAP.
- *José Italo Cortez y Liliana Cortez*, por darme todo en la vida y contribuir en mi desarrollo. Simplemente no existen palabras expresar mi agradecimiento.
- Familia *italovich* y *LISDER*, por seguir presentes en mi vida. Además, por confiar en mis malas decisiones. #All Izz Well.

Finalmente, agradezco a todas las personas que han contribuido de forma directa o indirecta en mi crecimiento personal y profesional.

Índice general

Resumen	I
Abstract	II
Agradecimientos	III
Índice general	VI
Lista de figuras	VII
Lista de tablas	X
Acrónimos	XII
1. Introducción	1
1.1. Estado del arte	2
1.2. Objetivos	7
1.3. Metodología	8
1.4. Hipótesis	9
1.5. Estructura de la tesis	10
2. Vehículo eléctrico híbrido de recolección de basura	11
2.1. Introducción	12
2.2. Elementos de un tren de potencia híbrido	12
2.2.1. Transmisión	12
2.2.2. Motor de combustión interna	13
2.2.3. Motor/generador eléctrico	14
2.2.4. Sistema de almacenamiento de energía	16
2.2.4.1. Baterías	16
2.2.4.2. Supercapacitores	25
2.2.4.3. Celdas de combustible	31
2.3. Topología del tren de potencia híbrido	38
2.3.1. Topología serie	38
2.3.2. Topología paralela	40
2.3.3. Topología serie-paralela	42
2.4. Conclusiones	44

3. Diseño de vehículos eléctricos híbridos de recolección de basura	45
3.1. Introducción	46
3.2. Herramientas de software para diseño de vehículos eléctricos híbridos	46
3.2.1. Software de código cerrado	46
3.2.2. Software de código abierto	48
3.3. Modelo de un tren de potencia eléctrico híbrido	49
3.3.1. Modelo dinámico	49
3.3.2. Modelo cuasi-estático	51
3.4. Modelo de un vehículo de recolección de basura	52
3.4.1. Dinámica longitudinal	52
3.4.2. Ciclo de conducción	55
3.5. Modelo de un sistema de almacenamiento de energía	58
3.5.1. Caracterización de una batería	58
3.5.2. Caracterización de un supercapacitor	64
3.6. Modelo de un sistema de gestión de energía	69
3.6.1. Sistema de almacenamiento de energía (SAE)	69
3.6.2. Sistema de almacenamiento de energía híbrido (SAEH)	71
3.7. Conclusiones	74
4. Dimensionamiento óptimo de un sistema almacenamiento de energía (SAE) y un sistema almacenamiento de energía híbrido (SAEH)	75
4.1. Introducción	76
4.2. Método de optimización	76
4.2.1. Optimización por enjambre de partículas (PSO)	77
4.2.2. Algoritmo genético (GA)	80
4.3. Dimensionamiento óptimo mono-objetivo de un SAE	82
4.3.1. SAE 1: minimización de costo	85
4.3.2. SAE 2: minimización de peso	88
4.3.3. SAE 3: minimización de volumen	91
4.4. Dimensionamiento óptimo multi-objetivo de un SAE	94
4.4.1. SAE 4: minimización de costo y peso	97
4.4.2. SAE 5: minimización de costo y volumen	100
4.4.3. SAE 6: minimización de costo, peso y volumen	103
4.5. Dimensionamiento óptimo multi-objetivo de un SAEH	106
4.5.1. SAEH 1: minimización costo, peso y volumen	106
4.6. Conclusiones	110
5. Estrategia de gestión de energía basada en lógica difusa	111
5.1. Introducción	112
5.2. Lógica difusa	112
5.2.1. Fusificación	113
5.2.2. Inferencia	115
5.2.3. Reglas	119
5.2.4. Defusificación	119
5.3. Diseño del sistema de fusificación	121
5.4. Diseño del sistema de inferencia	123
5.5. Planteamiento del conjunto de reglas difusas	124
5.6. Diseño del sistema de defusificación	127

5.7. Validación de la estrategia basada en lógica difusa	129
5.8. Conclusiones	133
6. Conclusiones generales y trabajo futuro	134
6.1. Conclusiones generales	134
6.2. Trabajo futuro	137
6.3. Publicaciones relacionadas con la tesis	138
Referencias	139

Lista de figuras

1.1. Clasificación de la electrificación de un vehículo.	2
1.2. Metodología para el dimensionamiento óptimo y la gestión de energía en un tren de potencia eléctrico híbrido.	8
2.1. Elementos de una transmisión manual.	12
2.2. Relación de la transmisión.	12
2.3. Mapa BSFC.	13
2.4. Procedimiento para determinar el mapa BSFC.	13
2.5. Potencia del motor de combustión interna de un vehículo de recolección de basura IVECO Stralis GNC 270. Fuente: [105].	14
2.6. Tipos de motor/generador eléctrico.	15
2.7. Mapa de eficiencia de un motor/generador eléctrico.	15
2.8. Proceso de carga de una celda con tecnología plomo ácido.	17
2.9. Proceso de descarga de una celda con tecnología plomo ácido.	18
2.10. Proceso de carga de una celda con tecnología Ni-MH.	19
2.11. Proceso de descarga de una celda con tecnología Ni-MH.	20
2.12. Proceso de carga de una celda con tecnología Li-Ion.	21
2.13. Proceso de descarga de una celda con tecnología Li-Ion.	22
2.14. Proceso de carga de una celda con tecnología LiPo.	23
2.15. Proceso de descarga de una celda con tecnología LiPo.	24
2.16. Proceso de carga de un supercapacitor de doble capa eléctrica.	26
2.17. Proceso de descarga de un supercapacitor de doble capa eléctrica.	27
2.18. Proceso de carga de un supercapacitor pseudocapacitivo.	28
2.19. Proceso de descarga de un supercapacitor pseudocapacitivo.	28
2.20. Proceso de carga de un supercapacitor híbrido.	29
2.21. Proceso de descarga de un supercapacitor híbrido.	30
2.22. Proceso de descarga en una celda de combustible de óxido sólido.	32
2.23. Proceso de descarga en una celda de combustible de carbono fundido.	33
2.24. Proceso de descarga en una celda de combustible fosfórica.	34
2.25. Proceso de descarga en una celda de combustible alcalina.	35
2.26. Proceso de descarga en una celda de membrana de intercambio de protón.	36
2.27. Proceso de descarga en una celda de metanol directo.	37
2.28. Topología serie de un vehículo eléctrico híbrido.	38
2.29. Modos de operación de un vehículo eléctrico híbrido con topología serie.	39
2.30. Topología paralela de un vehículo eléctrico híbrido.	40
2.31. Modos de operación de un vehículo eléctrico híbrido con topología paralela.	41
2.32. Topología serie-paralela de un vehículo eléctrico híbrido.	42
2.33. Modos de operación de un vehículo eléctrico híbrido con topología serie-paralela.	43

3.1. Entorno del software <i>Autonomie</i> . Fuente: [125].	47
3.2. Entorno del software <i>PSIM</i> . Fuente: [129].	47
3.3. Entorno del software <i>Advisor</i> . Fuente: [134].	48
3.4. Entorno del software <i>QSS</i> . Fuente: [139].	49
3.5. Modelo dinámico de diversos elementos.	50
3.6. Modelo dinámico de un tren de potencia eléctrico híbrido (TP-EH) con topología serie.	50
3.7. Modelo cuasi-estático de diversos elementos.	51
3.8. Modelo cuasi-estático de un tren de potencia eléctrico híbrido (TP-EH) con topología serie.	51
3.9. Modelo dinámico de un tren de potencia eléctrico híbrido con topología serie.	52
3.10. Sistema de adquisición de datos para un vehículo de recolección de basura. Fuente: [149].	56
3.11. Ciclo de conducción real. Fuente: [149].	57
3.12. Perfil de peso dinámico para un vehículo de recolección de basura.	57
3.13. Demanda de energía en función de la dinámica longitudinal y de un ciclo de conducción real.	58
3.14. Modelo eléctrico de primer orden para una celda de LiPo.	59
3.15. Proceso para la caracterización de un celda.	61
3.16. Caracterización experimental de una celda de LiPo marca <i>Turnigy</i>	61
3.17. Curva característica de la celda <i>Turnigy</i>	62
3.18. Identificación de V_{OC} , V_{carga} y V'_{carga} en la curva característica de la celda <i>Turnigy</i>	62
3.19. Evolución del parámetro R_0 , R_1 y C_1 para la celda <i>Turnigy</i>	63
3.20. Comparación entre la celda <i>Turnigy</i> y el modelo matemático.	63
3.21. Modelo eléctrico de primer orden para un supercapacitor EDLC.	64
3.22. Proceso para la caracterización de un supercapacitor.	66
3.23. Caracterización experimental de un supercapacitor EDLC marca <i>Samwha</i>	67
3.24. Curva característica del supercapacitor <i>Samwha</i>	67
3.25. Identificación de V_{OC} , V_{carga} y V'_{carga} en la curva característica del supercapacitor <i>Samwha</i>	68
3.26. Evolución del parámetro R_0 , R_1 y C_1 para el supercapacitor <i>Samwha</i>	68
3.27. Comparación entre el supercapacitor <i>Samwha</i> y el modelo matemático.	69
3.28. Estado de carga para un sistema de almacenamiento de energía de 18.885 kWh en función de una estrategia de gestión de energía basada en reglas.	71
3.29. Estado de carga para un sistema de almacenamiento de energía híbrido de 18.885 kWh (17.054 kWh con baterías y 1.8 kWh con supercapacitores) en función de una estrategia de gestión de energía basa en reglas.	73
4.1. Enjambre de partículas considerando la velocidad y la posición.	77
4.2. Modelo básico para la metaheurística PSO.	78
4.3. Modelo específico para una metaheurística PSO mono-objetivo.	78
4.4. Modelo específico para una metaheurística PSO multi-objetivo.	79
4.5. Modelo básico para la metaheurística GA.	80
4.6. Modelo específico para una metaheurística GA mono-objetivo.	81
4.7. Modelo específico para una metaheurística GA multi-objetivo.	81
4.8. Minimización de costo para diversas celdas (Pb, Ni-MH, Li-Ion y LiPo), mediante el método PSO y el método GA.	85

4.9. Maximización de la energía específica (sE) para diversas celdas (Pb, Ni-MH, Li-Ion y LiPo), mediante el método PSO y el método GA.	88
4.10. Maximización de la densidad de energía (eD) para diversas celdas (Pb, Ni-MH, Li-Ion y LiPo), mediante el método PSO y el método GA.	91
4.11. Minimización de costo y maximización de la energía específica (sE) para una celda de LiPo, mediante el método PSO y el método GA.	98
4.12. Minimización de costo y maximización de la densidad de energía (eD) para una celda de LiPo, mediante el método PSO y el método GA.	101
4.13. Minimización de costo, maximización de la energía específica (sE) y maximización de la densidad de energía (eD) para una celda de LiPo, mediante el método PSO y el método GA.	104
4.14. Minimización de costo, maximización de la energía específica (sE) y maximización de la densidad de energía (eD) para un supercapacitor EDLC, mediante el método PSO y el método GA.	108
5.1. Modelo clásico de un sistema de lógica difusa.	112
5.2. Etapa de fusificación.	113
5.3. Norma triangular: función mínimo.	116
5.4. Norma triangular: función producto.	116
5.5. Norma triangular: función Lukasiewicz.	117
5.6. Co-norma triangular: función máximo.	117
5.7. Co-norma triangular: función suma-producto.	118
5.8. Co-norma triangular: función Lukasiewicz.	118
5.9. Etapa de defusificación.	119
5.10. Funciones de pertenencia para el <i>estado de un VEH-RB</i>	121
5.11. Funciones de pertenencia para la <i>potencia de entrada</i>	122
5.12. Funciones de pertenencia para un conjunto de baterías o supercapacitores.	122
5.13. Inferencia para las funciones de pertenencia del <i>estado de un VEH-RB</i>	123
5.14. Inferencia para las funciones de pertenencia de la <i>potencia de entrada</i>	123
5.15. Inferencia para las funciones de pertenencia del <i>estado de carga de un SAEH</i>	124
5.16. Funciones de pertenencia para la potencia de salida del conjunto de baterías.	127
5.17. Funciones de pertenencia para la potencia de salida del conjunto de supercapacitores.	128
5.18. Funciones de pertenencia para la potencia de salida del motor de combustión interna.	128
5.19. Validación de la etapa de fusificación.	130
5.20. Validación de la etapa de inferencia.	130
5.21. Validación de la etapa de defusificación.	131
5.22. Estado de carga para un sistema de almacenamiento de energía híbrido de 18.885 kWh (17.054 kWh con baterías y 1.8 kWh con supercapacitores) en función de una estrategia de gestión de energía basada en lógica difusa.	132

Lista de tablas

2.1.	Características energéticas de los elementos de acumulación de un SAE. . . .	16
2.2.	Celda: características energéticas. Fuente: [109], [110].	25
2.3.	Supercapacitores: características energéticas. Fuente: [114], [115].	30
3.1.	Estado de un VEH-RB en función de la fuerza de tracción y la velocidad. . .	54
3.2.	Características de un VRB Iveco Stralis CNG 270. Fuente: [149].	56
3.3.	Conjunto de reglas: Sistema de almacenamiento de energía.	70
3.4.	Conjunto de reglas: Sistema de almacenamiento de energía híbrido.	72
4.1.	Características físicas de una celda de LiPo (minimización de costo).	86
4.2.	Características físicas de un sistema de almacenamiento de energía que incorpora celdas de LiPo (minimización de costo).	86
4.3.	Consumo de combustible para cada sistema de almacenamiento de energía (minimización de costo).	87
4.4.	Análisis comparativo (minimización de costo).	87
4.5.	Características físicas de una celda de LiPo (minimización de peso).	89
4.6.	Características físicas de un sistema de almacenamiento de energía que incorpora celdas de LiPo (minimización de peso).	89
4.7.	Consumo de combustible para cada sistema de almacenamiento de energía (minimización de peso).	90
4.8.	Análisis comparativo (minimización de peso).	90
4.9.	Características físicas de una celda de LiPo (minimización de volumen). . . .	92
4.10.	Características físicas de un sistema de almacenamiento de energía que incorpora celdas de LiPo (minimización de volumen).	92
4.11.	Consumo de combustible para cada sistema de almacenamiento de energía (minimización de volumen).	93
4.12.	Análisis comparativo (minimización de volumen).	93
4.13.	Características físicas de una celda de LiPo (minimización de costo y peso). .	98
4.14.	Características físicas de un sistema de almacenamiento de energía que incorpora celdas de LiPo (minimización de costo y peso).	99
4.15.	Método PSO: Análisis comparativo (minimización de costo y peso).	99
4.16.	Método GA: Análisis comparativo (minimización de costo y peso).	99
4.17.	Características físicas de una celda de LiPo (minimización de costo y volumen). .	101
4.18.	Características físicas de un sistema de almacenamiento de energía que incorpora celdas de LiPo (minimización de costo y volumen).	102
4.19.	Método PSO: Análisis comparativo (minimización de costo y volumen). . . .	102
4.20.	Método GA: Análisis comparativo (minimización de costo y volumen).	102
4.21.	Características físicas de una celda de LiPo (minimización de costo, peso y volumen).	104

4.22. Características físicas de un sistema de almacenamiento de energía que incorpora celdas de LiPo (minimización de costo, peso y volumen).	105
4.23. Método PSO: Análisis comparativo (minimización de costo, peso y volumen).	105
4.24. Método GA: Análisis comparativo (minimización de costo, peso y volumen).	105
4.25. Características físicas de un supercapacitor EDLC (minimización de costo, peso y volumen).	108
4.26. Características físicas de un sistema de almacenamiento de energía híbrido que incorpora baterías y supercapacitores (minimización de costo, peso y volumen).	109
4.27. Celdas: Análisis comparativo (minimización de costo, peso y volumen).	109
4.28. Supercapacitores: Análisis comparativo (minimización de costo, peso y volumen).	109
5.1. Conjunto de reglas difusas: Modo <i>eléctrico</i>	125
5.2. Conjunto de reglas difusas: Modo <i>freno regenerativo</i>	125
5.3. Conjunto de reglas difusas: Modo <i>híbrido</i>	126
5.4. Conjunto de reglas difusas: Modo <i>recarga SAEH</i>	127
5.5. Valores aleatorios para cada entrada de la estrategia basada en lógica difusa.	129
5.6. Estado de cada fuente de energía en función de la estrategia de gestión de energía basada en lógica difusa.	129

Acrónimos

GA Algoritmo genético.

Li-Ion Iones de litio.

LiPo Polímeros de litio.

MCI Motor de combustión interna.

MGE Motor/generador eléctrico.

Ni-MH Niquel-metal hidruro.

Pb Plomo ácido.

PSO Optimización por enjambre de partículas.

SAE Sistema de almacenamiento de energía.

SAEH Sistema de almacenamiento de energía híbrido.

SGE Sistema de gestión de energía.

SOC Estado de carga.

TP-EH Tren de potencia eléctrico híbrido.

V_{OC} Voltaje de circuito abierto.

VE Vehículo eléctrico.

VEH Vehículo eléctrico híbrido.

VEH-RB Vehículo eléctrico híbrido de recolección de basura.

VRB Vehículo de recolección de basura.

Capítulo 1

Introducción

En el presente capítulo se realiza un análisis del estado del arte, con la intención de introducir al lector a la situación actual del dimensionamiento y gestión de energía en vehículos eléctricos híbridos. Con base en el estado del arte, se han definido diversos objetivos para el desarrollo de la presente tesis. Posteriormente, se propone una metodología con el propósito de lograr los objetivos establecidos. Finalmente, se describe la estructura de la tesis.

Contenido:

- [1.1](#) Estado del arte
- [1.2](#) Objetivos
- [1.3](#) Metodología
- [1.4](#) Hipótesis
- [1.5](#) Estructura de la tesis

1.1. Estado del arte

Actualmente, se ha incrementado la preocupación por el deterioro ambiental, como consecuencia del cambio climático causado principalmente por la contaminación ambiental. Además, la contaminación ambiental, que se origina como resultado de la quema de combustible fósil, conlleva una elevada emisión de gases de efecto invernadero [1], [2].

El incremento desmedido en la utilización de combustibles fósiles y derivados en diferentes sectores industriales, plantea una escasez a corto plazo con base en la tendencia actual de consumo [3], [4]. Hoy en día, el sector automotriz representa un 55% en el consumo de combustible fósil a nivel mundial, lo que ocasiona el 64% de la emisión de gases de efecto invernadero [5].

Con el propósito de mitigar la emisión de gases de efecto invernadero producidos por el sector automotriz, se han fomentado diversos incentivos para la búsqueda de alternativas que permitan reducir el consumo de combustibles fósiles en el sector automotriz [6], [7]. En consecuencia, se ha propuesto la electrificación de vehículos, que se ha posicionado como una alternativa factible para reducir el consumo de combustible.

La electrificación de un vehículo permite mejorar el rendimiento durante la conducción, en función de la eficiencia energética que provee el tren de potencia, que emplea un sistema capaz de almacenar y suministrar la energía proveniente de diversas fuentes de energía con el objetivo de incrementar la autonomía del vehículo [8], [9].

Es posible clasificar la electrificación de un vehículo con base en el nivel de asimilación de energía eléctrica (Figura 1.1) [10], donde la tendencia en el mercado actual es el vehículo eléctrico y el vehículo eléctrico híbrido. Tanto el VE como el VEH permiten reducir la cantidad de dióxido de carbono, que destaca como principal compuesto químico dentro de los gases de efecto invernadero [11], [12].

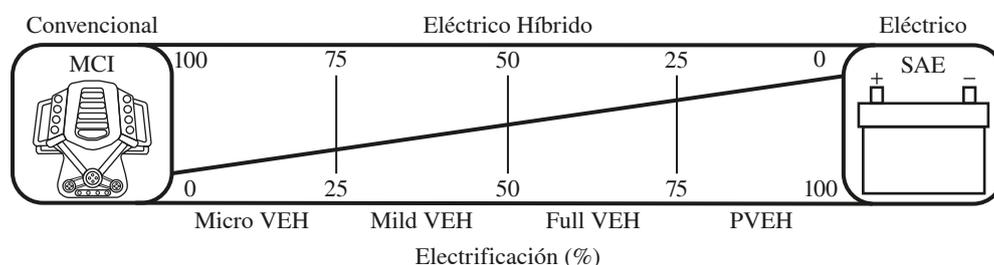


Figura 1.1. Clasificación de la electrificación de un vehículo.

El vehículo eléctrico se caracteriza por incluir en el tren de potencia un sistema de almacenamiento de energía como fuente de energía primaria, con el objetivo de proveer una energía eléctrica para llevar a cabo la tracción. El tren de potencia de un VE permite lograr una reducción en la emisión de gases de efecto invernadero del 59.89% anualmente, en comparación con un vehículo convencional [13], [14].

Por otra parte, el vehículo eléctrico híbrido se caracteriza por incluir en el tren de potencia un sistema de almacenamiento de energía como fuente de energía primaria y un motor de combustión interna como fuente de energía secundaria o de respaldo, con el propósito de proveer una energía eléctrica combinada para llevar a cabo la tracción. El tren de potencia de un vehículo eléctrico híbrido permite lograr una reducción en la emisión de gases de efecto invernadero del 45.27% anualmente, en comparación con un vehículo convencional [15], [16].

Evidentemente, la incorporación de una fuente de respaldo en el tren de potencia de un vehículo eléctrico híbrido provee una elevada autonomía y evita la necesidad de una infraestructura de recarga eléctrica a diferencia de un tren de potencia de un vehículo eléctrico, de modo que, se ha posicionado como una solución viable para la transición hacia vehículos no contaminantes.

En el diseño de un vehículo eléctrico híbrido se pretende incrementar el rendimiento a través de la interconexión de los elementos (topología), el dimensionamiento de los elementos y/o la estrategia de gestión de energía del tren de potencia [17]. Como resultado, se ha establecido un proceso para el diseño mediante diversas metodologías [18], [19].

Sin embargo, en diversos estudios se propone fijar la topología, debido a que se emplea de manera deliberada en ciertos sectores de transporte con base en las ventajas y los inconvenientes que presenta una determinada topología [20], [21], [22]. Por ejemplo, una topología serie ha sido empleada con mayor frecuencia en trayectos, que requieren una conducción intermitente (autobuses, vehículos de recolección de basura, etc). Por otra parte, la topología paralela ha sido empleada para trayectos que requieren una conducción continua (vehículos de uso particular).

En resumen, la eficiencia en el diseño de un vehículo eléctrico híbrido radica en realizar el dimensionamiento óptimo de los componentes del tren de potencia. Posteriormente, con base en un conjunto determinado de componentes, surge la necesidad de realizar el desarrollo de una estrategia de gestión de energía, con el objetivo de reducir el consumo de combustible.

En concreto, se ha intensificado el interés por incrementar el rendimiento de un vehículo eléctrico híbrido en los últimos años, a través del dimensionamiento óptimo de los elementos que conforman un tren de potencia [23]. Como resultado, se ha propuesto emplear estrategias de optimización, con la finalidad de definir un espacio de soluciones óptimas a través de la restricción de un determinado conjunto de variables [24], [25], [26], [27].

Se han realizado diversas propuestas con el propósito de dimensionar un sistema de almacenamiento de energía, a través del planteamiento de un problema de optimización mono-objetivo que considera múltiples restricciones [28], [29], [30]. Por ejemplo, en [31], se ha realizado el dimensionamiento de un sistema de almacenamiento de energía que incorpora en baterías o supercapacitores, donde se determina una solución (mínimo costo) mediante un método metaheurístico. No obstante, se requiere incrementar el número de objetivos en el planteamiento del problema de optimización, con la finalidad de considerar el compromiso que existe entre diversos objetivos.

A partir de la necesidad de incorporar diversos objetivos para llevar a cabo el dimensionamiento de un sistema de almacenamiento de energía, se ha propuesto el planteamiento de un problema de optimización multi-objetivo que considera múltiples restricciones [32], [33], [34]. Por ejemplo, en [35], se ha realizado un dimensionamiento óptimo multi-objetivo para determinar el número de elementos de un sistema de almacenamiento de energía, para satisfacer la demanda de energía de un tren de potencia ante un ciclo de conducción UDDS (Urban Dynamometer Driving Schedule). Sin embargo, un sistema de almacenamiento de energía presenta diversas limitaciones, que dependen de un determinado elemento básico de acumulación de energía.

Con el propósito de evitar las limitaciones de un sistema de almacenamiento de energía, se ha propuesto emplear un sistema de almacenamiento de energía híbrido con la intención de cubrir la demanda de energía en un vehículo eléctrico híbrido [36], [37], [38], [39]. Por ejemplo, en [40], se ha empleado un sistema de almacenamiento de energía híbrido que integra baterías y supercapacitores, para satisfacer la demanda de energía en función de un ciclo de conducción de autobús de China. Por otra parte, en [41], se ha propuesto emplear un SAEH que incorpora baterías y supercapacitores, con la finalidad de cubrir la demanda de energía

ante un perfil de conducción combinado. No obstante, es importante realizar el diseño de un sistema de almacenamiento de energía híbrido, considerando las propiedades energéticas que provee la tecnología de un determinado elemento de acumulación de energía.

A partir de la necesidad de mejorar el diseño de un sistema de almacenamiento de energía híbrido para realizar el suministro eficiente de energía en el tren de potencia, se ha propuesto realizar el dimensionamiento óptimo de los elementos básicos de acumulación de energía. Como resultado, se ha propuesto emplear diversas estrategias de optimización, con la finalidad de generar un espacio de soluciones óptimas a través de la restricción de un determinado conjunto de variables.

Se han realizado diversas propuestas con el objetivo de realizar el dimensionamiento de un sistema de almacenamiento de energía híbrido, a través del planteamiento de un problema de optimización mono-objetivo que considera múltiples restricciones [42], [43], [44], [45], [46]. Por ejemplo, en [47], se ha realizado el dimensionamiento de un sistema de almacenamiento de energía híbrido con una función de un único objetivo que considera la demanda de energía, a partir de la potencia suministrada por baterías y supercapacitores frente a la demanda de energía de un ciclo de conducción NEDC (New European Driving Cycle) modificado. Además, en [48], se ha propuesto el dimensionamiento de un SAEH conformado por baterías con tecnología litio y supercapacitores de doble capa, con la finalidad de realizar el dimensionamiento a partir de la minimización de la masa del sistema de acumulación. No obstante, es necesario incrementar el número de objetivos en el planteamiento del problema de optimización, con la intención de considerar el compromiso que surge entre diversos objetivos.

A partir de la necesidad de incorporar un conjunto determinado de objetivos para realizar el dimensionamiento de un sistema de almacenamiento de energía híbrido, se ha considerado el planteamiento de un problema de optimización multi-objetivo que considera múltiples restricciones [49], [50], [51], [52]. Por ejemplo, en [53], se ha realizado el dimensionamiento de un sistema de almacenamiento de energía híbrido que incorpora baterías y supercapacitores, a través de un problema de optimización multi-objetivo que considera un número de elementos básicos y potencia mínima. Con la finalidad de cubrir la demanda de energía frente a un ciclo de conducción estándar, a través de un algoritmo denominado *dividing rectangles* para hallar un conjunto de soluciones. Por otra parte, en [54], se ha realizado el dimensionamiento de un sistema de almacenamiento de energía híbrido, mediante el planteamiento de un problema de optimización multi-objetivo que considera la energía y el costo de un conjunto de elementos básicos. Con el propósito de obtener un sistema de acumulación óptimo, en función de una demanda de energía de un vehículo de pasajeros. Sin embargo, durante la fase de dimensionamiento de un sistema de almacenamiento de energía o un sistema de almacenamiento de energía híbrido, es importante considerar la demanda de energía que experimenta un tren de potencia ante un determinado perfil de conducción.

Debido a la necesidad de reproducir la demanda de energía de un tren de potencia ante determinadas condiciones de tráfico en ciudad, se ha propuesto emplear un perfil de velocidad de un vehículo mediante un ciclo de conducción estándar [55], [56]. Por ejemplo, en [57], se ha empleado el ciclo de conducción US06 y Artemis, para realizar la validación del dimensionamiento de un SAE y un SAEH. Además, en [58], se ha empleado un ciclo de conducción Artemis modificado, con la finalidad de validar el comportamiento de un tren de potencia en un escenario de tráfico de ciudad y autopista. Por otra parte, en [59], se ha realizado el dimensionamiento de baterías y supercapacitores para un SAEH, a partir del uso consecutivo del ciclo de conducción de China para la validación de resultados. Sin embargo, el ciclo de conducción estándar no refleja las condiciones de conducción real de un vehículo, que son importantes para determinar la demanda de energía en un tren de potencia.

Considerando los inconvenientes que presenta la naturaleza ideal del ciclo de conducción estándar, se ha propuesto definir un ciclo de conducción real a partir de las condiciones de un camino para analizar el comportamiento de un tren de potencia [60], [61], [62], [63]. Por ejemplo, en [64], se han empleado diversos ciclos de conducción real con una elevada resolución, con la finalidad de analizar la degradación de un sistema de almacenamiento de energía ante una demanda agresiva de conducción. Además, en [65], se ha propuesto emplear un ciclo de conducción real de un vehículo de recolección de basura, con el propósito de estimar el consumo de combustible fósil mediante la clasificación del ciclo de conducción. Por otra parte, en [66], se realizó un análisis entre un ciclo de conducción estándar y un ciclo de conducción real, logrando reducir el 68 % en el consumo de combustible a través de un ciclo de conducción real.

Es importante emplear un ciclo de conducción real con una elevada resolución, con la intención de incrementar la precisión durante el dimensionamiento óptimo de un SAE o SAEH [67]. Es posible emplear un ciclo de conducción estándar para validar las estrategias del sistema de gestión de energía [68], [69], sin embargo, un ciclo de conducción real presenta mayor precisión debido a que permite considerar las condiciones reales de un trayecto [70], [71], [72].

Se ha propuesto emplear estrategias de gestión de energía basadas en optimización para el sistema de gestión de energía, con el objetivo de garantizar una distribución óptima de la potencia instantánea a partir de un ciclo de conducción estándar y una demanda de torque conocida [73], [74], [75]. Por ejemplo, en [76], se presenta una estrategia de gestión de energía basada en optimización para administrar el flujo de potencia de un sistema de almacenamiento de energía híbrido, que tiene como propósito minimizar la fluctuación de la energía proporcionada por las baterías y reducir la diferencia de voltaje del supercapacitor entre un valor de referencia calculado y un valor requerido. Además, en [77], se ha desarrollado una estrategia de gestión de energía basada en un control predictivo, que emplea un trayecto delimitado por el usuario para seleccionar de manera óptima la fuente de energía encargada de suministrar la potencia requerida por un vehículo eléctrico híbrido. Asimismo, en [78], se hace uso de una estrategia basada en optimización para la gestión de energía, con el objetivo de prolongar el tiempo de vida de las baterías y alcanzar una alta eficiencia en el funcionamiento del sistema de almacenamiento de energía híbrido. Por otra parte, en [79], se emplea un método denominado programación dinámica, con el propósito de obtener una configuración eficiente para mejorar el rendimiento de diversas estrategias de gestión de energía mediante un elevado proceso computacional. No obstante, las estrategias basadas en optimización presentan un elevado costo computacional debido a la complejidad del algoritmo. En definitiva, no es factible emplear las estrategias para una gestión de energía de tiempo real.

Debido a la necesidad de desarrollar estrategias de gestión de energía en tiempo real con un procesamiento computacional reducido, se ha propuesto emplear una estrategia basada en reglas [80], [81], [82], [83]. Por ejemplo, en [84], se ha desarrollado una estrategia de gestión basada en reglas, que permite suministrar mediante baterías y supercapacitores la energía necesaria para una determinada demanda de potencia. Además, en [85], se propone realizar la selección de la fuente de energía mediante una estrategia de gestión, que emplea reglas en función de una potencia requerida por un vehículo eléctrico híbrido y de una energía mínima almacenada en un sistema de almacenamiento de energía híbrido. Sin embargo, una estrategia de gestión de energía basada en reglas no garantiza un adecuado funcionamiento, considerando la necesidad de un conjunto de reglas específicas de tipo binario para llevar a cabo una determinada acción.

Con el objetivo de eliminar las limitaciones y restricciones de las estrategias basadas en reglas, se ha propuesto emplear una estrategia basada en lógica difusa para realizar una gestión de energía cuasi-óptima [86], [87], [88], [89]. Por ejemplo, en [90], se desarrolla una estrategia de gestión de energía, con el propósito de administrar el estado de carga de la batería mediante lógica difusa. Asimismo, se desarrolla una estrategia de gestión basada en lógica difusa, para proporcionar el torque requerido por un vehículo eléctrico híbrido. Además, en [91], se presenta una estrategia de gestión basada en lógica difusa dedicada a determinar las condiciones necesarias para activar los elementos de un sistema de gestión de energía, con el objetivo de distribuir de manera eficiente la potencia requerida por un vehículo. Por otra parte, en [92], se emplea una estrategia basada en lógica difusa para supervisar la gestión de energía entre los elementos del sistema de gestión de energía, debido a que permite garantizar un suministro de potencia libre de transitorios en los elementos de un sistema de almacenamiento de energía híbrido.

Con base en el dimensionamiento óptimo y la gestión de energía del tren de potencia, es importante considerar el comportamiento energético de un sistema de almacenamiento de energía o un sistema de almacenamiento de energía híbrido. Considerando la necesidad de analizar el comportamiento energético de un SAE o un SAEH, se han propuesto diferentes modelos matemáticos para describir la evolución eléctrica de diversos elementos de acumulación en función de las propiedades electroquímicas [93], [94], [95]. En consecuencia, se han empleado modelos electroquímicos no lineales, con el objetivo de representar las diversas reacciones químicas que caracterizan a los elementos de acumulación de energía. Por ejemplo, en [96], se ha propuesto un modelo electroquímico denominado partícula única, con la finalidad de representar el comportamiento eléctrico de una batería de litio considerando diversas condiciones de operación. Por otra parte, en [97], se ha planteado un modelo no lineal de un supercapacitor a partir de un fenómeno electroquímico denominado difusión, con la finalidad de establecer una interacción entre el electrodo y el electrolito. No obstante, una representación electroquímica de un sistema de almacenamiento de energía o de un sistema de almacenamiento de energía híbrido requiere un equipo especializado que permita realizar diversas mediciones, como consecuencia de la complejidad requerida para relacionar las reacciones químicas involucradas en el suministro y acumulación de energía.

A partir de los inconvenientes que presenta el modelo electroquímico de cada elemento de acumulación, se ha propuesto representar el comportamiento de cada elemento de acumulación de energía a través de un modelo eléctrico [98], [99], [100]. Como resultado, el modelo eléctrico permite reproducir un determinado comportamiento de un sistema de almacenamiento de energía o de un sistema de almacenamiento de energía híbrido, con el propósito de representar diversas características electroquímicas que rigen el suministro de energía [101], [102], [103]. Por ejemplo, en [104], se ha empleado un modelo eléctrico para una celda con tecnología de litio y un modelo eléctrico para un supercapacitor de doble capa eléctrica, con la finalidad de reproducir el suministro de energía en el tren de potencia de un vehículo eléctrico.

1.2. Objetivos

El objetivo principal de la presente tesis consiste en realizar el dimensionamiento óptimo de un sistema de almacenamiento de energía (SAE) y de un sistema de almacenamiento de energía híbrido (SAEH). Además, se considera el desarrollo de una estrategia de gestión de energía para el sistema de gestión de energía, que permita reducir el consumo de combustible de un tren de potencia eléctrico híbrido (TP-EH) para un vehículo industrial con ciclos de conducción repetitivos y agresivos. Con el fin de lograr el objetivo principal se han establecido los siguientes objetivos particulares:

- Modelar el comportamiento de un tren de potencia eléctrico híbrido, considerando el comportamiento eléctrico de un SAE que incorpora baterías y un SAEH que incorpora baterías y supercapacitores, para validar los resultados del dimensionamiento óptimo.
- Desarrollar un método de optimización para determinar un espacio de soluciones óptimas, en función de un problema de optimización mono-objetivo y multi-objetivo.
- Formular un problema de optimización (mono-objetivo y multi-objetivo), que permita definir las características de una celda para realizar el dimensionamiento óptimo de un sistema de almacenamiento de energía que incorpora baterías.
- Formular un problema de optimización (multi-objetivo), que permita definir las características de una celda y un supercapacitor para realizar el dimensionamiento óptimo de un sistema de almacenamiento de energía híbrido que incorpora baterías y supercapacitores.
- Desarrollar una estrategia de gestión de energía para un tren de potencia eléctrico híbrido que permita reducir el consumo de combustible para un ciclo de conducción de un vehículo de recolección de basura, considerando múltiples fuentes de energía y la identificación del estado de un vehículo eléctrico híbrido de recolección de basura.

1.3. Metodología

En la presente tesis se propone una metodología (Figura 1.2) para realizar el dimensionamiento óptimo de un sistema de almacenamiento de energía (SAE) y de un sistema de almacenamiento de energía híbrido (SAEH). Por otra parte, se considera el desarrollo de una estrategia de gestión de energía para un tren de potencia eléctrico híbrido para vehículos industriales con ciclos de conducción repetitivos y agresivos.

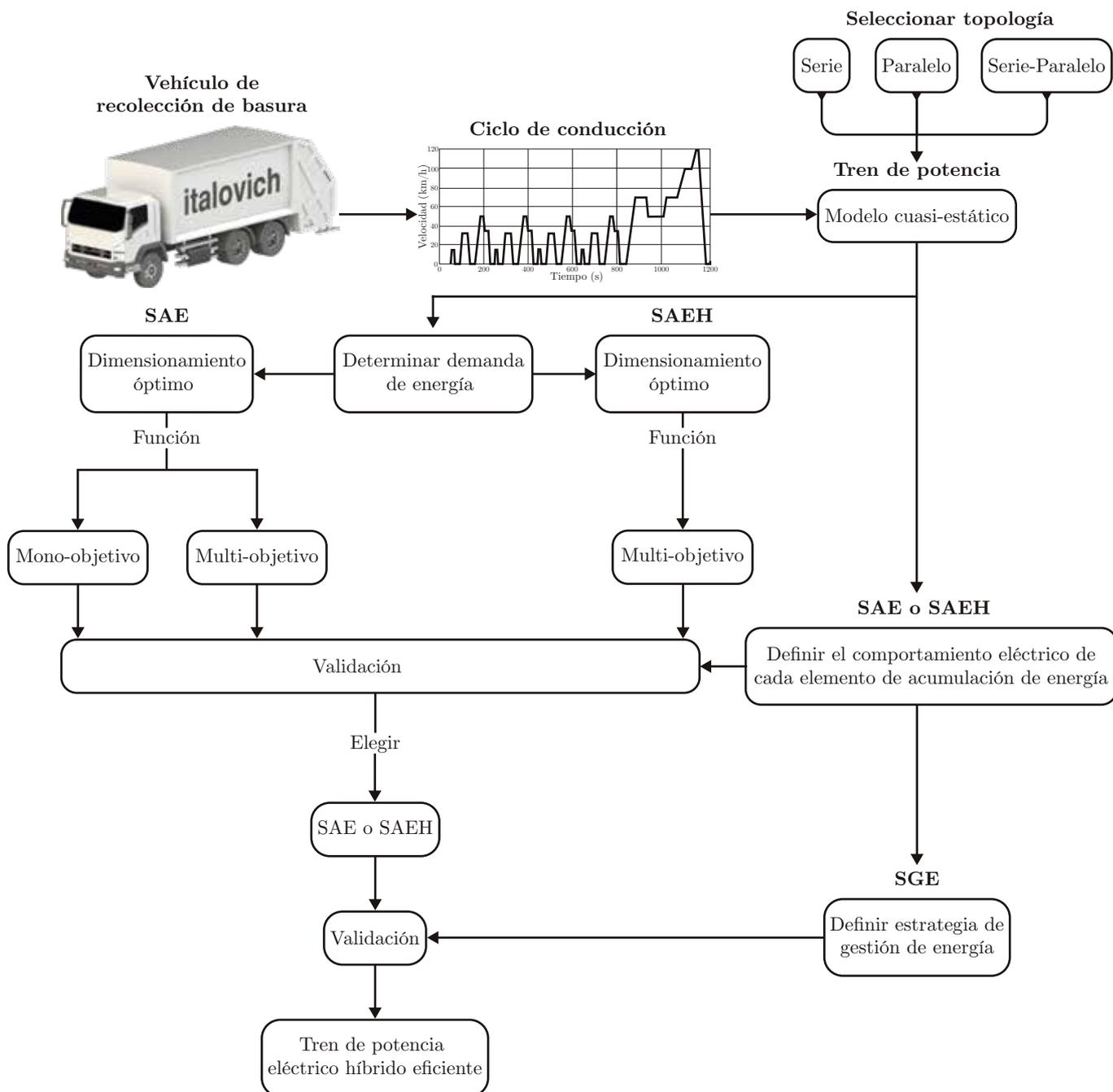


Figura 1.2. Metodología para el dimensionamiento óptimo y la gestión de energía en un tren de potencia eléctrico híbrido.

En consecuencia, se plantea seleccionar una topología, con el propósito de definir un modelo cuasi-estático para establecer una aproximación del comportamiento de un tren de potencia eléctrico híbrido. Posteriormente, se emplea el modelo cuasi-estático y un ciclo de conducción repetitivo y agresivo de un vehículo de recolección de basura, para calcular la demanda de energía del tren de potencia eléctrico híbrido.

Considerando la demanda de energía, se procede a realizar el dimensionamiento óptimo de un sistema de almacenamiento de energía o de un sistema de almacenamiento de energía híbrido. Para ello, se formulan diversos problemas de optimización (mono-objetivo y multi-objetivo). Con base en el problema de optimización, se emplea una metaheurística con la intención de obtener un espacio de soluciones óptimas, que permitan definir las características de un sistema de almacenamiento de energía o de un sistema de almacenamiento de energía híbrido óptimo.

Con la finalidad de validar los resultados del dimensionamiento óptimo, se propone emplear el modelo cuasi-estático del tren de potencia eléctrico híbrido para evaluar cada SAE o SAEH óptimo. Sin embargo, para evaluar un sistema de almacenamiento de energía o un sistema de almacenamiento de energía híbrido se requiere definir el comportamiento eléctrico. Por consiguiente, se formula un modelo eléctrico para establecer una aproximación del comportamiento electroquímico de cada elemento de acumulación de energía.

Debido a las características que provee un ciclo de conducción repetitivo y agresivo de un vehículo industrial de recolección de basura, se propone seleccionar un sistema de almacenamiento de energía híbrido óptimo para el tren de potencia eléctrico híbrido. Con la finalidad de reducir el consumo de combustible del tren de potencia eléctrico híbrido, se procede a desarrollar una estrategia de gestión de energía para el sistema de gestión de energía, considerando múltiples fuentes de energía y la identificación del estado de un vehículo eléctrico híbrido de recolección de basura que emplea un ciclo de conducción repetitivo y agresivo.

1.4. Hipótesis

Con el propósito de abordar la presente investigación, se han propuesto las siguientes hipótesis como punto de partida:

1. El modelo matemático del comportamiento de un tren de potencia eléctrico híbrido, permite determinar el consumo de energía y combustible en función de un ciclo de conducción real.
2. El comportamiento electroquímico de un elemento de acumulación de energía se puede aproximar a través de un modelo matemático en función de una caracterización experimental.
3. Un sistema de almacenamiento de energía híbrido provee una mayor reducción en el consumo de combustible en contraste con un sistema de almacenamiento de energía, como resultado de la interacción de diversos elementos de acumulación de energía.
4. Mediante el modelo básico de un método de optimización, se puede definir un modelo específico para determinar una solución óptima para un problema de optimización mono-objetivo o multi-objetivo.

5. El desarrollo de un algoritmo en función del modelo específico de un método de optimización mono-objetivo o multi-objetivo, permite definir un método para realizar el dimensionamiento óptimo de un sistema de almacenamiento de energía (SAE) que incorpora baterías o un sistema de almacenamiento de energía híbrido (SAEH) que incorpora baterías y supercapacitores.
6. El dimensionamiento de un sistema de almacenamiento de energía (SAE) basado en baterías o un sistema de almacenamiento de energía híbrido (SAEH) basado en baterías y supercapacitores, se puede formular como un problema de optimización mono-objetivo o multi-objetivo en función de una determinada finalidad.
7. El desarrollo de una estrategia de gestión de energía basada en lógica difusa, permite reducir el consumo de combustible en comparación con una estrategia basada en reglas.

1.5. Estructura de la tesis

Con el fin de lograr los objetivos establecidos, el presente trabajo se ha organizado en función de la siguiente estructura:

- **Capítulo 1:** Se realiza un análisis del estado del arte, que permite definir los objetivos para el desarrollo de la presente tesis. Además, se propone una metodología con el propósito de lograr los objetivos establecidos.
- **Capítulo 2:** Se describen los elementos que permiten conformar un tren de potencia eléctrico híbrido, así como, la interacción de los elementos para definir un tren de potencia eléctrico híbrido de un vehículo industrial de recolección de basura.
- **Capítulo 3:** Se presentan diversas herramientas de software para el diseño de un vehículo eléctrico híbrido. Además, se definen diversos modelos matemáticos, que permiten describir el comportamiento de un vehículo eléctrico híbrido de recolección de basura.
- **Capítulo 4:** Se presentan los métodos de optimización, que permiten obtener un espacio de soluciones óptimas. Posteriormente, se realiza el dimensionamiento óptimo (mono-objetivo y multi-objetivo) de un sistema de almacenamiento de energía y el dimensionamiento óptimo (multi-objetivo) de un sistema de almacenamiento de energía híbrido.
- **Capítulo 5:** Se realiza el desarrollo de una estrategia de gestión de energía basada en lógica difusa para un tren de potencia eléctrico híbrido con topología serie de un vehículo de recolección de basura que integra un sistema de almacenamiento de energía híbrido que incorpora baterías y supercapacitores.
- **Capítulo 6:** Se presentan las conclusiones generales y trabajo futuro.

Capítulo 2

Vehículo eléctrico híbrido de recolección de basura

En este capítulo se describen los elementos que permiten conformar un tren de potencia híbrido de un vehículo eléctrico híbrido de recolección de basura (VEH-RB), con énfasis en los elementos de acumulación de energía. Posteriormente, se define la interconexión de los elementos de un tren de potencia híbrido.

Contenido:

- [2.1](#) Introducción
- [2.2](#) Elementos de un tren de potencia híbrido
- [2.3](#) Topología del tren de potencia híbrido
- [2.4](#) Conclusiones

2.1. Introducción

Actualmente, el vehículo eléctrico híbrido se ha posicionado como alternativa eficiente a la electrificación, debido a la posibilidad de incrementar la autonomía de conducción sin la necesidad de una infraestructura para realizar el abastecimiento de energía.

Un vehículo eléctrico híbrido se caracteriza por incluir en el tren de potencia un sistema de almacenamiento de energía como fuente de energía primaria y un motor de combustión interna como fuente de energía de respaldo, con el propósito de proveer una energía eléctrica combinada para llevar a cabo la tracción.

Sin embargo, la eficiencia de un vehículo eléctrico híbrido se determina a través de la interconexión de los elementos que conforman el tren de potencia. Por otra parte, la gestión de energía entre la fuente primaria y la fuente de respaldo permite la reducción en el consumo de combustible.

2.2. Elementos de un tren de potencia híbrido

Un vehículo eléctrico híbrido incluye un tren de potencia que incorpora una transmisión, un motor de combustión interna, un motor/generador eléctrico y un sistema de almacenamiento de energía, que interactúan para llevar a cabo la tracción.

2.2.1. Transmisión

La transmisión es un elemento del tren de potencia (Figura 2.1), que incorpora un clutch (transmisión manual) o un convertidor de torque (transmisión automática), una caja de engranes diferencial y ruedas.



Figura 2.1. Elementos de una transmisión manual.

Además, la transmisión tiene la capacidad de transformar un torque (τ_{in}) y una velocidad angular (ω_{in}) de entrada a un torque (τ_{out}) y una velocidad angular (ω_{out}) de salida, en función de la relación (γ) de la caja de cambios de la transmisión (Figura 2.2).

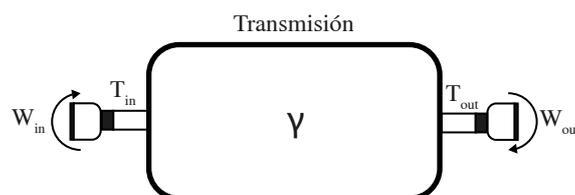


Figura 2.2. Relación de la transmisión.

La potencia de salida (P_{out}) de la transmisión (2.1), se determina a partir del torque y velocidad angular de entrada.

$$P_{out} = \frac{\tau_{in} \cdot \omega_{in}}{\gamma} \quad (2.1)$$

2.2.2. Motor de combustión interna

El motor de combustión interna (MCI) es un elemento del tren de potencia que tiene la función de convertir energía electroquímica en energía mecánica. Existen diversas metodologías para representar el comportamiento de un motor de combustión interna. Sin embargo, requieren un modelo matemático complejo, debido a la incorporación de un amplio conjunto de fenómenos físicos.

Con la intención de determinar el consumo de combustible de un motor de combustión interna en un tren de potencia híbrido, se ha propuesto emplear un mapa estático no lineal denominado *mapa BSFC* (*Brake Specific Fuel Consumption*) (Figura 2.3).

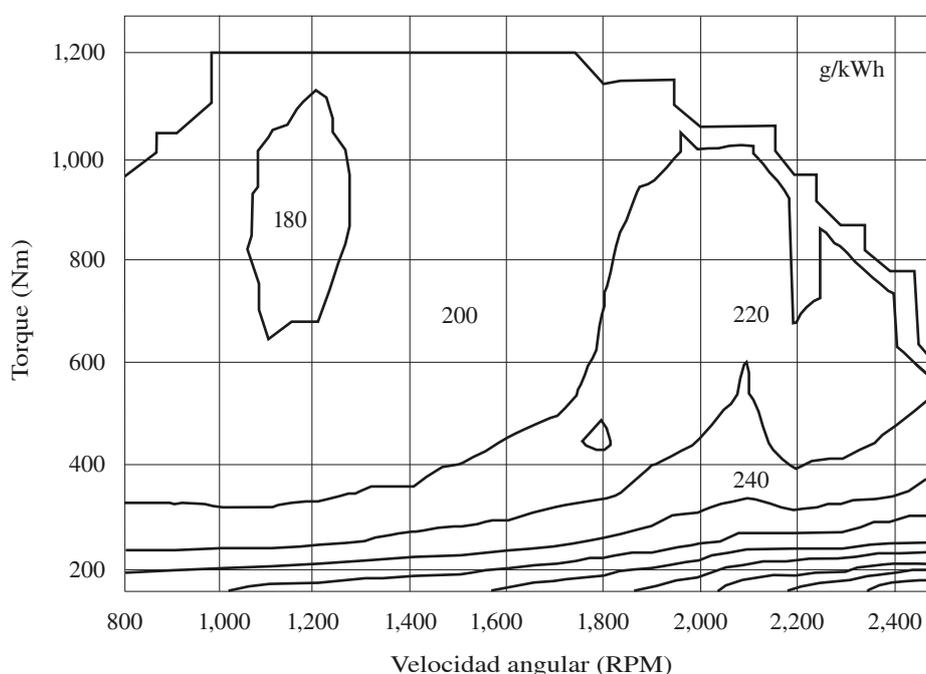


Figura 2.3. Mapa BSFC.

El mapa BSFC se determina a partir de la medición del flujo de combustible, que requiere un motor de combustión interna que provee una determinada potencia mecánica en función de la aplicación de un freno (Figura 2.4). El proceso se realiza sistemáticamente, con el fin de cubrir el rango de operación del motor de combustión interna.



Figura 2.4. Procedimiento para determinar el mapa BSFC.

A partir del mapa BSFC es posible determinar el flujo másico (2.2), con la finalidad de calcular el consumo de combustible puntual para producir una determinada potencia mecánica.

$$\dot{m} \left[\frac{g}{3600 \cdot s} \right] = BSFC(\tau, \omega) \left[\frac{g}{kWh} \right] \cdot P [kW] \quad (2.2)$$

Considerando la dificultad que existe para encontrar el mapa BSFC, es posible determinar el consumo de combustible de un motor de combustión interna para un recorrido (X) (2.3) mediante el poder calorífico (LHV) de un determinado tipo de combustible.

$$MCI [kg] = \int_X \frac{P [kW]}{LHV \left[\frac{MJ}{kg} \right]} \quad (2.3)$$

La potencia de un motor de combustión interna se determina a través un perfil (Figura 2.5), que proporciona un torque en función de las revoluciones del MCI.

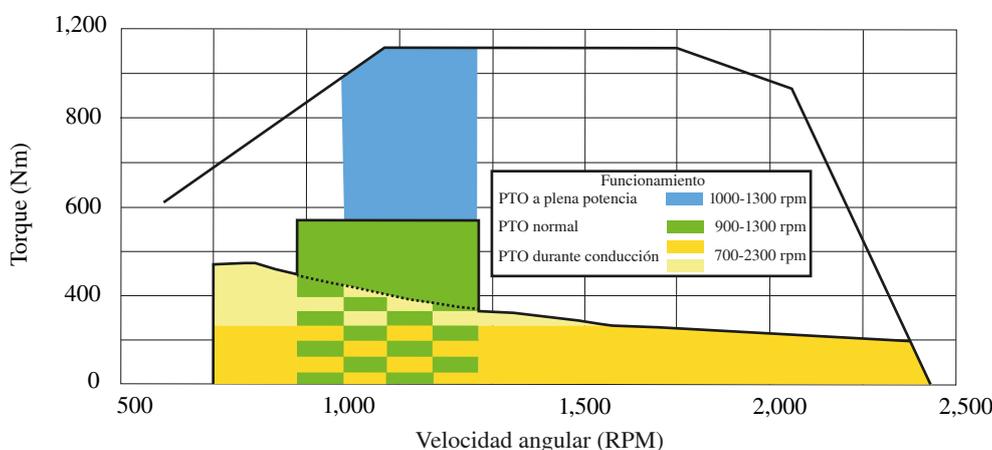


Figura 2.5. Potencia del motor de combustión interna de un vehículo de recolección de basura IVECO Stralis GNC 270. Fuente: [105].

2.2.3. Motor/generador eléctrico

El motor/generador eléctrico (MGE) es una máquina eléctrica que permite transformar energía eléctrica en energía mecánica cuando se utiliza en *modo motor*, mientras que en *modo generador* realiza el proceso inverso.

Se han empleado diferentes motores/generadores eléctricos en el tren de potencia de un vehículo eléctrico híbrido (Figura 2.6). Sin embargo, el motor/generador síncrono de corriente alterna (CA) se ha destacado, debido a que proporciona una elevada eficiencia y una elevada densidad de potencia. Además, posee un volumen reducido, baja inercia y opera en un rango amplio de torque-velocidad.

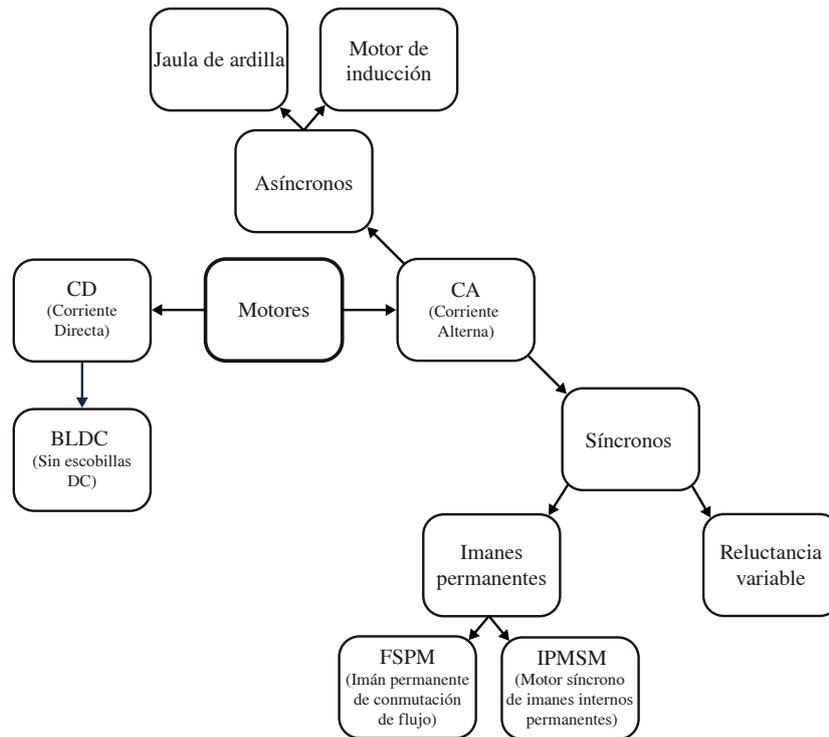


Figura 2.6. Tipos de motor/generador eléctrico.

Con la intención de obtener la potencia eléctrica (P_e) de un motor/generador eléctrico, se ha propuesto determinar la eficiencia puntual (2.4) para generar un mapa de eficiencia (Figura 2.7), considerando el método *mirroring*, que refleja la eficiencia del motor para determinar la eficiencia del generador.

$$\eta_{MGE} = \begin{cases} \eta_{MGE}(|\tau|, \omega) = \frac{P_m}{P_e} = \frac{|\tau_m| \cdot \omega_m}{P_e} & , \text{ Modo motor} \\ \eta_{MGE}(-|\tau|, \omega) = \frac{P_m}{P_e} = \frac{-|\tau_m| \cdot \omega_m}{P_e} & , \text{ Modo generador} \end{cases} \quad (2.4)$$

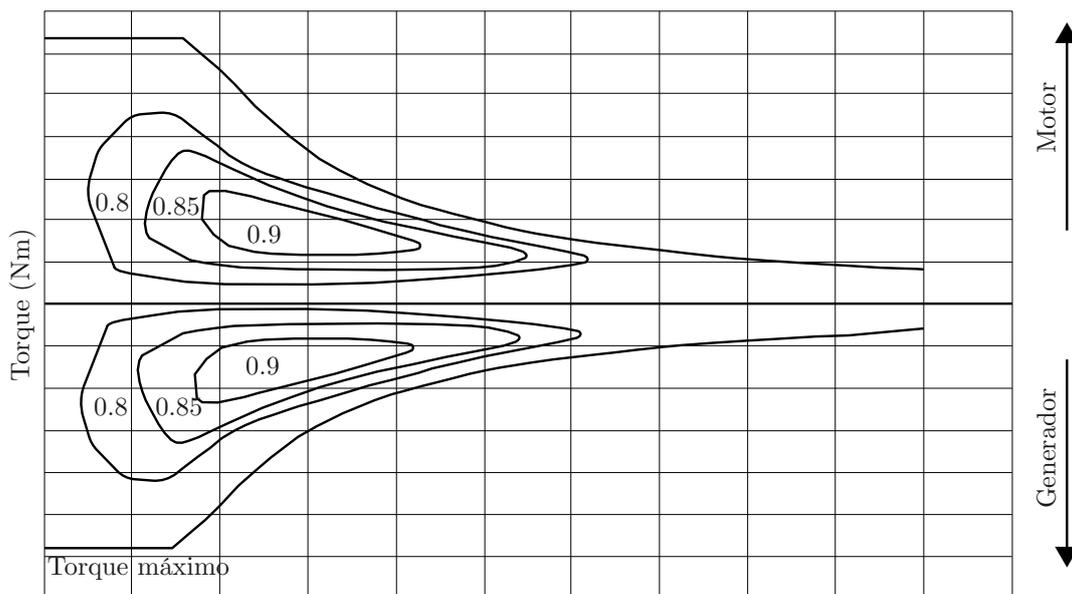


Figura 2.7. Mapa de eficiencia de un motor/generador eléctrico.

2.2.4. Sistema de almacenamiento de energía

El sistema de almacenamiento de energía (SAE) es un elemento que permite almacenar y suministrar energía eléctrica, con base en un proceso químico. La construcción de un SAE o un sistema de almacenamiento de energía híbrido (SAEH) consiste en incorporar diversos elementos de acumulación como baterías, supercapacitores y/o celdas de combustible, en función de las características energéticas (Tabla 2.1).

Tabla. 2.1. Características energéticas de los elementos de acumulación de un SAE.

Elemento	Energía específica (Wh/kg)	Densidad de energía (Wh/L)	Costo (\$/kWh)
Batería	50-280	60-200	≥ 125
Supercapacitor	2.5-15	10-30	300-2000
Celda de combustible		500-3000	1900-5000

La energía específica y la densidad de energía determinan el peso y el volumen, respectivamente, en función de la capacidad del elemento de acumulación.

2.2.4.1. Baterías

La batería es un elemento electroquímico que se compone de un conjunto de celdas, con la finalidad de convertir la energía eléctrica en energía química durante la carga y la energía química en energía eléctrica durante la descarga. Una celda se compone de los siguientes elementos:

- **Ánodo:** es un elemento denominado *electrodo negativo* o *electrodo combustible*, que cede electrones y se oxida durante una reacción electroquímica para producir electricidad.
- **Cátodo:** es un elemento denominado *electrodo positivo* o *electrodo oxidante*, que admite electrones y se reduce durante una reacción electroquímica para producir energía.
- **Electrolito:** es una sustancia denominada *conductor iónico*, que permite la transferencia de iones entre el ánodo y el cátodo.

La interacción entre los elementos de una celda produce un comportamiento en función del tiempo, que permite definir las siguientes características eléctricas:

- **Capacidad:** cantidad de energía que contiene una celda.
- **Carga:** proceso eléctrico que permite suministrar energía a través de un flujo de electrones del electrodo negativo (ánodo) al electrodo positivo (cátodo).
- **Descarga:** proceso eléctrico que permite almacenar energía a través de un flujo de corriente del electrodo positivo (cátodo) al electrodo negativo (ánodo).
- **Voltaje en circuito abierto (V_{OC}):** tensión que presenta una celda ante la ausencia de una carga.

- **Voltaje nominal:** tensión inherente a la tecnología de fabricación de la celda.
- **Voltaje de carga:** tensión máxima que presenta la celda al finalizar un proceso de carga.
- **Voltaje de corte:** tensión mínima permitida en una celda para el proceso de descarga.
- **Estado de carga (SOC):** porcentaje de energía disponible en una celda.

Las características eléctricas de una celda dependen directamente de la tecnología empleada para la fabricación. Hoy en día, las celdas con tecnología de plomo ácido (Pb), níquel-metal hidruro (Ni-MH), iones de litio (Li-Ion) y polímeros de litio (LiPo) se emplean en el sistema de almacenamiento de energía de vehículos eléctricos y vehículos eléctricos híbridos [106], [107], [108].

Celda: Plomo ácido

Una celda fabricada con tecnología plomo ácido (Pb) incorpora diversos materiales con una composición química que permite generar una alta porosidad, con el objetivo de producir un elemento de acumulación de energía con una alta densidad de energía. La producción del electrodo positivo se realiza con dióxido de plomo (PbO_2) para evitar la formación de una curvatura, con la finalidad de prevenir un daño físico durante la interacción con el electrodo negativo y el electrolito.

En el proceso de carga (Figura 2.8) se produce una reacción química (2.5), que provoca una variación en la capacidad de almacenamiento de energía en función de un aumento en la gravedad específica del electrolito. Además, durante el proceso de carga el sulfato de plomo generado en los electrodos de la celda se convierte en plomo o dióxido de plomo, de modo que, se produce un incremento en el voltaje que existe entre las terminales de la celda.

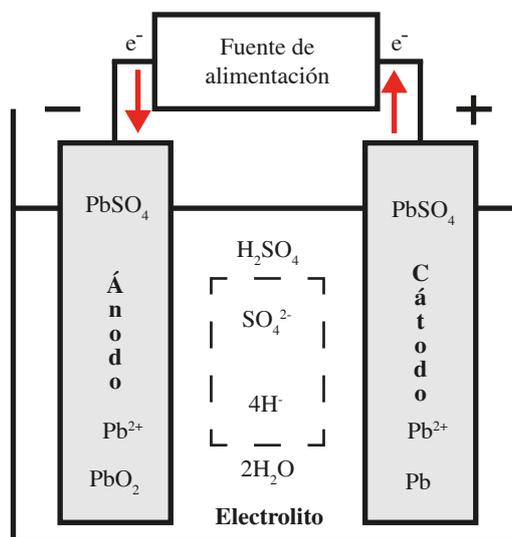
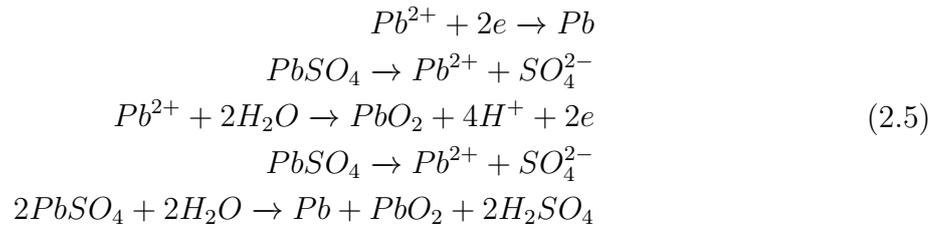


Figura 2.8. Proceso de carga de una celda con tecnología plomo ácido.



Por otra parte, en el proceso de descarga (Figura 2.9) se produce una reacción química (2.6) denominada disolución-precipitación, que permite la generación de electrones para el suministro de energía en función de una reducción de la gravedad específica del electrolito. Además, los electrodos presentan sulfato de plomo, que provoca una disminución en el voltaje entre las terminales de la celda.

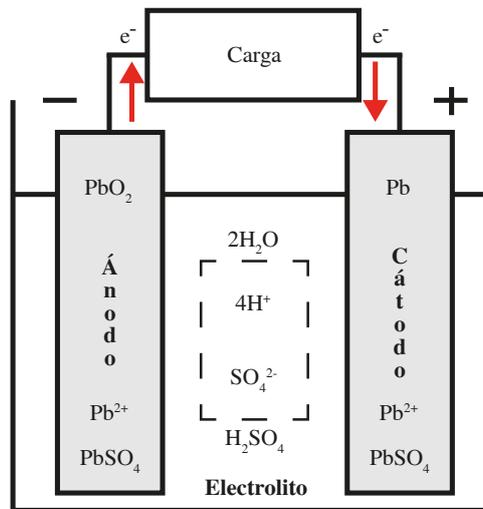
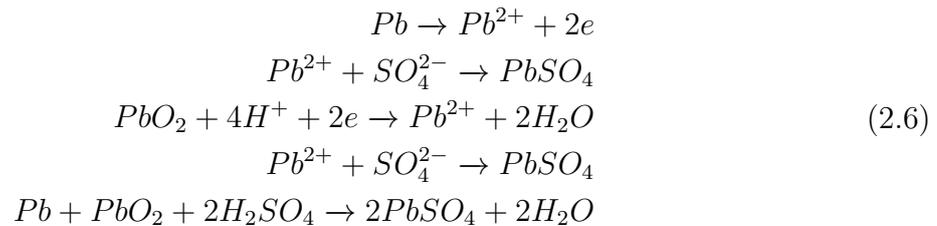
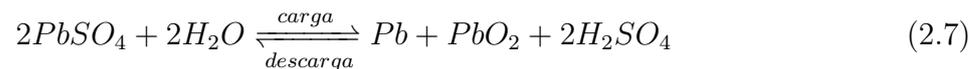


Figura 2.9. Proceso de descarga de una celda con tecnología plomo ácido.



Es posible establecer una reacción química general para describir el comportamiento en una celda con tecnología plomo ácido (2.7), que contemple el proceso electroquímico de carga-descarga, con base en un proceso reversible.



Una celda de plomo ácido presenta un voltaje en circuito abierto de 2.05 V a 2.125 V (carga completa), un voltaje nominal de 2 V y un voltaje de corte de 1.75 V (descarga completa) a una temperatura aproximada de 25°C. Además, es posible realizar la medición del estado de carga a través de la gravedad específica de la celda, mediante la variación en la concentración que experimenta el electrolito durante el proceso de carga-descarga. En particular, una celda con tecnología plomo ácido permite un elevado suministro de energía sin presentar una degradación.

Por otra parte, una celda de plomo ácido posee una limitada densidad de energía, como consecuencia de la limitada capacidad de almacenar energía mediante una tecnología basada en plomo. Además, presenta una dificultad para producir celdas de tamaño reducido, debido a la cantidad de espacio requerido para contener el electrolito. Asimismo, presenta una degradación en el funcionamiento de acumulación de energía durante un prolongado tiempo de almacenamiento, debido a la polarización irreversible de los electrodos por una falta de mantenimiento.

Celda: Níquel-metal hidruro

Una celda fabricada con tecnología níquel-metal hidruro (Ni-MH) incorpora diversos materiales con una composición química que permite producir electrodos con alta porosidad, con el propósito de generar un área superficial amplia con una resistencia interna mínima. La producción del electrodo negativo se realiza con una aleación de hidruro metálico, con la finalidad de evitar una reacción química que provoque una liberación de desechos tóxicos.

En el proceso de carga (Figura 2.10) se produce un proceso químico (2.8) denominado *recombinación de oxígeno*, que permite prevenir un aumento en la presión del sistema de acumulación de energía con la finalidad de minimizar la generación de gases nocivos. Además, se produce una reacción química (2.9), debido a la recombinación de elementos entre los electrodos y el electrolito. Asimismo, durante el proceso de carga existe una difusión de oxígeno hacia el electrodo negativo, debido a la interacción del electrodo con el electrolito.

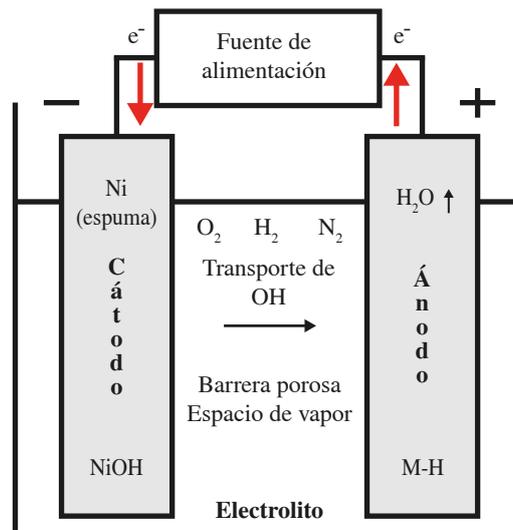
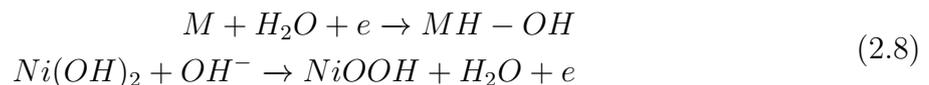


Figura 2.10. Proceso de carga de una celda con tecnología Ni-MH.



Por otra parte, en el proceso de descarga (Figura 2.11) se produce una reacción química (2.10) que provoca múltiples niveles de voltaje, como consecuencia de la sintetización de diversos materiales en los electrodos a partir de una determinada demanda de energía. Además, se produce una reacción química (2.11), que produce una diferencia de potencial entre los electrodos. Asimismo, durante el proceso de descarga el oxi-hidrógeno que conforma el electrodo positivo se transforma en hidróxido de níquel, debido a la absorción de elementos mediante el electrolito constituido por hidróxido de potasio.

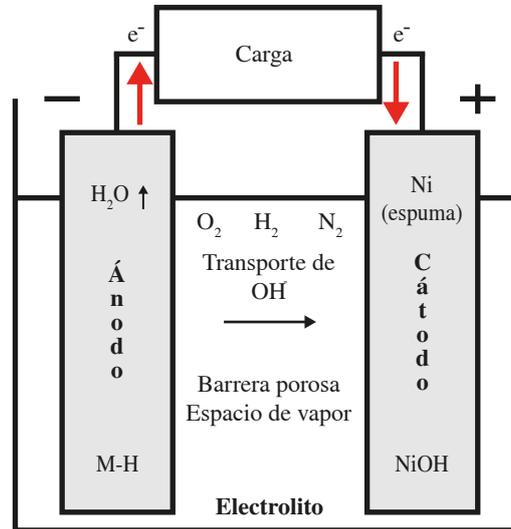
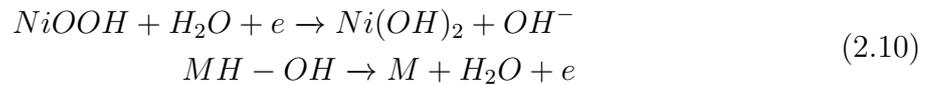
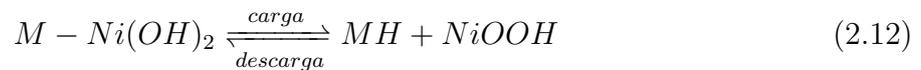


Figura 2.11. Proceso de descarga de una celda con tecnología Ni-MH.



Es posible establecer una reacción química general para describir el comportamiento en una celda con tecnología níquel-metal hidruro (2.12), que contemple el proceso electroquímico de carga-descarga, con base en un proceso reversible.



Una celda de níquel-metal hidruro presenta un voltaje en circuito abierto de 1.25 V a 1.35 V, un voltaje nominal de 1.2 V y un voltaje de corte de 1.0 V a una temperatura aproximada de 25°C. Además, posee una resistencia interna baja, como consecuencia de un electrolito de alta conductividad y unos electrodos fabricados con una superficie extensa y delgada.

En particular, una celda con tecnología níquel-metal hidruro presenta un incremento en la capacidad de almacenamiento de energía y en el ciclo de vida, como consecuencia de la densidad de energía que proporciona el electrodo que contiene metal hídrico. Por otra parte, una celda de níquel-metal hidruro sometida a una elevada demanda de energía presenta un bajo rendimiento, debido a la incapacidad de completar ciclos de carga-descarga durante ciclos de descarga agresivos.

Celda: Iones de litio

Una celda fabricada con tecnología iones de litio (Li-Ion) incorpora diversos materiales con una composición química oxidante, que permite almacenar energía mediante un proceso químico denominado *intercalación*. El proceso de intercalación permite almacenar energía de forma eficiente, debido a un mecanismo de transferencia de elementos en los electrodos que previene un daño significativo en la estructura electroquímica.

En el proceso de carga (Figura 2.12) el material del electrodo positivo se reduce y el material del electrodo negativo se oxida, con la finalidad de iniciar la intercalación de materiales para llevar a cabo una acumulación de energía a través de un proceso electroquímico (2.13). Además, la diferencia de potencial entre las terminales incrementa, debido a la acumulación de elementos entre las capas que se forman en los electrodos.

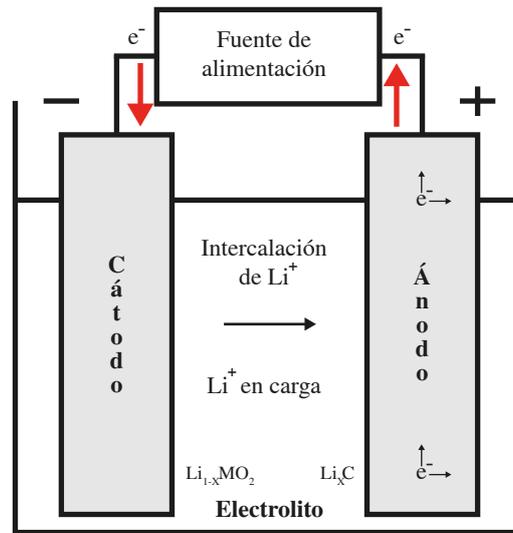
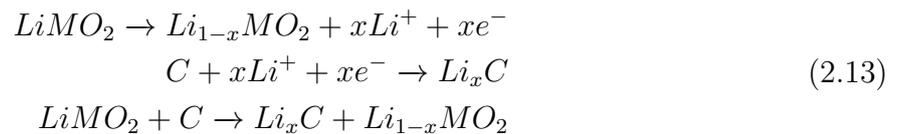


Figura 2.12. Proceso de carga de una celda con tecnología Li-Ion.



Por otra parte, en el proceso de descarga (Figura 2.13) el material basado en carbono se transfiere hacia el electrodo positivo proveniente del electrodo negativo a través del proceso de intercalación, con la finalidad de suministrar energía mediante la liberación de electrones a través de un proceso electroquímico (2.14). Además, el material del electrodo negativo se oxida y el electrodo positivo se reduce, con la intención de almacenar iones de litio entre el espacio disponible en ambos electrodos.

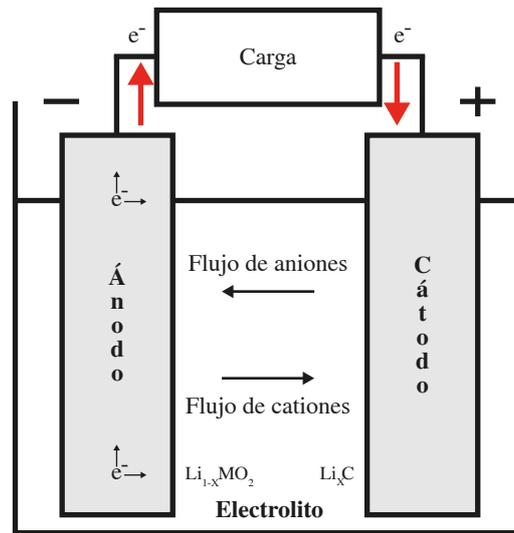
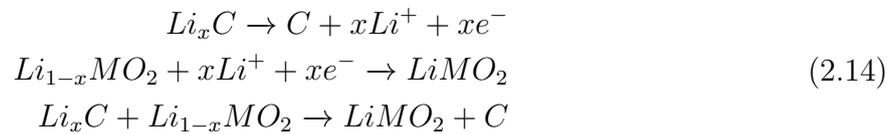
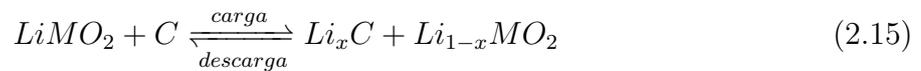


Figura 2.13. Proceso de descarga de una celda con tecnología Li-Ion.



Es posible establecer una reacción química general para describir el comportamiento en la celda con tecnología iones de litio (2.15), que contemple el proceso electroquímico de carga-descarga, con base en proceso reversible de intercalación.



Una celda de iones de litio presenta un voltaje en circuito abierto de 3.92 V a 4.1 V, un voltaje nominal de 3.6 V y un voltaje de corte de 3.0 V a una temperatura aproximada de 25°C. Además, posee un incremento en la cantidad de energía que suministra (respecto a otras tecnologías), como consecuencia de una mínima degradación que presentan los electrodos durante el proceso de carga-descarga.

En particular, una celda con tecnología iones de litio presenta un incremento en el ciclo de vida respecto a otras tecnologías, en función de la degradación mínima que se manifiesta en los componentes electroquímicos ante una demanda prolongada de energía. Además, presenta una elevada densidad de energía y energía específica, debido al proceso de intercalación que permite almacenar una alta cantidad de material en los electrodos.

Por otra parte, una celda de iones de litio presenta una pérdida de capacidad para almacenar energía, como consecuencia de la necesidad de técnicas específicas para la recuperación de energía, con la finalidad de evitar una sobre recarga de energía.

Celda: Polímeros de litio

Una celda fabricada con tecnología de polímeros de litio (LiPo) incorpora materiales similares a una celda con tecnología de iones de litio. Sin embargo, el material presenta menor espesor. Los electrodos se fabrican mediante polímeros basados en carbono, que soportan un estado de sobre carga y una alta demanda de energía sin reducir la capacidad de acumulación de energía.

En el proceso de carga (Figura 2.14) el material del electrodo positivo se transfiere mediante el proceso de intercalación y el material del electrodo negativo se oxida, con la finalidad de iniciar el transporte de iones para el almacenamiento de energía que experimenta un aumento del voltaje entre los electrodos a través de un proceso electroquímico (2.16). Asimismo, existe un aumento de temperatura en la superficie de la celda, debido al fenómeno de transporte de iones que está relacionada con la cantidad de energía aplicada a los electrodos.

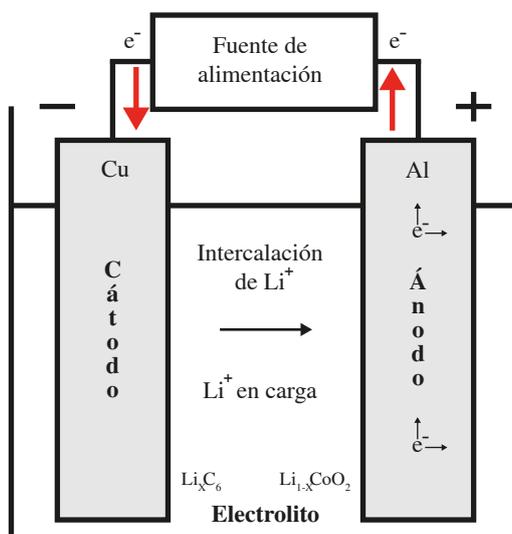


Figura 2.14. Proceso de carga de una celda con tecnología LiPo.



Por otra parte, en el proceso de descarga (Figura 2.15) el material de polímero basado en cobre se transfiere del electrodo positivo mediante el proceso de intercalación, con la finalidad de contribuir en el transporte de iones que litio que permiten generar una diferencia de potencial entre los electrodos a través de un proceso electroquímico (2.17). Además, existe una variación de temperatura durante el proceso de transporte de iones, que permite definir un gradiente de temperatura de acuerdo a la demanda de energía que suministra en un momento determinado.

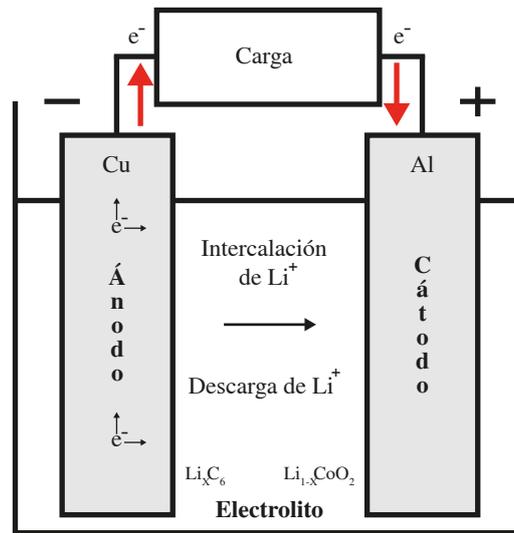
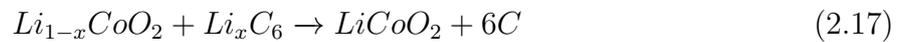
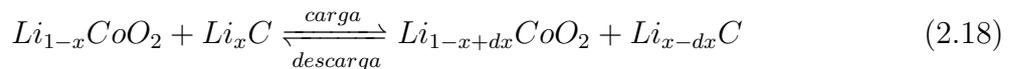


Figura 2.15. Proceso de descarga de una celda con tecnología LiPo.



Es posible establecer una reacción química general para describir el comportamiento de una celda con tecnología LiPo (2.18), que contemple el proceso electroquímico de carga-descarga, con base en un proceso reversible de intercalación.



Una celda de polímeros de litio presenta un voltaje en circuito abierto de 4.12 V a 4.23 V, un voltaje nominal de 3.7 V y un voltaje de corte de 3.0 V a una temperatura aproximada de 25°C. Además, posee un incremento en la densidad de energía y energía específica que puede suministrar, como consecuencia de la eficiente relación masa-volumen que constituye a los electrodos de la celda.

En particular, una celda con tecnología de polímeros de litio presenta un incremento en la densidad de energía y en la energía específica, en función del espacio empleado por cada electrodo (electrodo positivo y el electrodo negativo). Además, presenta una disminución de la masa respecto a otras tecnologías basadas en litio, que permite incrementar la cantidad de energía que puede suministrar por unidad másica en los componentes de la celda.

Por otra parte, una celda de LiPo presenta una inestabilidad durante una sobrecarga de energía, como consecuencia de un exceso de iones de litio en el electrodo receptor que impide la intercalación de materiales generando un aumento de temperatura. Además, puede existir un daño permanente durante una sobre descarga de energía, debido al agotamiento de material para llevar a cabo la intercalación de iones en el electrodo.

Considerando la revisión de las características eléctricas que proporciona una batería (plomo ácido (Pb), níquel-metal hidruro (Ni-MH), iones de litio (Li-Ion) y polímeros de litio (LiPo)), es posible definir un conjunto de características energéticas (Tabla 2.2) en función de la tecnología de fabricación.

Tabla. 2.2. Celda: características energéticas. Fuente: [109], [110].

Batería	Voltaje nominal (V)	Energía específica (Wh/kg)	Densidad de energía (Wh/l)	Costo (\$/kWh)
Pb	2.0	30-50	60-100	120-150
Ni-MH	1.2	50-70	100-140	150-200
Li-Ion	3.2	120-140	240-280	150-1300
LiPo	3.7	130-200	295-305	125-1300

Como resultado de las características energéticas de una *celda*, es posible definir la hipótesis: *el costo de fabricación es directamente proporcional a la energía específica y a la densidad de energía. Por otra parte, la energía específica es inversamente proporcional al peso y la densidad de energía es inversamente proporcional al volumen.*

Con el propósito de cumplir los objetivos establecidos en la presente tesis, se propone emplear las características energéticas (voltaje nominal, energía específica y densidad de energía) de una celda, para realizar el dimensionamiento óptimo de un sistema de almacenamiento de energía o un sistema de almacenamiento de energía híbrido que incorpore una determinada batería.

2.2.4.2. Supercapacitores

El supercapacitor es un elemento que presenta un comportamiento físico-químico, con la finalidad de convertir la energía eléctrica en energía físico-química durante la carga y convertir la energía físico-química en energía eléctrica durante la descarga. Un supercapacitor se compone de los siguientes elementos:

- **Electrodo:** es un medio conductor que permite establecer una interfaz entre una carga y el supercapacitor.
- **Electrolito:** es una sustancia que interactúa con el electrodo para suministrar energía hacia una carga.
- **Dieléctrico:** es un medio físico que establece una separación, forzando una determinada capacidad de almacenamiento.

La interacción entre los componentes que conforman el supercapacitor produce un comportamiento en función del tiempo, que permite definir las siguientes características:

- **Capacidad:** cantidad de energía que contiene un supercapacitor.
- **Carga:** proceso eléctrico que permite almacenar energía a través del flujo de corriente entre los electrodos y el electrolito.

- **Descarga:** proceso eléctrico que permite suministrar energía a través de un flujo de electrones entre los electrodos y el electrolito.
- **Voltaje en circuito abierto (V_{OC}):** tensión que presenta un elemento básico ante la ausencia de una carga
- **Voltaje de carga:** tensión máxima que presenta el elemento básico al finalizar un proceso de carga.
- **Estado de carga (SOC):** porcentaje de energía disponible en un elemento básico.

Las características eléctricas de un supercapacitor, dependen directamente de la tecnología empleada para la fabricación. Hoy en día, los supercapacitores de doble capa eléctrica (EDLC), pseudocapacitivos (pseudo) e híbridos, se emplean en el sistema de almacenamiento de energía de vehículos eléctricos y vehículos eléctricos híbridos [111], [112], [113].

Supercapacitor: Doble capa eléctrica

Un supercapacitor de doble capa eléctrica incorpora diversos compuestos químicos basados en carbono, con la finalidad de incrementar la tasa de suministro de energía. Además, la interacción de los elementos que conforman un supercapacitor EDLC permite la acumulación de energía inmediata, con el propósito de proporcionar una alta eficiencia durante el suministro de energía.

En el proceso de carga (Figura 2.16) el material de los electrodos almacena energía a través de la absorción de iones, con el objetivo de suministrar energía mediante un intercambio de electrones de forma electrostática. Además, existe un ordenamiento de electrones alrededor de una interfaz aislante, a partir de una diferencia de potencial aplicada a las terminales del supercapacitor.

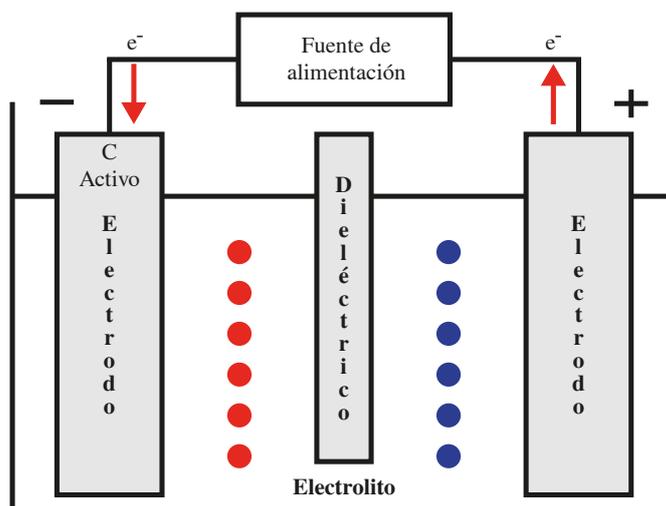


Figura 2.16. Proceso de carga de un supercapacitor de doble capa eléctrica.

Por otra parte, en el proceso de descarga (Figura 2.17) existe una liberación de iones durante la interacción con el electrolito, con el propósito de suministrar energía con base en una tasa de descarga limitada por los materiales del electrodo. Además, existe una transferencia de iones desde el electrolito hacia los electrodos, como consecuencia de una polarización que se presenta durante la conexión de una carga en las terminales.

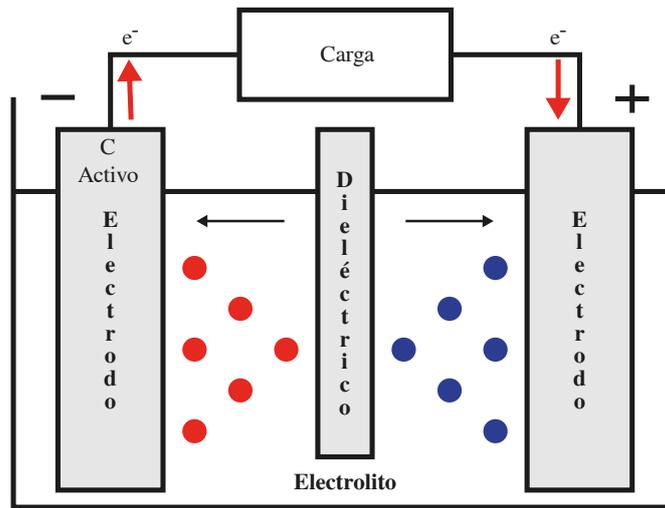


Figura 2.17. Proceso de descarga de un supercapacitor de doble capa eléctrica.

Es posible establecer un modelo no lineal para describir la generación de energía en un supercapacitor de doble capa eléctrica (2.19), que considera la naturaleza electromagnética que se presenta entre cada electrodo y el electrolito.

$$\begin{aligned}
 aC_D \frac{\partial(\Phi_1 - \Phi_2)}{\partial t} &= -k(c) \frac{\partial^2 \Phi_2}{\partial x^2} \\
 0 &= \sigma \frac{\partial^2 \Phi_1}{\partial x^2} + k \frac{\partial^2 \Phi_2}{\partial x^2} \\
 \epsilon \frac{\partial c}{\partial t} &= D \frac{\partial^2 c}{\partial x^2} + \frac{aC_D}{2F} \frac{\partial(\Phi_1 - \Phi_2)}{\partial t}
 \end{aligned} \tag{2.19}$$

Un supercapacitor de doble capa eléctrica presenta un voltaje en circuito abierto de 2.7 V (carga completa) a una temperatura de 25°C. Además, presenta una alta eficiencia energética, como consecuencia de un principio electromagnético que evita una dependencia a reacciones electroquímicas.

Por otra parte, un supercapacitor de doble capa eléctrica presenta una dependencia a la geometría de los materiales, como consecuencia de la necesidad de generar una extensa área para acumular energía. Además, un supercapacitor de doble capa presenta un bajo nivel de voltaje en las terminales, debido a la tecnología que se emplea para la fabricación del electrodo y el electrolito.

Supercapacitor: Pseudocapacitivo

Un supercapacitor pseudocapacitivo incorpora diversos materiales que proporcionan un comportamiento electroquímico, con el objetivo de emplear el principio de funcionamiento de una batería. Además, el supercapacitor pseudocapacitivo emplea el proceso de intercalación, con el objetivo de incrementar el suministro de energía en un espacio reducido.

En el proceso de carga (Figura 2.18) se produce una reacción electroquímica (2.20), que permite la generación de energía entre el electrodo y el electrolito. Además, durante el proceso de carga se produce una transferencia de electrones, debido a la absorción de iones entre el electrodo y el electrolito.

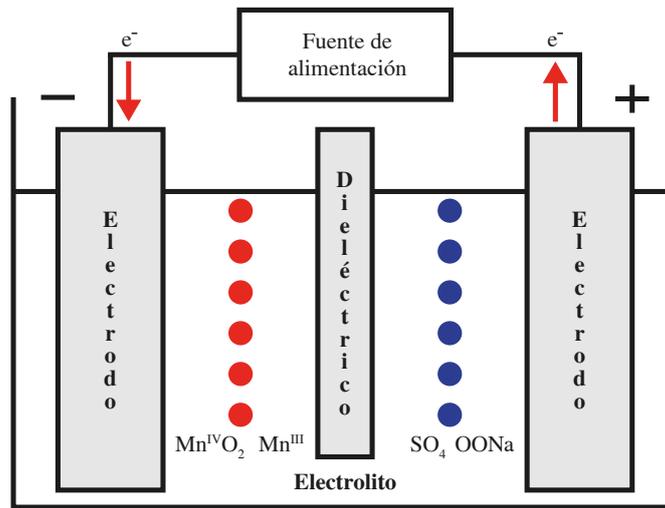


Figura 2.18. Proceso de carga de un supercapacitor pseudocapacitivo.



Por otra parte, en el proceso de descarga (Figura 2.19) se produce una reacción electroquímica (2.21), que provoca una transferencia de energía entre el electrodo y el electrolito. Además, es posible suministrar energía a través de un mecanismo de absorción de iones, que provoca un suministro de electrones sin la necesidad de una reacción química con los elementos del electrodo.

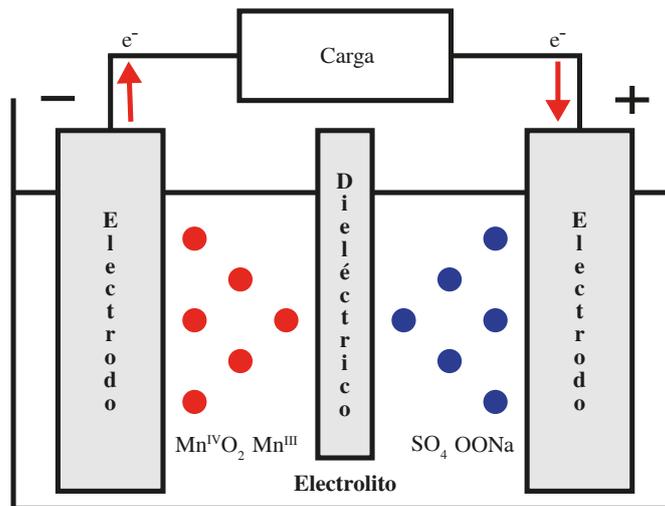


Figura 2.19. Proceso de descarga de un supercapacitor pseudocapacitivo.



Es posible establecer una reacción química general (2.22) para describir el comportamiento de un supercapacitor pseudocapacitivo, que contempla el proceso electroquímico de carga-descarga, con base en un proceso reversible.



Una supercapacitor pseudocapacitivo presenta un voltaje en circuito abierto de 2.3 V a 2.8 V (carga completa) a una temperatura aproximada de 25°C. En particular, un supercapacitor pseudocapacitivo presenta una alta densidad de energía, como consecuencia de la incorporación de electrodos basados en tecnología empleada en baterías.

Por otra parte, un supercapacitor pseudocapacitivo presenta una degradación en la capacidad de acumulación, como consecuencia de la producción de estrés durante el proceso de carga-descarga. Además, presenta una baja eficiencia en el suministro de energía, debido a la reacción electroquímica generada durante la demanda de energía.

Supercapacitor: Híbrido

Un supercapacitor híbrido incorpora un electrodo basado en carbono, con la intención de igualar la eficiencia de un supercapacitor de doble capa eléctrica durante el suministro de energía. Además, incorpora un electrodo basado en tecnología electroquímica, con la intención de imitar la capacidad de acumulación de un supercapacitor pseudocapacitivo.

En el proceso de carga (Figura 2.20) se produce una reacción electroquímica (2.23), con el propósito de emplear el principio de funcionamiento de una batería. Además, el electrodo pseudocapacitivo interactúa con un electrodo de doble capa eléctrica, con el objetivo de incrementar la capacidad de acumulación de energía.

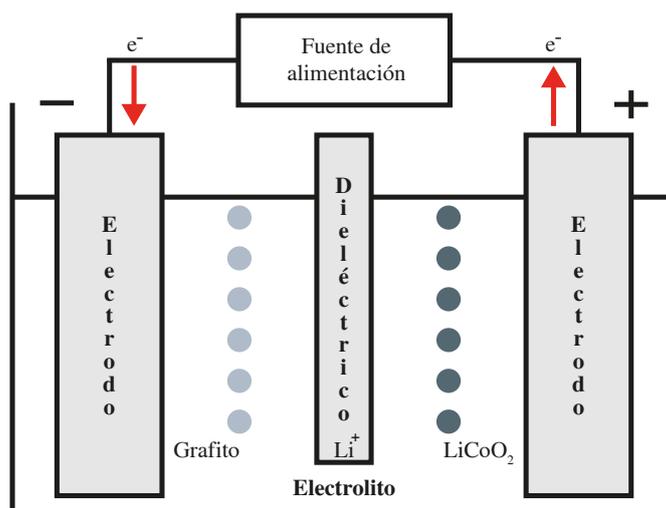


Figura 2.20. Proceso de carga de un supercapacitor híbrido.



Por otra parte, en el proceso de descarga (Figura 2.21) se produce un suministro de electrones, como consecuencia de la contribución energética provocada por la reacción electroquímica del electrodo pseudocapacitivo (2.24). Asimismo, existe un incremento en la tasa suministro de energía, debido a la interacción de electrones proveniente del electrodo de doble capa eléctrica.

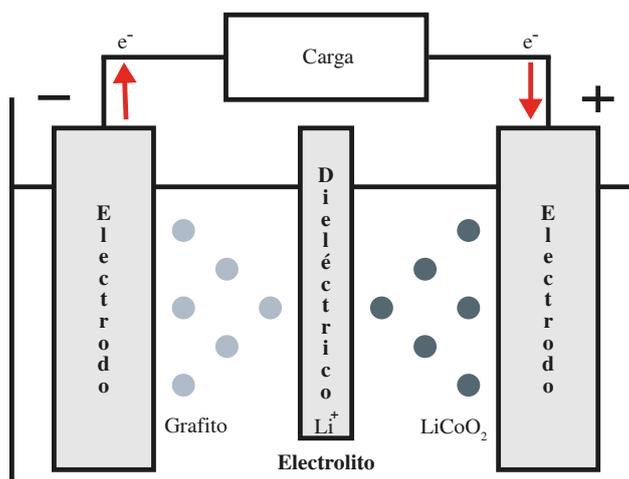


Figura 2.21. Proceso de descarga de un supercapacitor híbrido.



Un supercapacitor híbrido presenta un voltaje en circuito abierto de 2.3 V a 2.8 V (carga completa) a una temperatura aproximada de 25°C . Además, presenta un incremento en la densidad de energía y energía específica, como consecuencia de la interacción entre un electrodo de doble capa eléctrica y un electrodo pseudocapacitivo.

En particular, un supercapacitor híbrido presenta una resistencia dependiente de las condiciones de carga-descarga, como consecuencia de la interacción del electrodo pseudocapacitivo con el electrolito. Por otra parte, un supercapacitor híbrido presenta una baja eficiencia durante el proceso de carga, debido a la incorporación de materiales químicos que producen una reacción electroquímica semi-reversible.

Considerando la revisión de las características eléctricas que proporciona un supercapacitor (doble capa eléctrica (EDLC), pseudocapacitivo (pseudo) e híbrido), es posible definir un conjunto de características energéticas (Tabla 2.3) en función de la tecnología de fabricación.

Tabla. 2.3. Supercapacitores: características energéticas. Fuente: [114], [115].

Supercapacitor	Voltaje nominal (V)	Energía específica (Wh/kg)	Densidad de energía (Wh/l)	Costo (\$/kWh)
EDLC	2.7	3-5	1.2-3.0	100-360
Pseudo	2.3-2.8	10	3.1-40	380-900
Híbrido	2.3-2.8	180	1.2-50	1,000-10,000

Como resultado de las características energéticas de un *supercapacitor*, es posible definir la hipótesis: *el costo de fabricación es directamente proporcional a la energía específica y a la densidad de energía. Por otra parte, la energía específica es inversamente proporcional al peso y la densidad de energía es inversamente proporcional al volumen.*

Con el propósito de cumplir los objetivos establecidos en la presente tesis, se propone emplear las características energéticas (voltaje nominal, energía específica y densidad de energía) de un supercapacitor, para realizar el dimensionamiento óptimo de un sistema de almacenamiento de energía híbrido que incorpore un supercapacitor.

2.2.4.3. Celdas de combustible

La celda de combustible es un elemento que presenta un comportamiento electroquímico, con la finalidad de convertir la energía química en energía eléctrica. Una celda de combustible se compone de los siguientes elementos:

- **Ánodo:** es un elemento denominado electrodo negativo que permite la oxidación del combustible.
- **Cátodo:** es un elemento denominado electrodo positivo que permite la reducción de oxígeno para el suministro de energía.
- **Electrolito:** Es una sustancia que interactúa con los electrodos para suministrar energía hacia una carga.

La interacción entre los elementos de una celda de combustible produce un comportamiento en función del tiempo, que permite definir las siguientes características eléctricas:

- **Capacidad:** cantidad de energía que contiene una celda de combustible.
- **Descarga:** proceso eléctrico que permite suministrar energía a través de un flujo de electrones del electrodo negativo (ánodo) al electrodo positivo (cátodo).
- **Voltaje en circuito abierto (V_{OC}):** tensión que presenta una celda de combustible ante la ausencia de una carga.
- **Voltaje de carga:** tensión máxima que presenta la celda de combustible al finalizar un proceso de suministro de combustible.
- **Voltaje de corte:** tensión mínima permitida en una celda de combustible para el proceso de descarga.
- **Estado de carga (SOC):** porcentaje de energía disponible en una celda de combustible.

Las características de una celda de combustible, dependen directamente de la tecnología empleada para la fabricación. Hoy en día, las celdas de combustible de óxido sólido, carbón fundido, fosfórico, alcalina, membrana de intercambio de protón y metanol directo, se emplean en el sistema de almacenamiento de energía de vehículos eléctricos y vehículos eléctricos híbridos. Además, existe diversas celdas con propiedades regenerativas que permiten la recuperación de energía, a través de diversos procesos electroquímicos reversibles. Sin embargo, éstas tecnologías se encuentran en desarrollo, estableciendo una clara limitación para analizar el impacto en el suministro de energía en el tren de potencia de un VEH [116], [117], [118].

Celda de combustible: Óxido sólido

Una celda de combustible fabricada con tecnología de óxido sólido incorpora diversos materiales que permiten la admisión de oxígeno y oxidación de combustible, con el objetivo de generar un elemento de acumulación de energía a partir de compuestos sólidos. La producción de electrodos requiere de un diseño que considere un alto desempeño, con la intención de prevenir una reacción química con una escasa generación de electrones.

En el proceso de descarga (Figura 2.22) se produce una reacción química (2.25), que provoca un consumo de combustible basado en óxido. Además, en el proceso de descarga se produce un intercambio de calor, como consecuencia del incremento de electrones durante el suministro de energía hacia una carga.

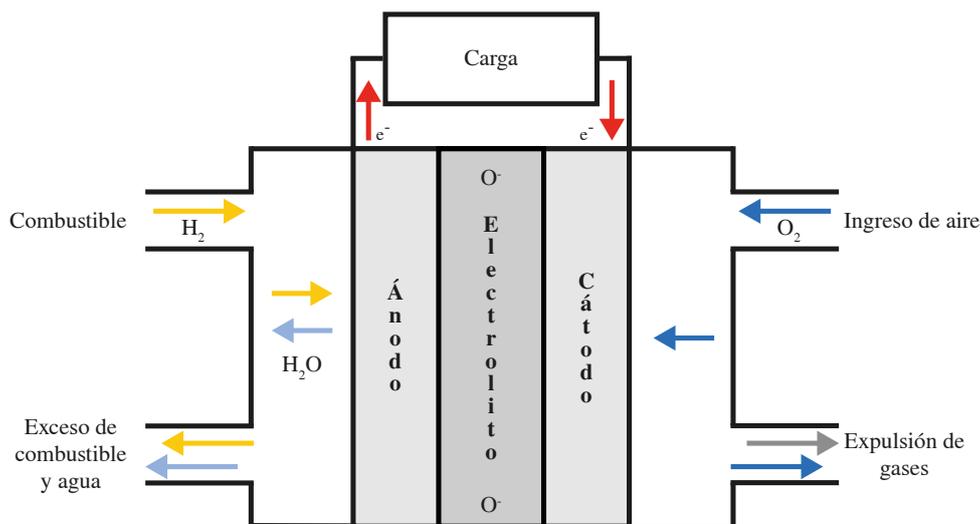
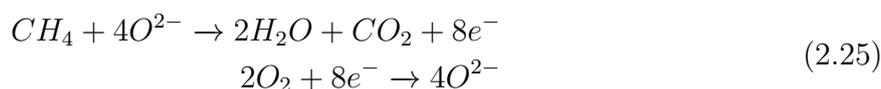


Figura 2.22. Proceso de descarga en una celda de combustible de óxido sólido.



Es posible establecer una reacción química general para describir el comportamiento de una celda con tecnología de óxido sólido (2.26), que contemple el proceso electroquímico de descarga, con base en un proceso irreversible.



Una celda de óxido sólido presenta un voltaje en circuito abierto de 0.7 V a 1.1 V (carga completa), un voltaje de corte de 0 V (descarga completa) a una temperatura aproximada de 25°C. Además, los materiales del electrodo permiten una reacción química catalítica, con el propósito de generar un dispositivo de acumulación que irradie una temperatura inferior a 100°C

Por otra parte, una celda de óxido sólido se conforma por el flujo de cuatro elementos, que incrementa la dificultad en la fase de diseño de los electrodos y el electrolito para la generación de energía. Además, requiere de infraestructura especializada para disminuir la temperatura interna, con el propósito de mejorar el rendimiento de suministro de energía.

Celda de combustible: Carbono fundido

Una celda de combustible fabricada con tecnología de carbono fundido incorpora diversos materiales con una composición química basada en carbono e hidrógeno, con el propósito de suministrar energía mediante reacciones químicas que generen una moderada cantidad de calor. Además, la generación de calor durante el suministro de energía favorece las reacciones químicas involucradas, que provocan un incremento en la eficiencia energética con una disminución en el costo de los materiales.

En el proceso de descarga (Figura 2.23) se produce una reacción química (2.27), que provoca el suministro de energía con una generación moderada de calor. Además, durante el proceso de descarga existe una distribución de iones de carbono hacia los electrodos, que contempla una liberación de energía a través de la reacción con iones de hidrógeno y oxígeno.

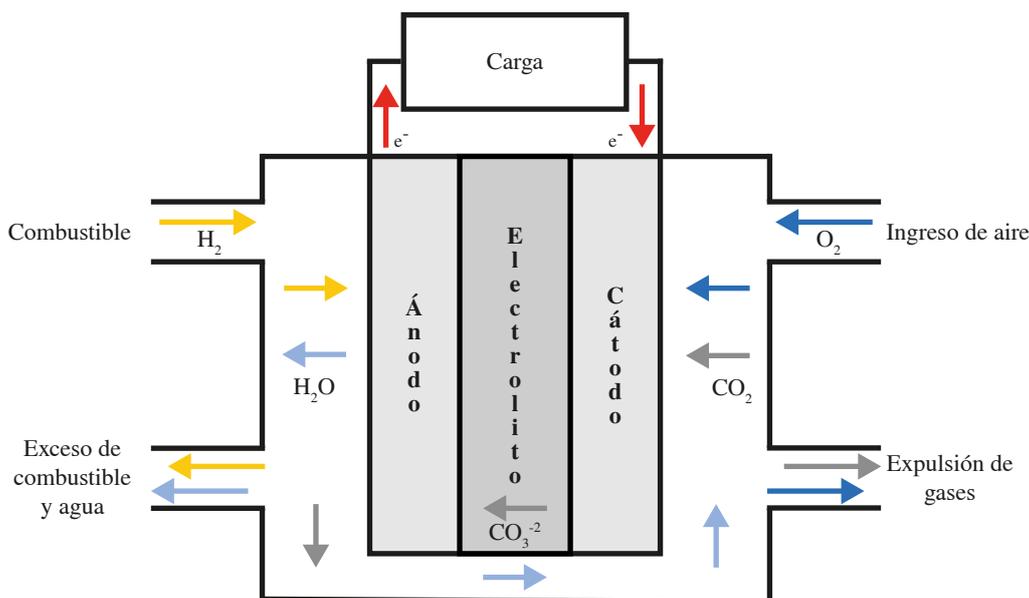
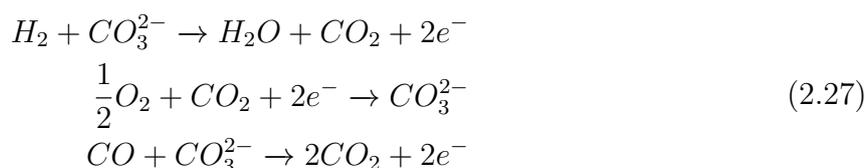
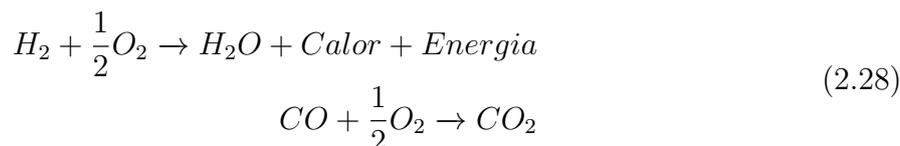


Figura 2.23. Proceso de descarga en una celda de combustible de carbono fundido.



Es posible establecer una reacción química general para describir el comportamiento de una celda de combustible con tecnología carbono fundido (2.28), que contemple el proceso electroquímico de descarga, con base en un proceso irreversible



Una celda de combustible de carbono fundido presenta un voltaje en circuito abierto aproximado de 1.4 V (carga completa) y un voltaje de corte aproximado de 0.1 V (descarga completa) a una temperatura aproximada de 25°C. Además, los materiales que conforman el electrodo positivo provocan la generación de una superficie porosa, con la intención de generar un comportamiento similar a un mecanismo de acumulación de reserva de electrolito para el incremento de suministro de energía.

Por otra parte, una celda de combustible de carbono fundido presenta una disminución en el tiempo de vida, como consecuencia de la reducción del espesor de los electrodos que limita la cantidad de electrolito almacenado. Además, se requiere de la producción de electrodos con una alta área superficial, con la finalidad de incrementar la capacidad de acumulación de energía.

Celda de combustible: Fosfórica

Una celda de combustible fabricada con tecnología fosfórica incorpora electrodos con una propiedad catalítica, con el propósito de convertir hidrógeno y oxígeno para el suministro de energía a través de protones y electrones. Además, el electrolito emplea materiales con una composición de fósforo, con el objetivo de permitir la difusión de protones hacia una capa catalítica en el cátodo.

En el proceso de descarga (Figura 2.24) se produce una reacción química (2.29), que provoca el suministro de energía con una elevada generación de calor. Además, durante el proceso de descarga existen diversos mecanismos para el tratamiento de la temperatura interna de la celda, con la intención de emplear el calor generado para diversos elementos en un vehículo.

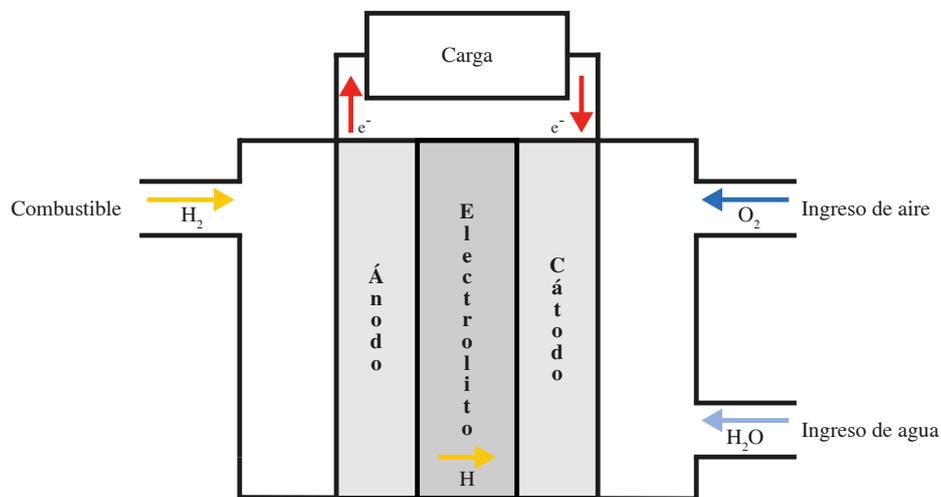


Figura 2.24. Proceso de descarga en una celda de combustible fosfórica.



Es posible establecer una reacción química general para describir el comportamiento de una celda de combustible con tecnología fosfórica (2.30), que contemple el proceso electroquímico de descarga, con base en un proceso irreversible.



Una celda de combustible fosfórica presenta un voltaje en circuito abierto de 0.8 V a 1.1 V (carga completa) y un voltaje de corte de 0 V (descarga completa) a una temperatura aproximada de 25°C. Además, la constitución química de los electrodos permite la formación de una superficie porosa, con la intención de disminuir la pérdida de energía debido a la resistencia interna.

Por otra parte, una celda de combustible fosfórica requiere de un control en la temperatura generada, con el propósito de incrementar el ciclo de vida para el suministro de energía. Además, requiere de un uso continuo evitando una demanda de energía agresiva, con la intención de prologar la vida útil de los electrodos catalíticos.

Celda de combustible: Alcalina

Una celda de combustible fabricada con tecnología alcalina incorpora diversos materiales con una composición química basada en hidrógeno y oxígeno, con el propósito de suministrar energía mediante reacciones químicas que generen una mínima cantidad de calor. Además, emplea un electrolito basado en compuestos alcalinos, con la intención de producir electrodos catalíticos con un bajo costo de adquisición.

En el proceso de descarga (Figura 2.25) se produce una reacción química (2.31), que provoca el suministro de energía a través del electrolito basado en compuestos alcalinos. Además, los compuestos alcalinos permiten la formación de superficies extensas delgadas con una alta porosidad, con el propósito de generar electrodos que experimentan una baja resistencia eléctrica.

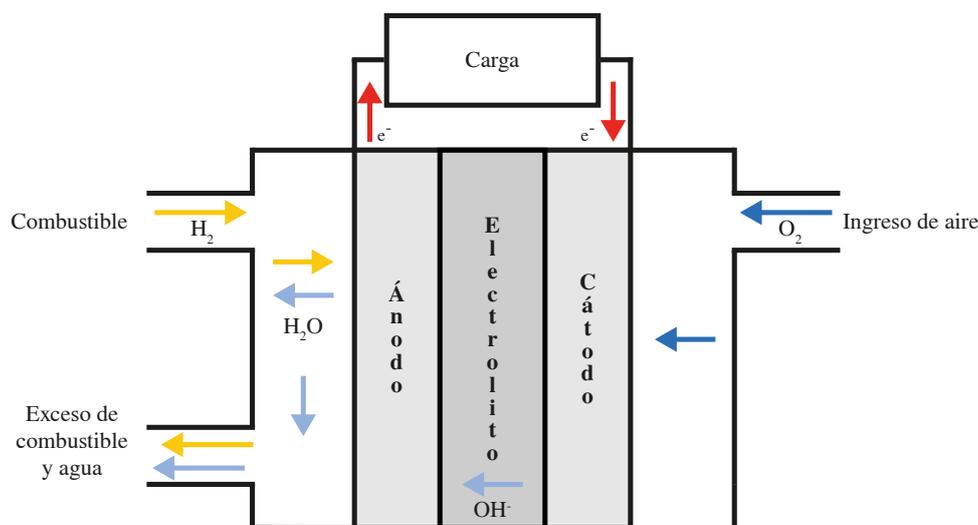
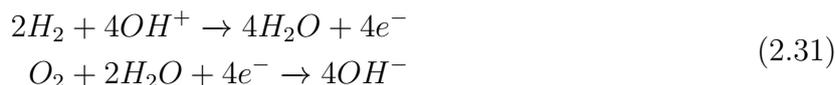


Figura 2.25. Proceso de descarga en una celda de combustible alcalina.



Es posible establecer una reacción química general para describir el comportamiento de una celda de combustible con tecnología alcalina (2.32), que contemple el proceso electroquímico de descarga, con base en un proceso irreversible.



Una celda de combustible alcalina presenta un voltaje en circuito abierto (V_{OC}) de $0.9 V$ a $1.2 V$ (carga completa) y un voltaje de corte de $0.3 V$ (descarga completa) a una temperatura aproximada de $25^{\circ}C$. Además, la evolución eléctrica contempla materiales que reaccionan químicamente en condiciones de presión y temperatura convencional, con la finalidad de generar celdas de combustible que admitan elementos ecológicos de bajo costo.

Por otra parte, una celda de combustible alcalina requiere de una infraestructura que impida la formación total de humedad, con el propósito de incrementar la conductividad de los electrodos y el electrolito. Además, requiere de un avance tecnológico en el desarrollo de los compuestos químicos que conforman los electrodos y el electrolito, con la intención de mejorar el mecanismo electroquímico de suministro de energía.

Celda de combustible: Membrana de intercambio de protón

Una celda de combustible fabricada con tecnología de membrana de intercambio de protón incorpora diversos materiales con un alto nivel de oxidación, con el propósito de suministrar energía a una baja temperatura respecto a otras tecnologías. Además, emplea una membrana de intercambio de iones polimérica, con la intención de realizar la función de un electrolito durante las reacciones químicas del suministro de energía, irradiando una temperatura aproximada de $80^{\circ}C$.

En el proceso de descarga (Figura 2.26) se produce una reacción química (2.33), que provoca el suministro de energía a través del electrolito basado en una membrana polimérica. Además, los electrodos se conforman por materiales basados en carbono, con la intención de realizar un intercambio de protones a través de un electrodo determinado.

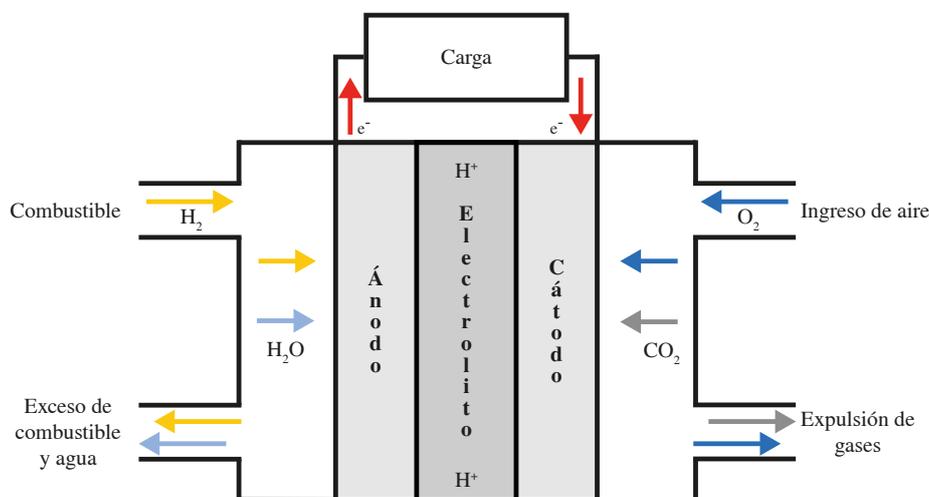
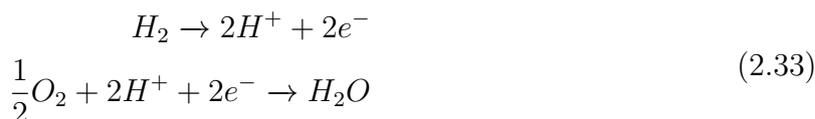


Figura 2.26. Proceso de descarga en una celda de membrana de intercambio de protón.



Es posible establecer una reacción química general para describir el comportamiento de celda de combustible con tecnología de membrana de intercambio de protón (2.34), que contemple el proceso electroquímico de descarga, con base en un proceso irreversible.



Una celda de combustible de membrana de intercambio de protón presenta un voltaje en circuito abierto de 1.0 V a 1.1 V (carga completa) y un voltaje de corte de 0.1 V (descarga completa) a una temperatura aproximada de 25°C. Además, los materiales del cátodo permiten operar bajo condiciones de alta humedad, como consecuencia de la generación de agua durante el proceso electroquímico.

Por otra parte, una celda de combustible de membrana de intercambio de protón requiere un desarrollo tecnológico para la producción de nuevos materiales, con el objetivo de suministrar energía en condiciones de conducción agresiva y repetitiva de un vehículo eléctrico híbrido. Además, presenta filtraciones en el contenido químico de la membrana, provocando un limitado uso en ambientes con un incremento de humedad.

Celda de combustible: Metanol directo

Una celda de combustible fabricada con tecnología de metanol directo incorpora diversos materiales que permiten una alta densidad de energía, con el propósito de generar energía con una mínima disipación de calor en un espacio reducido. Además, la fabricación de los electrodos permite la generación de superficies delgadas, con el propósito de minimizar el peso de la celda.

En el proceso de descarga, (Figura 2.27) se produce una reacción química (2.35), que provoca el suministro de energía a través materiales basados en metanol. Además, el ánodo experimenta una reacción con compuestos basados en metanol, a partir de un proceso de electro-oxidación para el intercambio de electrones.

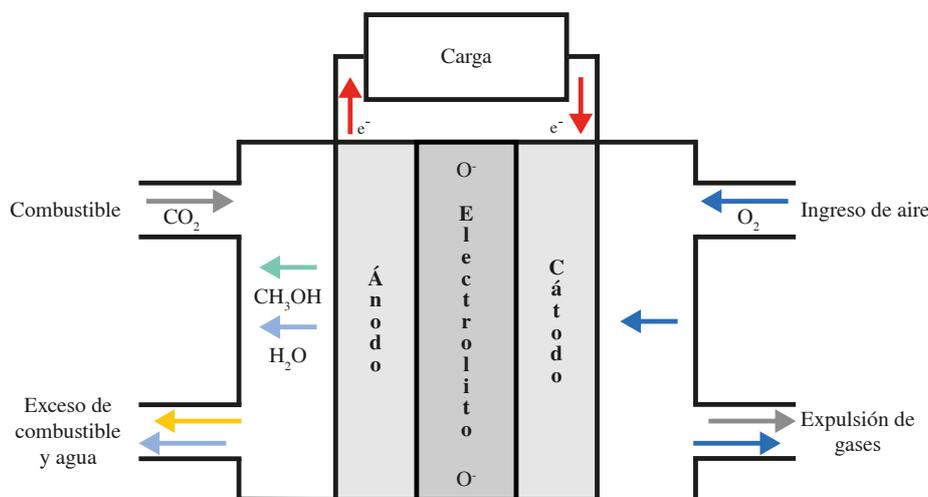
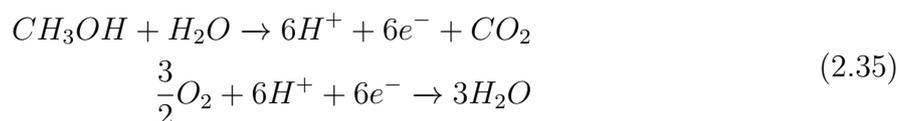
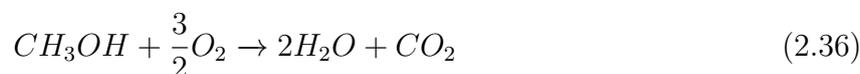


Figura 2.27. Proceso de descarga en una celda de metanol directo.



Es posible establecer una reacción química general para describir el comportamiento de una celda de combustible con tecnología de metanol directo (2.36), que contemple el proceso electroquímico de descarga, con base en un proceso irreversible.



Una celda de combustible de metanol directo presenta un voltaje en circuito abierto de 0.2 V a 0.4 V (carga completa) y un voltaje de corte de 0.1 V (descarga completa) a una temperatura aproximada de 25°C . Además, los materiales que conforman el electrodo tienen propiedades físicas que evitan el rechazo de metanol, con la intención de admitir el combustible necesario para el suministro de energía.

Por otra parte, una celda de combustible de metanol directo requiere de una mejora en el proceso catalítico del combustible, con el propósito de evitar la incorporación de impureza para mejorar el rendimiento en el suministro de energía. Además, requiere de la incorporación de materiales basados en platino, con el propósito de mejorar el rendimiento de la celda cuando se incrementa la temperatura de disipación.

2.3. Topología del tren de potencia híbrido

En función de la interconexión de los elementos que conforman el tren de potencia de un vehículo eléctrico híbrido es posible definir las siguientes topologías:

- Topología serie.
- Topología paralela.
- Topología serie-paralela.

Con base en la topología del tren de potencia se define una trayectoria energética, que establece una determinada eficiencia en función de las características de los elementos.

2.3.1. Topología serie

La topología serie (Figura 2.28) establece la interconexión de diversos elementos, que definen un trayecto único para la transmisión de energía en el tren de potencia de un vehículo eléctrico híbrido.

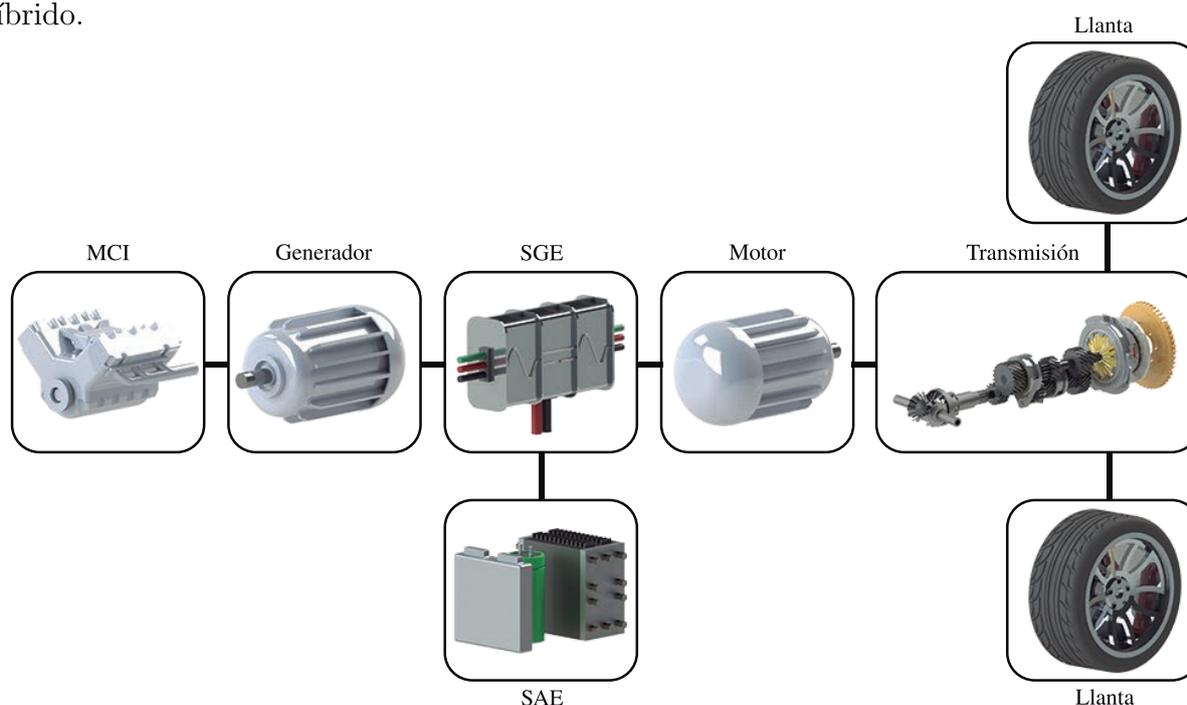


Figura 2.28. Topología serie de un vehículo eléctrico híbrido.

Es posible establecer cuatro modos de operación (Figura 2.29) de un vehículo eléctrico híbrido con topología serie.

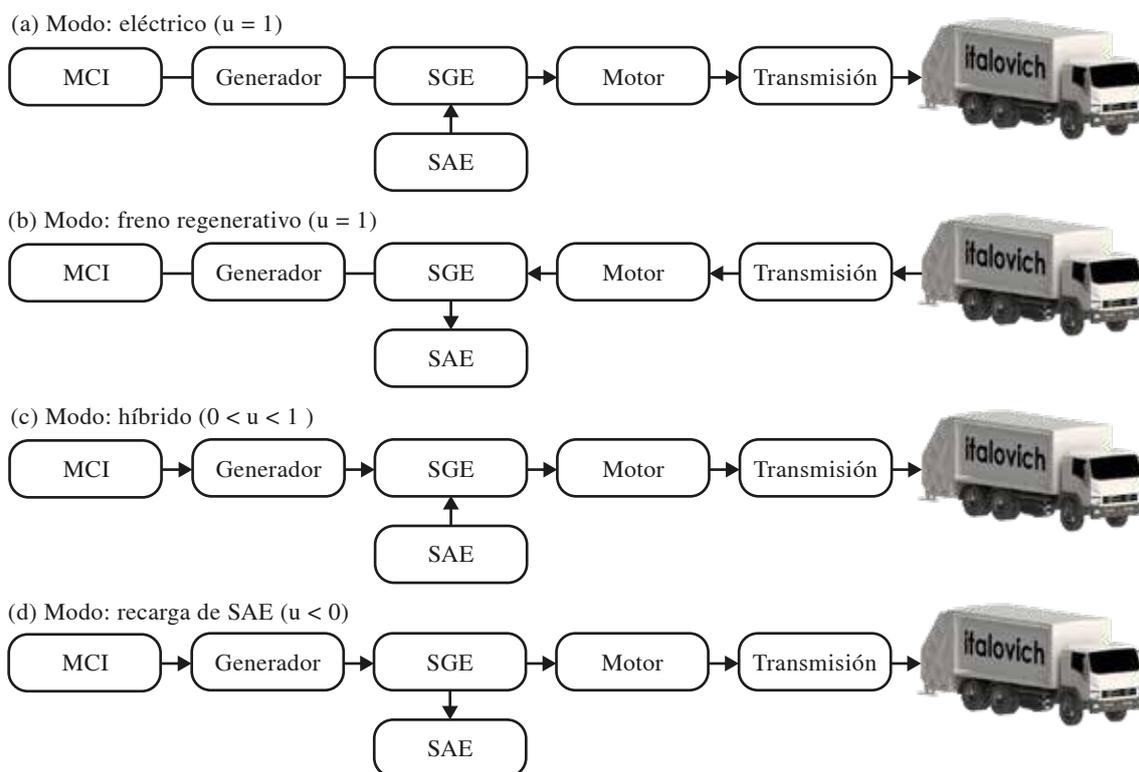


Figura 2.29. Modos de operación de un vehículo eléctrico híbrido con topología serie.

Un vehículo eléctrico híbrido con topología serie proporciona un mayor rendimiento durante una conducción intermitente (conducción en ciudad) y una mayor flexibilidad en la ubicación física de los elementos del tren de potencia, debido a que no existe una conexión mecánica entre el motor de combustión interna y las ruedas [119]. Por consiguiente, es posible operar el motor de combustión interna en un punto más eficiente para lograr una determinada velocidad.

Por otra parte, un vehículo eléctrico híbrido con topología serie requiere un motor de combustión interna con mayor potencia, para lograr una elevada velocidad durante una conducción continua (conducción en carretera). Además, una topología serie presenta una eficiencia reducida, como consecuencia de la necesidad de realizar una doble conversión de energía. Las características de los elementos de un tren de potencia de un vehículo eléctrico híbrido con topología serie, dependen de los requisitos que debe satisfacer el vehículo. Por lo tanto, el dimensionamiento del tren de potencia se reduce a encontrar el tamaño óptimo del sistema del almacenamiento de energía, del motor/generador eléctrico y/o del motor de combustión interna.

2.3.2. Topología paralela

La topología paralela (Figura 2.30) establece la interconexión de diversos elementos, que definen dos trayectos para la transmisión de energía en el tren de potencia de un vehículo eléctrico híbrido.

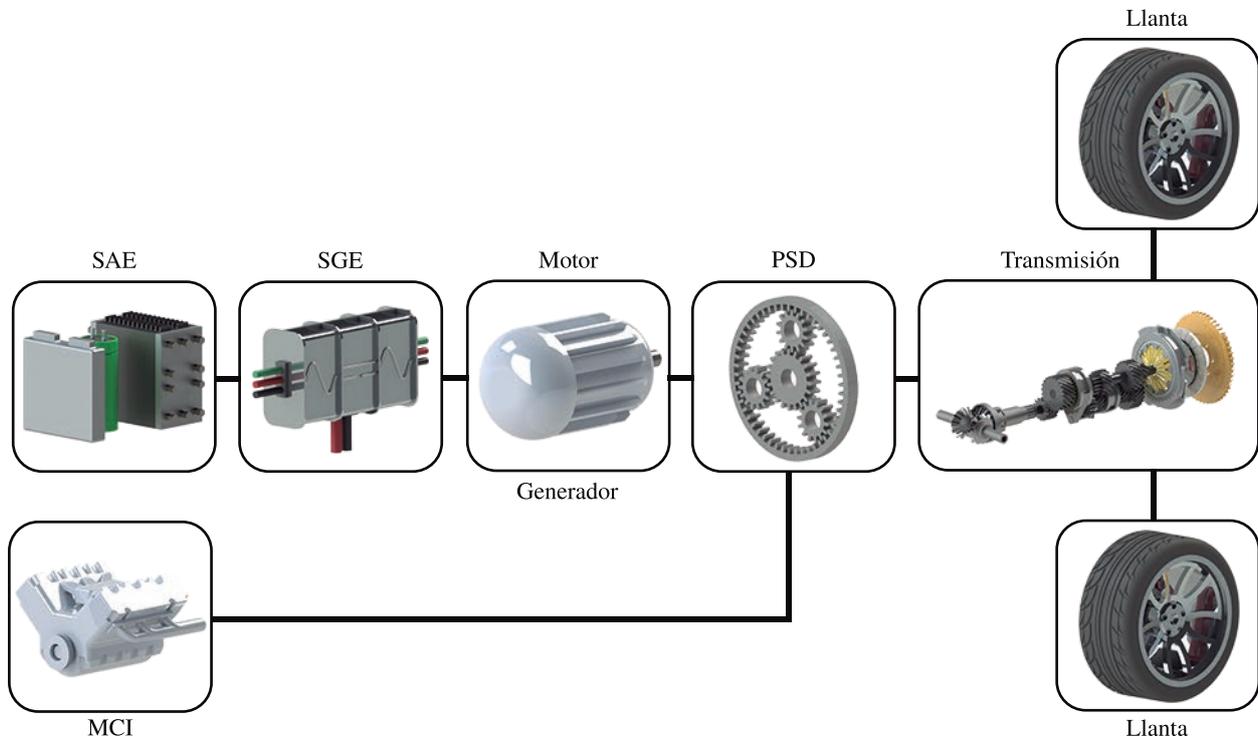


Figura 2.30. Topología paralela de un vehículo eléctrico híbrido.

Es posible establecer cuatro modos de operación (Figura 2.31) de un vehículo eléctrico híbrido con topología paralela.

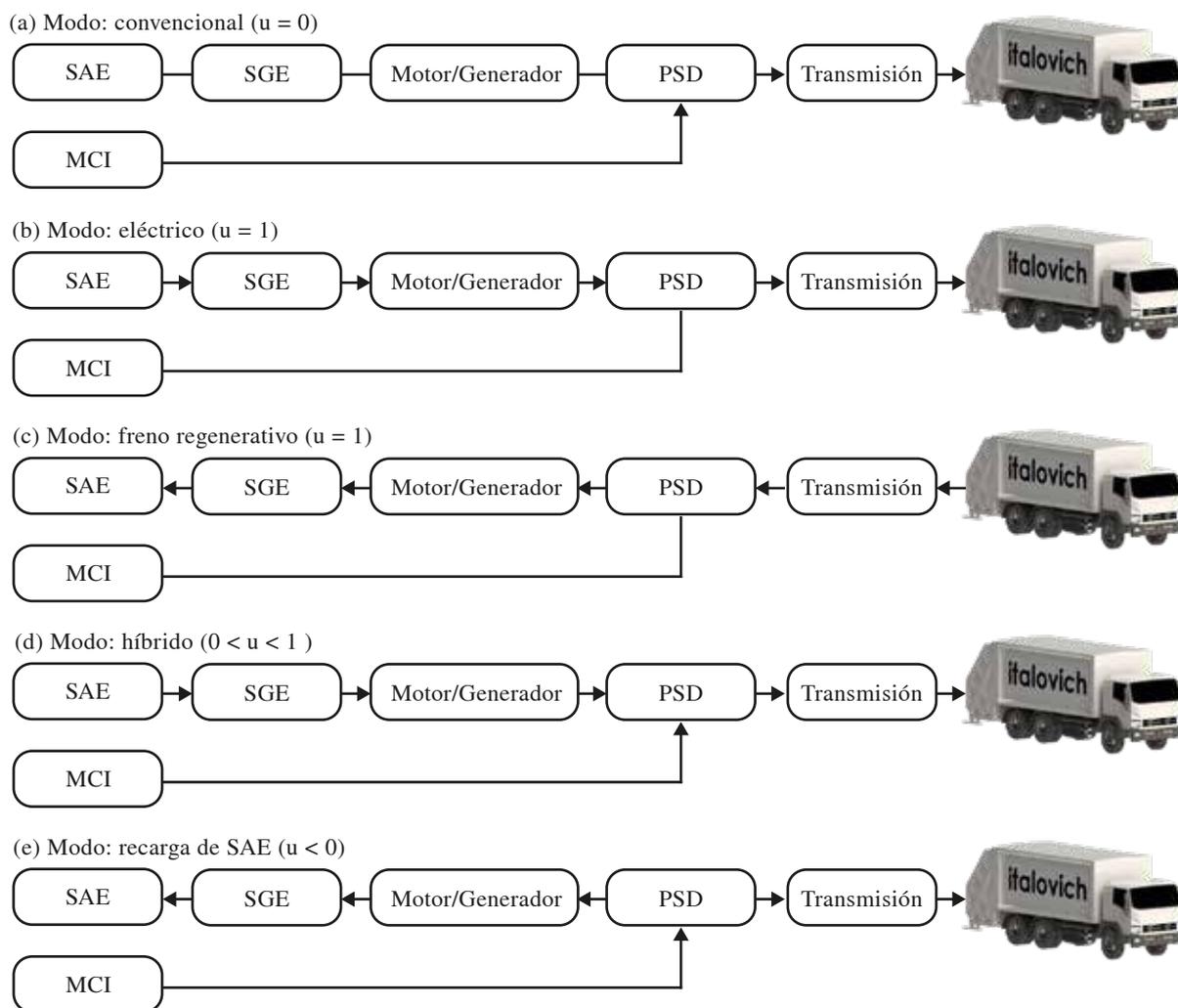


Figura 2.31. Modos de operación de un vehículo eléctrico híbrido con topología paralela.

Un vehículo eléctrico híbrido con topología paralela presenta una menor pérdida de energía, debido a que elimina la doble conversión de energía realizada en la topología serie. Además, en la topología paralela existe una conexión directa entre el motor de combustión interna y las llantas, de modo que, no es posible llevar a cabo la ubicación física de los elementos del tren de potencia de manera flexible [117].

Por otra parte, en un vehículo eléctrico híbrido con topología paralela el motor de combustión interna y el motor/generador eléctrico se conectan a una transmisión mecánica con el objetivo de generar energía de manera independientemente. Asimismo, el motor/generador eléctrico puede ser conectado antes o después de la transmisión. Además, en una topología paralela, el vehículo eléctrico híbrido puede elegir la fuente de energía a partir de las condiciones de conducción.

2.3.3. Topología serie-paralela

La topología serie-paralela (Figura 2.32) establece la interconexión de diversos elementos, que definen más de dos trayectos para la transmisión de energía en el tren de potencia de un vehículo eléctrico híbrido.

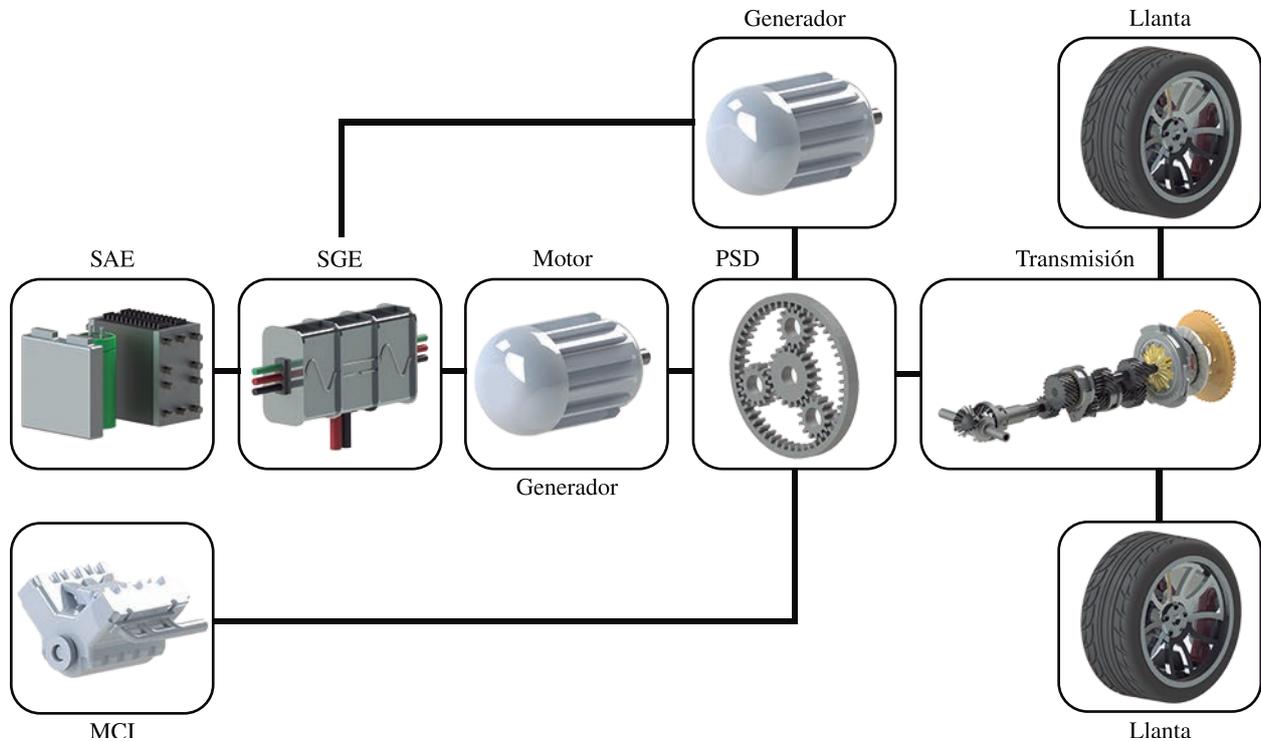


Figura 2.32. Topología serie-paralela de un vehículo eléctrico híbrido.

Es posible establecer cuatro modos de operación (Figura 2.33) de un vehículo eléctrico híbrido con topología serie-paralela.

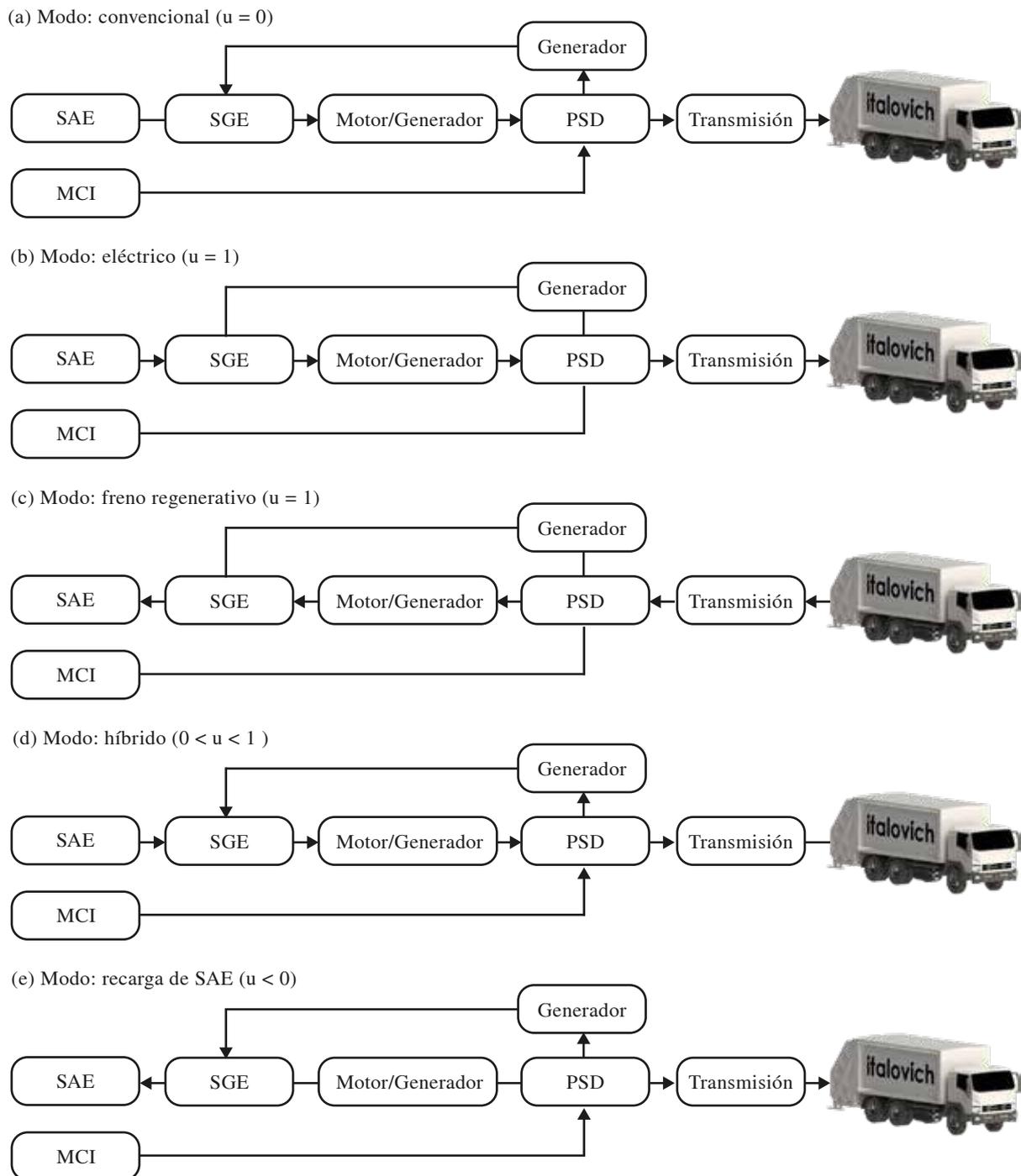


Figura 2.33. Modos de operación de un vehículo eléctrico híbrido con topología serie-paralela.

Un vehículo eléctrico híbrido con topología serie-paralela combina los beneficios de la topología serie y de la topología paralela. Además, posee una conexión mecánica directa adicional entre el generador y el motor de tracción [120]. En particular, la topología permite reducir el consumo de combustible, como consecuencia de la flexibilidad en la ubicación física de los elementos del tren de potencia y de la interconexión mecánica.

Por otra parte, un vehículo eléctrico híbrido con topología serie-paralela requiere estrategias de control con un nivel de complejidad mayor, asimismo, presenta un costo mayor en comparación con la topología serie y con la topología paralela.

2.4. Conclusiones

Como resultado del análisis de la interconexión de los elementos del tren de potencia eléctrico híbrido, se ha determinado que la topología serie presenta un mayor rendimiento para un vehículo eléctrico híbrido de recolección de basura que presenta ciclos de conducción repetitivos y agresivos.

Finalmente, se ha determinado que es posible emplear diversos elementos básicos de acumulación de energía (baterías, supercapacitores o celdas de combustible), para construir un sistema de almacenamiento de energía o un sistema de almacenamiento de energía híbrido para un VEH-RB. Sin embargo, las baterías y los supercapacitores presentan diversas características, que permiten cubrir de forma eficiente la demanda de energía de un ciclo de conducción repetitivo y agresivo que caracteriza a un vehículo industrial de recolección de basura.

Capítulo 3

Diseño de vehículos eléctricos híbridos de recolección de basura

En este capítulo se presentan diversas herramientas de software, que permiten realizar el diseño de un vehículo eléctrico híbrido. Considerando las limitaciones que presentan las herramientas, se procede a definir diversos modelos matemáticos, con el propósito de describir el comportamiento de un vehículo eléctrico híbrido de recolección de basura.

Contenido:

- [3.1](#) Introducción
- [3.2](#) Herramientas de software
- [3.3](#) Modelo de un tren de potencia eléctrico híbrido
- [3.4](#) Modelo longitudinal de un vehículo de recolección de basura
- [3.5](#) Modelo de un sistema de almacenamiento de energía
- [3.6](#) Modelo de un sistema de gestión de energía
- [3.7](#) Conclusiones

3.1. Introducción

Actualmente, se han desarrollado diversas herramientas de software para el diseño de un vehículo eléctrico híbrido, que permiten analizar el comportamiento de un tren de potencia eléctrico híbrido (TP-EH) evitando la necesidad de un vehículo físico. En consecuencia, se requiere considerar la topología y los elementos del tren de potencia, con la intención de aplicar un método que permita incrementar la eficiencia.

Con el propósito de incrementar la eficiencia de un tren de potencia eléctrico híbrido, se propone realizar el dimensionamiento óptimo de un sistema de almacenamiento de energía (SAE) y de un sistema de almacenamiento de energía híbrido (SAEH). Además, se considera el desarrollo de una estrategia de gestión de energía.

En resumen, surge la necesidad de modelar el tren de potencia eléctrico híbrido para un vehículo de recolección de basura, considerando el comportamiento del vehículo, el sistema de almacenamiento de energía (o un sistema de almacenamiento de energía híbrido) y el sistema de gestión de energía (en función de los elementos de acumulación de energía).

3.2. Herramientas de software para diseño de vehículos eléctricos híbridos

Considerando la complejidad que implica el diseño de un vehículo eléctrico híbrido, se ha propuesto emplear diversas herramientas de software para simular el comportamiento de un tren de potencia eléctrico híbrido. En consecuencia, cada herramienta de software incorpora un modelo matemático que permite aproximar el comportamiento de cada elemento, en función de un conjunto de parámetros previamente definidos. Además, es posible incorporar algunos parámetros adicionales, para lograr ajustar el modelo matemático a determinadas necesidades.

Por consiguiente, se requiere realizar una revisión de las herramientas de software, con la intención de comprender el paradigma utilizado para lograr la simulación de un tren de potencia eléctrico híbrido. Además, surge la necesidad de determinar la viabilidad de emplear una herramienta de software, para modelar el comportamiento de un tren de potencia eléctrico híbrido de un vehículo industrial con ciclos de conducción repetitivos y agresivos.

Hoy en día, existe una filosofía denominada *software de código cerrado*, que restringe al usuario final el código fuente de una aplicación, como consecuencia del secreto industrial de una empresa de software con fines económicos. Por otra parte, existe la filosofía denominada *software de código abierto*, que ofrece un acceso total al código fuente, para realizar cambios con base en los términos de una licencia.

3.2.1. Software de código cerrado

Autonomie es un software de código cerrado desarrollado por el Laboratorio Nacional Argonne perteneciente al Departamento de Energía de Estados Unidos, que ha permitido el desarrollo de diversos trabajos de investigación relacionados con un vehículo eléctrico híbrido [121], [122], [123], [124]. En particular, *Autonomie* se enfoca en el diseño de un vehículo eléctrico híbrido, Figura 3.1, con la intención de establecer una plataforma para realizar un análisis de los elementos que conforman un tren de potencia eléctrico híbrido.

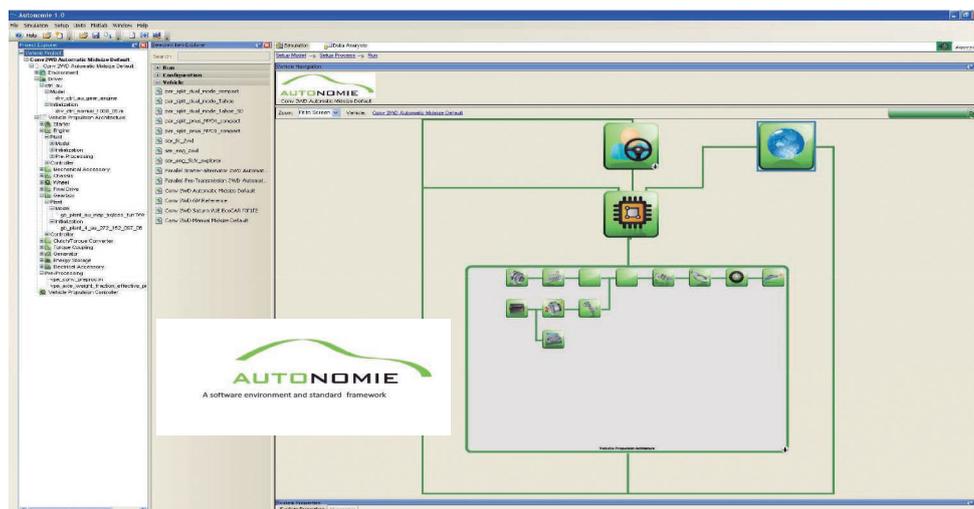


Figura 3.1. Entorno del software *Autonomie*. Fuente: [125].

Además, es posible establecer diversas configuraciones del tren de potencia eléctrico híbrido, con la intención de realizar un análisis del comportamiento del TP-EH considerando diversos tipos de vehículos. Por otro lado, permite una interacción con diversas herramientas de desarrollo, con el propósito de realizar una validación particular. Sin embargo, se requiere una plataforma especializada de hardware para interactuar con diversas herramientas comerciales de validación, con la finalidad de llevar a cabo un análisis del comportamiento de un vehículo eléctrico híbrido determinado.

Por otro parte, *PSIM* es un software de código cerrado desarrollado por la empresa *Powersim Inc.*, que ha permitido el desarrollo de diversos trabajos de investigación relacionados con un vehículo eléctrico híbrido [126], [127], [128]. En particular, *PSIM* permite la selección de una topología del tren de potencia eléctrico híbrido, Figura 3.2, con la intención de llevar a cabo diversas pruebas de funcionamiento.

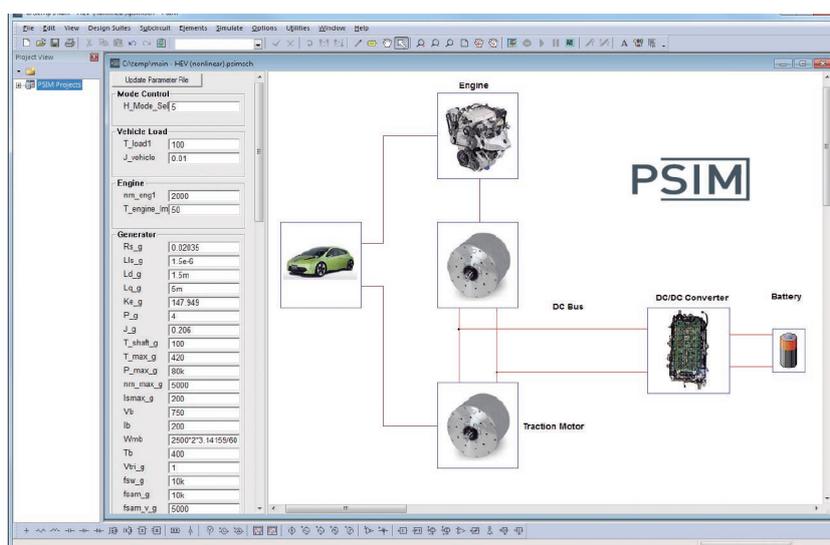


Figura 3.2. Entorno del software *PSIM*. Fuente: [129].

Además, permite realizar un análisis en función de la selección de un modelo lineal o no lineal, con el propósito de determinar el comportamiento de los elementos que conforman el tren de potencia eléctrico híbrido en función de un modo de conducción. Además, considera una etapa de depuración durante la fase de diseño de un vehículo, a través de un análisis mediante una técnica denominada *Processor-in-the-loop*. No obstante, se requiere la adquisición de una licencia de funcionamiento, con la finalidad de emplear diversos módulos que integran un tren de potencia eléctrico híbrido. Además, cada elemento que conforma el tren de potencia híbrido está limitado por un conjunto de características definidas, que limitan el análisis del comportamiento de un vehículo eléctrico híbrido considerando diversas técnicas de diseño.

3.2.2. Software de código abierto

Advisor es un software de código abierto desarrollado por el Laboratorio Nacional de Energía Renovable (*National Renewable Energy Laboratory, NREL*), que ha permitido el desarrollo de diversos trabajos de investigación relacionados con un vehículo eléctrico híbrido [130], [131], [132], [133]. En particular, *Advisor* permite la simulación de múltiples configuraciones del tren de potencia eléctrico híbrido, Figura 3.3, a través de la selección de un conjunto predefinido de elementos y ciclos de conducción estándar.

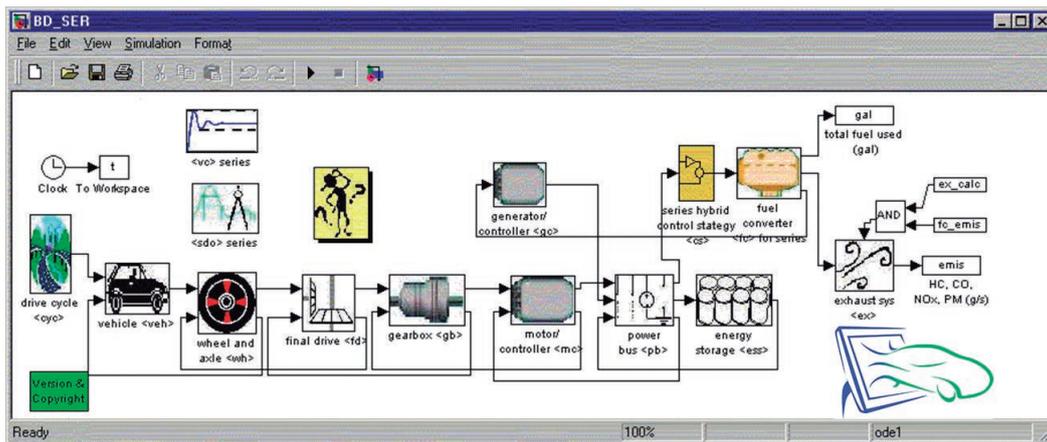


Figura 3.3. Entorno del software *Advisor*. Fuente: [134].

Además, es posible realizar una estimación del consumo de combustible fósil, considerando una estrategia de gestión de energía basada en reglas. Sin embargo, requiere de una licencia de MATLAB, con el propósito de realizar la simulación de un vehículo eléctrico híbrido. Además, el software realiza un análisis de datos limitado, que descarta la posibilidad de aplicar diversas técnicas de diseño.

Por otra parte, *QuasiStatic Simulation toolbox (QSS)* es un software de código abierto desarrollado por el Instituto para Sistemas Dinámicos y Control de la Escuela Politécnica Federal de Zúrich, que ha permitido el desarrollo de diversos trabajos de investigación relacionados con un vehículo eléctrico híbrido [135], [136], [137], [138]. En particular, *QSS* permite analizar el comportamiento de un vehículo eléctrico híbrido con topología serie, Figura 3.4, con la intención de analizar el flujo de energía en el tren de potencia eléctrico híbrido.

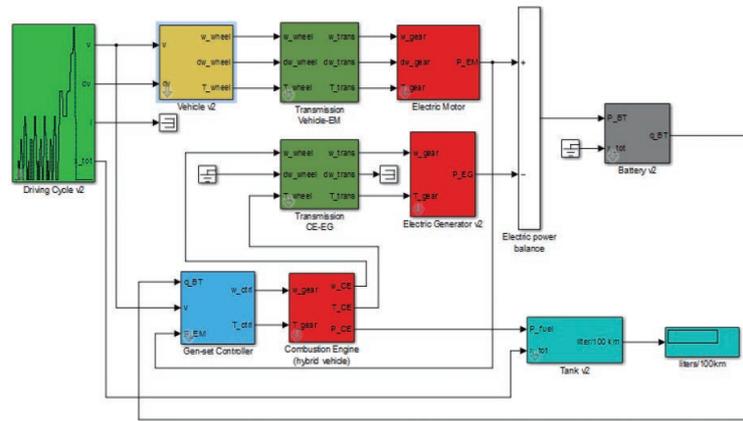


Figura 3.4. Entorno del software *QSS*. Fuente: [139].

Además, permite reducir la carga computacional durante la ejecución de una simulación, debido a la incorporación de tablas de búsqueda con un tiempo de paso determinado. Además, es posible configurar cada elemento del tren de potencia eléctrico híbrido, a través de código especializado que permite la optimización de un modelo matemático. No obstante, requiere de una licencia de MATLAB, con el propósito de realizar la simulación de un vehículo eléctrico híbrido. Además, considera un modelo genérico para describir el comportamiento de los elementos de acumulación de energía.

3.3. Modelo de un tren de potencia eléctrico híbrido

Considerando las limitaciones y restricciones que presenta una herramienta de software (código cerrado o código abierto) para establecer el comportamiento de un tren de potencia eléctrico híbrido (TP-EH), en la presente tesis se propone emplear un modelo matemático que permita representar el comportamiento de cada elemento.

En resumen, se requiere realizar una revisión de los modelos matemáticos, con la intención de emplear un modelo que permita validar los resultados del dimensionamiento óptimo. Con base en los objetivos establecidos, surge la necesidad de integrar el comportamiento eléctrico de un sistema de almacenamiento de energía basado en baterías y de un sistema de almacenamiento de energía híbrido basado en baterías y supercapacitores.

3.3.1. Modelo dinámico

Se ha propuesto representar el comportamiento de los elementos de un tren de potencia eléctrico híbrido mediante un modelo dinámico (enfoque *forward*), que consiste en un modelo matemático determinista que establece una aproximación basada en retroalimentación de diversas variables físicas [140], [141].

Con el propósito de establecer el modelo dinámico del tren de potencia eléctrico híbrido, se ha propuesto definir un modelo conceptual y posteriormente un modelo dinámico de cada elemento (Figura 3.5) [142], [143].

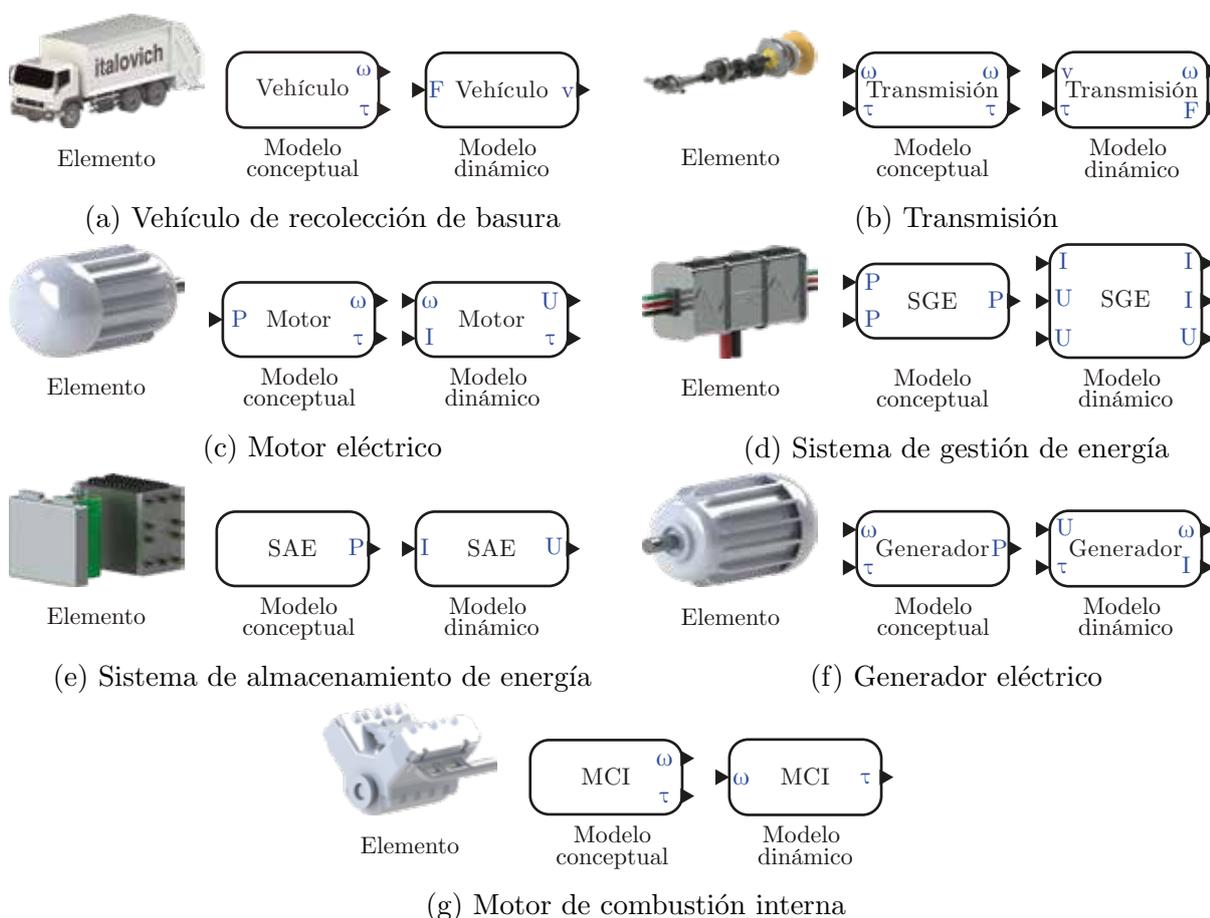


Figura 3.5. Modelo dinámico de diversos elementos.

Considerando el modelo dinámico de cada elemento y la topología serie de un vehículo eléctrico híbrido (Figura 2.28), se procede a expresar el modelo dinámico de un tren de potencia eléctrico híbrido con topología serie (Figura 3.6).

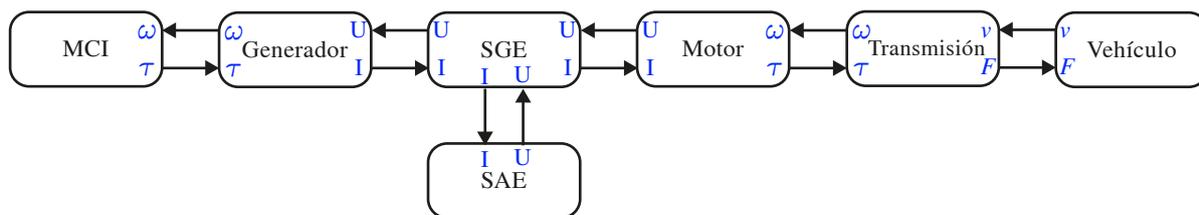


Figura 3.6. Modelo dinámico de un tren de potencia eléctrico híbrido (TP-EH) con topología serie.

En resumen, el modelo dinámico permite definir la relación eléctrica y mecánica para describir el flujo de energía en el tren de potencia eléctrico híbrido, a partir de una velocidad angular, un torque, un voltaje, una corriente, una potencia (eléctrica o mecánica) y un conjunto de condiciones iniciales [144]. Sin embargo, se requiere un elevado consumo computacional para determinar una solución numérica. Además, es necesario realizar el ajuste de diversos parámetros para minimizar el error.

3.3.2. Modelo cuasi-estático

Se ha propuesto representar el comportamiento de los elementos de un tren de potencia híbrido mediante un modelo cuasi-estático (enfoque *backward*), que consiste en un modelo matemático determinista que establece una aproximación basada en la dependencia directa de diversas variables físicas [145], [146].

Con el propósito de establecer el modelo cuasi-estático del tren de potencia eléctrico híbrido, se ha propuesto definir un modelo conceptual y posteriormente un modelo cuasi-estático de cada elemento (Figura 3.7) [147], [148].

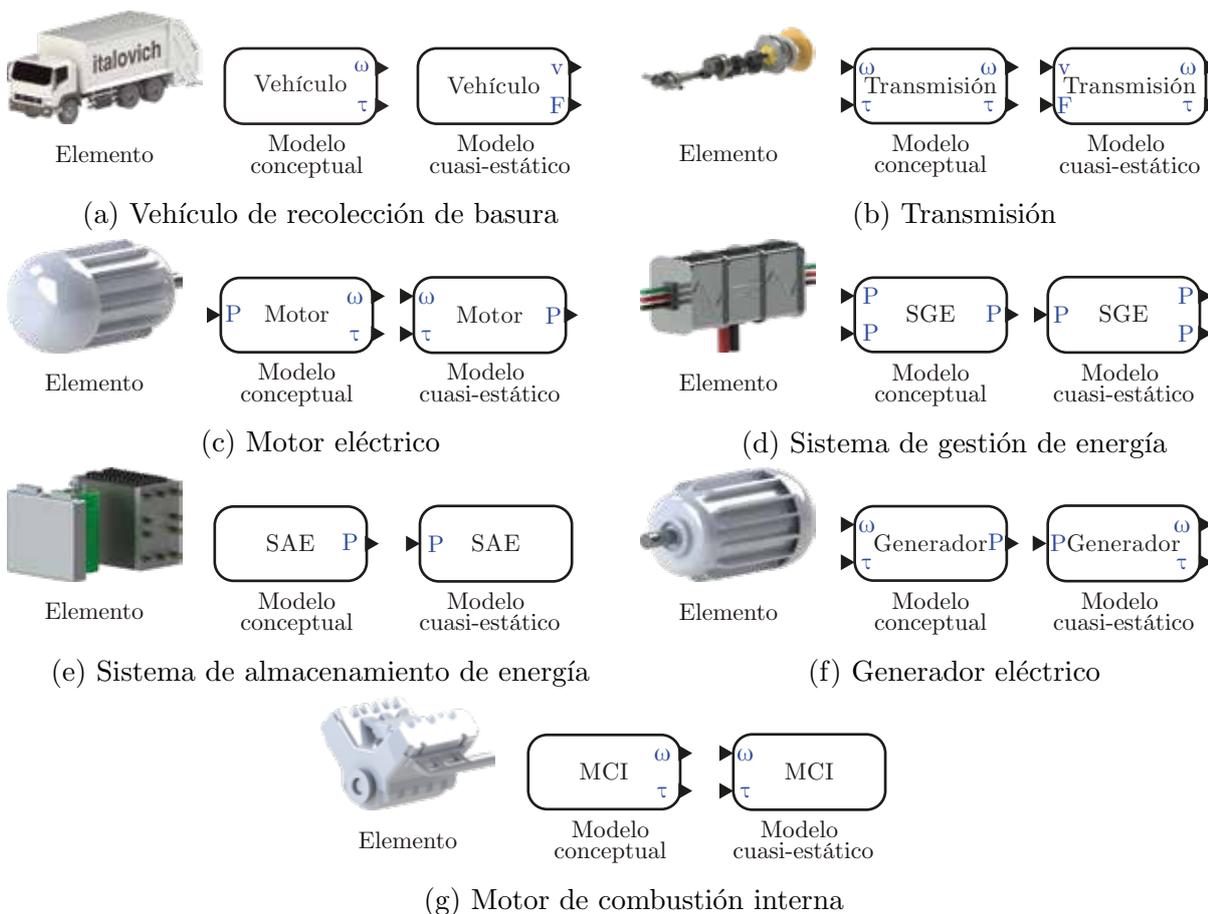


Figura 3.7. Modelo cuasi-estático de diversos elementos.

Considerando el modelo cuasi-estático de cada elemento y la topología serie de un vehículo eléctrico híbrido (Figura 2.28), se procede a expresar el modelo cuasi-estático de un tren de potencia eléctrico híbrido con topología serie (Figura 3.8).

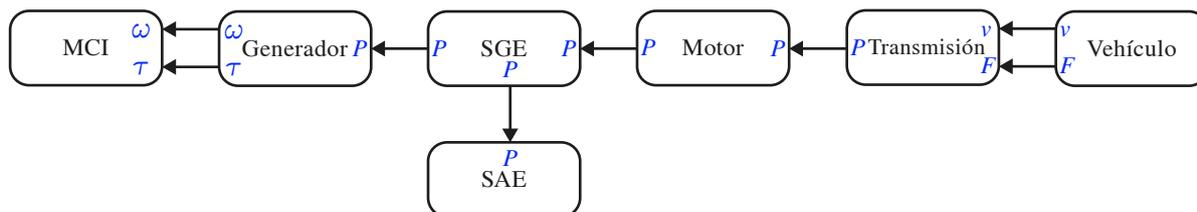


Figura 3.8. Modelo cuasi-estático de un tren de potencia eléctrico híbrido (TP-EH) con topología serie.

En conclusión, el modelo cuasi-estático permite definir la relación eléctrica y mecánica para describir el flujo de energía en el tren de potencia eléctrico híbrido, a partir de una velocidad angular, un torque y una potencia (eléctrica o mecánica). Además, no se requiere un elevado consumo computacional para determinar una solución numérica.

3.4. Modelo de un vehículo de recolección de basura

Considerando la complejidad que conlleva procesar un modelo matemático en un tiempo computacional reducido, en la presente tesis se propone emplear el modelo cuasi-estático para establecer el comportamiento de un tren de potencia eléctrico híbrido de un vehículo de recolección de basura (VRB).

En consecuencia, surge la necesidad de modelar el comportamiento de un vehículo de recolección de basura, que presenta características específicas (variación de peso, ciclo de conducción repetitivo y agresivo) como resultado de la actividad laboral. Además, se requiere considerar un perfil de velocidad, con el propósito de reproducir la demanda de energía del vehículo.

3.4.1. Dinámica longitudinal

Se ha propuesto definir el comportamiento de un vehículo eléctrico híbrido a través de la dinámica longitudinal [149]. Sin embargo, no se consideran las características particulares de un vehículo de recolección de basura.

En definitiva, se requiere realizar un análisis de las fuerzas que actúan en el vehículo de recolección de basura (Figura 3.9), con la intención de modelar el comportamiento.

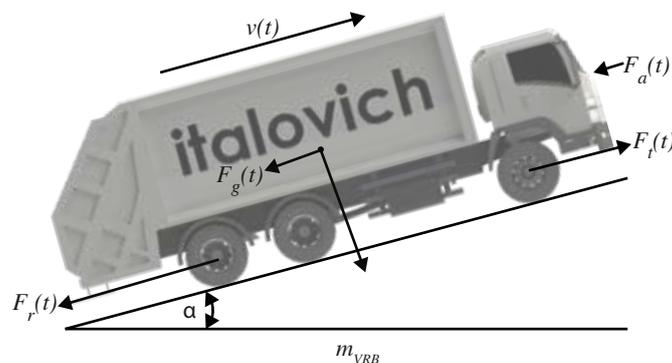


Figura 3.9. Modelo dinámico de un tren de potencia eléctrico híbrido con topología serie.

Empleando la segunda Ley de Newton, es posible definir la dinámica longitudinal de un vehículo de recolección de basura (3.1).

$$\begin{aligned}
 F &= ma \\
 ma &= F \\
 m_{VRB}(t)a(t) &= F_t(t) - [F_a(t) + F_r(t) + F_g(t)] \\
 F_t(t) &= m_{VRB}(t)a + [F_a(t) + F_r(t) + F_g(t)]
 \end{aligned} \tag{3.1}$$

Donde $m_{VRB}(t)$ es la masa del VRB, $a(t) = \frac{d}{dt}v(t)$ es la aceleración del VRB, $F_t(t)$ es la fuerza de tracción ($F_t(t) > 0$), $F_a(t)$ es la resistencia aerodinámica, $F_r(t)$ es la resistencia a la rodadura y $F_g(t)$ es la resistencia del perfil de carretera.

La resistencia aerodinámica (3.2) es un parámetro que depende de la fricción viscosa del aire que circula en la superficie del vehículo y la diferencia de presión entre la parte frontal y la parte posterior del vehículo de recolección de basura.

$$F_a = \frac{1}{2}\rho_a v(t)^2 A_f C_d \quad (3.2)$$

Donde ρ_a es la densidad del aire, v es la velocidad del VRB, A_f es el área frontal del vehículo de recolección de basura y C_d es el coeficiente de arrastre.

Además, la resistencia a la rodadura (3.3) es un parámetro, que define la deformación de las llantas de un vehículo de recolección de basura durante un trayecto. Por otra parte, la resistencia del perfil de carretera (3.4) es otro parámetro, que define la fuerza necesaria para realizar un movimiento por una carretera.

$$F_r = m_{VRB}(t)gC_{rr}\cos(\alpha) \quad (3.3)$$

$$F_g = m_{VRB}(t)g\sen(\alpha) \quad (3.4)$$

Donde m_{VRB} es la masa del VRB, g es constante de gravitación universal, C_{rr} es el coeficiente de rodadura y α es el ángulo de la pendiente de la carretera.

Sin embargo, es importante considerar los elementos que conforman el tren de potencia eléctrico híbrido. Por consiguiente, es viable definir la dinámica longitudinal de un vehículo eléctrico híbrido de recolección de basura (3.5).

$$F_t(t) = m_{VEH-RB}(t)a + \frac{1}{2}\rho_a v(t)^2 A_f C_d + m_{VEH-RB}(t)g(C_{rr}\cos(\alpha) + \sen(\alpha)) \quad (3.5)$$

Donde $m_{VEH-RB}(t)$ es la masa de un vehículo eléctrico híbrido de recolección de basura, que integra la masa dinámica $m_d(t)$ (característica específica de un vehículo de recolección de basura), la masa de los elementos eléctricos (sistema de almacenamiento de energía (m_{SAE}) o sistema de almacenamiento de energía híbrido (m_{SAEH})) y electromecánicos (motor eléctrico (m_{motor}), generador eléctrico ($m_{generador}$)) de una topología serie.

Además, se requiere definir un estado (Tracción, Frenado o Libre) en función de la fuerza de tracción (Tracción $\leftrightarrow F_t(t) > 0$, Frenado $\leftrightarrow F_t(t) < 0$ o Libre $\leftrightarrow F_t(t) = 0$), con la intención de relacionar el estado de un VEH-RB con la velocidad que experimenta durante el desplazamiento. En definitiva, es viable considerar $F_t(t) = 0$ en la ecuación (3.5), con el propósito de calcular la velocidad en modo libre ($v_c(t)$) (3.6).

$$\frac{d}{dt}v_c(t) = -\frac{1}{2m_{VEH-RB}(t)}\rho_a v(t)^2 A_f C_d - g(C_{rr}\cos(\alpha) + \sen(\alpha)) \quad (3.6)$$

A partir de la solución de la ecuación diferencial ordinaria, es posible determinar la velocidad $v_c(t)$ (3.7).

$$v_c(t) = \sqrt{\frac{-c_{rr} \cdot g \cdot \cos(\alpha) - g \cdot \sin(\alpha)}{\frac{\rho_a \cdot A_f \cdot C_d}{2 \cdot (m_{VEH-RB}(t))}} \cdot \tanh \left\{ \tanh^{-1} \left(\sqrt{\frac{\frac{\rho_a \cdot A_f \cdot C_d}{2 \cdot (m_{VEH-RB}(t))}}{2 \cdot g \cdot \cos(\alpha) - g \cdot \sin(\alpha)} \cdot v(0)} \right) - \beta \right\}} \\ \beta, \sqrt{\left(\frac{\rho_a \cdot A_f \cdot C_d}{2 \cdot (m_{VEH-RB}(t))} \right) \cdot (-C_{rr} \cdot g \cdot \cos(\alpha) - g \cdot \sin(\alpha)) \cdot t} \quad (3.7)$$

Con base en la identificación de la velocidad $v_c(t)$, es factible clasificar el estado de un VEH-RB en función de una velocidad inicial $v_c(0)$ (Tabla 3.1).

Tabla. 3.1. Estado de un VEH-RB en función de la fuerza de tracción y la velocidad.

Estado	Fuerza de tracción	Velocidad
Tracción	$F_t(t) > 0$	$v_c(t) > v_c(0)$
Frenado	$F_t(t) < 0$	$v_c(t) < v_c(0)$
Libre	$F_t(t) = 0$	$v_c(t) = v_c(0)$

Por otra parte, empleando la dinámica longitudinal de un vehículo eléctrico híbrido de recolección de basura, es factible determinar la potencia instantánea (3.8) con el propósito de obtener la energía instantánea (3.9) durante la tracción del vehículo ($\forall t \in F_t(t) > 0$).

$$P_t(t) = F_t(t)v(t) \\ = m_{VEH-RB}(t)a(t)v(t) + \frac{1}{2}\rho_a v(t)^3 A_f C_d + m_{VEH-RB}(t)g(C_{rr}\cos(\alpha) + \sen(\alpha))v(t) \quad (3.8)$$

$$E(t) = \int P_t(t)dt = \int F_t(t)v(t)dt \quad (3.9)$$

Posteriormente, se emplea el *Teorema de Lagrange*, con la intención de obtener el valor medio de la energía instantánea limitado por un determinado tiempo continuo (3.10).

$$\overline{E(t)} = \frac{1}{t_2 - t_1} \int_{t_1}^{t_2} F_t(t)v(t)dt \quad (3.10)$$

Donde t_1 es el tiempo inicial ($\forall t_1 \in F_t(t_1) > 0$) y t_2 el tiempo final ($\forall t_2 \in F_t(t_2) > 0$).

No obstante, se requiere considerar la discretización de la velocidad. En consecuencia, se procede a formular la energía instantánea durante la tracción del VEH-RB considerando valores discretos.

$$\begin{aligned} \overline{E(t_i)} &= \frac{1}{t_{i+1} - t_i} \sum_{t_i}^{t_{i+1}} \overline{F_i} \overline{v_i} \delta \\ &= \frac{1}{t_{i+1} - t_i} \left[\sum_{t_i}^{t_{i+1}} \overline{m_{VEH-RB_i}} \overline{a_i} \overline{v_i} + \frac{1}{2} \rho_a A_f C_d \sum_{t_i}^{t_{i+1}} \overline{v_i^3} \right] \delta \\ &+ \frac{1}{t_{i+1} - t_i} \left[g \sum_{t_i}^{t_{i+1}} \overline{m_{VEH-RB_i}} (C_{rr} \cos(\alpha) + \text{sen}(\alpha)) \overline{v_i} \right] \delta \quad (3.11) \\ i &= \left\{ \left\{ i \in \mathbb{R} : i = n \delta \right\} \forall n \in \mathbb{N} \mid n \in \left[0, \frac{t_t}{\delta} - 1 \right] \right\} \\ \overline{v_i} &= \frac{v_i + v_{i+1}}{2} \\ \overline{a_i} &= \frac{v_{i+1} - v_i}{\delta} \end{aligned}$$

Donde t_i es el tiempo inicial ($\forall i \in F(t_i) > 0$), t_{i+1} es el tiempo final ($\forall i + 1 \in F(t_{i+1}) > 0$), δ es la frecuencia de muestreo y t_t es la cantidad de tiempo en dominio continuo.

En resumen, se ha logrado modelar matemáticamente un vehículo eléctrico híbrido de recolección de basura. Sin embargo, surge la necesidad de estimar el comportamiento mediante un perfil de conducción que permita ejemplificar una determina demanda de energía.

3.4.2. Ciclo de conducción

En el proceso de diseño de un tren de potencia eléctrico híbrido, en particular durante la fase de dimensionamiento de los elementos, se requiere utilizar un perfil de conducción con el propósito de evaluar el rendimiento [150]. En consecuencia, se ha propuesto utilizar diversos ciclos de conducción. Sin embargo, es importante considerar la inherente interrelación entre las prestaciones del tren de potencia eléctrico híbrido y el ciclo de conducción.

Como resultado de las limitaciones que presenta la naturaleza ideal de un ciclo de conducción estándar, en la presente tesis se propone emplear un ciclo de conducción real para reproducir la demanda de energía de un vehículo de recolección de basura *Iveco Stralis CNG 270* (Tabla 3.2).

Tabla. 3.2. Características de un VRB Iveco Stralis CNG 270. Fuente: [149].

Motor de combustión interna	200 kW
Engranajes	6
Relación de engranes (γ)	1(4.59), 2(2.25), 3(1.54) 4(1.000), 5(0.75), 6(0.65)
Peso (vacío / lleno)	15,000/25,000 kg
Área frontal (A_f)	7.5 m ²
Coefficiente de arrastre (C_d)	0.6210
Coefficiente de rodadura (C_{rr})	0.009
Llanta (radio)	315/80/R22,5 (0.5455 m)

Es posible emplear un sistema de adquisición de datos para la captura de diversas señales físicas (Figura 3.10), tal y como ha sido propuesto para realizar la gestión de energía en un vehículo de recolección de basura [149].



Figura 3.10. Sistema de adquisición de datos para un vehículo de recolección de basura. Fuente: [149].

Mediante el sistema de adquisición de datos, se obtuvo un perfil de velocidad para un vehículo *Iveco Stralis CNG 270*, tal y como se muestra en la Figura 3.11.

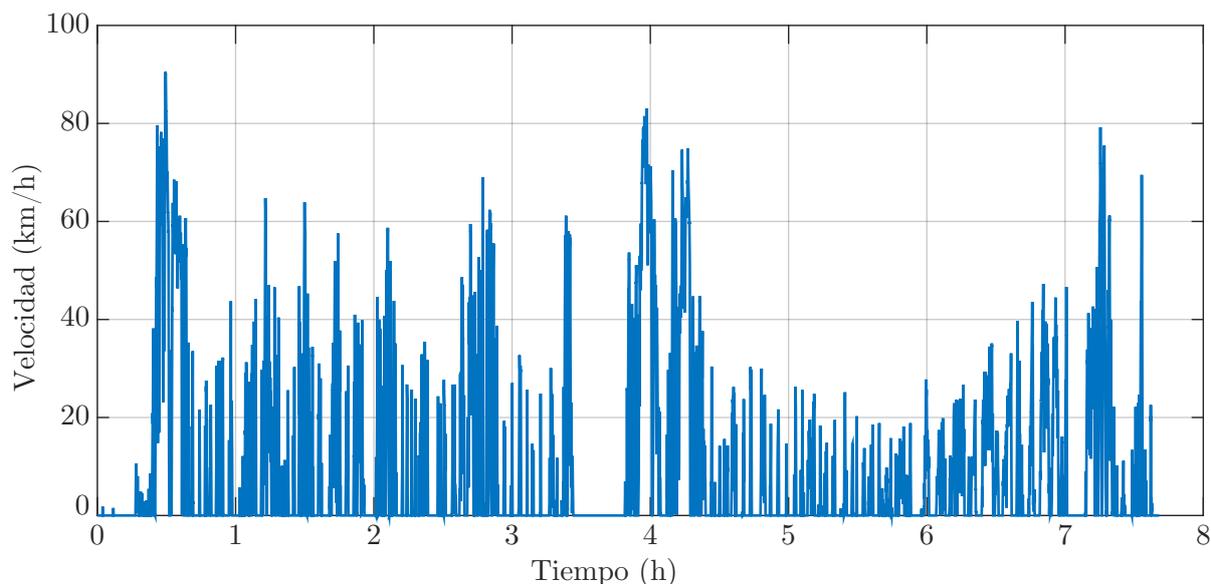


Figura 3.11. Ciclo de conducción real. Fuente: [149].

El ciclo de conducción real presenta un comportamiento repetitivo y agresivo, como resultado de la actividad laboral del vehículo de recolección de basura. No obstante, el sistema de adquisición de datos no considera el peso dinámico. En consecuencia, se propone un perfil de peso dinámico relacionado con el proceso de recolección de basura (Figura 3.12).

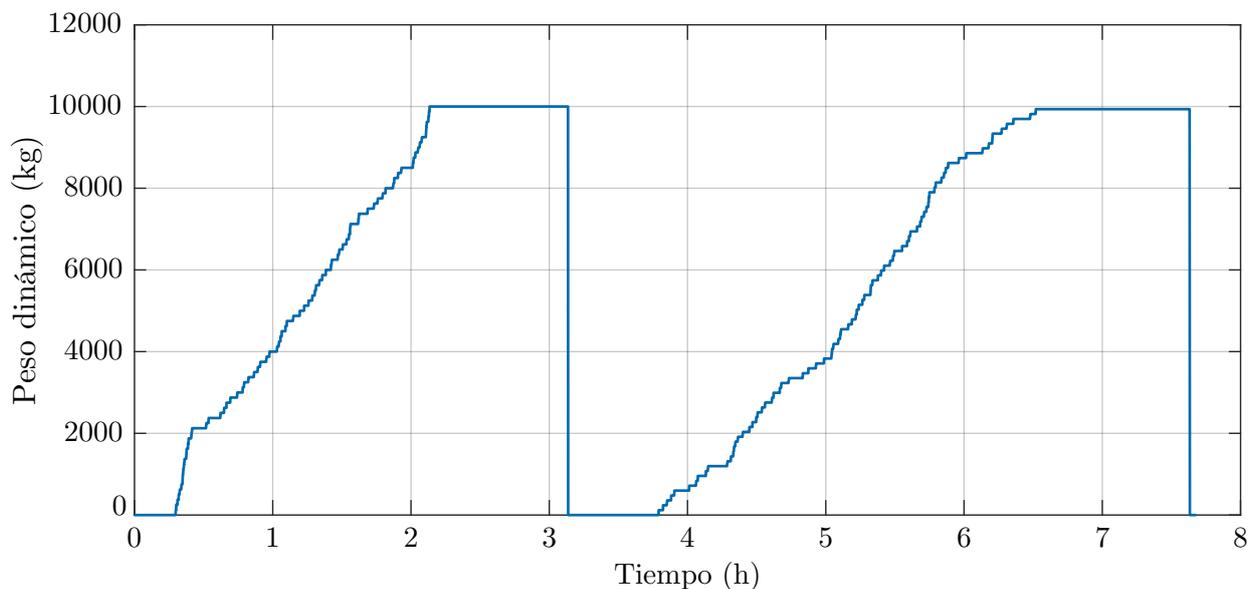


Figura 3.12. Perfil de peso dinámico para un vehículo de recolección de basura.

Considerando la dinámica longitudinal de un vehículo de recolección de basura (Sección 3.4.1), se procede a determinar la demanda de energía en función de un ciclo de conducción real que integra un perfil de peso dinámico (Figura 3.13).

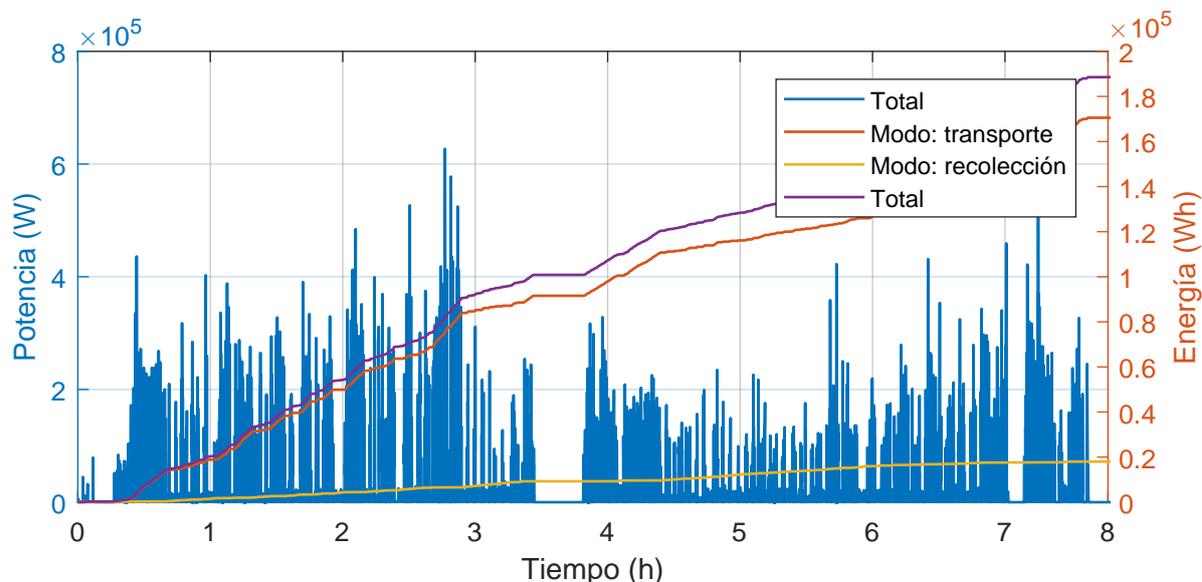


Figura 3.13. Demanda de energía en función de la dinámica longitudinal y de un ciclo de conducción real.

En definitiva, se ha logrado determinar una demanda de energía de $188,550.78 \text{ Wh}$ ($170,543.89 \text{ Wh}$ durante el modo *transporte* y $18,006.89 \text{ Wh}$ durante el modo *recolección*), con el propósito de validar el dimensionamiento óptimo de un sistema de almacenamiento de energía y/o un sistema de almacenamiento de energía híbrido, incluso, para validar una estrategia de gestión de energía.

3.5. Modelo de un sistema de almacenamiento de energía

Con el propósito de incorporar el comportamiento eléctrico de un sistema de almacenamiento de energía (SAE) o un sistema de almacenamiento de energía híbrido (SAEH) al modelo de un tren de potencia eléctrico híbrido, se requiere definir un modelo matemático de cada elemento de acumulación de energía.

En consecuencia, se propone realizar la caracterización de diversos elementos de acumulación de energía, con la intención de aproximar el comportamiento físico de cada elemento en función de un conjunto de parámetros. Además, con el propósito de incrementar la precisión de cada modelo matemático, se realiza la caracterización experimental de un elemento real de acumulación de energía.

3.5.1. Caracterización de una batería

Una batería se compone de un conjunto de celdas. Por consiguiente, se han planteado diversos modelos para realizar una aproximación del comportamiento electroquímico de una celda [151], [152]. En consecuencia, se propone aproximar el comportamiento de una celda de polímeros de litio (LiPo) a través de un modelo eléctrico de primer orden (Figura 3.14).

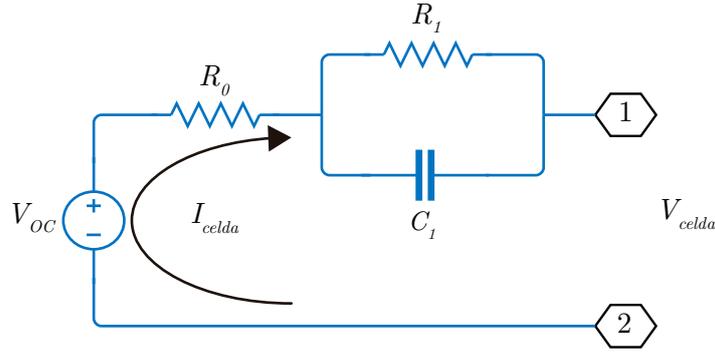


Figura 3.14. Modelo eléctrico de primer orden para una celda de LiPo.

Mediante la Ley de Voltajes de Kirchhoff, es posible expresar el modelo eléctrico mediante una función matemática (3.12) en el dominio del tiempo.

$$V_{celda}(t) = V_{OC}(t) - R_0 I_{celda}(t) - V_{R_1 C_1}(t) = V_{OC}(t) - R_0 I_{celda}(t) - \int \left(\frac{I_{celda}(t)}{C_1} - \frac{V_{R_1 C_1}(t)}{R_1 C_1} \right) dt \quad (3.12)$$

Donde V_{celda} es el voltaje de la celda, V_{OC} es el voltaje en circuito abierto y I_{celda} es la corriente que demanda la celda.

Con el propósito de obtener los parámetros del modelo eléctrico, se ha propuesto realizar la caracterización de una celda mediante un enfoque en el dominio de la frecuencia o un enfoque en el dominio del tiempo [153], [154]. No obstante, un enfoque en el dominio de la frecuencia requiere un equipo especializado. En cambio, un enfoque en el dominio del tiempo permite realizar la caracterización de una celda a partir de una señal de corriente directa.

Considerando el enfoque en el dominio del tiempo, se requiere determinar una curva característica que permita describir el comportamiento de la celda. Debido a ello, se propone determinar el estado de carga (3.13) en una celda (SOC_{celda}), en función de una descarga sistemática de corriente constante (I_{celda}).

$$SOC_{celda}(t, carga) = \begin{cases} SOC_{inicial} - \frac{1}{3600 \cdot C_{celda}} \int I_{celda}(t) dt & \text{si } \begin{cases} \text{carga} = \text{conexión} \\ t_i < t < t_{i+1} \end{cases} \\ SOC_{celda}(t) & \text{si } \begin{cases} \text{carga} = \text{desconexión} \\ t_{i+1} < t < t_r \end{cases} \end{cases}$$

$$i = \left\{ \left\{ i \in \mathbb{R} : i = n \delta \right\} \forall n \in \mathbb{N} \mid n \in \left[0, \frac{SOC_{inicial}}{\delta} - 1 \right] \right\} \quad (3.13)$$

Donde, $SOC_{inicial}$ es el estado de carga, C_{celda} es capacidad en Ah, t_r es el tiempo de relajación y δ es la resolución (en porcentaje) con la que se propone realizar la descarga sistemática.

El estado de carga SOC_{celda} presenta una serie de n ciclos de descarga, cada ciclo permite identificar un voltaje de circuito abierto (V_{OC}), un voltaje debido a la conexión de la carga (V_{carga}) y un voltaje debido a la desconexión de la carga (V'_{carga}). Como resultado, es posible estimar el parámetro R_0 (3.14), R_1 (3.15) y C_1 (3.16) del modelo eléctrico de una celda.

$$R_0 = \frac{V_{OC}(SOC_{celda}) - V_{carga}(SOC_{celda})}{I_{celda}(SOC_{celda})} \quad (3.14)$$

$$R_1 = \frac{V_{OC}(SOC_{celda}) - V'_{carga}(SOC_{celda})}{I_{celda}(SOC_{celda})} \quad (3.15)$$

$$C_1 = \frac{\tau}{R_1(SOC_{celda})} \quad (3.16)$$

Donde τ es el tiempo definido entre la desconexión de la carga (V'_{celda}) y el tiempo de relajación.

Considerando la necesidad de simular o emular el modelo eléctrico que aproxima el comportamiento de una celda, se requiere expresar la función matemática del modelo eléctrico en el dominio discreto. De modo que, se procede a realizar la transformación del modelo eléctrico (3.12) en el dominio del tiempo al dominio de la frecuencia (s), mediante la transformada de Laplace (3.17).

$$V_{celda}(s) = V_{OC}(s) - R_0 I_{celda}(s) - \left(\frac{I_{celda}(s)}{sC_1} - \frac{V_{R_1 C_1}(s)}{sR_1 C_1} \right) \quad (3.17)$$

Posteriormente, se emplea la transformada bilineal (3.18) para obtener un modelo eléctrico en el dominio discreto (3.19).

$$s = \frac{2}{T} \frac{1 - z^{-1}}{1 + z^{-1}} \quad (3.18)$$

$$V_{celda}(z) = V_{OC}(z) - R_0 I_{celda}(z) - \frac{2}{T} \frac{1 + z^{-1}}{1 - z^{-1}} \left[\frac{I_{celda}(z)}{C_1} - \frac{V_{R_1 C_1}(z)}{R_1 C_1} \right] \quad (3.19)$$

Con base en el modelo eléctrico en el dominio discreto, es posible realizar el dimensionamiento del sistema de almacenamiento de energía, considerando la interacción de N_S celdas conectadas en serie y N_P celdas conectadas en paralelo (3.20).

$$V_{BAT}(z) = N_S V_{OC}(z) - R_0 I_{celda}(z) - \frac{T}{2} \frac{1 + z^{-1}}{1 - z^{-1}} \left[\frac{N_S I_{celda}(z)}{N_P C_1} - \frac{V_{R_1 C_1}(z)}{R_1 C_1} \right] \quad (3.20)$$

En resumen, es posible realizar una aproximación del comportamiento electroquímico de una celda a través de un modelo eléctrico de primer orden. No obstante, se requiere aplicar un proceso para realizar la caracterización de la celda (Figura 3.15).

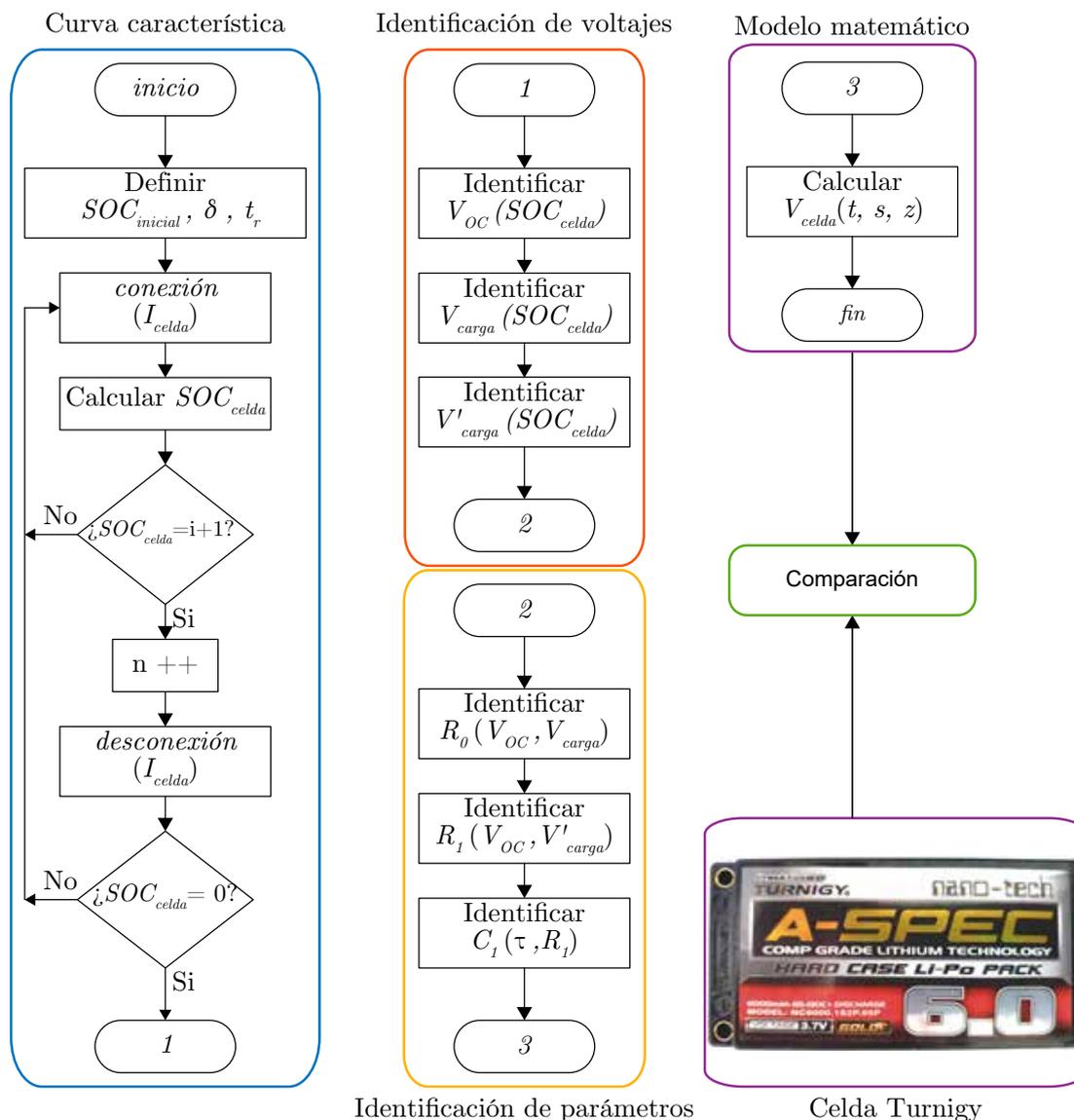


Figura 3.15. Proceso para la caracterización de un celda.

Considerando el proceso de caracterización se utiliza un sistema embebido para realizar la caracterización experimental de una celda de polímeros de litio marca *Turnigy* (Figura 3.16), con un voltaje nominal de 3.7 V y una capacidad de 6 Ah .



Figura 3.16. Caracterización experimental de una celda de LiPo marca *Turnigy*.

Se procede a determinar la curva característica de la celda (Figura 3.17), considerando una tasa de descarga de 1 C (capacidad de la celda en una hora) y una resolución del 10% .

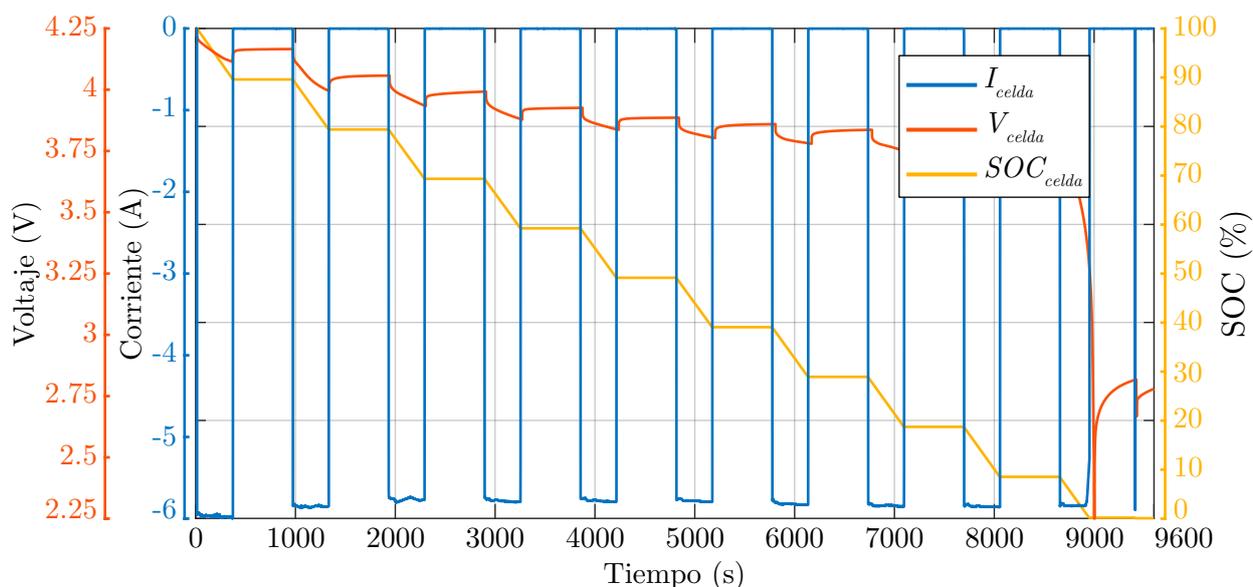


Figura 3.17. Curva característica de la celda *Turnigy*.

Posteriormente, se identifica el voltaje de circuito abierto (V_{OC}), el voltaje V_{carga} (conexión) y el voltaje V'_{carga} (desconexión), en función de una demanda de corriente constante I_{celda} (Figura 3.18).

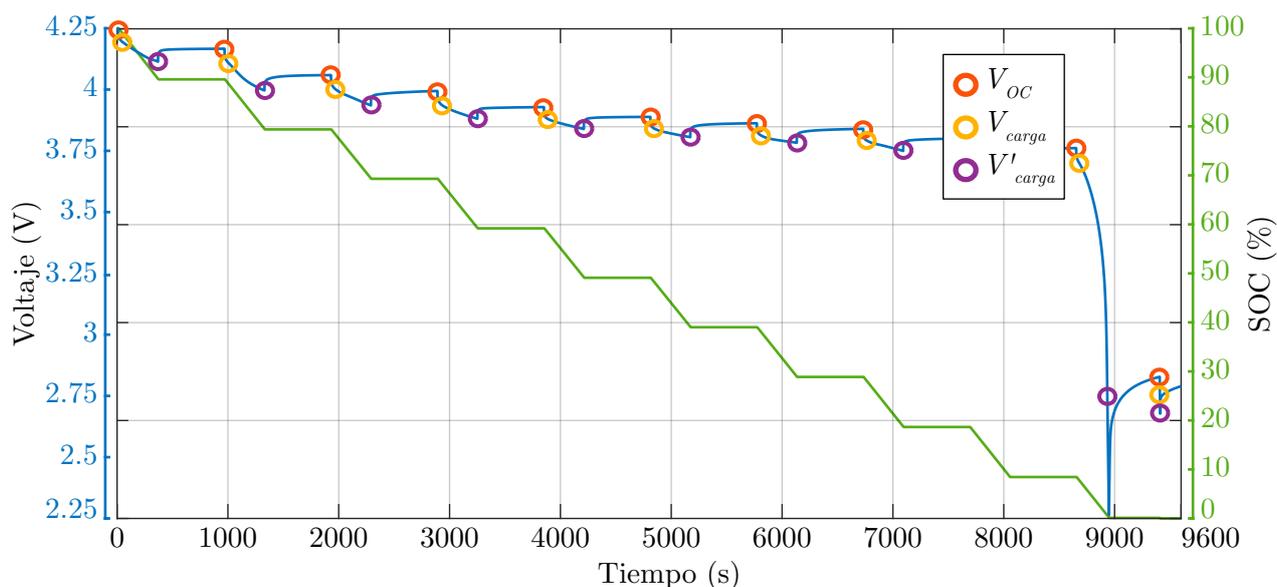


Figura 3.18. Identificación de V_{OC} , V_{carga} y V'_{carga} en la curva característica de la celda *Turnigy*.

A partir de la identificación, se emplea (3.14), (3.15) y (3.16), para determinar la evolución de los parámetros (R_0 , R_1 y C_1) del modelo eléctrico de la celda (Figura 3.19).

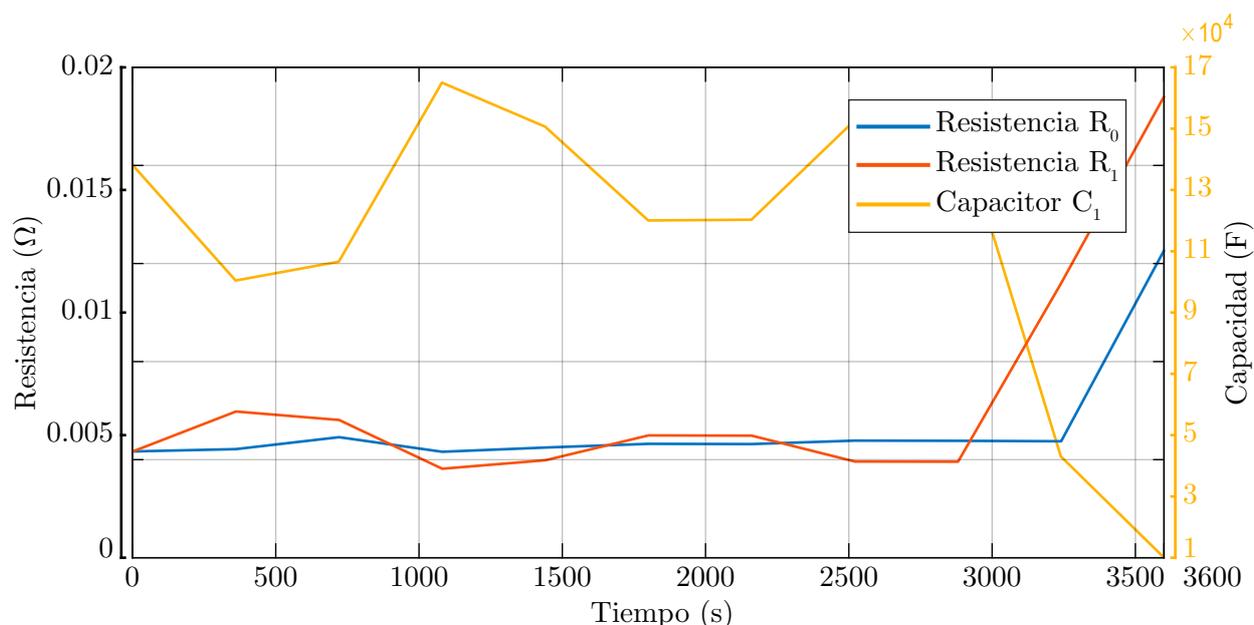


Figura 3.19. Evolución del parámetro R_0 , R_1 y C_1 para la celda *Turnigy*.

Finalmente, se determina el modelo matemático de la celda *Turnigy* en función del modelo eléctrico y los parámetros. Además, se realiza una comparación para determinar el error relativo del modelo (Figura 3.20).

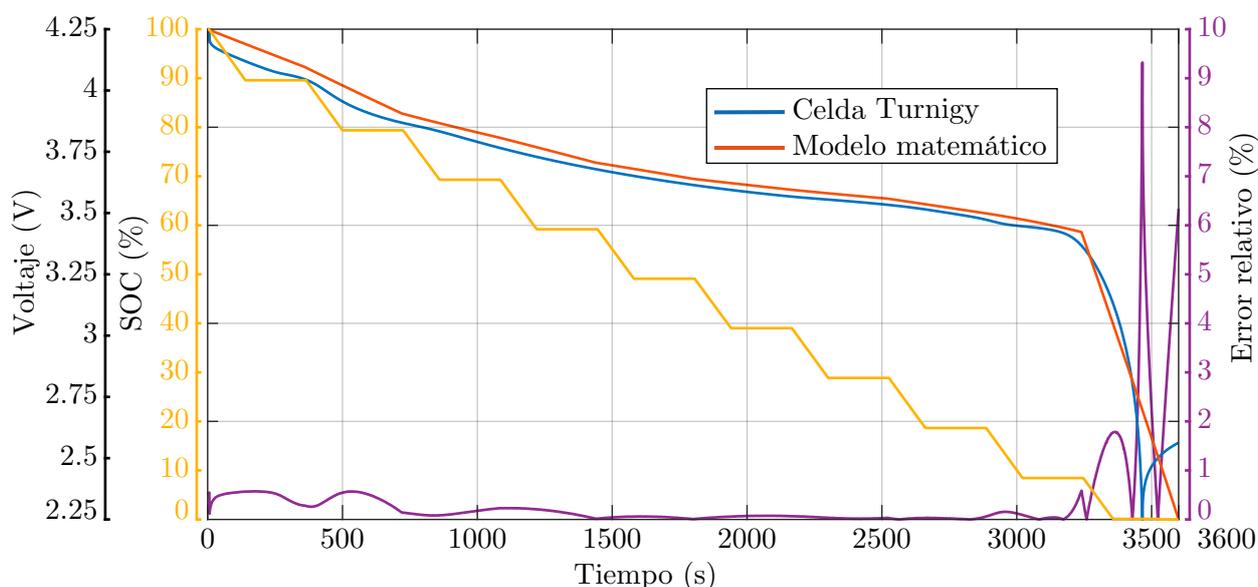


Figura 3.20. Comparación entre la celda *Turnigy* y el modelo matemático.

El modelo matemático de la celda de polímeros de litio marca *Turnigy* con un voltaje nominal de 3.7 V y una capacidad de 6 Ah presenta un error relativo menor a 1% considerando un estado de carga (SOC_{celda}) que varía entre 100% y 10%. Por otra parte, es posible observar un error relativo menor al 10% para un SOC_{celda} entre 10% y 0%.

3.5.2. Caracterización de un supercapacitor

Se han planteado diversos modelos para realizar una aproximación del comportamiento electroquímico de un supercapacitor [155], [156]. En consecuencia, se propone aproximar el comportamiento de un supercapacitor de doble capa eléctrica (EDLC) a través de un modelo eléctrico de primer orden (Figura 3.21).

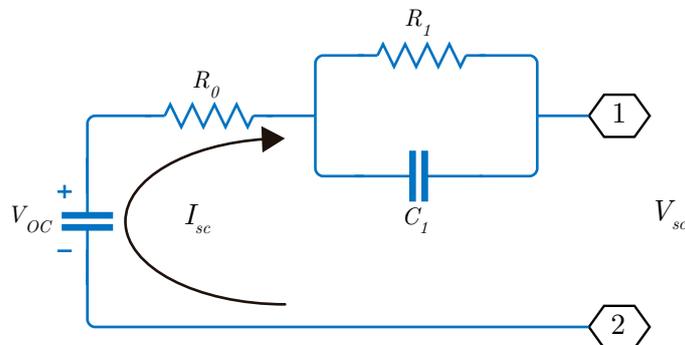


Figura 3.21. Modelo eléctrico de primer orden para un supercapacitor EDLC.

Mediante la Ley de Voltajes de Kirchhoff, es posible expresar el modelo eléctrico mediante una función matemática (3.21) en el dominio del tiempo.

$$V_{sc}(t) = V_{OC}(t) - R_0 I_{sc}(t) - V_{R_1 C_1}(t) = V_{OC}(t) - R_0 I_{sc}(t) - \int \left(\frac{I_{sc}(t)}{C_1} - \frac{V_{R_1 C_1}(t)}{R_1 C_1} \right) dt \quad (3.21)$$

Donde V_{sc} es el voltaje del supercapacitor, V_{OC} es el voltaje en circuito abierto y I_{sc} es la corriente que demanda el supercapacitor.

Con el propósito de obtener los parámetros del modelo eléctrico, se ha propuesto realizar la caracterización de un supercapacitor mediante un enfoque en el dominio de la frecuencia o un enfoque en el dominio del tiempo [157], [158]. No obstante, un enfoque en el dominio de la frecuencia requiere un equipo especializado, en cambio, un enfoque en el dominio del tiempo permite realizar la caracterización de un supercapacitor a partir de una señal de corriente directa.

Considerando el enfoque en el dominio del tiempo, se requiere determinar una curva característica que permita describir el comportamiento del supercapacitor. Debido a ello, se propone determinar el estado de carga (3.22) en un supercapacitor (SOC_{sc}), en función de una descarga sistemática de corriente constante (I_{sc}).

$$SOC_{sc}(t, carga) = \begin{cases} SOC_{inicial} - \frac{1}{C_{sc}V_{sc}} \int I_{sc}(t)dt & \text{si } \begin{cases} carga = \text{conexión} \\ t_i < t < t_{i+1} \end{cases} \\ SOC_{sc}(t) & \text{si } \begin{cases} carga = \text{desconexión} \\ t_{i+1} < t < t_r \end{cases} \end{cases}$$

$$i = \left\{ \left\{ i \in \mathbb{R} : i = n \delta \right\} \forall n \in \mathbb{N} \mid n \in \left[0, \frac{SOC_{inicial}}{\delta} - 1 \right] \right\} \quad (3.22)$$

Donde, $SOC_{inicial}$ es el estado de carga donde se propone iniciar la descarga sistemática, C_{sc} es la capacitancia en F , t_r es el tiempo de relajación y δ es la resolución (en porcentaje) con la que se propone realizar la descarga sistemática.

El estado de carga SOC_{sc} presenta una serie de n ciclos de descarga, cada ciclo permite identificar un voltaje de circuito abierto (V_{OC}), un voltaje debido a la conexión de la carga (V_{carga}) y un voltaje debido a la desconexión de la carga (V'_{carga}). Como resultado, es posible estimar el parámetro R_0 (3.23), R_1 (3.24) y C_1 (3.25) del modelo eléctrico de un supercapacitor.

$$R_0 = \frac{V_{OC}(SOC_{sc}) - V_{carga}(SOC_{sc})}{I_{sc}(SOC_{sc})} \quad (3.23)$$

$$R_1 = \frac{V_{OC}(SOC_{sc}) - V'_{carga}(SOC_{sc})}{I_{sc}(SOC_{sc})} \quad (3.24)$$

$$C_1 = \frac{\tau}{R_1(SOC_{sc})} \quad (3.25)$$

Donde τ es el tiempo definido entre la desconexión de la carga (V'_{sc}) y el tiempo de relajación (t_r).

Considerando la necesidad de simular o emular el modelo eléctrico que aproxima el comportamiento de un supercapacitor, se requiere expresar la función matemática del modelo eléctrico en el dominio discreto. De modo que, se procede a realizar la transformación del modelo eléctrico (3.21) en el dominio del tiempo al dominio de la frecuencia (s), mediante la transformada de Laplace (3.26).

$$V_{sc}(s) = V_{OC}(s) - R_0 I_{sc}(s) - \left(\frac{I_{sc}(s)}{sC_1} - \frac{V_{R_1C_1}(s)}{sR_1C_1} \right) \quad (3.26)$$

Posteriormente, se emplea emplear la transformada bilineal (3.18) para obtener un modelo eléctrico en el dominio discreto (3.27).

$$V_{sc}(z) = V_{OC}(z) - R_0 I_{sc}(z) - \frac{2}{T} \frac{1+z^{-1}}{1-z^{-1}} \left[\frac{I_{sc}(z)}{C_1} - \frac{V_{R_1C_1}(z)}{R_1C_1} \right] \quad (3.27)$$

Con base en el modelo eléctrico en el dominio discreto, es posible realizar el dimensionamiento del sistema de almacenamiento de energía, considerando la interacción de N_S supercapacitores conectados en serie y N_P supercapacitores conectados en paralelo (3.28).

$$V_{SC}(z) = N_S V_{OC}(z) - R_0 I_{SC}(z) - \frac{T}{2} \frac{1+z^{-1}}{1-z^{-1}} \left[\frac{N_S I_{sc}(z)}{N_P C_1} - \frac{V_{R_1 C_1}(z)}{R_1 C_1} \right] \quad (3.28)$$

En resumen, es posible realizar una aproximación del comportamiento electroquímico de un supercapacitor a través de un modelo eléctrico de primer orden, en conclusión, se requiere aplicar un proceso de caracterización del supercapacitor (Figura 3.22).

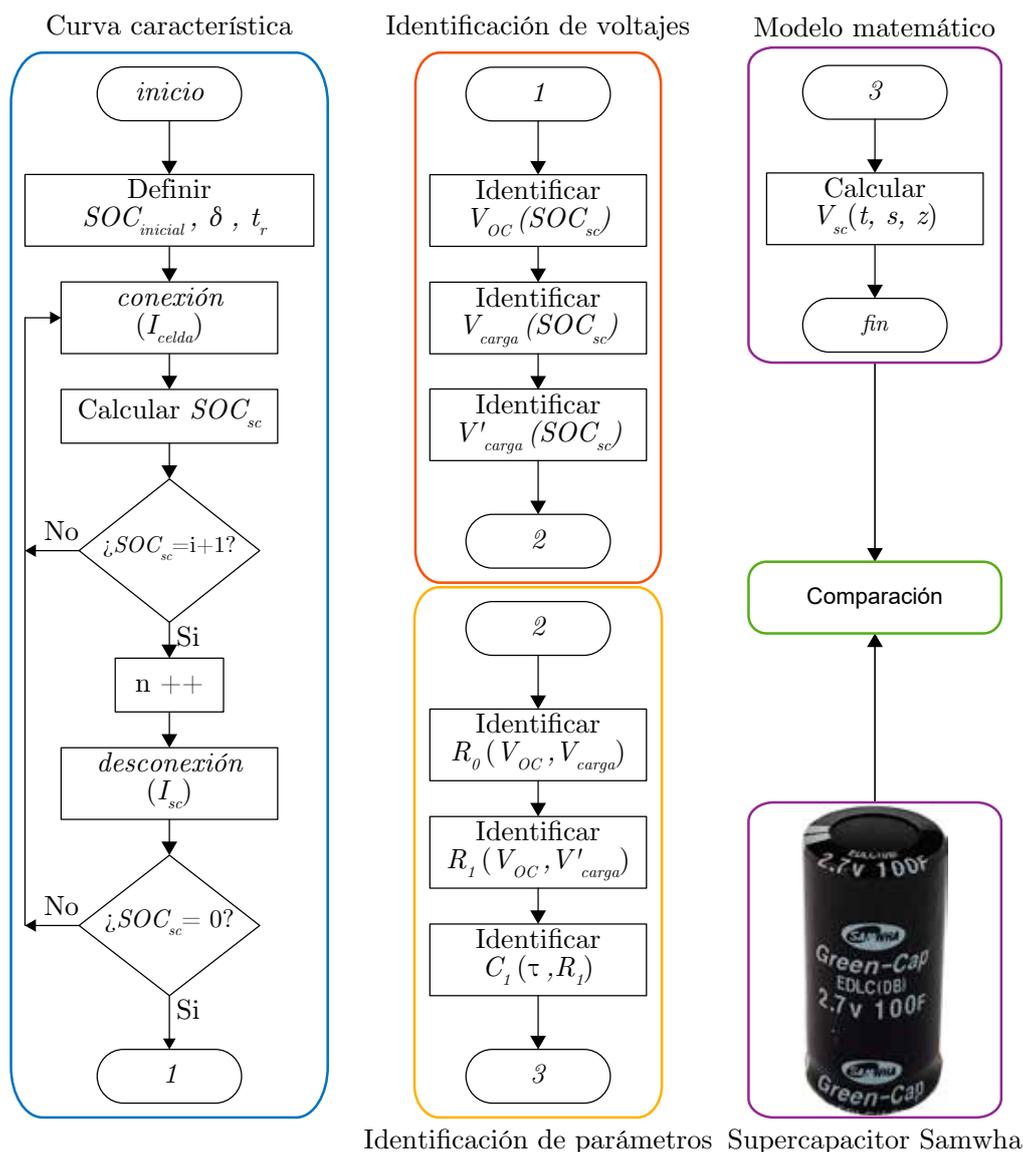


Figura 3.22. Proceso para la caracterización de un supercapacitor.

Considerando el proceso de caracterización se utiliza un sistema embebido para realizar la caracterización experimental de un supercapacitor de doble capa eléctrica marca *Samwha* (Figura 3.23), con un voltaje nominal de 2.7 V y una capacidad de 100 F.



Figura 3.23. Caracterización experimental de un supercapacitor EDLC marca *Samwha*.

Se procede a determinar la curva característica del supercapacitor (Figura 3.24), considerando una tasa de descarga de $1 C$ (capacidad del supercapacitor en una hora) y una resolución de 10%.

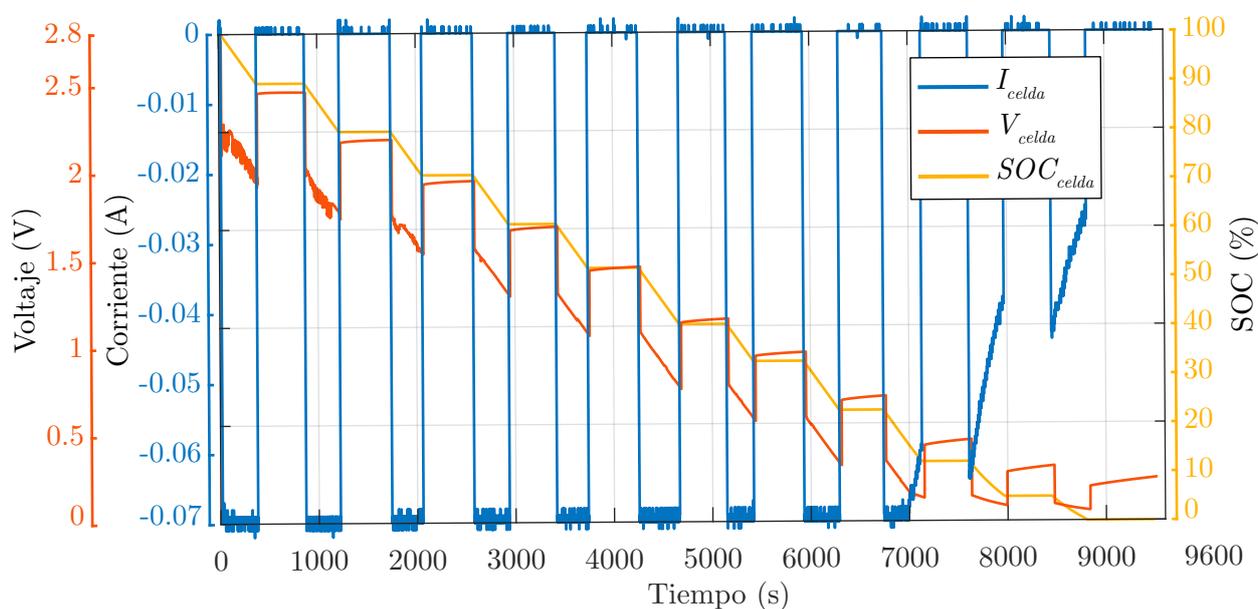


Figura 3.24. Curva característica del supercapacitor *Samwha*.

Posteriormente, se identifica el voltaje de circuito abierto (V_{OC}), el voltaje V_{carga} (conexión) y el voltaje V'_{carga} (desconexión), en función de una demanda de corriente constante I_{sc} (Figura 3.25).

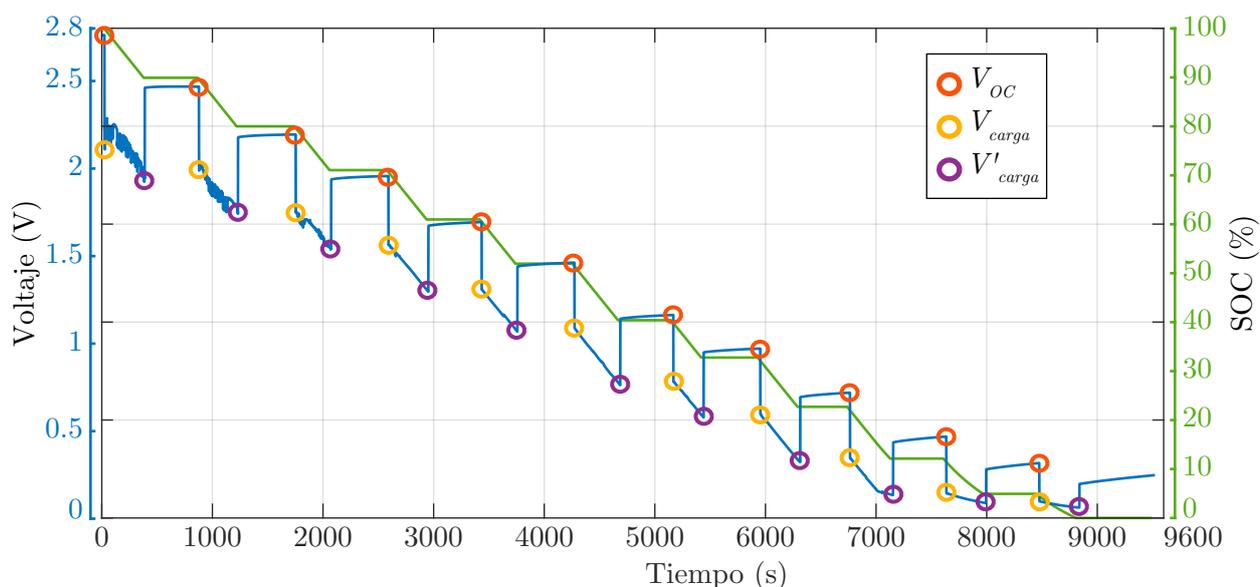


Figura 3.25. Identificación de V_{OC} , V_{carga} y V'_{carga} en la curva característica del supercapacitor *Samwha*.

A partir de la identificación, se emplea (3.23), (3.24) y (3.25), para determinar la evolución de los parámetros (R_0 , R_1 y C_1) del modelo eléctrico del supercapacitor (Figura 3.26).

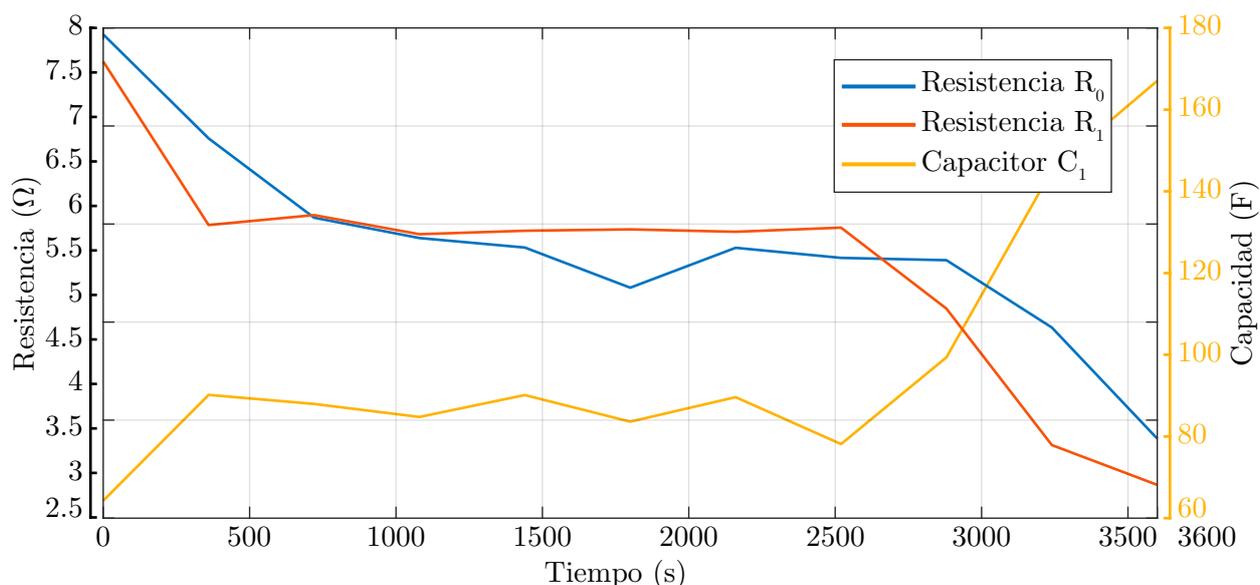


Figura 3.26. Evolución del parámetro R_0 , R_1 y C_1 para el supercapacitor *Samwha*.

Finalmente, se determina el modelo matemático del supercapacitor *Samwha* en función del modelo eléctrico y los parámetros. Además, se realiza una comparación para determinar el error relativo del modelo (Figura 3.27).

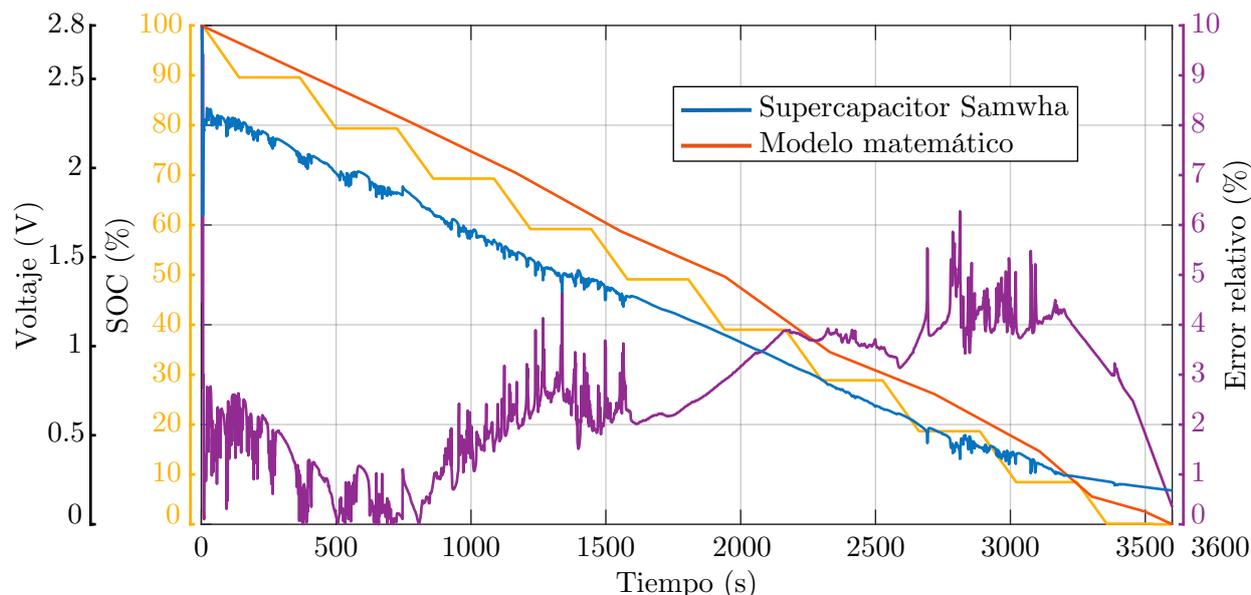


Figura 3.27. Comparación entre el supercapacitor *Samwha* y el modelo matemático.

El modelo matemático de un supercapacitor de doble capa eléctrica marca *Samwha* con un voltaje nominal de 2.7 V y una capacidad de 100 F presenta un error relativo menor a 6% .

3.6. Modelo de un sistema de gestión de energía

Considerando la interconexión de diversos elementos en el tren de potencia eléctrico híbrido (TP-EH) de un vehículo de recolección de basura, surge la necesidad de gestionar la energía que fluye en el TP-EH en función de un sistema de almacenamiento de energía (SAE) o un sistema de almacenamiento de energía híbrido (SAEH).

En definitiva, se requiere modelar matemáticamente un sistema de gestión de energía mediante una estrategia de gestión de energía, para definir la interacción de cada elemento de acumulación de energía (baterías y/o supercapacitores) en el tren de potencia eléctrico híbrido.

3.6.1. Sistema de almacenamiento de energía (SAE)

Un sistema de gestión de energía para un tren de potencia eléctrico híbrido con topología serie que incorpora un sistema de almacenamiento de energía basado en baterías, requiere considerar los modos de operación (Figura 2.29) para seleccionar una fuente de energía.

Por consiguiente, se propone formular el comportamiento del sistema de gestión de energía (3.29), para seleccionar la fuente de energía (baterías o motor de combustión interna) en función de la demanda de energía de un ciclo de conducción.

$$SGE_{SAE} = \text{elemento} \in \{SAE(SOC), MCI\} : \int P_{VEH-RB}(\text{elemento}), \quad (3.29)$$

$$\forall SOC_{min} \leq SOC_{SAE} \leq SOC_{max}$$

Posteriormente, se procede a definir un conjunto de reglas para una estrategia de gestión de energía, en función de los modos de operación de un tren de potencia eléctrico híbrido con topología serie (2.29) y de un sistema de almacenamiento de energía que incorpora baterías (Tabla 3.3).

Tabla. 3.3. Conjunto de reglas: Sistema de almacenamiento de energía.

Modo de operación	Estado del VEH-RB	Potencia del VEH-RB	Proceso del SAE	SAE*	MCI*
Eléctrico	Tracción	x	Carga	I	I
		$P < P_{SAE}$	Descarga	S	I
	x	x	x	I	I
Freno regenerativo	Frenado	$P < P_{SAE}$	Carga	A	I
	x	x	x	I	I
Híbrido	Tracción	x	Carga	I	S
		$P > P_{SAE}$	Descarga	S	
	x	x	x	I	I
Recarga SAE	Libre	$P < P_{SAE}$	Carga	A	S
		x	Descarga	I	
	x	x	x	I	I

* A = almacenamiento, I = inactivo y S = suministro.

La estrategia de gestión de energía contempla el sistema de almacenamiento de energía que incorpora baterías como una fuente de energía primaria y el motor de combustión interna como una fuente de energía secundaria o de respaldo. Con el propósito de validar la estrategia de gestión de energía, se procede a emplear el modelo cuasi-estático de un tren de potencia eléctrico híbrido para determinar el estado de carga (Figura 3.28), considerando un sistema de almacenamiento de energía que permita cubrir el 10% (18.855 kWh) de la demanda de energía de un ciclo de conducción real (Figura 3.11).

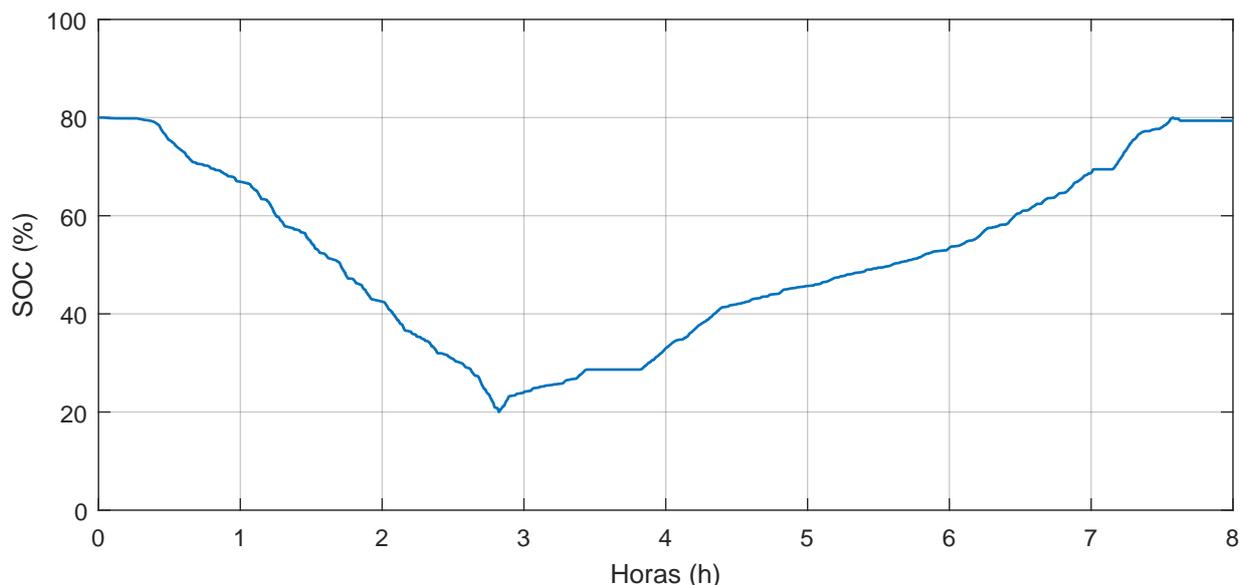


Figura 3.28. Estado de carga para un sistema de almacenamiento de energía de 18.885 kWh en función de una estrategia de gestión de energía basada en reglas.

En resumen, se ha logrado definir una estrategia de gestión de energía para un sistema de almacenamiento de energía que incorpora un conjunto de baterías, con el propósito de integrar el modelo matemático en el modelo cuasi-estático de un tren de potencia eléctrico híbrido. Por otra parte, se ha conseguido validar la estrategia considerando un sistema de almacenamiento de energía que cubre el 10% (18.885 kWh) de la demanda de energía de un ciclo de conducción real (estado de carga: 79.36%, consumo de combustible: 30.33 kg en modo *convencional* y 22.54 kg en modo *eléctrico-híbrido*). No obstante, surge la necesidad de especificar las características físicas del sistema de almacenamiento de energía.

3.6.2. Sistema de almacenamiento de energía híbrido (SAEH)

Un sistema de gestión de energía para un tren de potencia eléctrico híbrido con topología serie que incorpora un sistema de almacenamiento de energía híbrido que incorpora baterías y supercapacitores, requiere considerar los modos de operación (Figura 2.29) para seleccionar una fuente de energía.

Por consiguiente, se propone formular el comportamiento del sistema de gestión de energía (3.30), para seleccionar la fuente de energía (batería, supercapacitor o motor de combustión interna) en función de la demanda de energía de un ciclo de conducción.

$$\begin{aligned}
 SGE_{SAEH} = \text{elemento} \in \{SAEH(SOC_{BAT}, SOC_{SC}), MCI\} : \int P_{VEH-RB}(\text{elemento}), \\
 \forall SOC_{min} \leq SOC_{BAT} \leq SOC_{max} \\
 \forall SOC_{min} \leq SOC_{SC} \leq SOC_{max}
 \end{aligned} \tag{3.30}$$

Posteriormente, se procede a definir un conjunto de reglas para una estrategia de gestión de energía, en función de los modos de operación de un tren de potencia eléctrico híbrido con topología serie (2.29) y de un sistema de almacenamiento de energía híbrido que incorpora baterías y supercapacitores (Tabla 3.4).

Tabla. 3.4. Conjunto de reglas: Sistema de almacenamiento de energía híbrido.

Modo de operación	Estado del VEH-RB	Potencia del VEH-RB	Proceso del SAEH		SAEH*		MCI*
			BAT	SC	BAT	SC	
Eléctrico	Tracción	x	Carga		I		I
		$P < P_{BAT}$	Descarga	Carga	S	I	
		$P < P_{SC}$	Carga	Descarga	I	S	
		$P < (P_{BAT} + P_{SC})$	Descarga		S		
	x	x	x	x	I		I
Freno regenerativo	Frenado	$P < P_{BAT}$	Carga	Descarga	A	I	I
		$P < P_{SC}$	Descarga	Carga	I	A	
		$P < (P_{BAT} + P_{SC})$	Carga		A		
	x	x	x	x	I		I
Híbrido	Tracción	x	Carga		I		S
		$P > P_{BAT}$	Descarga	Carga	S	I	
		$P > P_{SC}$	Carga	Descarga	I	S	
		$P > (P_{BAT} + P_{SC})$	Descarga		S		
	x	x	x	x	I		I
Recarga SAEH	Libre	x	Descarga		I		S
		$P < P_{BAT}$	Carga	Descarga	A	I	
		$P < P_{SC}$	Descarga	Carga	I	A	
		$P < (P_{BAT} + P_{SC})$	Carga		A		
	x	x	x	x	I		I

* A = almacenamiento, I = inactivo y S = suministro.

La estrategia de gestión de energía contempla el sistema de almacenamiento de energía híbrido que incorpora baterías y supercapacitores como una fuente de energía primaria y el motor de combustión interna como una fuente de energía secundaria o de respaldo. Con el propósito de validar la estrategia de gestión de energía, se procede a emplear el modelo cuasi-estático de un tren de potencia eléctrico híbrido para determinar el estado de carga (Figura 3.29), considerando un sistema de almacenamiento de energía híbrido de 18.884 kWh que permita cubrir un 10 % (17.054 kWh) de energía durante el modo *transporte* (celdas de LiPo) y un 10 % (1.8 kWh) de energía durante el modo *recolección* (supercapacitores) que demanda un ciclo de conducción real (Figura 3.13).

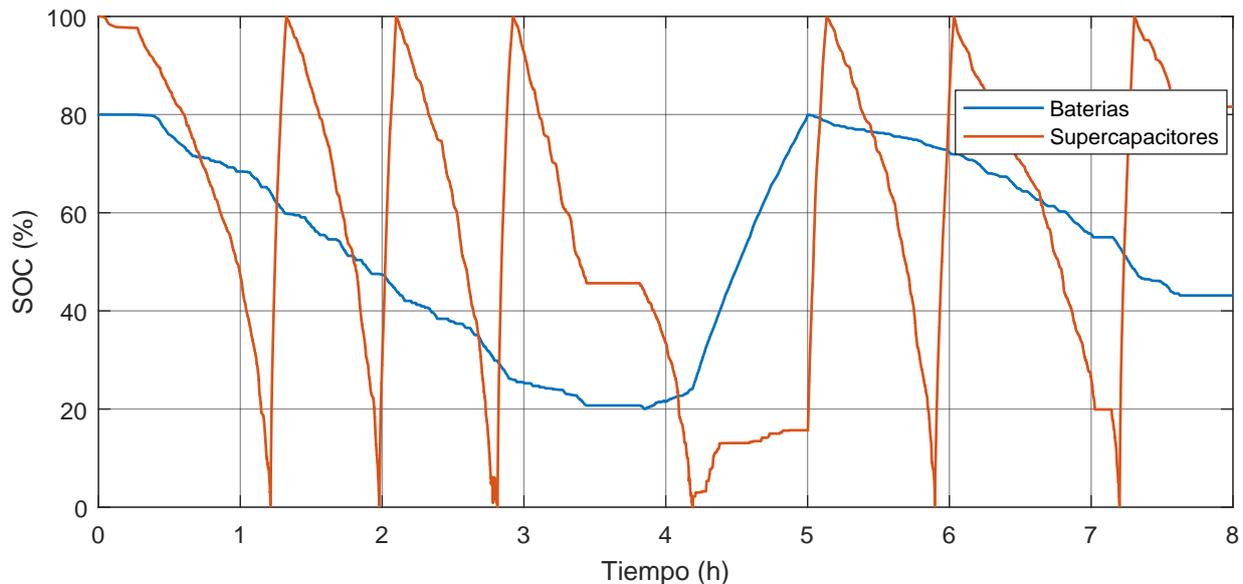


Figura 3.29. Estado de carga para un sistema de almacenamiento de energía híbrido de 18.885 kWh (17.054 kWh con baterías y 1.8 kWh con supercapacitores) en función de una estrategia de gestión de energía basa en reglas.

En síntesis, se ha logrado definir una estrategia de gestión de energía para un sistema de almacenamiento de energía híbrido que incorpora un conjunto de baterías y supercapacitores, con el propósito de integrar el modelo matemático en el modelo cuasi-estático de un tren de potencia eléctrico híbrido. Por otra parte, se ha conseguido validar la estrategia considerando un sistema de almacenamiento de energía híbrido que cubre el 10 % (17.054 kWh con baterías y 1.8 kWh con supercapacitores) de la demanda de energía de un ciclo de conducción real (estado de carga: 43.14 % (baterías) y 81.59 % (supercapacitores), consumo de combustible: 30.33 kg en modo *convencional* y 20.58 kg en modo *eléctrico-híbrido*). Sin embargo, surge la necesidad de especificar las características físicas de cada elemento de acumulación de energía que integra el sistema de almacenamiento de energía híbrido.

3.7. Conclusiones

Como resultado de la revisión de las herramientas de software para el diseño de vehículos eléctricos híbridos, se ha determinado que existen diversas limitaciones para modelar un vehículo eléctrico híbrido de recolección de basura. Sin embargo, es posible identificar dos modelos matemáticos (dinámico y cuasi-estático), que permiten establecer una aproximación del comportamiento de un tren de potencia eléctrico híbrido para un vehículo de recolección de basura.

A partir de las características que proporciona el modelo cuasi-estático, se ha determinado que presenta una elevada flexibilidad para validar el dimensionamiento óptimo de un sistema de almacenamiento de energía y/o un sistema de almacenamiento de energía híbrido, incluso, para validar una estrategia de gestión de energía.

En resumen, se ha logrado modelar matemáticamente un tren de potencia eléctrico híbrido con topología serie, que considera el comportamiento de un vehículo recolección de basura, un sistema de almacenamiento de energía (SAE) basado en baterías y un sistema de almacenamiento de energía híbrido (SAEH) basado en baterías y supercapacitores. En particular, se ha realizado una caracterización experimental, con la finalidad de modelar el comportamiento de cada elemento de acumulación de energía.

Además, en función de los elementos de acumulación de energía, se ha logrado modelar y validar mediante un ciclo de conducción real repetitivo y agresivo una estrategia de gestión de energía para el sistema de gestión de energía.

Capítulo 4

Dimensionamiento óptimo de un sistema almacenamiento de energía (SAE) y un sistema almacenamiento de energía híbrido (SAEH)

En este capítulo se presentan algunos métodos de optimización que permiten obtener un espacio de soluciones óptimas. Posteriormente, se realiza el dimensionamiento óptimo (mono-objetivo y multi-objetivo) de un sistema de almacenamiento de energía y el dimensionamiento óptimo (multi-objetivo) de un sistema de almacenamiento de energía híbrido.

Contenido:

- 4.1 Introducción
- 4.2 Método de optimización
- 4.3 Dimensionamiento óptimo mono-objetivo de un SAE
- 4.4 Dimensionamiento óptimo multi-objetivo de un SAE
- 4.5 Dimensionamiento óptimo multi-objetivo de un SAEH
- 4.6 Conclusiones

4.1. Introducción

Actualmente, el desarrollo tecnológico ha generado un incremento de la complejidad para la toma de decisiones durante el proceso de diseño, como resultado de la dificultad inherente para determinar una solución eficiente dentro de un indeterminado conjunto de posibles soluciones. En definitiva, se establece un aspecto crítico a causa de la relación directa entre la solución y el impacto financiero a largo plazo, que conlleva a la necesidad de emplear un método que permita determinar una solución eficiente en un tiempo factible.

En particular, en el diseño de un tren de potencia eléctrico híbrido para un vehículo industrial con ciclos de conducción repetitivos y agresivos, se requiere realizar el dimensionamiento óptimo de un sistema almacenamiento de energía o de un sistema almacenamiento de energía híbrido.

Por lo tanto, se propone formular diversos problemas de optimización (mono-objetivo y multi-objetivo). Posteriormente, mediante un método de optimización se pretende determinar las características eléctricas de cada elemento de acumulación de energía (baterías y supercapacitores) con la finalidad de realizar el dimensionamiento óptimo de un sistema de almacenamiento de energía o de un sistema de almacenamiento de energía híbrido. Finalmente, se evalúa cada SAE y SAEH mediante el modelo cuasi-estático de un tren de potencia eléctrico híbrido, considerando la demanda de energía de un ciclo de conducción repetitivo y agresivo.

4.2. Método de optimización

Como resultado del incremento en la complejidad que implica determinar la solución de un problema, surge la necesidad de emplear un método que permita resolver el problema en un tiempo factible [159], [160]. En consecuencia, se ha propuesto emplear diversos métodos de optimización, con el propósito de obtener un conjunto de soluciones óptimas para un determinado problema. Sin embargo, se requiere seleccionar un método de optimización adecuado en función de la complejidad computacional del problema [161].

La teoría de la complejidad computacional permite clasificar la dificultad de un determinado problema a través de una taxonomía, que involucra un análisis de recursos mínimos para determinar la solución del problema. En resumen, es posible establecer la complejidad de un problema, a partir de la formulación de una función de tiempo polinomial *determinista* (P) o *no determinista* (NP) [162].

Se ha propuesto emplear un método exacto de optimización (p. ej. búsqueda en profundidad iterativa [163], programación con restricciones [164], programación dinámica [165], etc.) con el propósito de resolver un problema con una complejidad en función de un tiempo polinomial (P) determinista, a causa del procesamiento requerido para lograr una solución con una determinada exactitud [166]. Sin embargo, un método exacto de optimización se limita a un conjunto reducido de problemas, como consecuencia del elevado consumo computacional requerido para lograr una solución exacta en un tiempo factible.

Con el objetivo de eliminar las limitaciones y restricciones de un método exacto de optimización, se ha propuesto emplear un método aproximado de optimización (p. ej. algoritmos de aproximación [167], metaheurística [168], etc.) para resolver un problema con una complejidad en función de un tiempo polinomial no determinista (NP), como resultado de la capacidad de proveer una solución aproximada en un tiempo factible [169]. No obstante, se requiere definir el objetivo que debe cumplir el método aproximado de optimización, debido a que existe un conflicto entre la intensificación y la diversificación para realizar la búsqueda de una solución.

Con el propósito de cumplir los objetivos establecidos en la presente tesis, se propone emplear un método aproximado de optimización considerando un criterio de diversificación. Como resultado, se plantea desarrollar una metaheurística bio-inspirada basada en una población estocástica, para determinar en un tiempo factible una solución óptima dentro de un espacio de posibles resultados.

4.2.1. Optimización por enjambre de partículas (PSO)

La optimización por enjambre de partículas es una metaheurística bio-inspirada basada en una población estocástica, que incorpora N partículas en un espacio multi-dimensional de soluciones. Una solución factible en el hiperespacio se representa mediante una partícula i con una posición $x_i(t)$ y una velocidad $v_i(t)$, que se desplaza para interactuar con diversas partículas con el propósito de lograr una solución óptima [170].

La interacción entre las partículas conlleva una influencia psico-social (tendencia de un individuo a emular el éxito de otros individuos), que determina el comportamiento del enjambre en función del tiempo. Por consiguiente, se requiere actualizar la velocidad (4.1) y la posición (4.2) de cada partícula, que presente una elevada eficiencia.

$$v_i(t) = v_i(t-1) + \rho_1 C_1 \times (p_i - x_i(t-1)) + \rho_2 C_2 \times (p_g - x_i(t-1)) \quad (4.1)$$

$$x_i(t) = x_i(t-1) + v_i(t) \quad (4.2)$$

Donde ρ_1 y ρ_2 son variables aleatorias en el rango $[0, 1]$, C_1 representa un factor de aprendizaje cognitivo y C_2 representa un factor de aprendizaje social.

La eficiencia de una partícula se determina a partir de una posición sobresaliente (p_i) y una posición destacada (p_g) (Figura 4.1).

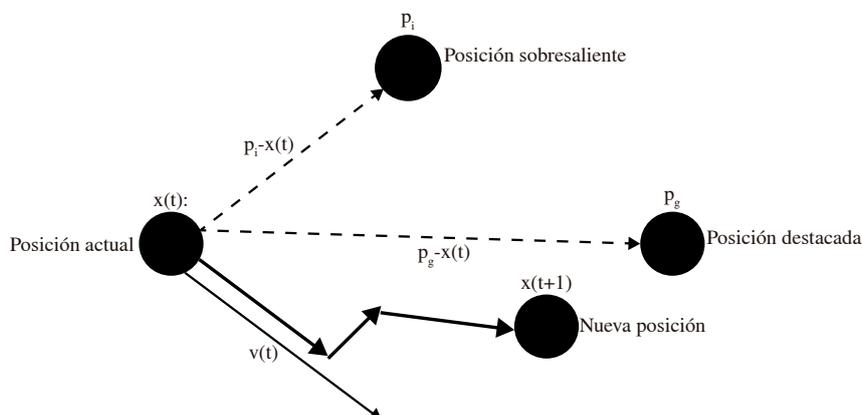


Figura 4.1. Enjambre de partículas considerando la velocidad y la posición.

Posteriormente, se requiere realizar una actualización del conjunto de partículas sobresalientes (4.3).

$$\begin{aligned} \text{Si } f(x_i) < f(pbest_i), & \text{ entonces } pbest_i = x_i \\ \text{Si } f(x_i) < f(gbest), & \text{ entonces } gbest = x_i \end{aligned} \quad (4.3)$$

Como consecuencia de la necesidad de desarrollar una metaheurística PSO en función del problema, se ha propuesto un modelo básico (Figura 4.2) para determinar una solución óptima considerando una función objetivo [171].

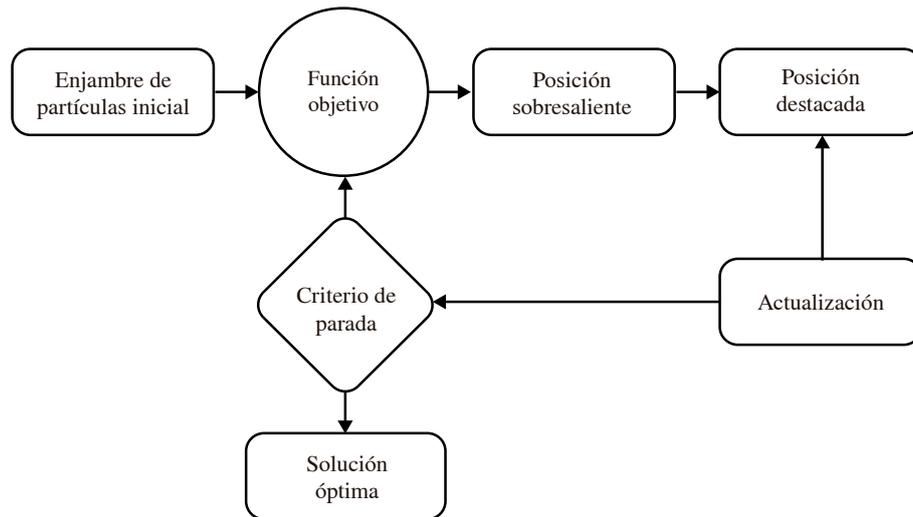


Figura 4.2. Modelo básico para la metaheurística PSO.

Considerando el modelo básico, se propone un modelo específico para desarrollar una metaheurística PSO (Figura 4.3), que permita determinar una solución óptima para un problema de optimización mono-objetivo (4.4).

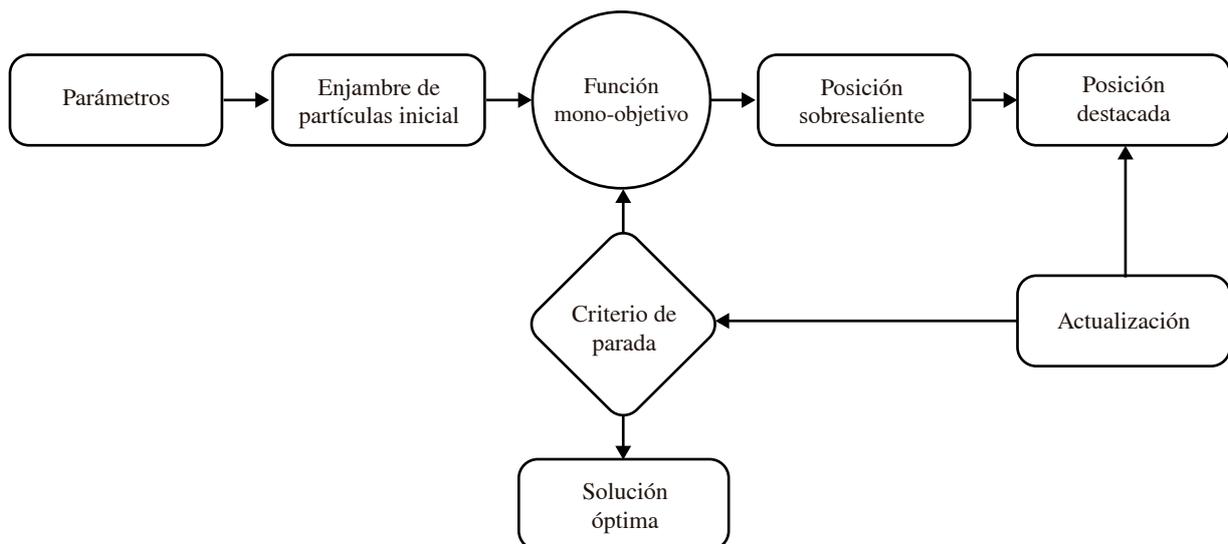


Figura 4.3. Modelo específico para una metaheurística PSO mono-objetivo.

$$\begin{aligned}
 & \text{minimizar/maximizar} && F(x_k) = PSO \left\{ \text{mono} \left(\{f_m(x_k) \mid m = 1\} \right) \right\} \\
 & \text{sujeto a} && \\
 & && g_i(x_k) \leq 0, \quad \text{para } i = \left\{ \{1, \dots, I\} \mid I \in \mathbb{N} \right\} \\
 & && h_j(x_k) = 0, \quad \text{para } j = \left\{ \{1, \dots, J\} \mid J \in \mathbb{N} \right\} \\
 & && x_k^{lb} \leq x_k \leq x_k^{ub} \quad \text{para } k = \left\{ \{1, \dots, n\} \mid n \in \mathbb{N} \right\}
 \end{aligned} \tag{4.4}$$

Por otra parte, para resolver un problema de optimización multi-objetivo, se requiere emplear una estrategia que permita incorporar diversos objetivos en la función objetivo. Se han propuesto diversas estrategias para definir una función multi-objetivo [172]. En la presente tesis se propone emplear el enfoque *lexicográfico*, considerando la intención de procesar cada objetivo de manera independiente. Como resultado, se propone un modelo específico para desarrollar una metaheurística PSO (Figura 4.4), que permita determinar una solución óptima para un problema de optimización multi-objetivo.

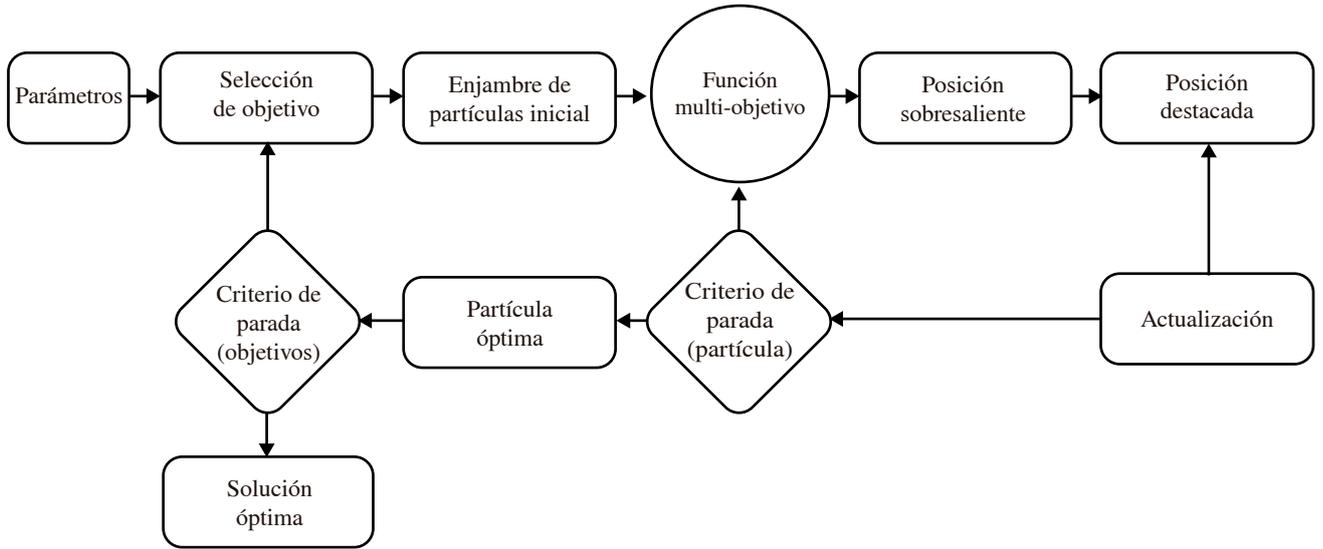


Figura 4.4. Modelo específico para una metaheurística PSO multi-objetivo.

$$\begin{aligned}
 & \text{minimizar/maximizar} && F(x_k) = PSO \left\{ \text{multi} \left(\{f_m(x_k) \mid k \in \mathbb{N}\} \right) \right\} \\
 & \text{sujeto a} && \\
 & && g_i(x_k) \leq 0, \quad \text{para } i = \left\{ \{1, \dots, I\} \mid I \in \mathbb{N} \right\} \\
 & && h_j(x_k) = 0, \quad \text{para } j = \left\{ \{1, \dots, J\} \mid J \in \mathbb{N} \right\} \\
 & && x_k^{lb} \leq x_k \leq x_k^{ub} \quad \text{para } k = \left\{ \{1, \dots, n\} \mid n \in \mathbb{N} \right\}
 \end{aligned} \tag{4.5}$$

Finalmente, para lograr una búsqueda eficiente dentro del espacio multi-dimensional de soluciones del problema, se requiere ajustar los parámetros de la metaheurística PSO en función del problema.

4.2.2. Algoritmo genético (GA)

Un algoritmo genético es una metaheurística bio-inspirada basada en una población estocástica, que incorpora una población de individuos sometida a diversos operadores genéticos (selección, reproducción, mutación) para lograr la evolución de la población. Una solución factible en la población se representa mediante un individuo, que evoluciona de manera constante hasta satisfacer un criterio de calidad para lograr una solución óptima [173].

Se han propuesto diversas estrategias para definir cada individuo de la población inicial [174]. Sin embargo, usualmente cada individuo se genera de forma pseudo-aleatoria (4.6) en un rango delimitado por un límite superior (ub) y un límite inferior (lb).

$$x_{ij} = lb_j \times aleatorio_j(ub_j - lb_j), i \in [1, n], j \in [1, k] \quad (4.6)$$

Donde n establece el tamaño de la población, x_{ij} la solución factible i en función de la variable de decisión j , k la dimensión de x_{ij} .

Como consecuencia de la necesidad de desarrollar una metaheurística GA en función del problema, se ha propuesto un modelo básico (Figura 4.5) para determinar una solución óptima considerando una función objetivo [175].

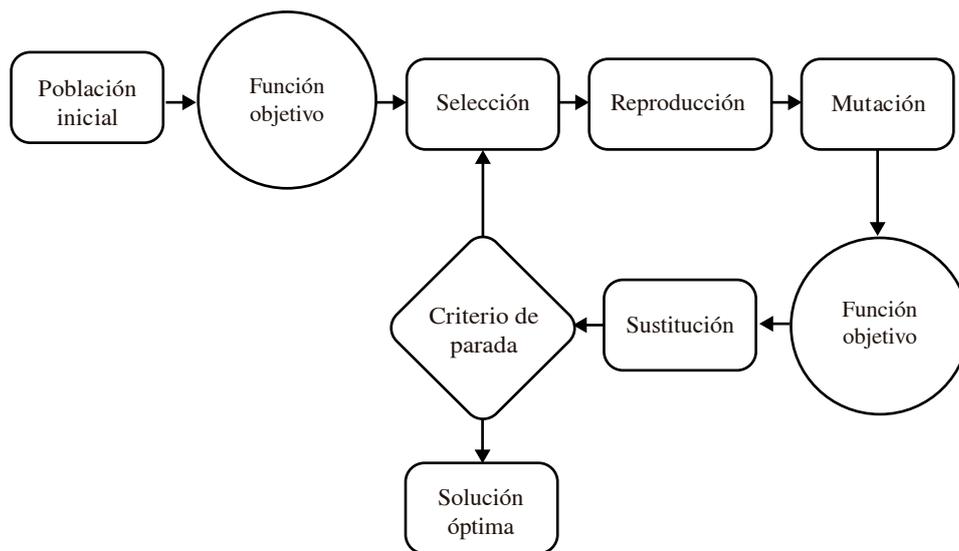


Figura 4.5. Modelo básico para la metaheurística GA.

Considerando el modelo básico, se propone un modelo específico para desarrollar una metaheurística GA (Figura 4.6), que permita determinar una solución óptima para un problema de optimización mono-objetivo (4.7).

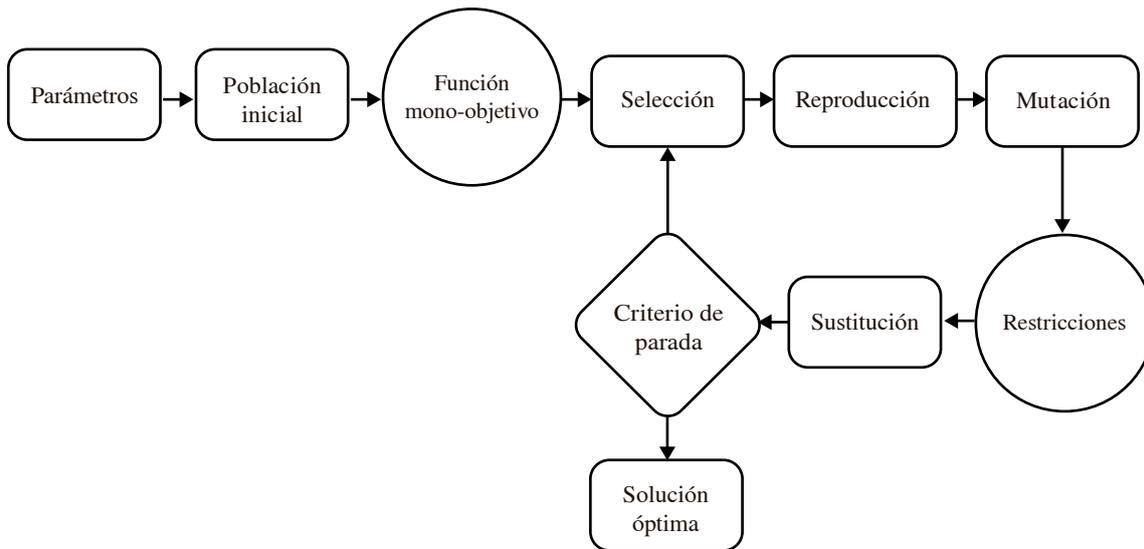


Figura 4.6. Modelo específico para una metaheurística GA mono-objetivo.

$$\begin{aligned}
 & \text{minimizar/maximizar} && F(x_k) = GA \left\{ \text{mono} \left(\{f_m(x_k) \mid m = 1\} \right) \right\} \\
 & \text{sujeto a} && \\
 & && g_i(x_k) \leq 0, \quad \text{para } i = \left\{ \{1, \dots, I\} \mid I \in \mathbb{N} \right\} \\
 & && h_j(x_k) = 0, \quad \text{para } j = \left\{ \{1, \dots, J\} \mid J \in \mathbb{N} \right\} \\
 & && x_k^{lb} \leq x_k \leq x_k^{ub} \quad \text{para } k = \left\{ \{1, \dots, n\} \mid n \in \mathbb{N} \right\}
 \end{aligned} \tag{4.7}$$

Por otra parte, para resolver un problema de optimización multi-objetivo, se requiere emplear una estrategia que permita incorporar diversos objetivos en la función objetivo. Se han propuesto diversas estrategias para definir una función multi-objetivo [176]. En la presente tesis se propone emplear el enfoque *basado en dominio*, que utiliza la eficiencia de Pareto durante el proceso de búsqueda. Como resultado, se propone un modelo específico para desarrollar una metaheurística GA (Figura 4.4), que permita determinar una solución óptima para un problema de optimización multi-objetivo (4.8).

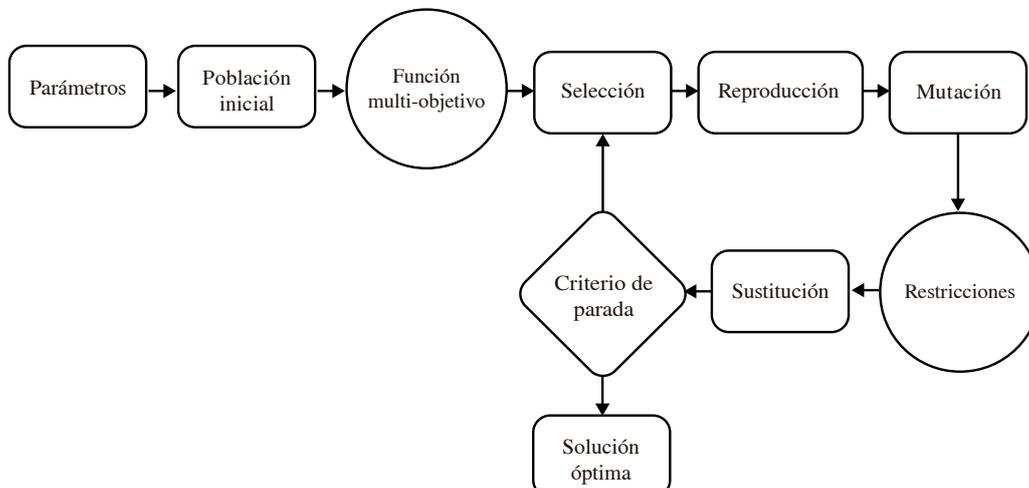


Figura 4.7. Modelo específico para una metaheurística GA multi-objetivo.

$$\begin{aligned}
& \text{minimizar/maximizar} && F(x_k) = GA \left\{ \text{multi} \left(\{f_m(x_k) \mid k \in \mathbb{N}\} \right) \right\} \\
& \text{sujeto a} && \\
& && g_i(x_k) \leq 0, \quad \text{para } i = \left\{ \{1, \dots, I\} \mid I \in \mathbb{N} \right\} \\
& && h_j(x_k) = 0, \quad \text{para } j = \left\{ \{1, \dots, J\} \mid J \in \mathbb{N} \right\} \\
& && x_k^{lb} \leq x_k \leq x_k^{ub} \quad \text{para } k = \left\{ \{1, \dots, n\} \mid n \in \mathbb{N} \right\}
\end{aligned} \tag{4.8}$$

Finalmente, para lograr una búsqueda eficiente dentro del espacio multi-dimensional de soluciones del problema, se requiere ajustar los parámetros de la metaheurística GA en función del problema.

4.3. Dimensionamiento óptimo mono-objetivo de un SAE

Considerando la necesidad de realizar el dimensionamiento óptimo *mono-objetivo* de un sistema de almacenamiento de energía basado en baterías en un tiempo factible, se propone el método *italovich* (4.9) con el propósito de obtener un espacio de soluciones a partir de una metaheurística bio-inspirada basada en una población estocástica que permita definir una determinada característica del elemento de acumulación de energía.

italovich(*elemento*, *método*, *problema*, $F(x_k)$) :=

italovich

$$\left(\begin{aligned}
& \left\{ \text{elemento} \in \{celda, \text{supercapacitor}\} : \text{elemento} = celda \vee \text{elemento} = \text{supercapacitor} \right\}, \\
& \left\{ \text{método} \in \{PSO, GA\} : \text{método} = PSO \vee \text{método} = GA \right\}, \\
& \left\{ \text{problema} = \text{mono} \right\}, \\
& F(x_k) = \{f_m(x_k) \mid m = 1\}
\end{aligned} \right) \tag{4.9}$$

En función del método, se procede a desarrollar un algoritmo (Pseudocódigo 1) para definir el método *italovich*(*elemento*, *PSO*, *mono*, $F(x_k)$), que emplea el *modelo específico para una metaheurística PSO mono-objetivo* (Figura 4.3).

```

Entrada: tolerancia
Salida: S
1 inicio
   /* Inicio: Parámetros */
2    $g_i(x_k^{lb})$  // Límite inferior (restricción)
3    $g_i(x_k^{ub})$  // Límite superior (restricción)
4    $x_k^{lb}$  // Límite inferior (variable)
5    $x_k^{ub}$  // Límite superior (variable)
6   tolerancia
   /* Fin: Parámetros */
   /* Inicio: Enjambre de partículas inicial */
7   para  $i = 1:enjambre$  hacer
8      $v_i = v(\text{aleatorio})$ 
9      $x_i = x(\text{aleatorio})$ 
10     $p_i = x_i$ 
11     $p_g = x_i$ 
12     $pbest_i = x_i$ 
13     $gbest = x_i$ 
14  fin
   /* Fin: Enjambre de partículas inicial */
15  repetir
16    para  $i = 1:enjambre$  hacer
17      /* Inicio: Función mono-objetivo */
       $F(x_k) = f_x(x_i)$ 
      /* Fin: Función mono-objetivo */
      /* Inicio: Posición sobresaliente */
      si  $F(x_k) < f_x(pbest_i)$  entonces
18        |  $pbest_i = x_i$ 
20      fin
      /* Fin: Posición sobresaliente */
      /* Inicio: Posición destacada */
      si  $F(x_k) < f_x(gbest)$  entonces
21        |  $gbest = x_i$ 
23      fin
      /* Fin: Posición destacada */
      /* Inicio: Actualización */
24       $v_i = \text{actualizar}(v_i(p_i, p_g))$ 
25       $x_i = \text{actualizar}(x_i)$ 
      /* Fin: Actualización */
26    fin
27  hasta que  $(|gbest - pbest_i| < \text{tolerancia})$  // Criterio de parada
28   $S = gbest$ 
29  devolver  $S$  // Solución óptima
30 fin

```

Pseudocódigo 1: Método *italovich*(*elemento*, *PSO*, *mono*, $F(x_k)$) para determinar la solución de un problema de optimización mono-objetivo mediante *optimización por enjambre de partículas*.

Por otra parte, se procede a desarrollar un algoritmo (Pseudocódigo 2) para definir el método *italovich*(*elemento*, *GA*, *mono*, $F(x_k)$), que emplea el *modelo específico para una metaheurística GA mono-objetivo* (Figura 4.6).

```

Entrada: población, tolerancia
Salida: S
1 inicio
  /* Inicio: Parámetros */
2  $g_i(x_k^{lb})$  // Límite inferior (restricción)
3  $g_i(x_k^{ub})$  // Límite superior (restricción)
4  $x_k^{lb}$  // Límite inferior (variable)
5  $x_k^{ub}$  // Límite superior (variable)
6 generaciones
7 población
8 tolerancia
9  $tolerancia_{Pareto}$ 
  /* Fin: Parámetros */
10  $P() = poblaciónInicial()$ 
  /* Inicio: Función mono-objetivo */
11 para individuo = 1:población hacer
12   para i = 1:m hacer
13     para k = 1:p hacer
14       si ( $x_k > x_k^{lb}$ ) Y ( $x_k < x_k^{ub}$ ) entonces
15         si ( $g_i(x_k) > g_i(x_k^{lb})$ ) Y ( $g_i(x_k) < g_i(x_k^{ub})$ ) entonces
16           devolver  $g_i(x_k)$ 
17         fin
18       fin
19     fin
20      $F(x_k) = f_x(g_i(x_k))$  // Función objetivo
21   fin
22 fin
  /* Fin: Función mono-objetivo */
23 repetir
24    $P'() = selección(P())$ 
25    $P'() = reproducción(P'())$ 
26    $P'() = mutación(P'())$ 
  /* Inicio: Restricciones */
27 para individuo = 1:población hacer
28   para i = 1:m hacer
29     para k = 1:p hacer
30       si ( $x_k^{lb} > P'(x_k^{lb})$ ) Y ( $x_k^{ub} < P'(x_k^{ub})$ ) entonces
31         si ( $g_i(x_k) > g_i(x_k^{lb})$ ) Y ( $g_i(x_k) < g_i(x_k^{ub})$ ) entonces
32           devolver  $g_i(x_k)$ 
33         fin
34       fin
35     fin
36   fin
37 fin
  /* Fin: Restricciones */
  /* Inicio: Frente de Pareto */
38 para individuo = 1:poblacion-1 hacer
39   si ( $P(individuo) - P(individuo + 1) < tolerancia_{Pareto}$ ) entonces
40      $S(individuo) = P(individuo)$ 
41   fin
42 fin
  /* Fin: Frente de Pareto */
43 hasta que ( $|S - P| < tolerancia$ ) Y ( $generaciones$ ) // Criterio de parada
44 devolver S // Solución óptima
45 fin

```

Pseudocódigo 2: Método *italovich*(*elemento, GA, mono, $F(x_k)$*) para determinar la solución de un problema de optimización mono-objetivo mediante *algoritmos genéticos*.

Por lo tanto, se procede a formular diversos problemas de optimización mono-objetivo, con la intención de realizar el dimensionamiento óptimo de un sistema de almacenamiento de energía basado en baterías mediante diversos métodos de optimización (PSO mono-objetivo y GA mono-objetivo) integrados en el método *italovich* (4.9).

4.3.1. SAE 1: minimización de costo

Se propone realizar el dimensionamiento óptimo de un sistema de almacenamiento de energía considerando la *minimización de costo* de una celda. De modo que, se procede a formular matemáticamente un problema de *optimización mono-objetivo* (4.10), que integra un conjunto de restricciones en función de diversas características energéticas.

Función objetivo

$$F(x_k) = \{ f_1(x_k) = \min \text{ costo}(x_i) \ , \ i = 1, \dots, 7$$

$f_1(x_k)$ sujeto a

$$\text{costo}^{lb} \leq x_1 = \beta_0 + (\beta_1 sE) \leq \text{costo}^{ub}$$

$$\text{costo}^{lb} \leq x_2 = \beta_0 + (\beta_1 eD) \leq \text{costo}^{ub}$$

$F(x_k)$ sujeto a

$$\text{costo}^{lb} \leq x_3 = \text{costo} \leq \text{costo}^{ub}$$

$$sE^{lb} \leq x_4 = sE \leq sE^{ub}$$

$$eD^{lb} \leq x_5 = eD \leq eD^{ub}$$

$$C_{nom}^{lb} \leq x_6 = C_{nom} \leq C_{nom}^{ub}$$

$$V_{nom}^{lb} \leq x_7 = V_{nom} \leq V_{nom}^{ub}$$

(4.10)

Posteriormente, se procede a aplicar el método *italovich*(*celda*, {*PSO*, *GA*}, *mono*, $F(x_k)$), con la finalidad de determinar el *mínimo costo* de diversas celdas (Pb, Ni-MH, Li-Ion y LiPo) en función del costo de fabricación (Figura 4.8).

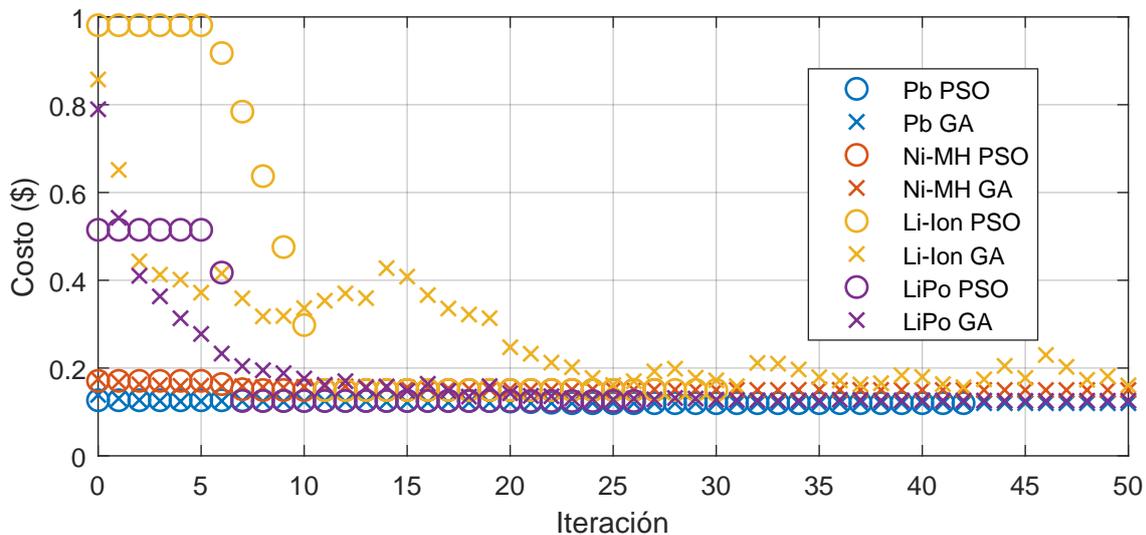


Figura 4.8. Minimización de costo para diversas celdas (Pb, Ni-MH, Li-Ion y LiPo), mediante el método PSO y el método GA.

Como resultado del método de optimización, se ha logrado determinar un conjunto de soluciones óptimas para cada celda. En particular, es posible observar una tendencia que permite identificar el *mínimo costo* de fabricación. Sin embargo, surge la necesidad de definir las características físicas de una determinada celda, en función de la solución óptima (*mínimo costo*).

En consecuencia, se procede a emplear las características eléctricas de una celda de polímeros de litio (Tabla 2.2), con el propósito de formular una correlación entre las características físicas (peso (4.11) y volumen (4.12)) y la solución óptima (*costo*), mediante una regresión lineal simple.

$$peso = \frac{C_{nom} V_{nom}}{122.55 + (59.57 \text{ costo})} \quad (4.11)$$

$$volumen = \frac{C_{nom} V_{nom}}{293.94 + (8.51 \text{ costo})} \quad (4.12)$$

En definitiva, es posible determinar las características físicas para una celda LiPo (Tabla 4.1), considerando como problema de *optimización mono-objetivo* la *minimización de costo*.

Tabla. 4.1. Características físicas de una celda de LiPo (minimización de costo).

Método	C_{nom} (Ah)	V_{nom} (V)	Costo (\$)	Peso (kg)	Volumen (L)
PSO	16.53	3.7	7.65	0.47	0.21
GA	2.84	3.7	1.31	0.08	0.04

En función de las características de la celda de polímeros de litio, se propone a realizar el dimensionamiento de un sistema de almacenamiento de energía (Tabla 4.2), con la intención de cubrir el 10% (18.855 kWh) de la energía que demanda un ciclo de conducción real (Figura 3.13).

Tabla. 4.2. Características físicas de un sistema de almacenamiento de energía que incorpora celdas de LiPo (minimización de costo).

Método	Celdas (#)	Costo (\$)	Peso* (kg)	Volumen* (L)	C_{SAE} (Wh)
PSO	308	2,356.20	144.76	64.68	18,837.59
GA	1794	2,350.14	143.52	71.76	18,851.35

* Sólo celdas.

Posteriormente, se realiza la validación del sistema de almacenamiento de energía, mediante el modelo cuasi-estático de un tren de potencia eléctrico híbrido para calcular el estado de carga del SAE y el consumo de combustible (Tabla 4.3) en función de la demanda de energía de un ciclo de conducción real.

Tabla. 4.3. Consumo de combustible para cada sistema de almacenamiento de energía (minimización de costo).

Método	SOC (%)	Consumo (Convencional) (kg)	Consumo (Eléctrico-Híbrido) (kg)	Reducción de combustible (%)
PSO	79.74	30.38	22.53	25.84
GA	79.47	30.35	22.54	25.73

Finalmente, se procede a realizar un análisis comparativo de las características físicas para un SAE de 18.855 kWh (Tabla 4.4), considerando una celda comercial ($LiFeMgPO_4$ con un voltaje nominal de 3.2 V y una capacidad de 2.5 Ah) que ha sido empleada para el dimensionamiento de un sistema de almacenamiento de energía para un vehículo de recolección de basura [149].

Tabla. 4.4. Análisis comparativo (minimización de costo).

Método	Comercial	PSO (error relativo)	GA (error relativo)
Celdas (#)	2,357	308 (-86.93 %)	1,794 (-23.89 %)
Costo (\$)	71,660.11	2,356.20 (-96.71 %)	2,350.14 (-96.72 %)
Peso (kg)	94.28	144.76 (+53.54 %)	143.52 (+52.23 %)
Volumen (L)	51.38	64.68 (+25.89 %)	71.76 (+39.67 %)

En resumen, se ha logrado aplicar el método *optimización por enjambre de partículas* y el método *algoritmos genéticos* para realizar la **minimización de costo** de diversas celdas en función de un problema de **optimización mono-objetivo**, con el propósito de especificar las características físicas de una celda (Pb, Ni-MH, Li-Ion y LiPo). En particular, se ha realizado el dimensionamiento de un sistema de almacenamiento de energía, en función del mínimo costo de fabricación de una celda de LiPo. En definitiva, es posible observar una reducción de costo en comparación con una celda comercial. En concreto, el método PSO ofrece una mayor reducción en el número de celdas requeridas para cubrir el 10 % de la energía de un ciclo de conducción real repetitivo y agresivo. Por otra parte, es posible observar un incremento en el peso y el volumen, como resultado del planteamiento del problema de optimización.

4.3.2. SAE 2: minimización de peso

Se plantea realizar el dimensionamiento óptimo de un sistema de almacenamiento de energía considerando la *minimización de peso* de una celda. Como resultado de la inexistencia de restricciones en el peso, se propone realizar la *maximización de la energía específica (sE)* para lograr la minimización de peso. En consecuencia, se procede a formular matemáticamente un problema de *optimización mono-objetivo* (4.13), que integra un conjunto de restricciones en función de diversas características energéticas.

Función objetivo

$$F(x_k) = \{ f_1(x_k) = \max sE(x_i) \quad , \quad i = 1, \dots, 9$$

$f_1(x_k)$ sujeto a

$$\begin{aligned} sE^{lb} &\leq x_1 = \beta_0 + (\beta_1 \text{ costo}) \leq sE^{ub} \\ sE^{lb} &\leq x_2 = \beta_0 + (\beta_1 eD) \leq sE^{ub} \\ sE^{lb} &\leq x_3 = \frac{1}{\text{peso}} \leq sE^{ub} \end{aligned}$$

$F(x_k)$ sujeto a

$$\begin{aligned} \text{costo}^{lb} &\leq x_4 = \text{costo} \leq \text{costo}^{ub} \\ sE^{lb} &\leq x_5 = sE \leq sE^{ub} \\ eD^{lb} &\leq x_6 = eD \leq eD^{ub} \\ kg^{lb} &\leq x_7 = \text{peso} \leq kg^{ub} \\ C_{nom}^{lb} &\leq x_8 = C_{nom} \leq C_{nom}^{ub} \\ V_{nom}^{lb} &\leq x_9 = V_{nom} \leq V_{nom}^{ub} \end{aligned} \tag{4.13}$$

Posteriormente, se procede a aplicar el método *italovich*(*celda*, {*PSO*, *GA*}, *mono*, $F(x_k)$), con el propósito de determinar la *máxima energía específica* de diversas celdas (Figura 4.9).

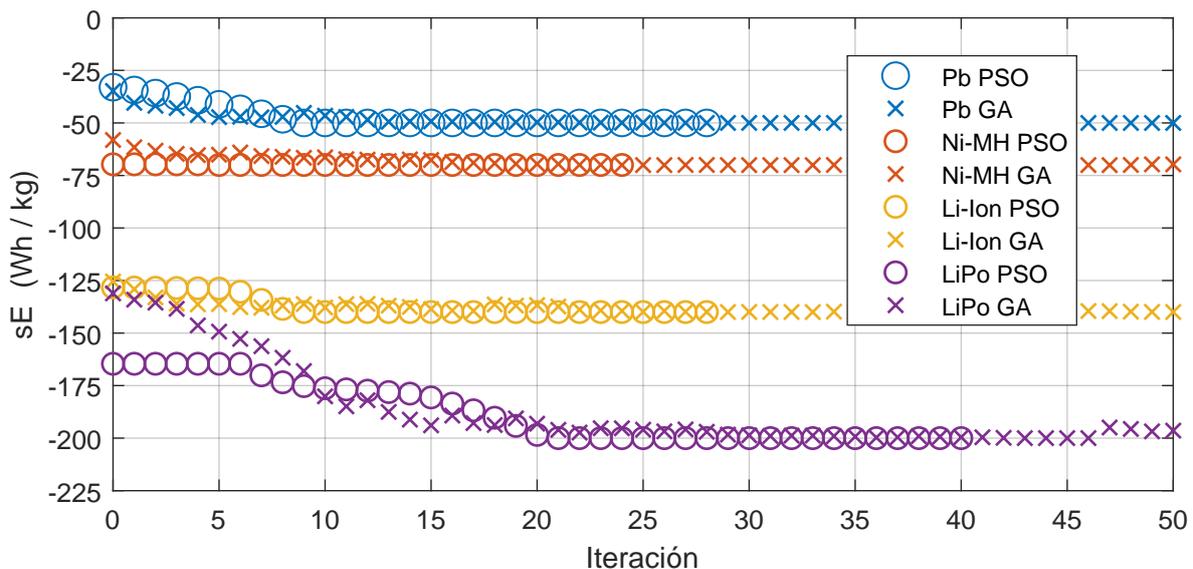


Figura 4.9. Maximización de la energía específica (sE) para diversas celdas (Pb, Ni-MH, Li-Ion y LiPo), mediante el método PSO y el método GA.

Con el método propuesto se ha logrado determinar un conjunto de soluciones óptimas para cada celda. Además, es posible observar una convergencia que permite identificar la *máxima energía específica*. No obstante, surge la necesidad de definir las características físicas de una determinada celda, en función de la solución óptima (*máxima energía específica*).

Por consiguiente, es posible emplear las características eléctricas de una celda de polímeros de litio (Tabla 2.2), con la intención de formular una relación entre las características físicas (costo (4.14), peso (4.15) y volumen (4.16)) y la solución óptima (*energía específica (sE)*), mediante una regresión lineal simple.

$$\text{costo} = \frac{C_{nom} V_{nom}}{-2.0571 + (0.0168 sE)} \quad (4.14)$$

$$\text{peso} = \frac{C_{nom} V_{nom}}{sE} \quad (4.15)$$

$$\text{volumen} = \frac{C_{nom} V_{nom}}{276.43 + (0.14 sE)} \quad (4.16)$$

En definitiva, es posible determinar las características físicas para una celda de LiPo (Tabla 4.5), considerando como problema de *optimización mono-objetivo* la *minimización de peso* en función de la maximización de la energía específica.

Tabla. 4.5. Características físicas de una celda de LiPo (minimización de peso).

Método	C_{nom} (Ah)	V_{nom} (V)	sE (Wh/kg)	Costo (\$)	Peso (kg)	Volumen (L)
PSO	10.40	3.7	200	50.14	0.19	0.13
GA	3.25	3.7	196.4	14.94	0.06	0.04

Considerando las características de la celda de polímeros de litio, se procede a realizar el dimensionamiento de un sistema de almacenamiento de energía (Tabla 4.6), con el propósito de cubrir el 10% (18.855 kWh) de la energía que demanda un ciclo de conducción real (Figura 3.13).

Tabla. 4.6. Características físicas de un sistema de almacenamiento de energía que incorpora celdas de LiPo (minimización de peso).

Método	Celdas (#)	Costo (\$)	Peso* (kg)	Volumen* (L)	C_{SAE} (Wh)
PSO	490	24,568.60	93.10	63.70	18,855.20
GA	1568	23,425.92	94.08	62.72	18,855.20

* Sólo celdas.

Posteriormente, se realiza la validación del sistema de almacenamiento de energía, mediante el modelo cuasi-estático de un VEH-RB para calcular el estado de carga del SAE y el consumo de combustible (Tabla 4.7) en función de la demanda de energía de un ciclo de conducción real.

Tabla. 4.7. Consumo de combustible para cada sistema de almacenamiento de energía (minimización de peso).

Método	SOC (%)	Consumo (Convencional) (kg)	Consumo (Eléctrico-Híbrido) (kg)	Reducción de combustible (%)
PSO	79.17	30.29	22.54	25.59
GA	79.96	30.38	22.54	25.81

Finalmente, se procede a realizar un análisis comparativo de las características físicas para un SAE de 18.855 kWh (Tabla 4.8), considerando una celda comercial ($LiFeMgPO_4$ con un voltaje nominal de 3.2 V y una capacidad de 2.5 Ah) que ha sido empleada para el dimensionamiento de un sistema de almacenamiento de energía para un vehículo de recolección de basura [149].

Tabla. 4.8. Análisis comparativo (minimización de peso).

Método	Comercial	PSO (error relativo)	GA (error relativo)
Celdas (#)	2,357	490 (-79.21 %)	1,568 (-33.47 %)
Costo (\$)	71,660.11	24,568.60 (-65.72 %)	23,425.92 (-67.31 %)
Peso (kg)	94.28	93.10 (-1.25 %)	94.08 (-0.21 %)
Volumen (L)	51.38	63.70 (+23.98 %)	62.72 (+22.07 %)

En síntesis, se ha realizado la **minimización de peso** mediante el método PSO y el método GA en función de un problema de **optimización mono-objetivo**, con el propósito de definir las características físicas de una celda (Pb, Ni-MH, Li-Ion y LiPo). De modo que, se ha logrado dimensionar un sistema de almacenamiento de energía, en función del *mínimo peso* de un celda de LiPo. En particular, es posible observar una reducción en el costo y el número de celdas en comparación con una celda comercial. En concreto, existe una mayor reducción en el número de celdas a través del método *optimización por enjambre de partículas*.

4.3.3. SAE 3: minimización de volumen

Se propone realizar el dimensionamiento óptimo de un sistema de almacenamiento de energía considerando la *minimización de volumen* de una celda. Como resultado de la inexistencia de restricciones en el volumen, se propone realizar la *maximización de la densidad de energía (eD)* para lograr la minimización de volumen. Por consiguiente, se procede a formular matemáticamente un problema de *optimización mono-objetivo* (4.17), que integra un conjunto de restricciones en función de diversas características energéticas.

Función objetivo

$$F(x_k) = \{ f_1(x_k) = \max eD(x_i) \quad , \quad i = 1, \dots, 9$$

$f_1(x_k)$ sujeto a

$$eD^{lb} \leq x_1 = \beta_0 + (\beta_1 \text{ costo}) \leq eD^{ub}$$

$$eD^{lb} \leq x_2 = \beta_0 + (\beta_1 sE) \leq eD^{ub}$$

$$eD^{lb} \leq x_3 = \frac{1}{\text{volumen}} \leq eD^{ub}$$

$F(x_k)$ sujeto a

$$\text{costo}^{lb} \leq x_4 = \text{costo} \leq \text{costo}^{ub}$$

$$sE^{lb} \leq x_5 = sE \leq sE^{ub}$$

$$eD^{lb} \leq x_6 = eD \leq eD^{ub}$$

$$L^{lb} \leq x_7 = \text{volumen} \leq L^{ub}$$

$$C_{nom}^{lb} \leq x_8 = C_{nom} \leq C_{nom}^{ub}$$

$$V_{nom}^{lb} \leq x_9 = V_{nom} \leq V_{nom}^{ub}$$

(4.17)

Posteriormente, se procede a aplicar el método *italovich*(*celda*, {*PSO*, *GA*}, *mono*, $F(x_k)$), con la intención de determinar la *máxima densidad de energía* de diversas celdas (Figura 4.10).

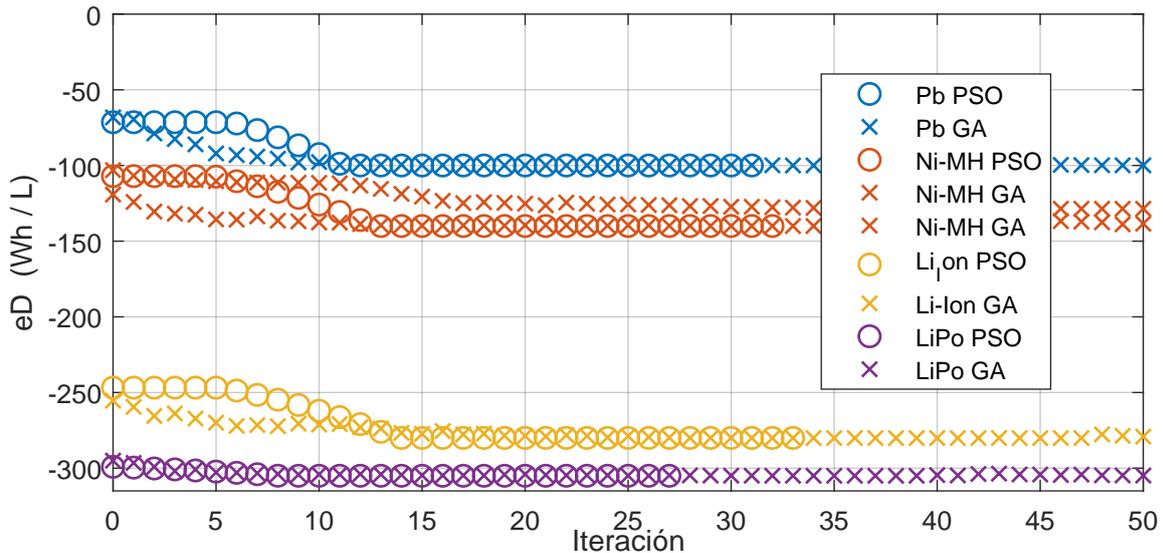


Figura 4.10. Maximización de la densidad de energía (eD) para diversas celdas (Pb, Ni-MH, Li-Ion y LiPo), mediante el método PSO y el método GA.

Como resultado del método de optimización, se ha logrado determinar un conjunto de soluciones óptimas para cada celda. Además, es posible observar una convergencia que permite identificar la *máxima densidad de energía*. Sin embargo, surge la necesidad de definir las características físicas de una determinada celda, en función de la solución óptima (*máxima densidad de energía*).

En consecuencia, se procede a emplear las características eléctricas de una celda de polímeros de litio (Tabla 2.2), con la intención de formular una relación entre las características físicas (costo (4.18), peso (4.19) y volumen (4.20)) y la solución óptima (*densidad de energía* (eD)), mediante una regresión lineal simple.

$$costo = \frac{C_{nom} V_{nom}}{-34.54 + (0.1175 eD)} \quad (4.18)$$

$$peso = \frac{C_{nom} V_{nom}}{-1935 + (7 eD)} \quad (4.19)$$

$$volumen = \frac{C_{nom} V_{nom}}{eD} \quad (4.20)$$

En definitiva, es posible determinar las características físicas para una celda de LiPo (Tabla 4.9), considerando como problema de *optimización mono-objetivo* la *minimización de volumen* en función de la maximización de la densidad de energía.

Tabla. 4.9. Características físicas de una celda de LiPo (minimización de volumen).

Método	C_{nom} (Ah)	V_{nom} (V)	eD (Wh/L)	Costo (\$)	Peso (kg)	Volumen (L)
PSO	20	3.7	305	96.02	0.37	0.24
GA	7.57	3.7	304.8	35.68	0.14	0.09

En función de las características de la celda de polímeros de litio, se plantea realizar el dimensionamiento de un sistema de almacenamiento de energía (Tabla 4.10), con el propósito de cubrir un 10% (18.855 kWh) de la energía que demanda un ciclo de conducción real (Figura 3.13).

Tabla. 4.10. Características físicas de un sistema de almacenamiento de energía que incorpora celdas de LiPo (minimización de volumen).

Método	Celdas (#)	Costo (\$)	Peso* (kg)	Volumen* (L)	C_{SAE} (Wh)
PSO	255	24,485.10	94.35	61.20	18,870.00
GA	673	24,012.64	94.22	60.57	18,850.06

* Sólo celdas.

Posteriormente, se realiza la validación del sistema de almacenamiento de energía, mediante el modelo cuasi-estático de un tren de potencia eléctrico híbrido para calcular el estado de carga del SAE y el consumo de combustible (Tabla 4.11) en función de la demanda de energía de un ciclo de conducción real.

Tabla. 4.11. Consumo de combustible para cada sistema de almacenamiento de energía (minimización de volumen).

Método	SOC (%)	Consumo (Convencional) (kg)	Consumo (Eléctrico-Híbrido) (kg)	Reducción de combustible (%)
PSO	79.27	30.34	22.54	25.71
GA	79.73	30.35	22.53	25.77

Finalmente, se procede a realizar un análisis comparativo de las características físicas para un SAE de 18.855 kWh (Tabla 4.12), considerando una celda comercial ($LiFeMgPO_4$ con un voltaje nominal de 3.2 V y una capacidad de 2.5 Ah) que ha sido empleada para el dimensionamiento de un sistema de almacenamiento de energía híbrido para un vehículo de recolección de basura [149].

Tabla. 4.12. Análisis comparativo (minimización de volumen).

Método	Comercial	PSO (error relativo)	GA (error relativo)
Celdas (#)	2,357	255 (-89.18 %)	673 (-71.45 %)
Costo (\$)	71,660.11	24,485.10 (-65.83 %)	24,012.64 (-66.49 %)
Peso (kg)	94.28	94.35 (+0.07 %)	94.22 (-0.06 %)
Volumen (L)	51.38	61.20 (+19.11 %)	60.57 (+17.89 %)

En resumen, se ha realizado la **minimización de volumen** mediante el método PSO y el método GA en función de un problema de **optimización mono-objetivo**, con el propósito de definir las características físicas una celda (Pb, Ni-MH, Li-Ion y LiPo). En consecuencia, se ha realizado el dimensionamiento de un sistema de almacenamiento de energía, considerando el *mínimo volumen* de un celda de LiPo. Sin embargo, ningún método logró una reducción en el volumen en comparación con una celda comercial. Por otra parte, como resultado del planteamiento del problema de optimización, es posible observar una reducción en el costo, el peso y el número de celdas.

4.4. Dimensionamiento óptimo multi-objetivo de un SAE

En función de la necesidad de realizar el dimensionamiento óptimo *multi-objetivo* de un sistema de almacenamiento de energía basado en baterías en un tiempo factible, se propone el método *italovich* (4.21) con el propósito de obtener un espacio de soluciones a partir de una metaheurística bio-inspirada basada en una población estocástica que permita definir una determinada característica del elemento de acumulación de energía.

$$\begin{aligned}
 & \textit{italovich}(\textit{elemento}, \textit{método}, \textit{problema}, F(x_k)) = \\
 & \textit{italovich} \\
 & \left(\begin{aligned}
 & \left\{ \textit{elemento} \in \{ \textit{celda}, \textit{supercapacitor} \} : \textit{elemento} = \textit{celda} \vee \textit{elemento} = \textit{supercapacitor} \right\}, \\
 & \left\{ \textit{método} \in \{ PSO, GA \} : \textit{método} = PSO \vee \textit{método} = GA \right\}, \\
 & \left\{ \textit{problema} = \textit{multi} \right\}, \\
 & F(x_k) = \{ f_m(x_k) \mid \{ m, k \} \in \mathbb{N} \}
 \end{aligned} \right)
 \end{aligned} \tag{4.21}$$

En función del método, se procede a desarrollar un algoritmo (Pseudocódigo 3) para definir el método *italovich*(*elemento*, *PSO*, *multi*, $F(x_k)$), que emplea el *modelo específico para una metaheurística PSO multi-objetivo* (Figura 4.4).

```

Entrada: tolerancia
Salida: S
1 inicio
   /* Inicio: Parámetros */
2  $g_i(x_k^{lb})$  // Límite inferior (restricción)
3  $g_i(x_k^{ub})$  // Límite superior (restricción)
4  $x_k^{lb}$  // Límite inferior (variable)
5  $x_k^{ub}$  // Límite superior (variable)
6 tolerancia
   /* Fin: Parámetros */
7 para  $x = 1:objetivo$  hacer
   /* Inicio: Enjambre de partículas inicial */
8   para  $i = 1:enjambre$  hacer
9      $v_i = v(\text{aleatorio})$ 
10     $x_i = x(\text{aleatorio})$ 
11     $p_i = x_i$ 
12     $p_g = x_i$ 
13     $pbest_i = x_i$ 
14     $gbest = x_i$ 
15   fin
   /* Fin: Enjambre de partículas inicial */
16   repetir
17     para  $i = 1:enjambre$  hacer
18       /* Inicio: Función multi-objetivo */
19        $F(x_k) = f_x(x_i)$ 
20       /* Fin: Función multi-objetivo */
21       /* Inicio: Posición sobresaliente */
22       si  $F(x_k) < f_x(pbest_i)$  entonces
23          $pbest_i = x_i$ 
24       fin
25       /* Fin: Posición sobresaliente */
26       /* Inicio: Posición destacada */
27       si  $F(x_k) < f_x(gbest)$  entonces
28          $gbest = x_i$ 
29       fin
30       /* Fin: Posición destacada */
31       /* Inicio: Actualización */
32        $v_i = \text{actualizar}(v_i(p_i, p_g))$ 
33        $x_i = \text{actualizar}(x_i)$ 
34       /* Fin: Actualización */
35     fin
36   hasta que  $(|gbest - pbest_i| < tolerancia)$  // Criterio de parada
37    $S_x = gbest$ 
38 fin
39 devolver  $S$  // Solución óptima
40 fin

```

Pseudocódigo 3: Método *italovich*(*celda*, *PSO*, *multi*, $F(x_k)$) para determinar la solución de un problema de optimización multi-objetivo mediante *optimización por enjambre de partículas*.

Por otra parte, se procede a desarrollar un algoritmo (Pseudocódigo 4) para definir el método *italovich*(*elemento*, *GA*, *multi*, $F(x_k)$), que emplea el *modelo específico para una metaheurística GA multi-objetivo* (Figura 4.7).

```

Entrada: población, tolerancia
Salida: S
1 inicio
  /* Inicio: Parámetros */
2  $g_i(x_k^{lb})$  // Límite inferior (restricción)
3  $g_i(x_k^{ub})$  // Límite superior (restricción)
4  $x_k^{lb}$  // Límite inferior (variable)
5  $x_k^{ub}$  // Límite superior (variable)
6 generaciones
7 población
8 tolerancia
9  $tolerancia_{Pareto}$ 
  /* Fin: Parámetros */
10  $P() = poblaciónInicial()$ 
  /* Inicio: Función multi-objetivo */
11 para  $x = 1:objetivo$  hacer
12   para  $individuo = 1:poblacion$  hacer
13     para  $i = 1:m$  hacer
14       para  $k = 1:p$  hacer
15         si  $(x_k > x_k^{lb}) \ \mathbf{Y} \ (x_k < x_k^{ub})$  entonces
16           si  $(g_i(x_k) > g_i(x_k^{lb})) \ \mathbf{Y} \ (g_i(x_k) < g_i(x_k^{ub}))$  entonces
17             devolver  $g_i(x_k)$ 
18           fin
19         fin
20       fin
21        $F(x_k) = f_x(g_i(x_k))$ 
22     fin
23   fin
24 fin
  /* Fin: Función multi-objetivo */
25 repetir
26    $P'() = selección (P())$ 
27    $P'() = reproducción (P'())$ 
28    $P'() = mutación (P'())$ 
  /* Inicio: Restricciones */
29 para  $x = 1:objetivo$  hacer
30   para  $individuo = 1:poblacion$  hacer
31     para  $i = 1:m$  hacer
32       para  $k = 1:p$  hacer
33         si  $(x_k^{lb} > P'(x_k^{lb})) \ \mathbf{Y} \ (x_k^{ub} < P'(x_k^{ub}))$  entonces
34           si  $(g_i(x_k) > g_i(x_k^{lb})) \ \mathbf{Y} \ (g_i(x_k) < g_i(x_k^{ub}))$  entonces
35              $F(x_k) = f_x(g_i(x_k))$ 
36           fin
37         fin
38       fin
39     fin
40   fin
41 fin
  /* Inicio: Frente de Pareto */
42 para  $individuo = 1:poblacion-1$  hacer
43   si  $(P(individuo) - P(individuo + 1)) < tolerancia_{Pareto}$  entonces
44      $S(individuo) = P(individuo)$ 
45   fin
46 fin
  /* Fin: Frente de Pareto */
47 hasta que  $(|S - P| < tolerancia) \ \mathbf{Y} \ (generaciones)$  // Criterio de parada
48 devolver  $S$  // Solución óptima
49 fin

```

Pseudocódigo 4: Pseudocódigo del método *italovich*(*elemento*, *GA*, *multi*, $F(x_k)$) para determinar la solución de un problema de optimización multi-objetivo mediante *algoritmos genéticos*.

Por lo tanto, se procede a formular diversos problemas de optimización multi-objetivo, con la intención de realizar el dimensionamiento óptimo de un sistema de almacenamiento de energía basado en baterías mediante diversos métodos de optimización (PSO multi-objetivo y GA multi-objetivo) integrados en el método *italovich* (4.21).

4.4.1. SAE 4: minimización de costo y peso

Se propone realizar el dimensionamiento óptimo de un sistema de almacenamiento de energía considerando el compromiso entre el costo (*minimización de costo*) y el peso (*maximización de la energía específica (sE)*) de una celda. En consecuencia, se procede a formular matemáticamente un problema de *optimización multi-objetivo* (4.22), que integra un conjunto de restricciones en función de diversas características energéticas y la correlación de los objetivos.

Función objetivo

$$F(x_k) = \begin{cases} f_1(x_k) & = \min \text{ costo}(x_i) \quad , \quad i = 1, \dots, 3, 7, \dots, 12 \\ f_2(x_k) & = \max \quad sE(x_i) \quad , \quad i = 4, \dots, 12 \end{cases}$$

$f_1(x_k)$ sujeto a

$$\begin{aligned} \text{costo}^{lb} &\leq x_1 = \beta_0 + (\beta_1 sE) \leq \text{costo}^{ub} \\ \text{costo}^{lb} &\leq x_2 = \beta_0 + (\beta_1 eD) \leq \text{costo}^{ub} \\ \text{costo}^{lb} &\leq x_3 = \beta_0 + (\beta_1 \text{ peso}) \leq \text{costo}^{ub} \end{aligned}$$

$f_2(x_k)$ sujeto a

$$\begin{aligned} sE^{lb} &\leq x_4 = \beta_0 + (\beta_1 \text{ costo}) \leq sE^{ub} \\ sE^{lb} &\leq x_5 = \beta_0 + (\beta_1 eD) \leq sE^{ub} \\ sE^{lb} &\leq x_6 = \frac{1}{\text{peso}} \leq sE^{ub} \end{aligned}$$

$F(x_k)$ sujeto a

$$\begin{aligned} \text{costo}^{lb} &\leq x_7 = \text{costo} \leq \text{costo}^{ub} \\ sE^{lb} &\leq x_8 = sE \leq sE^{ub} \\ eD^{lb} &\leq x_9 = eD \leq eD^{ub} \\ kg^{lb} &\leq x_{10} = \text{peso} \leq kg^{ub} \\ C_{nom}^{lb} &\leq x_{11} = C_{nom} \leq C_{nom}^{ub} \\ V_{nom}^{lb} &\leq x_{12} = V_{nom} \leq V_{nom}^{ub} \end{aligned}$$

(4.22)

Posteriormente, se procede a aplicar el método *italovich*(*LiPo*, {*PSO*, *GA*}, *multi*, $F(x_k)$) para una celda de polímeros de litio, con la finalidad de identificar un conjunto de soluciones óptimas en función del compromiso entre el *costo* y la *energía específica (sE)* (Figura 4.11).

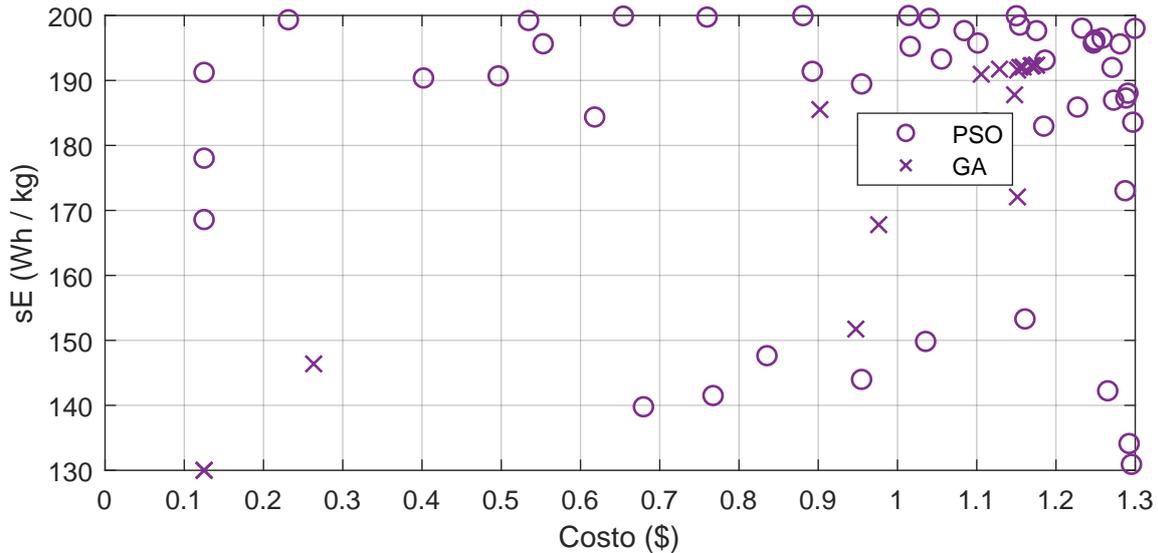


Figura 4.11. Minimización de costo y maximización de la energía específica (sE) para una celda de LiPo, mediante el método PSO y el método GA.

Como resultado del método de optimización, se ha logrado determinar un conjunto soluciones óptimas (50 mediante el método PSO y 18 mediante el método GA). En consecuencia, se procede a seleccionar 2 elementos de forma aleatoria para definir las características físicas (costo, peso (4.15) y volumen (4.12) o (4.16)) de una celda de LiPo (Tabla 4.13) en función de la solución óptima (compromiso entre el *costo* y la *energía específica*).

Tabla. 4.13. Características físicas de una celda de LiPo (minimización de costo y peso).

Método	C_{nom} (Ah)	V_{nom} (V)	Costo (\$)	sE (Wh/kg)	Peso (kg)	Volumen (L)
PSO	8.39	3.7	25.93	147.65	0.21	0.10
	19.82	3.7	55.71	199.76	0.37	0.24
GA	5.93	3.7	19.79	185.52	0.12	0.07
	7.67	3.7	26.89	151.74	0.19	0.09

En función de las características de una celda de LiPo, se procede a realizar el dimensionamiento de un sistema de almacenamiento de energía (Tabla 4.14), con la intención de cubrir un 10% (18.855 kWh) de la energía que demanda un ciclo de conducción real (Figura 3.13).

Tabla. 4.14. Características físicas de un sistema de almacenamiento de energía que incorpora celdas de LiPo (minimización de costo y peso).

Método	Celdas (#)	Costo (\$)	Peso* (kg)	Volumen* (L)	C_{SAE} (Wh)
PSO	607	15,739.51	127.47	60.70	18,843.10
	257	14,317.47	95.09	61.68	18,846.84
GA	859	16,999.61	103.08	60.13	18,847.32
	664	17,854.96	126.16	59.76	18,843.66

* Sólo celdas.

Finalmente, se procede a realizar un análisis comparativo de las características físicas para un SAE de 18.855 kWh (método PSO Tabla 4.15, método GA Tabla 4.16), considerando una celda comercial ($LiFeMgPO_4$ con un voltaje nominal de 3.2 V y una capacidad de 2.5 Ah) que ha sido empleada para el dimensionamiento de un sistema de almacenamiento de energía híbrido para un vehículo de recolección de basura [149].

Tabla. 4.15. Método PSO: Análisis comparativo (minimización de costo y peso).

Método	Comercial	PSO (error relativo)	
SAE	N/A	1	2
Celdas (#)	2,357	607 (-74.25 %)	257 (-89.10 %)
Costo (\$)	71,660.11	15,739.51 (-78.04 %)	14,317.47 (-80.02 %)
Peso (kg)	94.28	127.47 (+35.20 %)	95.09 (+0.86 %)
Volumen (L)	51.38	60.70 (+18.14 %)	61.68 (+20.05 %)

Tabla. 4.16. Método GA: Análisis comparativo (minimización de costo y peso).

Método	Comercial	GA (error relativo)	
SAE	N/A	1	2
Celdas (#)	2,357	859 (-63.56 %)	664 (-71.83 %)
Costo (\$)	71,660.11	16,999.61 (-76.28 %)	17,854.96 (-75.08 %)
Peso (kg)	94.28	103.08 (+9.33 %)	126.16 (+33.81 %)
Volumen (L)	51.38	60.13 (+17.03 %)	59.76 (+16.31 %)

En resumen, se ha realizado la **minimización de costo y peso** mediante el método PSO y el método GA en función de un problema de **optimización multi-objetivo**, con el propósito de definir las características físicas de una celda de LiPo considerando el compromiso entre el **costo** y el **peso**. Como resultado de la relación **costo-peso** es posible inferir una mayor eficiencia en el método PSO, en función de los elementos seleccionados del espacio de soluciones óptimas. En particular, el SAE1 (método PSO) presenta un incremento de 17.26 % en el costo en comparación con la *minimización de costo* (Tabla 4.4) y un incremento de 0.39 % en el peso en comparación con la *minimización de peso* (Tabla 4.8), sin embargo, ofrece una reducción de 3.93 % en el volumen.

4.4.2. SAE 5: minimización de costo y volumen

Se propone realizar el dimensionamiento óptimo de un sistema de almacenamiento de energía considerando el compromiso entre el costo (*minimización de costo*) y el volumen (*maximización de la densidad de energía (eD)*) de una celda. En consecuencia, se procede a formular matemáticamente un problema de *optimización multi-objetivo* (4.23), que integra un conjunto de restricciones en función de diversas características energéticas y la interrelación de los objetivos.

Función objetivo

$$F(x_k) = \begin{cases} f_1(x_k) & = \min \text{ costo}(x_i) \quad , \quad i = 1, \dots, 3, 7, \dots, 12 \\ f_2(x_k) & = \max \quad eD(x_i) \quad , \quad i = 4, \dots, 12 \end{cases}$$

$f_1(x_k)$ sujeto a

$$\begin{aligned} \text{costo}^{lb} &\leq x_1 = \beta_0 + (\beta_1 sE) &\leq \text{costo}^{ub} \\ \text{costo}^{lb} &\leq x_2 = \beta_0 + (\beta_1 eD) &\leq \text{costo}^{ub} \\ \text{costo}^{lb} &\leq x_3 = \beta_0 + (\beta_1 \text{volumen}) &\leq \text{costo}^{ub} \end{aligned}$$

$f_2(x_k)$ sujeto a

$$\begin{aligned} eD^{lb} &\leq x_4 = \beta_0 + (\beta_1 \text{costo}) &\leq eD^{ub} \\ eD^{lb} &\leq x_5 = \beta_0 + (\beta_1 sE) &\leq eD^{ub} \\ eD^{lb} &\leq x_6 = \frac{1}{\text{volumen}} &\leq eD^{ub} \end{aligned}$$

$F(x_k)$ sujeto a

$$\begin{aligned} \text{costo}^{lb} &\leq x_7 = \text{costo} &\leq \text{costo}^{ub} \\ sE^{lb} &\leq x_8 = sE &\leq sE^{ub} \\ eD^{lb} &\leq x_9 = eD &\leq eD^{ub} \\ L^{lb} &\leq x_{10} = \text{volumen} &\leq L^{ub} \\ C_{nom}^{lb} &\leq x_{11} = C_{nom} &\leq C_{nom}^{ub} \\ V_{nom}^{lb} &\leq x_{12} = V_{nom} &\leq V_{nom}^{ub} \end{aligned}$$

(4.23)

Posteriormente, se procede a aplicar el método *italovich*(LiPo, {PSO, GA}, multi, $F(x_k)$) para una celda de polímeros de litio, con el objetivo de identificar un conjunto de soluciones óptimas en función del compromiso entre el *costo* y la *densidad de energía (eD)* (Figura 4.12).

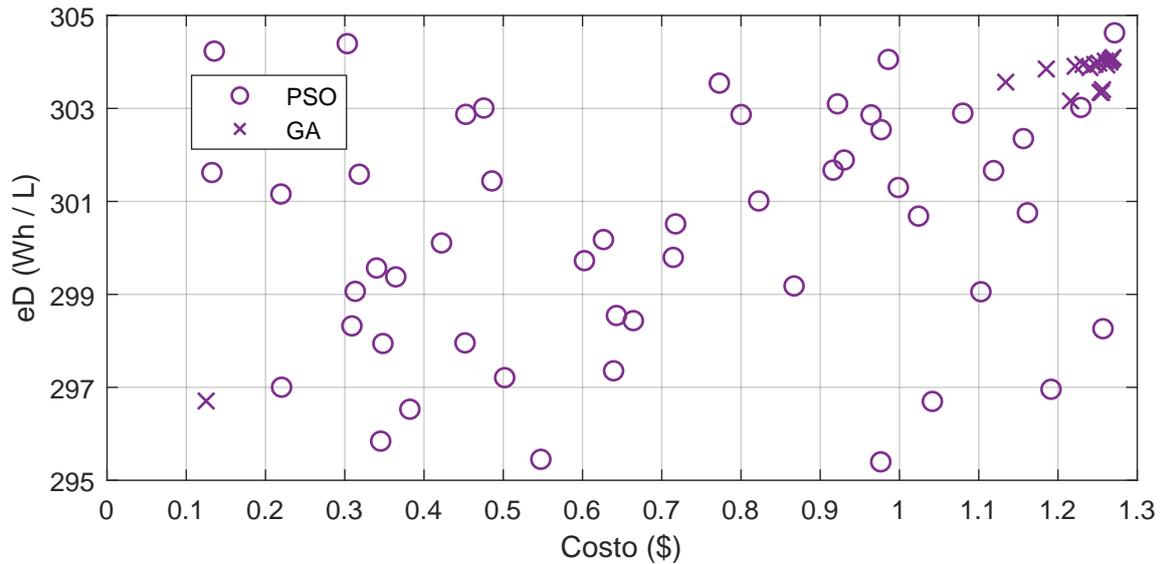


Figura 4.12. Minimización de costo y maximización de la densidad de energía (eD) para una celda de LiPo, mediante el método PSO y el método GA.

Con el método propuesto se ha logrado determinar un conjunto soluciones óptimas (50 mediante el método PSO y 18 mediante el método GA). Por consiguiente, se procede a seleccionar 2 elementos de forma aleatoria con la intención de especificar las características físicas (costo, peso (4.11) o (4.19) y volumen (4.20)) de una celda de LiPo (Tabla 4.17) en función de la solución óptima (compromiso entre el *costo* y la *densidad de energía*).

Tabla. 4.17. Características físicas de una celda de LiPo (minimización de costo y volumen).

Método	C_{nom} (Ah)	V_{nom} (V)	Costo (\$)	eD (Wh/L)	Peso (kg)	Volumen (L)
PSO	6.10	3.7	18.56	301.01	0.13	0.07
	15.43	3.7	55.77	302.54	0.32	0.19
GA	5.01	3.7	23.48	304.04	0.09	0.06
	5.41	3.7	25.05	303.97	0.10	0.07

Considerando las características de una celda de LiPo, se plantea realizar el dimensionamiento de un sistema de almacenamiento de energía (Tabla 4.18), con el propósito de cubrir un 10% (18.855 kWh) de la energía que demanda un ciclo de conducción real (Figura 3.13).

Tabla. 4.18. Características físicas de un sistema de almacenamiento de energía que incorpora celdas de LiPo (minimización de costo y volumen).

Método	Celdas (#)	Costo (\$)	Peso* (kg)	Volumen* (L)	C_{SAE} (Wh)
PSO	835	15,497.60	108.55	58.45	18,845.95
	330	18,404.10	105.60	62.70	18,840.03
GA	1,017	23,879.16	91.53	61.02	18,852.13
	942	23,597.10	94.20	65.94	18,856.01

* Sólo celdas.

Finalmente, se procede a realizar un análisis comparativo de las características físicas para un SAE de 18.855 kWh (método PSO Tabla 4.19, método GA Tabla 4.20), considerando una celda comercial ($LiFeMgPO_4$ con un voltaje nominal de 3.2 V y una capacidad de 2.5 Ah) que ha sido empleada para el dimensionamiento de un sistema de almacenamiento de energía híbrido para un vehículo de recolección de basura [149].

Tabla. 4.19. Método PSO: Análisis comparativo (minimización de costo y volumen).

Método	Comercial	PSO (error relativo)	
SAE	N/A	1	2
Celdas (#)	2,357	835 (-64.57 %)	330 (-86.00 %)
Costo (\$)	71,660.11	15,497.60 (-78.37 %)	18,404.10 (-74.32 %)
Peso (kg)	94.28	108.55 (+15.14 %)	105.60 (+12.01 %)
Volumen (L)	51.38	58.45 (+13.76 %)	62.70 (+22.03 %)

Tabla. 4.20. Método GA: Análisis comparativo (minimización de costo y volumen).

Método	Comercial	GA (error relativo)	
SAE	N/A	1	2
Celdas (#)	2,357	1,017 (-56.85 %)	942 (-60.03 %)
Costo (\$)	71,660.11	23,879.16 (-66.68 %)	23,597.10 (-67.07 %)
Peso (kg)	94.28	91.53 (-2.92 %)	94.20 (-0.08 %)
Volumen (L)	51.38	61.02 (+18.76 %)	65.94 (+28.34 %)

En síntesis, se ha realizado la **minimización de costo y volumen** mediante el método PSO y el método GA en función de un problema de **optimización multi-objetivo**, con el propósito de definir las características físicas de una celda de LiPo considerando el compromiso entre el **costo** y el **volumen**. Como resultado de la relación **costo-volumen** es posible inferir una mayor eficiencia en el método PSO, en función de los elementos seleccionados

del espacio de soluciones óptimas. En particular, el SAE1 (método PSO) presenta un incremento de 18.34 % en el costo en comparación con la *minimización de costo* (Tabla 4.4) y un reducción de 5.35 % en el volumen en comparación con la *minimización de volumen* (Tabla 4.8), sin embargo, presenta un incremento de 15.06 % en el peso.

4.4.3. SAE 6: minimización de costo, peso y volumen

Se propone realizar el dimensionamiento óptimo de un sistema de almacenamiento de energía considerando el compromiso entre el costo (*minimización de costo*), el peso (*maximización de la energía específica (sE)*) y el volumen (*maximización de la densidad de energía (eD)*) de una celda. En consecuencia, se procede a formular matemáticamente un problema de *optimización multi-objetivo* (4.24), que integra un conjunto de restricciones en función de diversas características energéticas y la interrelación de los objetivos.

Función objetivo

$$F(x_k) = \begin{cases} f_1(x_k) & = \min \text{ costo}(x_i) & , i = 1, \dots, 4, 13, \dots, 19 \\ f_2(x_k) & = \max \text{ sE}(x_i) & , i = 5, \dots, 8, 13, \dots, 19 \\ f_3(x_k) & = \max \text{ eD}(x_i) & , i = 9, \dots, 19 \end{cases}$$

$f_1(x_k)$ sujeto a

$$\begin{aligned} \text{costo}^{lb} &\leq x_1 = \beta_0 + (\beta_1 \text{ sE}) &\leq \text{costo}^{ub} \\ \text{costo}^{lb} &\leq x_2 = \beta_0 + (\beta_1 \text{ eD}) &\leq \text{costo}^{ub} \\ \text{costo}^{lb} &\leq x_3 = \beta_0 + (\beta_1 \text{ peso}) &\leq \text{costo}^{ub} \\ \text{costo}^{lb} &\leq x_4 = \beta_0 + (\beta_1 \text{ volumen}) &\leq \text{costo}^{ub} \end{aligned}$$

$f_2(x_k)$ sujeto a

$$\begin{aligned} \text{sE}^{lb} &\leq x_5 = \beta_0 + (\beta_1 \text{ costo}) &\leq \text{sE}^{ub} \\ \text{sE}^{lb} &\leq x_6 = \beta_0 + (\beta_1 \text{ eD}) &\leq \text{sE}^{ub} \\ \text{sE}^{lb} &\leq x_7 = \frac{1}{\text{peso}} &\leq \text{sE}^{ub} \\ \text{sE}^{lb} &\leq x_8 = \beta_0 + (\beta_1 \text{ volumen}) &\leq \text{sE}^{ub} \end{aligned}$$

$f_3(x_k)$ sujeto a

$$\begin{aligned} \text{eD}^{lb} &\leq x_9 = \beta_0 + (\beta_1 \text{ costo}) &\leq \text{eD}^{ub} \\ \text{eD}^{lb} &\leq x_{10} = \beta_0 + (\beta_1 \text{ sE}) &\leq \text{eD}^{ub} \\ \text{eD}^{lb} &\leq x_{11} = \beta_0 + (\beta_1 \text{ peso}) &\leq \text{eD}^{ub} \\ \text{eD}^{lb} &\leq x_{12} = \frac{1}{\text{volumen}} &\leq \text{eD}^{ub} \end{aligned}$$

$F(x_k)$ sujeto a

$$\begin{aligned} \text{costo}^{lb} &\leq x_{13} = \text{costo} &\leq \text{costo}^{ub} \\ \text{sE}^{lb} &\leq x_{14} = \text{sE} &\leq \text{sE}^{ub} \\ \text{eD}^{lb} &\leq x_{15} = \text{eD} &\leq \text{eD}^{ub} \\ \text{kg}^{lb} &\leq x_{16} = \text{peso} &\leq \text{kg}^{ub} \\ L^{lb} &\leq x_{17} = \text{volumen} &\leq L^{ub} \\ C_{nom}^{lb} &\leq x_{18} = C_{nom} &\leq C_{nom}^{ub} \\ V_{nom}^{lb} &\leq x_{19} = V_{nom} &\leq V_{nom}^{ub} \end{aligned}$$

(4.24)

Posteriormente, se aplica el método *italovich*(*LiPo*, {*PSO*, *GA*}, *multi*, $F(x_k)$) para una celda de polímeros de litio, con la intención de identificar un conjunto de soluciones óptimas en función del compromiso entre el *costo*, la *energía específica* (*sE*) y la *densidad de energía* (*eD*) (Figura 4.13).

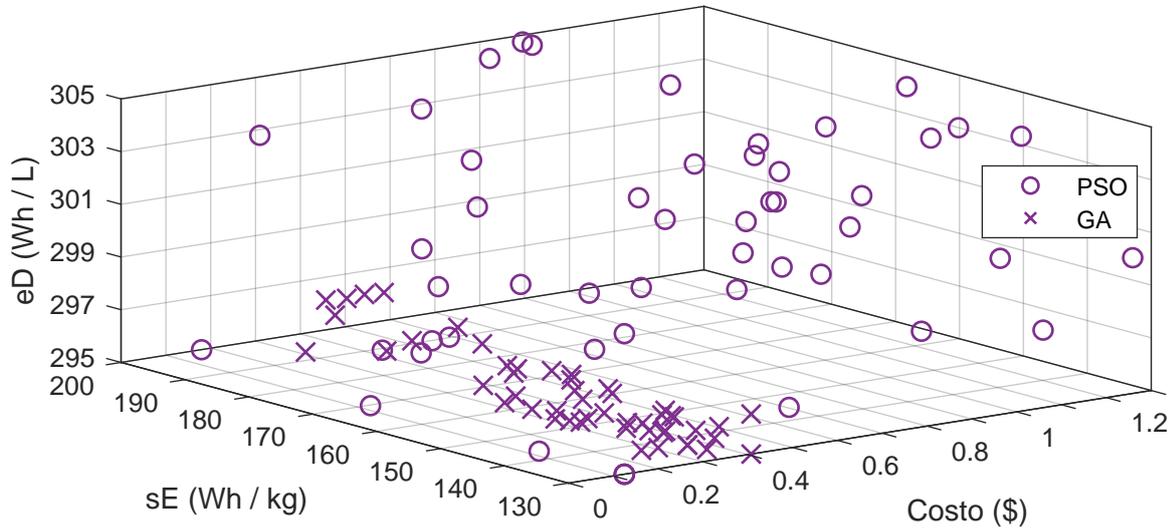


Figura 4.13. Minimización de costo, maximización de la energía específica (*sE*) y maximización de la densidad de energía (*eD*) para una celda de LiPo, mediante el método PSO y el método GA.

Como resultado del método de optimización, se ha logrado determinar un conjunto soluciones óptimas (50 mediante el método PSO y 50 mediante el método GA), de modo que, se procede a seleccionar 2 elementos de forma aleatoria con el propósito definir las características físicas de una celda de LiPo (Tabla 4.21) en función de la solución óptima (compromiso entre el *costo*, la *energía específica* y la *densidad de energía*).

Tabla. 4.21. Características físicas de una celda de LiPo (minimización de costo, peso y volumen).

Método	C_{nom} (Ah)	V_{nom} (V)	Costo (\$)	sE (Wh/L)	eD (Wh/L)	Peso (kg)	Volumen (L)
PSO	12.79	3.7	51.11	135.11	304.9	0.35	0.16
	19.09	3.7	90.41	192.75	296.16	0.37	0.24
GA	7.43	3.7	9.62	162.85	296.09	0.17	0.09
	5.83	3.7	4.75	153.81	296.14	0.14	0.07

En función de las características de una celda de LiPo, se propone realizar el dimensionamiento de un sistema de almacenamiento de energía (Tabla 4.22), con la intención de cubrir un 10% (18.855 kWh) de la energía que demanda un ciclo de conducción real (Figura 3.13).

Tabla. 4.22. Características físicas de un sistema de almacenamiento de energía que incorpora celdas de LiPo (minimización de costo, peso y volumen).

Método	Celdas (#)	Costo (\$)	Peso* (kg)	Volumen* (L)	C_{SAE} (Wh)
PSO	398	20,341.78	139.30	63.68	18,834.55
	267	24,139.47	98.79	64.08	18,859.01
GA	686	6,599.32	116.62	61.74	18,858.83
	874	4,151.50	122.36	61.18	18,853.05

* Sólo celdas.

Finalmente, se procede a realizar un análisis comparativo de las características físicas para un SAE de 18.855 kWh (método PSO Tabla 4.23, método GA Tabla 4.24), considerando una celda comercial ($LiFeMgPO_4$ con un voltaje nominal de 3.2 V y una capacidad de 2.5 Ah) que ha sido empleada para el dimensionamiento de un sistema de almacenamiento de energía híbrido para un vehículo de recolección de basura [149].

Tabla. 4.23. Método PSO: Análisis comparativo (minimización de costo, peso y volumen).

Método	Comercial	PSO (error relativo)	
SAE	N/A	1	2
Celdas (#)	2,357	398 (-83.11 %)	267 (-88.67 %)
Costo (\$)	71,660.11	20,341.78 (-71.61 %)	24,139.47 (-66.31 %)
Peso (kg)	94.28	139.30 (+47.75 %)	98.79 (+4.78 %)
Volumen (L)	51.38	63.68 (+23.94 %)	64.08 (+24.72 %)

Tabla. 4.24. Método GA: Análisis comparativo (minimización de costo, peso y volumen).

Método	Comercial	GA (error relativo)	
SAE	N/A	1	2
Celdas (#)	2,357	686 (-70.90 %)	874 (-62.92 %)
Costo (\$)	71,660.11	6,599.32 (-90.79 %)	4,151.50 (-94.21 %)
Peso (kg)	94.28	116.62 (+23.70 %)	122.36 (+29.78 %)
Volumen (L)	51.38	61.74 (+20.16 %)	61.18 (+19.07 %)

En resumen, se ha realizado la **minimización de costo, peso y volumen** mediante el método PSO y el método GA en función de un problema de **optimización multi-objetivo**, con el propósito de especificar las características físicas de una celda de LiPo considerando el compromiso entre el **costo**, el **peso** y el **volumen**. Como resultado de la relación **costo-peso-volumen** es posible inferir una mayor eficiencia en el método PSO, en función de los elementos seleccionados del espacio de soluciones óptimas.

4.5. Dimensionamiento óptimo multi-objetivo de un SAEH

En función de la necesidad de realizar el dimensionamiento óptimo *multi-objetivo* de un sistema de almacenamiento de energía híbrido basado en baterías y supercapacitores en un tiempo factible, se propone emplear el principio del método *programación dinámica* en el método *italovich* (4.21) con el propósito de obtener un espacio de soluciones a partir de una metaheurística bio-inspirada basada en una población estocástica que permita definir una determinada característica de cada elemento de acumulación de energía.

En consecuencia, es posible aprovechar la estructura modular que proporciona cada método de optimización multi-objetivo (optimización por enjambre de partículas (Pseudocódigo 3) y algoritmos genéticos (Pseudocódigo 4)), para realizar el dimensionamiento de un sistema de almacenamiento de energía a partir de una solución óptima. Por consiguiente, se procede a definir un problema de optimización multi-objetivo, con la finalidad de especificar las características físicas de un SAEH.

4.5.1. SAEH 1: minimización costo, peso y volumen

Se propone realizar el dimensionamiento óptimo de un sistema de almacenamiento de energía híbrido (SAEH) considerando el compromiso entre el costo (*minimización de costo*), el peso (*maximización de la energía específica (sE)*) y el volumen (*maximización de la densidad de energía (eD)*) de una celda y de un supercapacitor. En consecuencia, se procede a formular matemáticamente un problema de *optimización multi-objetivo* (4.25), que integra la correlación entre objetivos para cada elemento de acumulación de energía.

Función objetivo

$$F(x_k) = \begin{cases} \begin{cases} f_1(x_k) = \min \text{ costo}(x_i) & , i = 1, \dots, 4, 13, \dots, 19 \\ f_2(x_k) = \max \text{ sE}(x_i) & , i = 5, \dots, 8, 13, \dots, 19 \\ f_3(x_k) = \max \text{ eD}(x_i) & , i = 9, \dots, 19 \end{cases} & \text{si } \left\{ \begin{array}{l} \text{elemento} = \text{celda} \\ \\ \text{elemento} = \text{supercapacitor} \end{array} \right. \end{cases}$$

$f_1(x_k)$ sujeto a

$$\begin{aligned} \text{costo}^{lb} &\leq x_1 = \beta_0 + (\beta_1 \text{ sE}) &\leq \text{costo}^{ub} \\ \text{costo}^{lb} &\leq x_2 = \beta_0 + (\beta_1 \text{ eD}) &\leq \text{costo}^{ub} \\ \text{costo}^{lb} &\leq x_3 = \beta_0 + (\beta_1 \text{ peso}) &\leq \text{costo}^{ub} \\ \text{costo}^{lb} &\leq x_4 = \beta_0 + (\beta_1 \text{ volumen}) &\leq \text{costo}^{ub} \end{aligned}$$

$f_2(x_k)$ sujeto a

$$\begin{aligned} \text{sE}^{lb} &\leq x_5 = \beta_0 + (\beta_1 \text{ costo}) &\leq \text{sE}^{ub} \\ \text{sE}^{lb} &\leq x_6 = \beta_0 + (\beta_1 \text{ eD}) &\leq \text{sE}^{ub} \\ \text{sE}^{lb} &\leq x_7 = \frac{1}{\text{peso}} &\leq \text{sE}^{ub} \\ \text{sE}^{lb} &\leq x_8 = \beta_0 + (\beta_1 \text{ volumen}) &\leq \text{sE}^{ub} \end{aligned}$$

$f_3(x_k)$ sujeto a

$$\begin{aligned} \text{eD}^{lb} &\leq x_9 = \beta_0 + (\beta_1 \text{ costo}) &\leq \text{eD}^{ub} \\ \text{eD}^{lb} &\leq x_{10} = \beta_0 + (\beta_1 \text{ sE}) &\leq \text{eD}^{ub} \\ \text{eD}^{lb} &\leq x_{11} = \beta_0 + (\beta_1 \text{ peso}) &\leq \text{eD}^{ub} \\ \text{eD}^{lb} &\leq x_{12} = \frac{1}{\text{volumen}} &\leq \text{eD}^{ub} \end{aligned}$$

$F(x_k)$ sujeto a

$$\begin{aligned} \text{costo}^{lb} &\leq x_{13} = \text{costo} &\leq \text{costo}^{ub} \\ \text{sE}^{lb} &\leq x_{14} = \text{sE} &\leq \text{sE}^{ub} \\ \text{eD}^{lb} &\leq x_{15} = \text{eD} &\leq \text{eD}^{ub} \\ \text{kg}^{lb} &\leq x_{16} = \text{peso} &\leq \text{kg}^{ub} \\ L^{lb} &\leq x_{17} = \text{volumen} &\leq L^{ub} \\ C_{nom}^{lb} &\leq x_{18} = C_{nom} &\leq C_{nom}^{ub} \\ V_{nom}^{lb} &\leq x_{19} = V_{nom} &\leq V_{nom}^{ub} \end{aligned}$$

(4.25)

Como resultado del planteamiento del problema de optimización, es posible emplear las características físicas de una celda de polímeros de litio (Tabla 4.21), sin la necesidad de aplicar nuevamente un método de optimización. En consecuencia, se procede a aplicar el método *italovich* ($\{LiPo, EDLC\}, \{PSO, GA\}, \text{multi}, F(x_k)$) para un supercapacitor de doble capa eléctrica, con la intención de determinar un conjunto de soluciones óptimas en función del compromiso entre el *costo*, la *energía específica* (*sE*) y la *densidad de energía* (*eD*) (Figura 4.14).

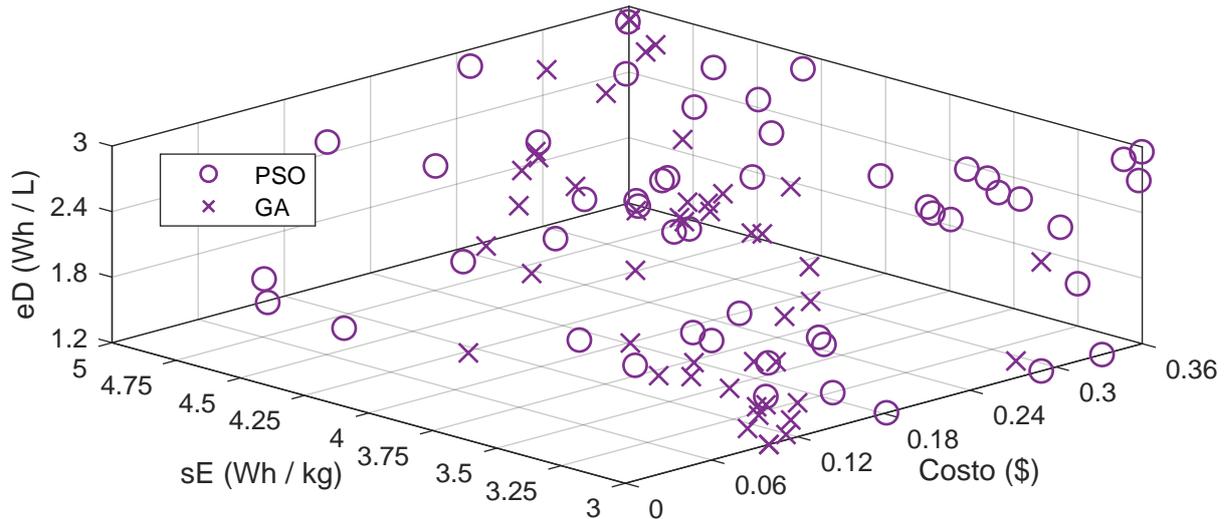


Figura 4.14. Minimización de costo, maximización de la energía específica (sE) y maximización de la densidad de energía (eD) para un supercapacitor EDLC, mediante el método PSO y el método GA.

Se ha logrado determinar un conjunto soluciones óptimas (50 mediante el método PSO y 48 mediante el método GA), de modo que, se procede a seleccionar un elemento de forma aleatoria con el propósito definir las características físicas de un supercapacitor EDLC (Tabla 4.25) en función de la solución óptima (compromiso entre el *costo*, la *energía específica* y la *densidad de energía*).

Tabla. 4.25. Características físicas de un supercapacitor EDLC (minimización de costo, peso y volumen).

Método	C_{nom} (Ah)	V_{nom} (V)	Costo (\$)	sE (Wh/L)	eD (Wh/L)	Peso (kg)	Volumen (L)
PSO	1.86	2.7	0.67	4.49	2.67	1.12	1.88
GA	2.45	2.7	0.67	4.18	1.27	1.58	5.20

En función de las características de la celda de LiPo (Tabla 4.21) y el supercapacitor EDLC, se propone realizar el dimensionamiento de un sistema de almacenamiento de energía híbrido de 18.855 kWh (Tabla 4.26), con la intención de cubrir un 10% (17,054 kWh) de la energía durante el modo *transporte* (celdas) y un 10% (1.8 kWh) de la energía durante el modo de *recolección* (supercapacitores) que demanda un ciclo de conducción real (Figura 3.13).

Tabla. 4.26. Características físicas de un sistema de almacenamiento de energía híbrido que incorpora baterías y supercapacitores (minimización de costo, peso y volumen).

Elemento	Método	Celdas (#)	Costo (\$)	Peso* (kg)	Volumen* (L)	C_{SAE} (Wh)
Celdas	PSO	241	21,788.81	89.17	57.84	17,022.55
Supercapacitores	PSO	358	239.86	400.96	673.04	1,797.88
	GA	272	182.24	429.76	1,414.4	1,799.28

* Sólo celdas o supercapacitores.

Finalmente, se procede a realizar un análisis comparativo de las características físicas un SAEH de 18.855 kWh (17,054 kWh con baterías y 1.8 kWh con supercapacitores) que considera una celda $LiFeMgPO_4$ con un voltaje nominal de 3.2 V y una capacidad de 2.5 Ah (Tabla 4.27) y un supercapacitor EDLC con un voltaje nominal de 2.7 V y una capacidad de 165 F (Tabla 4.28) comercial, que ha sido empleada para el dimensionamiento de un sistema de almacenamiento de energía híbrido para un vehículo de recolección de basura [149].

Tabla. 4.27. Celdas: Análisis comparativo (minimización de costo, peso y volumen).

Método	Comercial	PSO (error relativo)
Celdas (#)	2,132	241 (-88.70 %)
Costo (\$)	64,819.41	21,788.81 (-66.39 %)
Peso (kg)	85.28	89.17 (+4.56 %)
Volumen (L)	46.48	57.84 (+24.44 %)

Tabla. 4.28. Supercapacitores: Análisis comparativo (minimización de costo, peso y volumen).

Método	Comercial	PSO (error relativo)	GA (error relativo)
Supercapacitores (#)	601	358 (-40.43 %)	272 (-54.74 %)
Costo (\$)	180.30	239.86 (+33.03 %)	182.24 (+1.08 %)
Peso (kg)	462.77	400.96 (-13.36 %)	429.76 (-7.13 %)
Volumen (L)	486.81	673.04 (+38.26 %)	1,414.4 (+190.54 %)

En conclusión, se ha realizado la **minimización de costo, peso y volumen** mediante el método PSO y el método GA en función de un problema de **optimización multi-objetivo**, con el propósito de especificar las características físicas de una celda de LiPo considerando el compromiso entre el **costo**, el **peso** y el **volumen**. Como resultado de la relación **costo-peso-volumen** es posible inferir una mayor eficiencia en el método PSO, en función de los elementos seleccionados del espacio de soluciones óptimas.

4.6. Conclusiones

Como resultado de la complejidad que conlleva determinar una solución eficiente para el dimensionamiento óptimo de un sistema de almacenamiento de energía (SAE) y de un sistema de almacenamiento de energía híbrido (SAEH) en un tiempo factible, se ha realizado el planteamiento de un conjunto de métodos aproximados de optimización considerando un criterio de diversificación.

Se ha logrado desarrollar cada método aproximado de optimización mediante una metaheurística bio-inspirada basada en una población estocástica, para resolver un determinado problema de optimización (mono-objetivo o multi-objetivo).

En resumen, se ha realizado la formulación de diversos problemas de optimización (mono-objetivo o multi-objetivo), con la finalidad de especificar las características físicas (costo, peso y volumen) óptimas para un elemento de acumulación de energía (celda y/o supercapacitor). En particular, se ha determinado un espacio de soluciones óptimas en función del problema de optimización, para realizar el dimensionamiento óptimo de un sistema de almacenamiento de energía o de un sistema de almacenamiento de energía híbrido. Además, se ha realizado la validación de cada SAE y SAEH, mediante el modelo cuasi-estático de un vehículo eléctrico híbrido de recolección de basura y un ciclo de conducción repetitivo y agresivo que caracteriza a un vehículo de recolección de basura.

Además, se ha realizado un análisis comparativo de las características físicas de cada elemento de acumulación de energía con un elemento comercial, con el propósito de observar la eficiencia de cada método de optimización. Es posible observar una reducción en función de cada problema de *optimización mono-objetivo*. Por otra parte, mediante cada problema de *optimización multi-objetivo* se ha logrado un compromiso entre diversos objetivos.

Capítulo 5

Estrategia de gestión de energía basada en lógica difusa

En este capítulo se realiza el desarrollo de una estrategia de gestión de energía basada en lógica difusa para un tren de potencia híbrido con topología serie de un vehículo de recolección de basura.

Contenido:

- 5.1 Introducción
- 5.2 Lógica difusa
- 5.3 Diseño del sistema de fusificación
- 5.4 Diseño del sistema de inferencia
- 5.5 Planteamiento del conjunto de reglas
- 5.6 Diseño del sistema de defusificación
- 5.7 Validación de la estrategia de gestión de energía basada en lógica difusa
- 5.8 Conclusiones

5.1. Introducción

En función del dimensionamiento óptimo de un sistema de almacenamiento de energía híbrido (SAEH) que incorpora un conjunto de baterías y supercapacitores, surge la necesidad de incrementar el rendimiento de un tren de potencia eléctrico híbrido para un vehículo industrial con ciclos de conducción repetitivos y agresivos.

En particular, durante la validación del dimensionamiento óptimo de un SAEH se requiere considerar una estrategia de gestión de energía (EGE), con la finalidad de determinar el comportamiento de los elementos de acumulación de energía. En consecuencia, se integra una estrategia basada en reglas, que permite realizar la gestión de energía en tiempo real. Sin embargo, la estrategia no garantiza un adecuado desempeño, debido a que requiere una elevada cantidad de condiciones específicas de tipo binario.

Con el objetivo de eliminar las limitaciones y restricciones que presenta la estrategia basada en reglas, se propone realizar la gestión de energía entre los elementos de acumulación a través de una estrategia basada en lógica difusa. Por consiguiente, se pretende definir diversos conjuntos difusos mediante variables lingüísticas en función de una base de conocimiento, con la intención de realizar una gestión de energía cuasi-óptima en tiempo real.

5.2. Lógica difusa

La lógica es una ciencia formal, que se encarga de estudiar las formas de pensamiento humano a través de proposiciones, conceptos, razonamientos e inferencias para obtener criterios de verdad. Por otra parte, se encuentra la lógica difusa, que permite definir el pensamiento humano en función de un conjunto de reglas heurísticas que emplean múltiples variables lingüísticas dentro de una escala falso-verdadero para evaluar una determinada entrada [177]. De modo que, es posible modelar matemáticamente una base conocimiento a través de lógica difusa, con la intención de realizar la gestión de energía de los elementos de acumulación de energía de un sistema de almacenamiento de energía híbrido basado en baterías y supercapacitores.

Se propone emplear un modelo clásico de un sistema de lógica difusa (Figura 5.1), con la intención de desarrollar una estrategia basada en lógica difusa para realizar de forma eficiente la gestión de energía en tiempo real. En particular, la estrategia integra un etapa de *fusificación/defusificación*, un conjunto de *reglas* y un etapa de *inferencia*, para determinar una solución cuasi-óptima en función de una base de conocimiento.

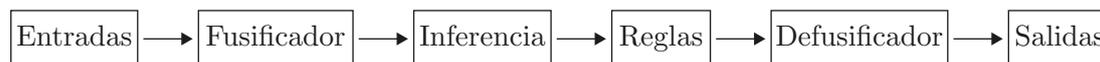


Figura 5.1. Modelo clásico de un sistema de lógica difusa.

En consecuencia, se requiere definir cada etapa (fusificación, reglas, inferencia y defusificación) de la estrategia basada en lógica difusa, para conseguir la infraestructura que requiere la estrategia de gestión de energía.

5.2.1. Fusificación

En una estrategia basada en lógica difusa, se requiere representar el estado de una variable a través de múltiples variables lingüísticas. En consecuencia, se emplea una etapa denominada *fusificación* (Figura 5.2), para establecer una correlación entre un conjunto de valores relacionados con una determinada entrada y un conjunto difuso delimitado mediante una función de pertenencia.

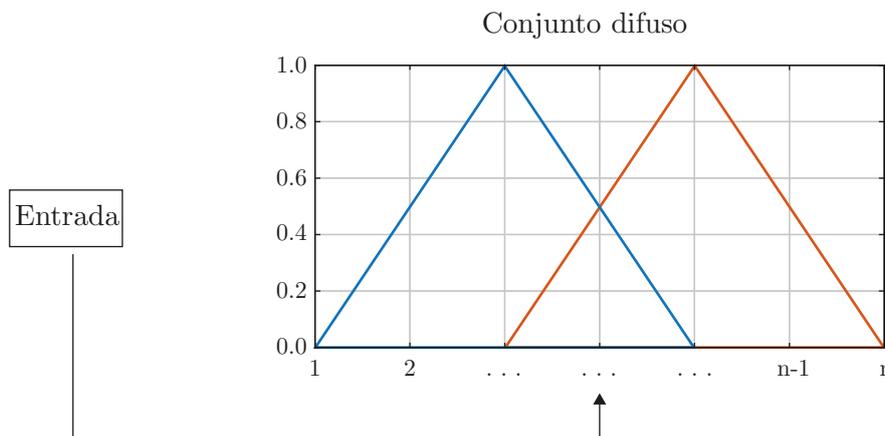


Figura 5.2. Etapa de fusificación.

Es posible definir un conjunto difuso \tilde{A} (5.1) mediante una función de pertenencia, que permite definir un valor de pertenencia (valor real entre 0 y 1) para cada elemento de un conjunto de números reales.

$$\tilde{A} = \left\{ \frac{\mu_A(x_1)}{x_1} + \frac{\mu_A(x_2)}{x_2} + \dots \right\} = \left\{ \sum_{i=1} \frac{\mu_A(x_n)}{x_n} \right\} \quad (5.1)$$

Donde A es un conjunto de x_n números reales y μ_A define el valor de pertenencia de un elemento del conjunto A .

Debido a la necesidad de llevar a cabo una correlación entre un conjunto real y un conjunto difuso, se requiere emplear el *principio de extensión*, que proporciona una técnica para extender una función real a una función que permite un conjunto difuso como argumento. En el principio de extensión se contempla una función (5.2), para realizar la correlación de los elementos de un conjunto real a un conjunto difuso.

$$\begin{aligned} y &= f(x_1) \\ y &= f(x_2) \\ &\vdots \\ y &= f(x_n) \end{aligned} \quad (5.2)$$

Posteriormente, aplicando la función en un conjunto difuso \tilde{A} (5.1), cada elemento es asignado a un conjunto difuso con un determinado valor de pertenencia (5.3).

$$\tilde{B} = f(\tilde{A}) = \left\{ \frac{\mu_{\tilde{A}}(x_1)}{f(x_1)} + \dots + \frac{\mu_{\tilde{A}}(x_n)}{f(x_n)} \right\} \quad (5.3)$$

Donde $\mu_{\tilde{A}}(f(x_n))$ define el valor de pertenencia de un elemento del conjunto \tilde{A} .

Durante la etapa de fusificación se requiere emplear una determinada función de pertenencia, con la finalidad de asignar un conjunto de valores de pertenencia entre 0.0 (falsedad total) y 1.0 (verdad absoluta) a un determinado conjunto de valores de entrada [178].

En particular, la función de pertenencia denominada *saturación* (5.4), permite describir una situación donde el valor de pertenencia de una entrada alcanza un máximo en un determinado tiempo.

$$f(x) = \begin{cases} x \leq \alpha & \rightarrow & 0 \\ \alpha \leq x \leq \beta & \rightarrow & \frac{x - \alpha}{\beta - \alpha} \\ x \leq \beta & \rightarrow & 1 \end{cases} \quad (5.4)$$

Donde α y β son los límites de la función de pertenencia *saturación*.

Por otra parte, la función de pertenencia denominada *hombro* (5.5), permite establecer una condición donde el valor de pertenencia alcanza un máximo con valores reales mínimos en la entrada, por el contrario, el valor de pertenencia alcanza un mínimo con valores reales máximos en la entrada.

$$f(x) = \begin{cases} x \leq \alpha & \rightarrow & 1 \\ \alpha \leq x \leq \beta & \rightarrow & \frac{x - \beta}{\alpha - \beta} \\ x \leq \beta & \rightarrow & 0 \end{cases} \quad (5.5)$$

Donde α y β son los límites de la función de pertenencia *hombro*.

Además, es posible relacionar la función de pertenencia *saturación* y *hombro* a través de la función de pertenencia denominada *triangular* (5.6), que permite describir una situación en donde existe solamente un valor de pertenencia óptimo central para un conjunto de valores numéricos reales de entrada.

$$f(x) = \begin{cases} \alpha \leq x \leq \beta & \rightarrow & \frac{x - \alpha}{\beta - \alpha} \\ \beta \leq x \leq \delta & \rightarrow & \frac{x - \delta}{\beta - \delta} \\ & & 0 \text{ de otra manera} \end{cases} \quad (5.6)$$

En contraste con la función de pertenencia *triangular*, la función de pertenencia denominada *trapecio* (5.7), permite definir un conjunto de valores de pertenencia óptimos para un conjunto de valores numéricos reales de entrada.

$$f(x) = \begin{cases} \alpha \leq x \leq \beta & \rightarrow & \frac{x - \alpha}{\beta - \alpha} \\ \beta \leq x \leq \varphi & \rightarrow & 1 \\ \varphi \leq x \leq \delta & \rightarrow & \frac{x - \varphi}{\delta - \varphi} \\ & & 0 \text{ de otra manera} \end{cases} \quad (5.7)$$

Por otra parte, la función de pertenencia denominada *sigmoidal* (5.8), permite describir una situación donde el valor de pertenencia de una entrada alcanza un máximo en función de un comportamiento suave.

$$f(x) = \begin{cases} x \leq \alpha & \rightarrow & 0 \\ \alpha \leq x \leq \beta & \rightarrow & 2 \left(\frac{x - \alpha}{\gamma - \alpha} \right)^2 \\ \alpha \leq x \leq \gamma & \rightarrow & 1 - 2 \left(\frac{x - \gamma}{\gamma - \alpha} \right)^2 \\ & & 1 \text{ de otra manera} \end{cases} \quad (5.8)$$

Finalmente, para representar una situación que considere asignar un valor de pertenencia máximo a un conjunto de valores de entrada (similar a la función de pertenencia *trapezoidal*) y con un cambio no drástico (como la función de pertenencia *sigmoidal*), se requiere hacer uso de la función de pertenencia *gaussiana* (5.9).

$$\mu_A(x) = e^{-\frac{(x - m)^2}{2k^2}} \quad (5.9)$$

Donde m es el valor medio de la función y k representa una desviación estándar.

En síntesis, la etapa de fusificación permite establecer un valor de pertenencia en función de una correlación entre valores numéricos y variables lingüísticas, mediante la integración de diversos conjuntos difusos definidos a través de una función de pertenencia.

5.2.2. Inferencia

La etapa de inferencia tiene como finalidad procesar el aspecto cualitativo del pensamiento humano y el proceso de razonamiento no cuantitativo, mediante una función que incorpore diversas operaciones básicas de lógica difusa para definir una respuesta a partir de un conjunto de funciones de pertenencia.

Intersección

La *intersección* (5.10) es una operación básica, que se define a través de una operación algebraica binaria delimitada en el intervalo $[0, 1]$ denominada *norma triangular*. En concreto, la norma triangular cumple con la propiedad conmutativa ($T(a, b) = T(b, a)$), asociativa ($T(a, T(b, c)) = T(T(a, b), c)$), elemento neutro ($T(a, 1) = T(1, a) = a$) y monotonía (si $a \leq c$ y $b \leq d$ entonces $T(a, b) \leq T(c, d)$).

$$\mu_{\tilde{A} \wedge \tilde{B}}(X) = \mu_{\tilde{A}}(X) \wedge \mu_{\tilde{B}}(X) \quad (5.10)$$

Donde \wedge simboliza la operación de intersección.

En particular, la norma triangular incorpora una función *mínimo* (Figura 5.3), que se representa mediante ($T_{min}(a, b) = \min(a, b) = A \wedge B$).

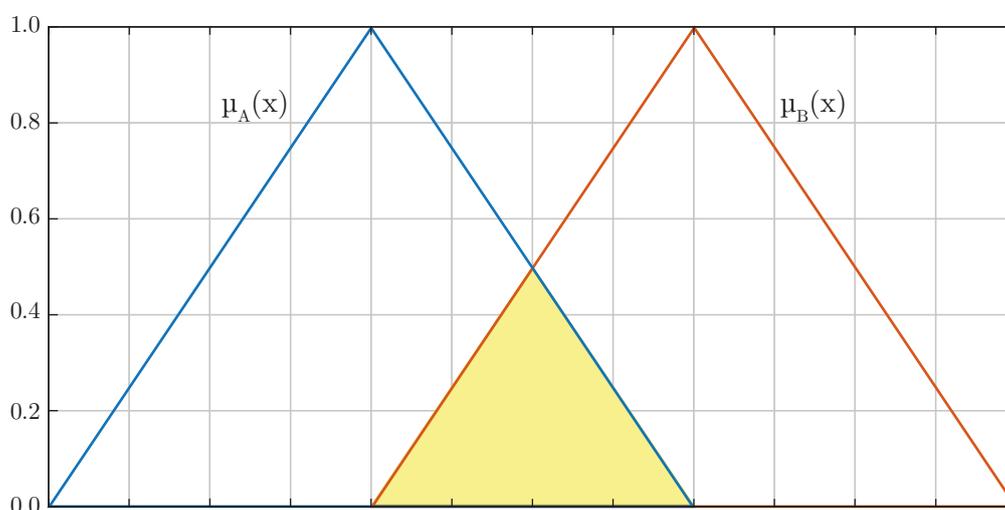


Figura 5.3. Norma triangular: función mínimo.

Por otra parte, la norma triangular integra la función *producto* (Figura 5.4), que se representa a través de ($T_{prod}(a, b) = a \cdot b$).

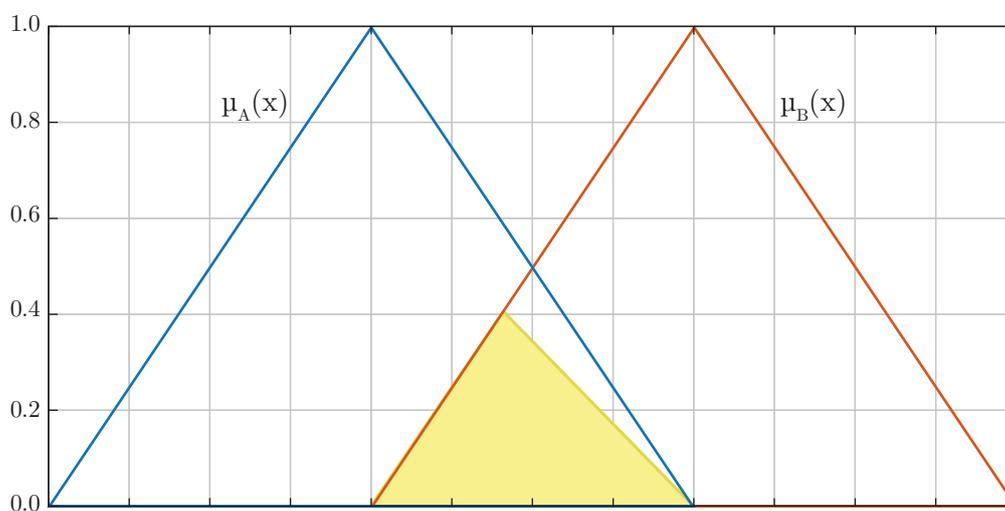


Figura 5.4. Norma triangular: función producto.

Finalmente, la norma triangular incorpora la función denominada *Lukasiewicz* (Figura 5.5), que se representa mediante ($W(a, b) = \max(0, a + b - 1)$).



Figura 5.5. Norma triangular: función Lukasiewicz.

Unión

La *unión* (5.11) es otra operación básica, que se define a través de una operación algebraica binaria delimitada en el intervalo $[0, 1]$ denominada *co-norma triangular*. En particular, la co-norma triangular también es utilizada en la lógica difusa para representar la operación de *disyunción*. En concreto, la co-norma triangular cumple con la propiedad conmutativa ($S(a, b) = S(b, a)$), asociativa ($S(a, S(b, c)) = S(S(a, b), c)$), elemento neutro ($S(a, 0) = S(0, a) = a$) y monotonía (si $a \leq c$ y $b \leq d$ entonces $S(a, b) \leq S(c, d)$).

$$\mu_{\tilde{A} \vee \tilde{B}}(X) = \mu_{\tilde{A}}(X) \vee \mu_{\tilde{B}}(X) \quad (5.11)$$

Donde \vee simboliza la operación de unión.

En particular, la co-norma triangular integra la función *máximo* (Figura 5.6), que se representa a través de ($S(a, b) = \max(a, b) = A \vee B$).

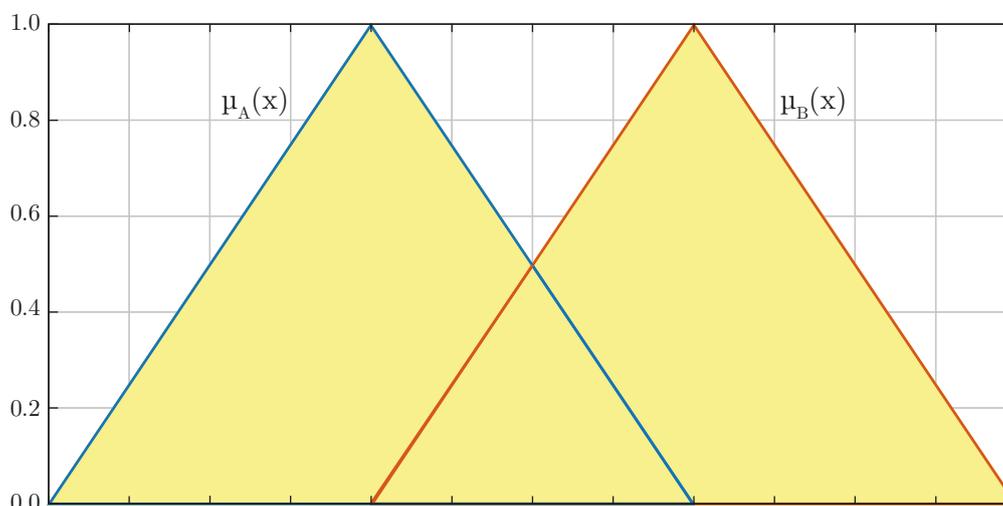


Figura 5.6. Co-norma triangular: función máximo.

Por otra parte, la co-norma triangular incorpora la función *suma-producto* (Figura 5.7), que se representa mediante $(S_{sum-prod}(a, b) = a + b - a \cdot b)$.

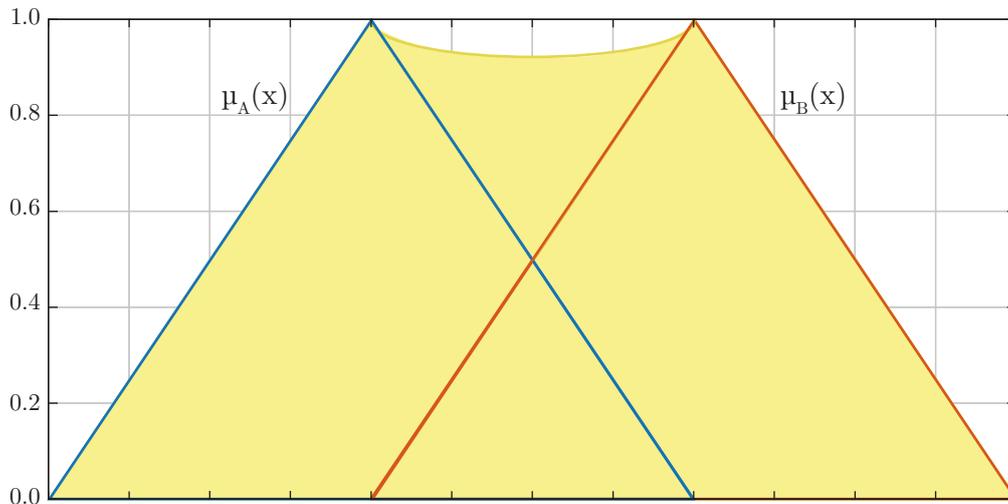


Figura 5.7. Co-norma triangular: función suma-producto.

Finalmente, la co-norma triangular integra la función Lukasiewicz (Figura 5.8), que se representa a través de $(W * (a, b) = \min(1, a + b))$.

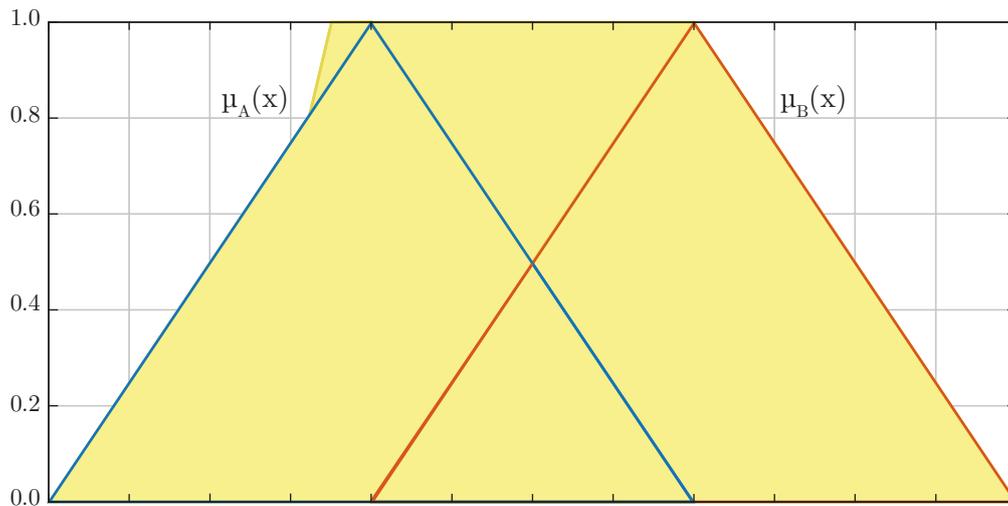


Figura 5.8. Co-norma triangular: función Lukasiewicz.

Complemento

El *complemento* (5.12) es otra operación básica, que ante un valor determinado para el dominio de la función su imagen presenta un valor opuesto.

$$\mu_{\tilde{A}}(X) = 1 - \mu_A(X) \quad (5.12)$$

Donde $\mu_{\tilde{A}}$ define el valor de pertenencia del conjunto difuso \tilde{A} .

Producto cartesiano

El *producto cartesiano* (5.13) es otra operación básica, que permite realizar la multiplicación de pares ordenados entre el conjunto X y el conjunto Y .

$$X \times Y = \{(x, y) \mid x \in X \wedge y \in Y\} \quad (5.13)$$

Donde \times simboliza el producto cartesiano de los elementos del conjunto difuso X y Y .

En resumen, las operaciones básicas (intersección, unión, complemento y producto cartesiano) de la lógica difusa se emplean para definir la etapa de inferencia, que tienen como finalidad generar una determinada respuesta a partir de un conjunto de funciones de pertenencia.

5.2.3. Reglas

Con la finalidad de establecer una interacción entre un conjunto de entradas y un conjunto de salidas para una estrategia basada en lógica difusa, se requiere definir un conjunto de reglas en función de una base de conocimiento definida por la experiencia.

Cada regla se construye a partir de una estructura del tipo *si - entonces* (5.14), con el propósito de relacionar cada entrada (conjunto difuso delimitado por una función de pertenencia) con una salida a través de un conjunto de variables lingüísticas.

$$\text{si } \langle \text{proposición difusa(antecedente)} \rangle \text{ entonces } \langle \text{proposición difusa(consecuente)} \rangle \quad (5.14)$$

El conjunto de reglas permite definir el comportamiento de una estrategia basada en lógica difusa en términos lingüísticos. No obstante, surge la necesidad de realizar un proceso que permita determinar una salida de tipo real.

5.2.4. Defusificación

Con base en las características que presenta la respuesta definida por el conjunto de reglas, se requiere una etapa denominada *defusificación* (Figura 5.9) para representar una variable lingüística en una salida con un valor real.

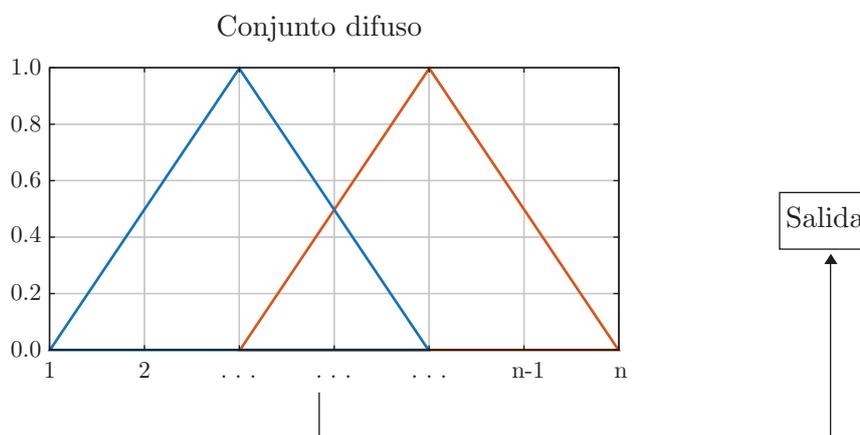


Figura 5.9. Etapa de defusificación.

Sin embargo, se requiere un método matemático, que permita establecer una relación directa entre los valores de pertenencia de una determinada función de pertenencia y un conjunto de números reales.

Máxima pertenencia

El método denominado *máxima pertenencia* (5.15) tiene como finalidad determinar el punto máximo x de la función de salida del sistema de inferencia, que se representa mediante $x = \max(\mu_{out}(x))$. Sin embargo, en caso de existir más de un punto máximo, es necesario calcular el punto medio de la función de salida del sistema de inferencia.

$$x = \min \{x/\mu_{out}(x) = \max(\mu_{out}(x))\} + \max \{x/\mu_{out}(x) = \max(\mu_{out}(x))\} / 2 \quad (5.15)$$

El método *máxima pertenencia* presenta un grado de dificultad mínimo. En consecuencia, se emplea en aplicaciones donde no se requiere una alta precisión.

Promedio ponderado

El método denominado *promedio ponderado* (5.16) está conformado por la ponderación de los valores de pertenencia de cada función de pertenencia de la salida, además, presenta una elevada eficiencia a nivel computacional.

$$z^* = \sum \mu_{\tilde{A}}(z) \cdot z / \sum \mu_{\tilde{A}}(z) \quad (5.16)$$

Donde z indica el centroide de cada función de pertenencia simétrica.

Sin embargo, el método *promedio ponderado* se encuentra limitado por una restricción, que consiste en emplear solamente funciones de salida simétricas generadas por el sistema de inferencia.

Centro de área

El método denominado *centro de área* (5.17) permite calcular los valores de salida a partir del promedio de los valores de pertenencia de los centroides de cada función de pertenencia mediante una segmentación. Sin embargo, el método implica un elevado procesamiento computacional.

$$z_o = \int_z \gamma_{c'}(z) dz / \int_z \gamma_{c'}(z) dz \quad (5.17)$$

Donde z_o es el centro de área, $\int_z \gamma_{c'}(z) dz$ es la respuesta del sistema de inferencia c' y z_o es el centro de área de la función de pertenencia resultante $\gamma_{c'}(z)$ de la evaluación de reglas.

Con el objetivo de eliminar las limitaciones y restricciones del método *centro de área*, se ha propuesto una modificación que consiste en asignar conjuntos difusos que contiene un sólo elemento con una función de pertenencia denominada *singleton* (5.18) a la variable lingüística de la salida.

$$z_o = \frac{\sum_{x=a}^b \mu(x) \cdot S}{\sum_{x=a}^b \mu(x)} \quad (5.18)$$

Donde z_o es el centro de área, S es el conjunto *singleton* en la conclusión de la regla y \sum representa el número de reglas.

El método *centro de área* modificado ofrece un reducido procesamiento computacional en comparación con otros métodos. En consecuencia, es ampliamente utilizado en el proceso de defusificación de diversos sistemas basados en lógica difusa.

En resumen, la etapa de defusificación permite determinar un valor real en función de una variable lingüística, que representa una respuesta a partir de una base de conocimiento.

5.3. Diseño del sistema de fusificación

Con el propósito de diseñar el sistema de fusificación, se propone emplear la identificación del estado (tracción, frenado o libre) de un vehículo eléctrico híbrido de recolección de basura (Tabla 3.1), que permite determinar una potencia para la carga/descarga del sistema de almacenamiento de energía híbrido basado en baterías y supercapacitores en función de un ciclo de conducción real.

Estado de un VEH-RB

Es posible representar el estado de un vehículo eléctrico híbrido de recolección basura mediante conjuntos difusos (Figura 5.10). En consecuencia, se propone emplear una función de pertenencia triangular para cada estado.

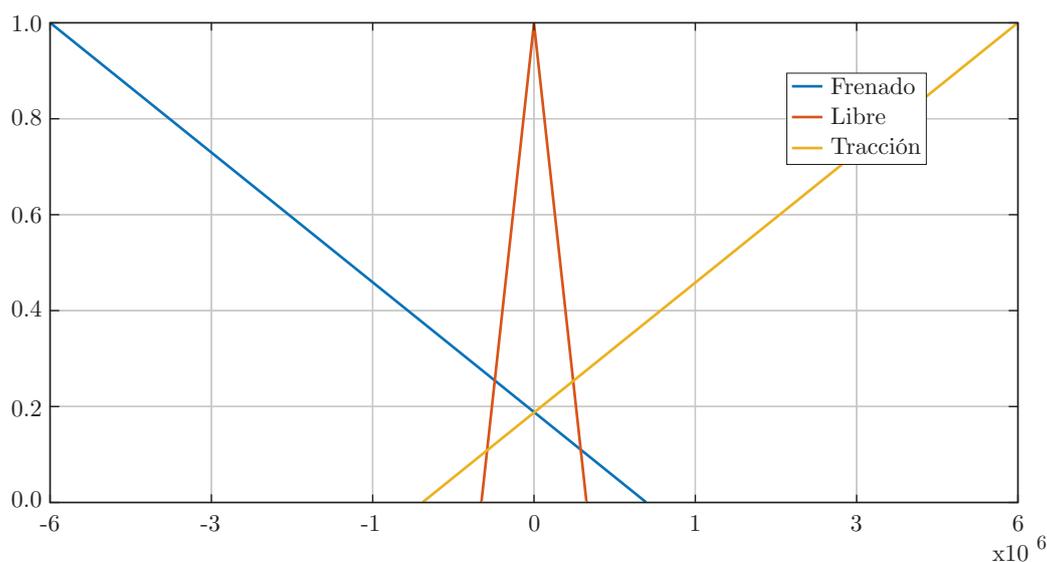


Figura 5.10. Funciones de pertenencia para el *estado de un VEH-RB*.

Potencia de entrada

Con base en la potencia requerida para un vehículo eléctrico híbrido de recolección basura en función de un ciclo de conducción, se propone una función de pertenencia de tipo triangular para un conjunto de niveles (inferior, mínima, baja, media, regular, alta, máxima y superior) de potencia de entrada (Figura 5.11).

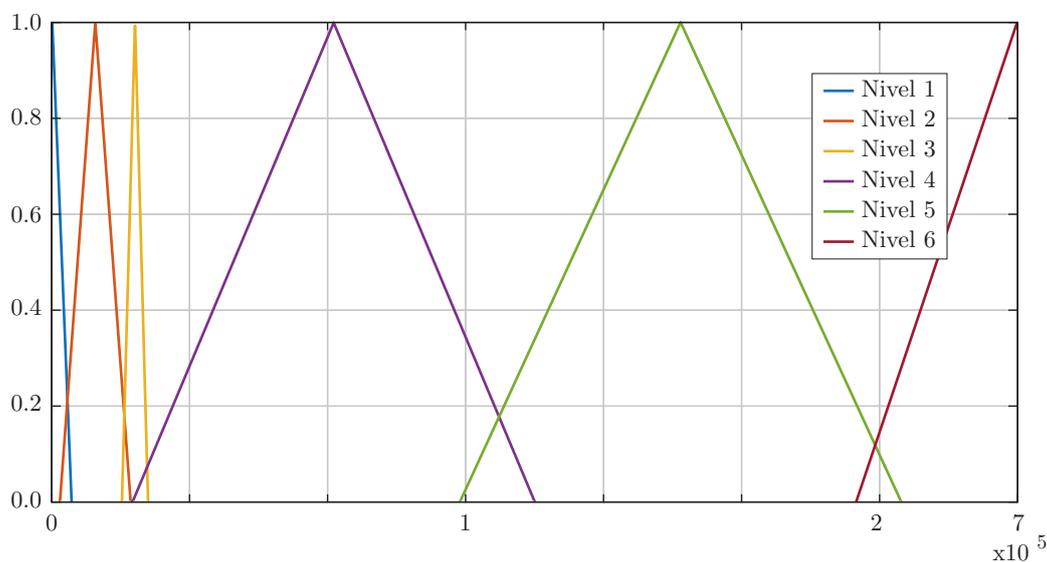


Figura 5.11. Funciones de pertenencia para la *potencia de entrada*.

Estado de carga de un SAEH

El estado de carga de cada elemento de acumulación de energía de un sistema de almacenamiento de energía híbrido, se delimita con un límite superior y un límite inferior. Se propone establecer un modo de carga/descarga como un comportamiento ascendente/descendente definido en función del estado de carga del conjunto de elementos de acumulación de energía (baterías y supercapacitores). En consecuencia, es posible definir un conjunto difuso para cada proceso (Figura 5.12).

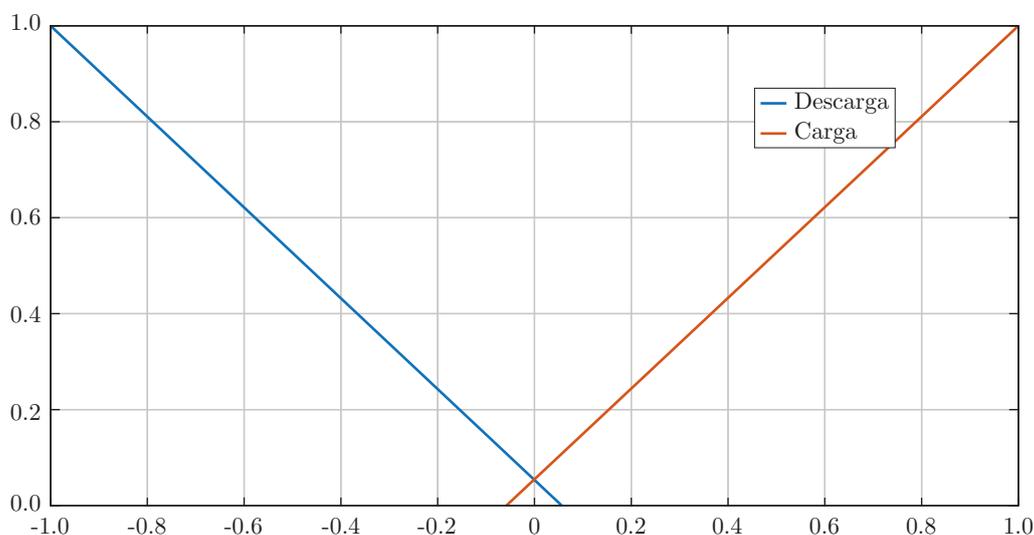


Figura 5.12. Funciones de pertenencia para un conjunto de baterías o supercapacitores.

5.4. Diseño del sistema de inferencia

Con el propósito de generar una respuesta para las funciones de pertenencia del estado de un vehículo eléctrico híbrido de recolección de basura, se propone una función (5.19) que incorpora operaciones básicas para realizar inferencia (Figura 5.13).

$$\min(Frenado) + \max(Frenado, Libre, Traccion) + \min(Traccion) \quad (5.19)$$

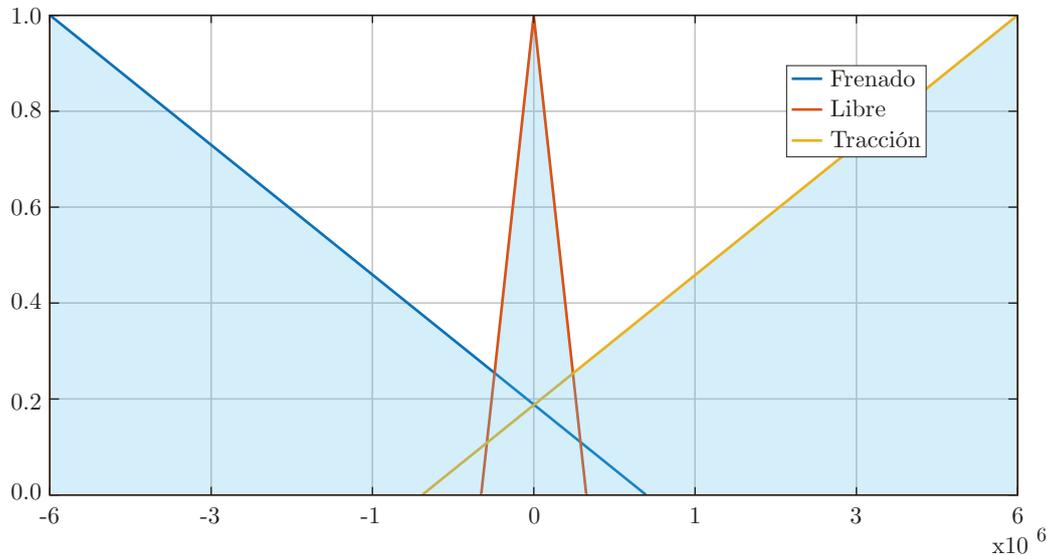


Figura 5.13. Inferencia para las funciones de pertenencia del *estado de un VEH-RB*.

Por otra parte, se propone una función (5.20) para realizar la inferencia de el conjunto de funciones de pertenencia de la *potencia de entrada* (Figura 5.14).

$$\begin{aligned} &\min(inferior) + \max(inferior, minima, baja) + \\ &\max(minima, baja, media) + \max(baja, media, regular) + \\ &\max(media, regular, alta) + \max(regular, alta, maxima) + \\ &\max(alta, maxima, superior) + \min(superior) \end{aligned} \quad (5.20)$$

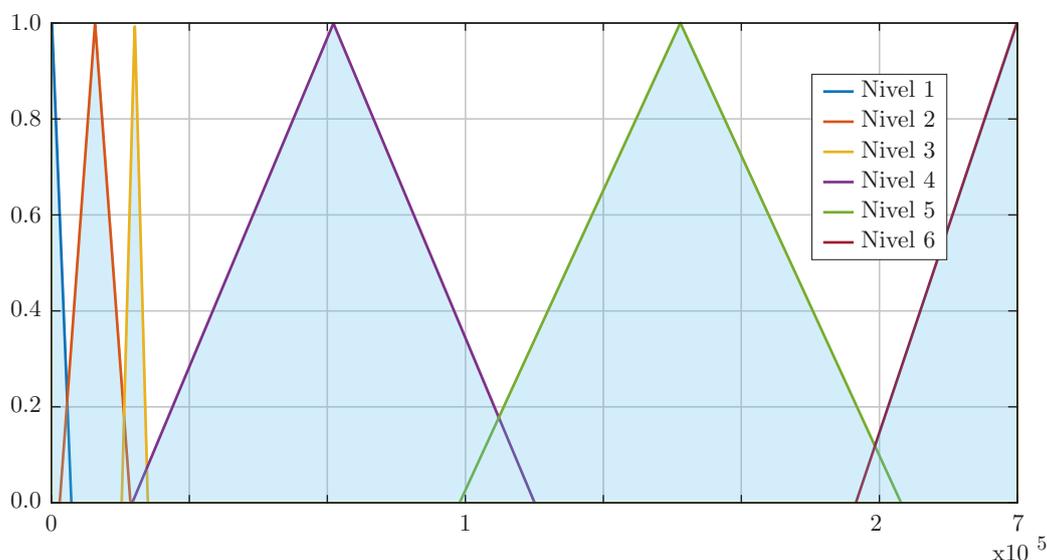


Figura 5.14. Inferencia para las funciones de pertenencia de la *potencia de entrada*.

Finalmente, se plantea una función (5.21) para establecer la inferencia en el estado de carga de cada conjunto de elementos de acumulación de energía en un sistema de almacenamiento de energía híbrido (Figura 5.15).

$$\min(\text{Descarga}) + \min(\text{Carga}) \quad (5.21)$$

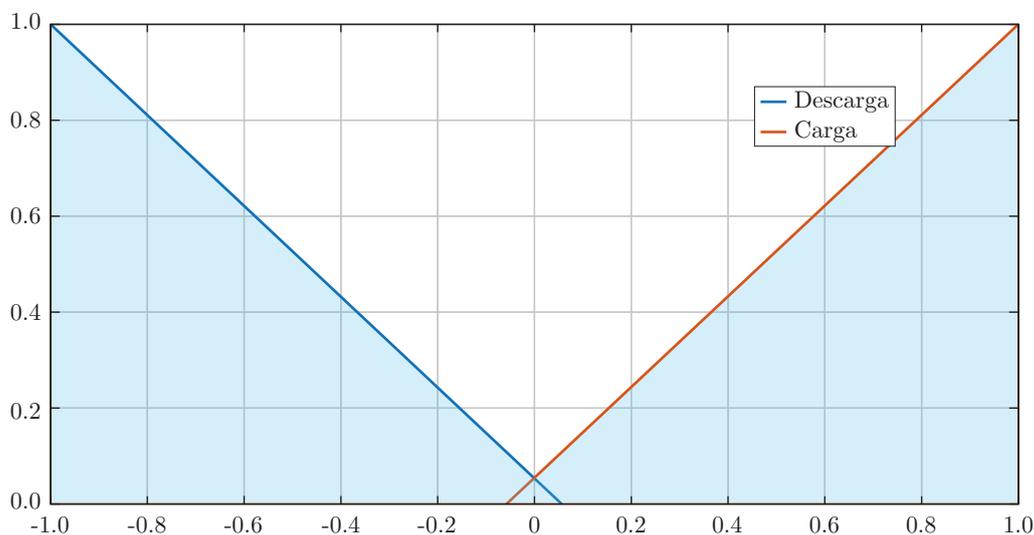


Figura 5.15. Inferencia para las funciones de pertenencia del *estado de carga de un SAEH*.

5.5. Planteamiento del conjunto de reglas difusas

Con la finalidad de definir el comportamiento de la estrategia de gestión de energía basada en lógica, se requiere establecer una relación entre las entradas (estado del VEH-RB, potencia de entrada, estado de carga del conjunto de baterías y el estado de carga del conjunto de supercapacitores) y las salidas (baterías, supercapacitores o motor de combustión interna) mediante un conjunto de reglas.

Con base en el comportamiento de la estrategia de gestión de energía basada en reglas (Tabla 3.4) para un sistema de almacenamiento de energía híbrido basado en baterías y supercapacitores, se propone un conjunto de reglas para el modo *eléctrico* (Tabla 5.1).

Tabla. 5.1. Conjunto de reglas difusas: Modo *eléctrico*.

Estado del VEH-RB	Potencia del VEH-RB	Proceso del SAEH		SAEH		MCI
		BAT	SC	BAT	SC	
Tracción	Nivel 1	Carga		I		I
		Carga	Descarga	I	S	
		Descarga	Carga	S: Bajo	I	
		Descarga		I	S	
	Nivel 2	Carga		I	I	
		Carga	Descarga			
		Descarga	Carga	S: Alto		
		Descarga				
	Nivel 3	Carga		I		
		Carga	Descarga			
		Descarga	Carga			
		Descarga		S: Alto	S	
x	x	x	x	I	I	

Por otra parte, se plantea un conjunto de reglas para el modo *freno regenerativo* (Tabla 5.2), que tiene como objetivo recuperar y almacenar la energía durante el proceso de frenado.

Tabla. 5.2. Conjunto de reglas difusas: Modo *freno regenerativo*.

Estado del VEH-RB	Potencia del VEH-RB	Proceso del SAEH		SAEH		MCI
		BAT	SC	BAT	SC	
Frenado	Nivel 1	Carga		I	A	I
		Carga	Descarga	A	I	
		Descarga	Carga	I	A	
	Nivel 2	Carga		A	I	
		Carga	Descarga			
		Descarga	Carga	I		
	Nivel 3	Carga		A		
		Carga	Descarga	I		
		Descarga	Carga			
x	x	x	x	I	I	

Con la finalidad de proveer energía mediante el sistema de almacenamiento de energía híbrido y el motor de combustión interna, se propone un conjunto de reglas para el modo *híbrido* (Tabla 5.3).

Tabla. 5.3. Conjunto de reglas difusas: Modo *híbrido*.

Estado del VEH-RB	Potencia del VEH-RB	Proceso del SAEH		SAEH		MCI
		BAT	SC	BAT	SC	
Tracción	Nivel 4	Carga		I		S
		Carga	Descarga	I	S	
		Descarga	Carga	S: Bajo	I	
		Descarga		I	S	
	Nivel 5	Carga		I	I	
		Carga	Descarga			
		Descarga	Carga	S: Alto		
		Descarga				
	Nivel 6	Carga		I		
		Carga	Descarga			
		Descarga	Carga			
		Descarga		S: Alto	S	
x	x	x	x	I		I

Finalmente, se propone un conjunto de reglas para el modo *recarga SAEH* (Tabla 5.4), con el propósito de emplear el motor de combustión interna para proveer energía al vehículo y para cargar el sistema de almacenamiento de energía híbrido.

Tabla. 5.4. Conjunto de reglas difusas: Modo *recarga SAEH*.

Estado del VEH-RB	Potencia del VEH-RB	Proceso del SAEH		SAEH		MCI
		BAT	SC	BAT	SC	
Libre	Nivel 4	Carga		I	A	S
		Carga	Descarga	A	I	
		Descarga	Carga	I	A	
	Nivel 5	Carga		A	I	
		Carga	Descarga			
		Descarga	Carga	I		
	Nivel 6	Carga		A		
		Carga	Descarga	I		
		Descarga	Carga			
x	x	x	x	I	I	

5.6. Diseño del sistema de defusificación

Como resultado de las características del sistema de almacenamiento de energía híbrido, se propone una función de pertenencia para cada proceso (carga, descarga, inactivo) con la finalidad de proveer una potencia mediante baterías (Figura 5.16) o supercapacitores (Figura 5.17).

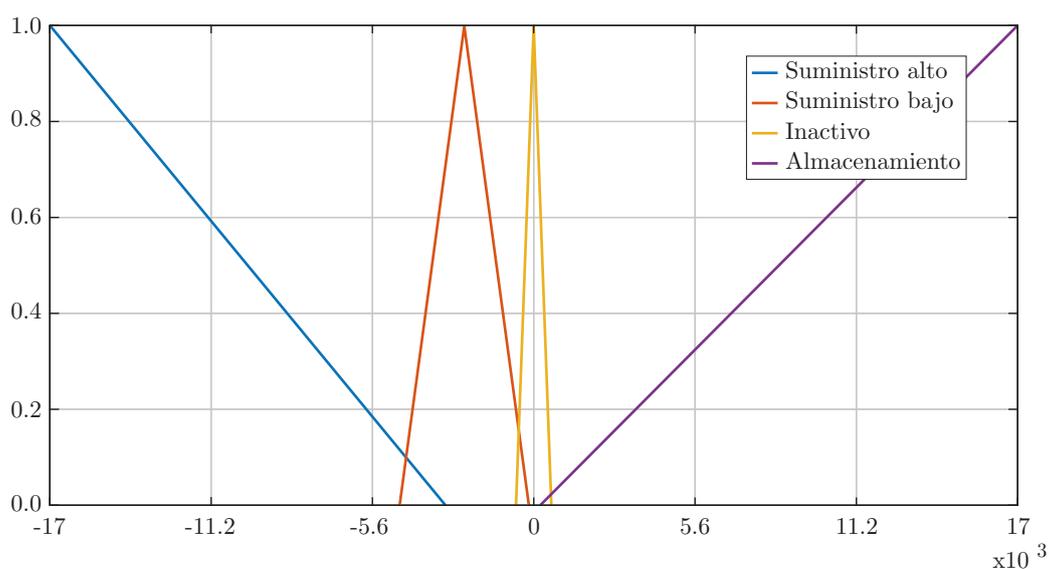


Figura 5.16. Funciones de pertenencia para la potencia de salida del conjunto de baterías.

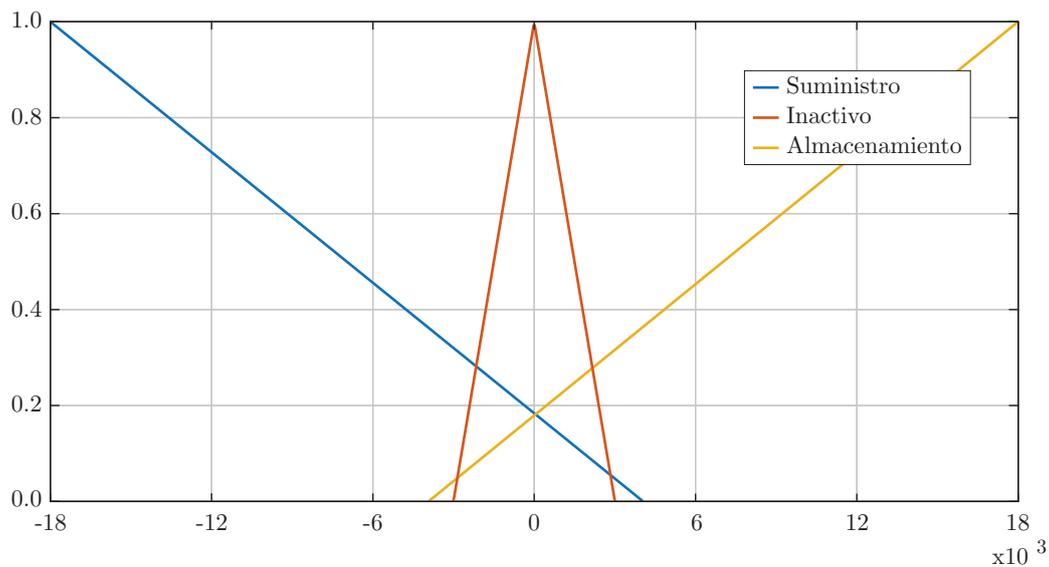


Figura 5.17. Funciones de pertenencia para la potencia de salida del conjunto de supercapacitores.

Con el propósito de emplear el motor de combustión interna como una fuente de respaldo, se propone un conjunto de funciones de pertenencia para suministrar una determinada potencia (Figura 5.18).

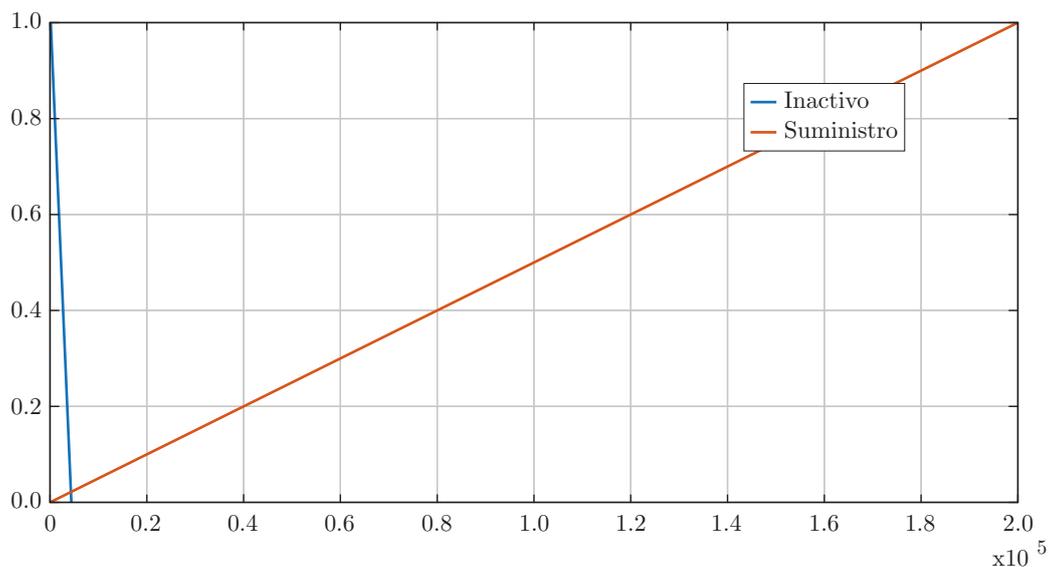


Figura 5.18. Funciones de pertenencia para la potencia de salida del motor de combustión interna.

Finalmente, se propone emplear el método de centro de área, para definir el valor real en función de un valor de pertenencia definido por la función de pertenencia.

5.7. Validación de la estrategia basada en lógica difusa

Con el propósito de realizar la validación de la estrategia basada en lógica difusa para realizar la gestión de energía en un tren de potencia eléctrico híbrido que integra un sistema de almacenamiento de energía híbrido (baterías y supercapacitores), se propone evaluar una regla de cada modo de operación a partir de un conjunto de valores aleatorios en las entradas (Tabla 5.5).

Tabla. 5.5. Valores aleatorios para cada entrada de la estrategia basada en lógica difusa.

Modo de operación	Estado del VEH-RB	Potencia de entrada (KW)	SOC _{BAT} (%)	SOC _{SC} (%)
Eléctrico	2,800,145	10.7	-53	-22
Freno regenerativo	-898,541	17.9	22	5
Híbrido	4,870,984	216.8	-39	-91
Recarga SAEH	0.12	105	-28	11

En consecuencia, es posible determinar el estado de cada fuente de energía (batería, supercapacitor y motor de combustión interna), en función de la estrategia de la estrategia de gestión de energía basada en lógica difusa (Tabla 5.6).

Tabla. 5.6. Estado de cada fuente de energía en función de la estrategia de gestión de energía basada en lógica difusa.

Modo de operación	Estado del VEH-RB	Potencia de entrada	SOC _{BAT}	SOC _{SC}	BAT	SC	MCI
Eléctrico	Tracción	Nivel 2	Descarga	Descarga	S: Alto	I	I
Freno regenerativo	Frenado	Nivel 3	Carga	Carga	A	A	I
Híbrido	Tracción	Nivel 6	Descarga	Descarga	S: Alto	S	S
Recarga SAEH	Libre	Nivel 4	Descarga	Carga	I	A	S

En función de los valores aleatorios en cada entrada, se procede a determinar las variables lingüísticas que proporciona el sistema de fusificación (Figura 5.19).

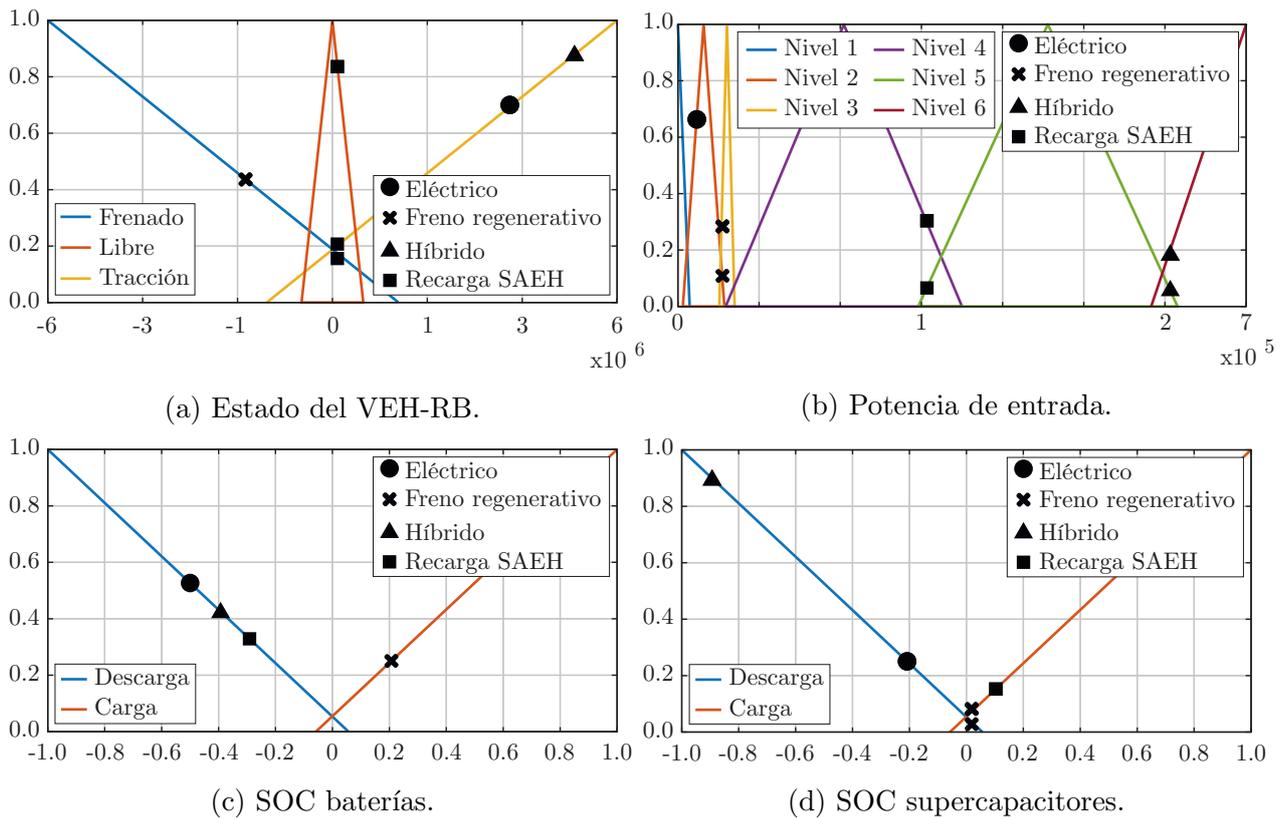


Figura 5.19. Validación de la etapa de fusificación.

Posteriormente, se determina la respuesta del sistema de inferencia (Figura 5.20), para cada variable lingüística que presenta un valor de pertenencia.

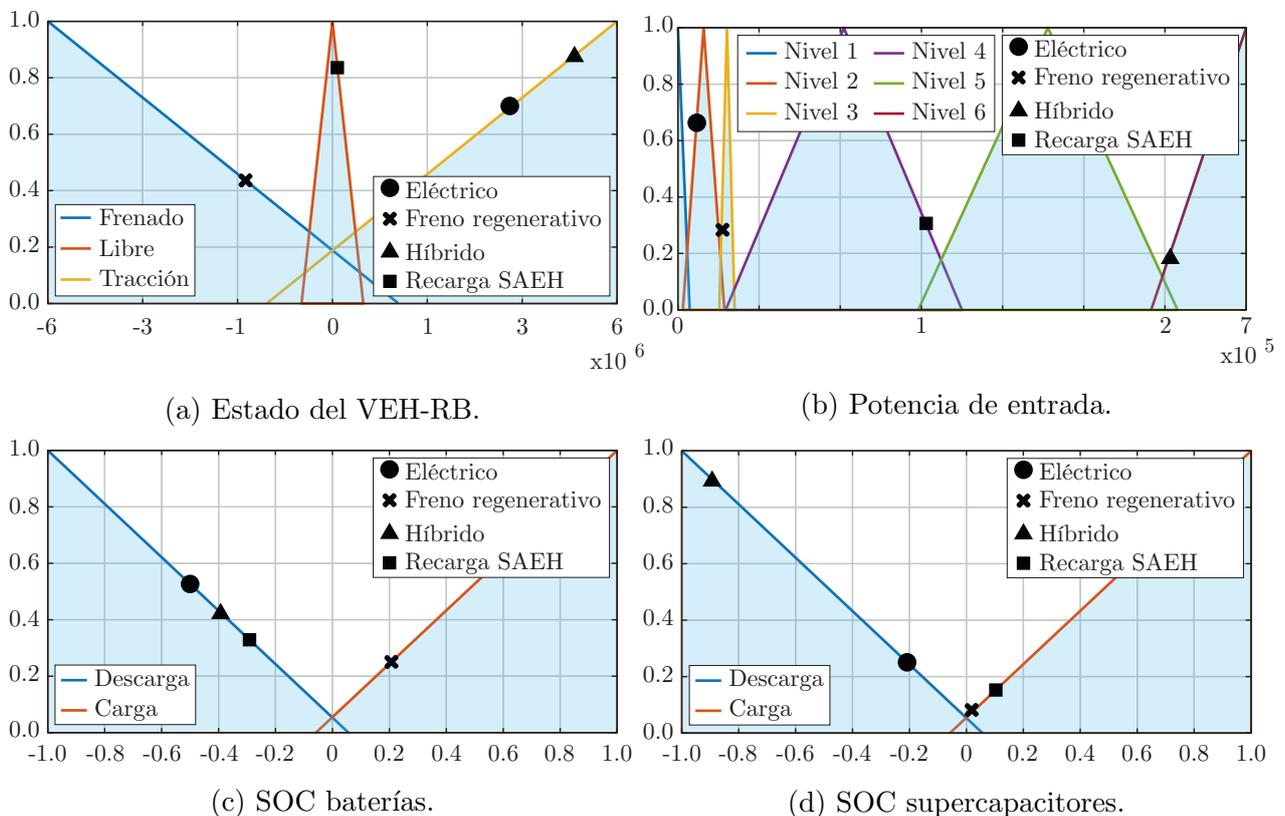


Figura 5.20. Validación de la etapa de inferencia.

Se procede a definir el conjunto de reglas, en función del antecedente difuso (Pseudocódigo 5).

Entrada: Estado de VEH-RB, Potencia de entrada, SOC_{BAT} , SOC_{SC}
Salida: BAT, SC, MCI

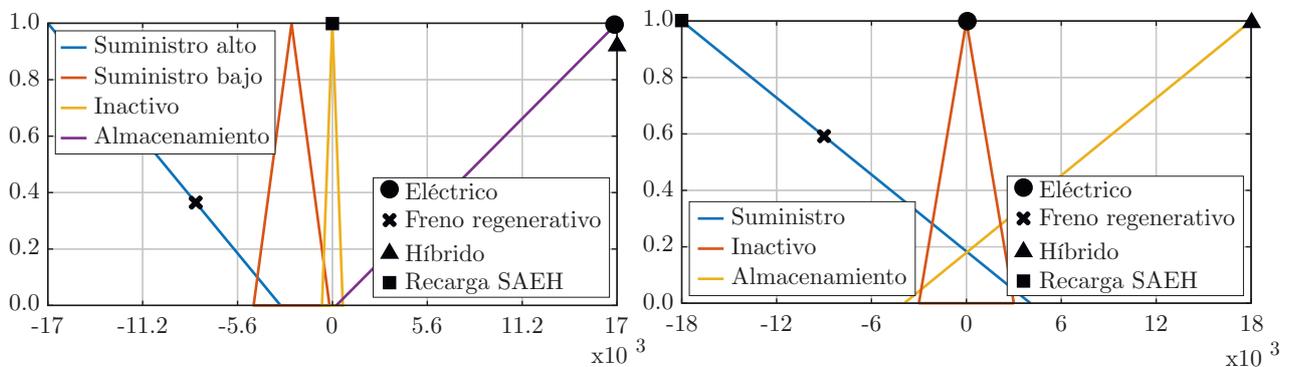
```

1 inicio
2 si (Estado de VEH-RB = Tracción) y (Potencia de entrada = Nivel 2) y
  (SOCBAT = Descarga) y (SOCSC = Descarga) entonces
3   | (BAT = Suministro alto) y (SC = Inactivo) y (MCI = Inactivo)
4   fin
5 si (Estado de VEH-RB = Frenado) y (Potencia de entrada = Nivel 3) y
  (SOCBAT = Carga) y (SOCSC = Carga) entonces
6   | (BAT = Almacenamiento) y (SC = Almacenamiento) y
  (MCI = Inactivo)
7   fin
8 si (Estado de VEH-RB = Tracción) y (Potencia de entrada = Nivel 6) y
  (SOCBAT = Descarga) y (SOCSC = Descarga) entonces
9   | (BAT = Suministro alto) y (SC = Suministro) y (MCI = Suministro)
10  fin
11 si (Estado de VEH-RB = Libre) y (Potencia de entrada = Nivel 4) y
  (SOCBAT = Descarga) y (SOCSC = Carga) entonces
12  | (BAT = Inactivo) y (SC = Almacenamiento) y (MCI = Suministro)
13  fin
14 fin

```

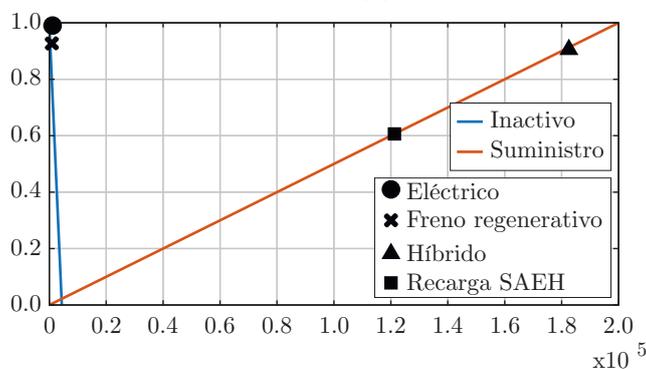
Pseudocódigo 5: Reglas para la validación de la estrategia de gestión de energía.

Finalmente, se determina el estado de cada fuente de energía (batería, supercapacitor y motor de combustión interna), mediante el sistema de defusificación (Figura 5.21).



(a) Potencia de salida para baterías.

(b) Potencia de salida para supercapacitores.



(c) Potencia de salida para el motor de combustión interna.

Figura 5.21. Validación de la etapa de defusificación.

En síntesis, es posible confirmar el correcto comportamiento de la estrategia de gestión de energía basada en lógica difusa. Finalmente, se procede a validar la estrategia mediante el modelo cuasi-estático de un tren de potencia eléctrico híbrido, con el propósito de determinar el estado de carga (Figura 5.22), considerando un sistema de almacenamiento de energía híbrido de 18.884 kWh que permita cubrir un 10% (17.054 kWh) de energía durante el modo *transporte* (celdas de LiPo) y un 10% (1.8 kWh) de energía durante el modo *recolección* (supercapacitores) que demanda un ciclo de conducción real (Figura 3.13).

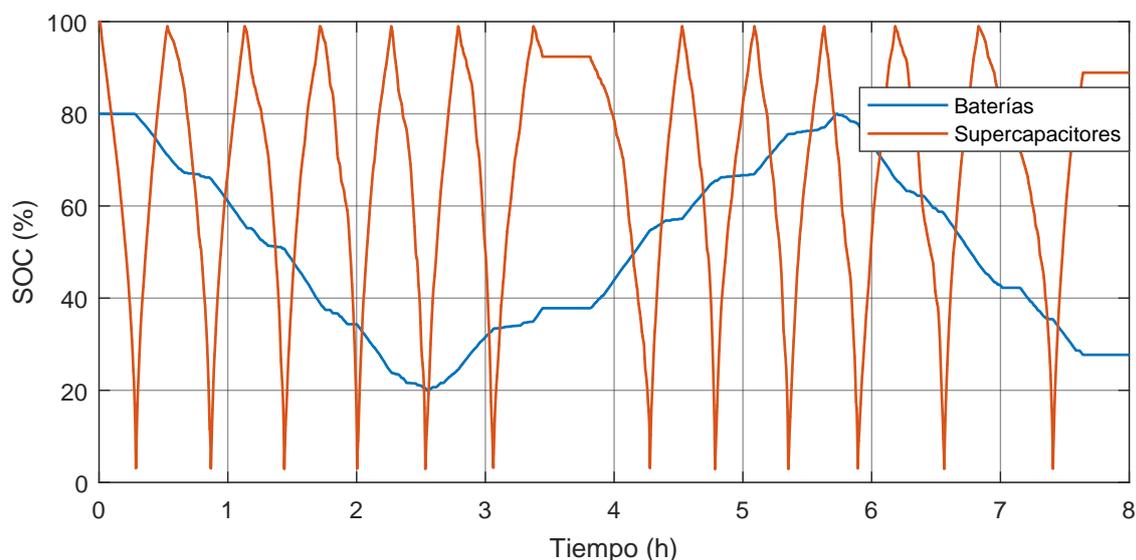


Figura 5.22. Estado de carga para un sistema de almacenamiento de energía híbrido de 18.885 kWh (17.054 kWh con baterías y 1.8 kWh con supercapacitores) en función de una estrategia de gestión de energía basada en lógica difusa.

En resumen, se ha logrado definir una estrategia de gestión de energía basada en lógica difusa para un sistema de almacenamiento de energía híbrido que incorpora un conjunto de baterías y supercapacitores, que cubre el 10% (17.054 kWh con baterías y 1.8 kWh con supercapacitores) de la demanda de energía de un ciclo de conducción real (estado de carga: 27.70% (baterías) y 88.92% (supercapacitores), consumo de combustible: 30.33 kg en modo *convencional* y 19.42 kg en modo *eléctrico-híbrido*).

5.8. Conclusiones

Como resultado de un modelo clásico de un sistema de lógica difusa, se ha logrado desarrollar una estrategia basada en lógica difusa para realizar de forma eficiente la gestión de energía en un tren de potencia eléctrico híbrido de un vehículo de recolección de basura.

Además, se ha realizado un sistema de fusificación para representar mediante variables lingüísticas la identificación del estado de un VEH-RB, la potencia de entrada y el estado de carga de cada elemento de acumulación de energía. Considerando las características del sistema de fusificación se ha realizado el planteamiento de diversas funciones para un sistema de inferencia.

Considerando la base de conocimiento empleada en la estrategia de gestión de energía basada en reglas, se ha logrado definir un conjunto de reglas para determinar una respuesta en función de diversas variables lingüísticas. Además, se ha realizado un sistema de defusificación para definir la respuesta de la estrategia de gestión de energía.

Finalmente, se ha realizado la validación de un conjunto de reglas aleatorias, para comprobar el funcionamiento de la estrategia de gestión de energía. Además, se ha logrado validar la estrategia de gestión de energía mediante el modelo cuasi-estático de un vehículo eléctrico híbrido de recolección de basura, en función de un ciclo de conducción real.

Capítulo 6

Conclusiones generales y trabajo futuro

6.1. Conclusiones generales

Como resultado del desarrollo del presente trabajo de tesis, se ha logrado modelar el comportamiento de un tren de potencia eléctrico híbrido con topología serie de un vehículo industrial con ciclos de conducción repetitivos y agresivos, en concreto de un vehículo de recolección de basura *Iveco Stralis GNC 270*.

Con la finalidad de incrementar la precisión del modelo matemático de cada elemento de acumulación de energía (celda y supercapacitor) que se incorpora al tren de potencia eléctrico híbrido, se ha realizado la caracterización experimental mediante un sistema embebido para realizar una aproximación del comportamiento electroquímico de cada elemento en función de un conjunto de parámetros.

En particular, se ha conseguido definir el modelo matemático de una celda de polímeros de litio marca *Turnigy* con un voltaje nominal de $3.7 V$ y una capacidad de $6 Ah$, que presenta un error relativo menor a 1% (estado de carga entre 100% y 10%). En contraste, el modelo matemático de un supercapacitor de doble capa eléctrica marca *Samwha* con un voltaje nominal de $2.7 V$ y una capacidad de $100 F$ presenta un error relativo menor a 6% .

Como resultado, se ha logrado determinar el consumo de combustible de un vehículo eléctrico híbrido de recolección de basura, en función de un ciclo de conducción real que presenta un comportamiento repetitivo y agresivo a causa de la actividad laboral de un vehículo de recolección de basura. En concreto, se ha determinado una demanda de energía de $188,550.78 Wh$ ($170,543.89 Wh$ durante el modo *transporte* y $18,006.89 Wh$ durante el modo *recolección*) que provoca un consumo de $30.33 kg$ en modo *convencional*, por otra parte, en modo *eléctrico-híbrido* depende de la configuración del tren de potencia eléctrico híbrido.

Para una configuración que integra un sistema de almacenamiento de energía que permite cubrir un 10% ($18.855 kWh$) de la demanda de energía mediante baterías presenta un consumo de $22.54 kg$ de combustible, que representa una reducción de 25.68% en comparación con un modo *convencional*. En cambio, para una configuración que incluye un sistema de almacenamiento de energía híbrido que permite cubrir un 10% ($17.054 kWh$) de la demanda de energía durante el modo *transporte* mediante baterías (celdas de LiPo) y un 10% ($1.8 kWh$) de la demanda de energía durante el modo de *recolección* mediante supercapacitores presenta un consumo de $20.58 kg$ de combustible, que representa una reducción de 32.15% en comparación con un modo *convencional*.

Con base en la configuración del tren de potencia eléctrico híbrido, se ha logrado establecer la necesidad de especificar las características físicas óptimas de los elementos de acumulación de energía mediante un método de optimización. Considerando la dificultad inherente que implica determinar una solución eficiente dentro de un indeterminado conjunto de posibles soluciones, se ha optado por seleccionar un método aproximado de optimización con la finalidad de obtener un espacio de soluciones óptimas para un problema de optimización mono-objetivo o multi-objetivo que presenta una complejidad computacional en función de un tiempo polinomial no determinista (NP). Con la finalidad de realizar el dimensionamiento óptimo, se ha determinado emplear la diversificación como criterio para realizar la búsqueda de una solución óptima.

En consecuencia, en función de una metaheurística bio-inspirada basada en una población estocástica, se ha obtenido el desarrollo de las siguientes metaheurísticas:

- *Optimización por enjambre de partículas (PSO) mono-objetivo*: método que permite determinar una solución óptima, en función de una interacción psico-social de diversas partículas.
- *Optimización por enjambre de partículas (PSO) multi-objetivo*: método que permite determinar un espacio de soluciones óptimas, mediante un método *PSO mono-objetivo* que emplea un enfoque denominado *lexicográfico* para integrar cada objetivo.
- *Algoritmo genético (GA) mono-objetivo*: método que permite determinar una solución óptima, en función de la evolución de una población que integra un conjunto de individuos.
- *Algoritmo genético (GA) multi-objetivo*: método que permite determinar un espacio de soluciones óptimas, mediante un método *GA mono-objetivo* que emplea un enfoque denominado *basado en dominio* que utiliza la eficiencia de Pareto.

Se ha propuesto un algoritmo para cada metaheurística y se ha logrado integrar en un método general denominado *italovich*, que permite determinar una solución o un espacio de soluciones óptimas en función de un elemento (celda o supercapacitor), un método (PSO o GA), un tipo de problema (mono-objetivo o multi-objetivo) y una función objetivo $F(x_k)$.

Con el propósito de realizar el dimensionamiento óptimo de un sistema de almacenamiento de energía basado en baterías, se ha realizado la formulación de los siguientes problemas de optimización mono-objetivo:

- Minimización de costo
- Minimización de peso
- Minimización de volumen

Se ha conseguido determinar una solución óptima para diversas celdas (Pb, Ni-MH, Li-Ion y LiPo). En particular, se han determinado las características físicas de una celda de polímeros de litio y se ha realizado el dimensionamiento de un sistema de almacenamiento de energía basado en baterías (celdas de LiPo). Se ha realizado la validación mediante el modelo cuasi-estático de un tren de potencia eléctrico híbrido con topología serie de un vehículo de recolección de basura, con la finalidad de conocer el impacto de las características.

Además, se ha realizado la formulación de los siguientes problemas de optimización multi-objetivo:

- Minimización de costo y peso
- Minimización de costo y volumen
- Minimización de costo, peso y volumen

Como resultado, se ha conseguido definir las características físicas de una celda de polímeros de litio, que presenta un compromiso entre los objetivos planteados. Con base en el resultado del problema de optimización *minimización de costo, peso y volumen* de una celda de LiPo, ha sido posible inferir la posibilidad de realizar de manera independiente la optimización de un supercapacitor de doble capa eléctrica para determinar las características físicas con la finalidad de dimensionar un sistema de almacenamiento de energía híbrido.

En función del problema de optimización, se ha realizado un análisis comparativo con un elemento de acumulación de energía comercial. En concreto se han utilizado las características de una celda $LiFeMgPO_4$ (voltaje nominal de 3.2 V y capacidad de 2.5 Ah) y un supercapacitor EDLC (voltaje nominal de 2.7 V y capacitancia de 165 F) que fueron empleados previamente por el Dr. Francisco Soriano en la tesis doctoral *A study of hybrid powertrains and predictive algorithms applied to energy management in refuse-collecting vehicles* presentada el 24 abril de 2015 en la Universidad Politécnica de Cataluña.

Además, se ha realizado el diseño de una estrategia basada en lógica difusa en función de una estrategia basada en reglas, con la finalidad de realizar la gestión de energía en un tren de potencia eléctrico híbrido. En particular, se ha logrado incrementar la eficiencia en la interacción de los elementos de acumulación de energía de un sistema de almacenamiento de energía híbrido basado en baterías y supercapacitores, en función de la identificación del estado de un vehículo eléctrico híbrido de recolección de basura que emplea un ciclo de conducción real. Como resultado de la estrategia de gestión de energía basada en lógica difusa, el tren de potencia eléctrico híbrido presenta un consumo de 19.42 kg de combustible en modo *eléctrico-híbrido*, que representa una reducción de 35.97% en comparación con un modo *convencional*.

En función de las hipótesis planteadas en el presente trabajo de tesis, es posible establecer las siguientes conclusiones:

1. Se acepta la hipótesis del investigador.
Con base en el modelo matemático que permite realizar una aproximación del comportamiento de un tren de potencia eléctrico híbrido, se ha logrado determinar el consumo de energía y combustible en función de un ciclo de conducción.
2. Se acepta la hipótesis del investigador.
En función del proceso de caracterización experimental, se ha logrado definir un modelo eléctrico que permite realizar una aproximación del comportamiento electroquímico de una celda y un supercapacitor.
3. Se acepta la hipótesis del investigador.
Como resultado de la validación de un tren de potencia eléctrico híbrido que integra un sistema de almacenamiento de energía híbrido que incorpora un conjunto de baterías y supercapacitores, se ha logrado una mayor reducción en el consumo de combustible en comparación con un sistema de almacenamiento de energía basado en baterías.

4. Se acepta la hipótesis del investigador.
A partir del modelo básico de una metaheurística bio-inspirada basada en una población estocástica, se ha logrado definir un modelo específico para determinar la solución en un problema de optimización mono-objetivo y multi-objetivo.
5. Se acepta la hipótesis del investigador.
En función del desarrollo de cada metaheurística bio-inspirada basada en una población estocástica, se ha logrado definir un método general para realizar la integración.
6. Se acepta la hipótesis del investigador.
Como resultado de los diversos problemas de optimización (mono-objetivo y multi-objetivo), se ha logrado definir un problema de optimización en función de una determinada finalidad.
7. Se acepta la hipótesis del investigador.
Con base en los resultados que provee la estrategia de gestión de energía basada en lógica difusa, se ha logrado reducir el consumo de combustible en comparación con una estrategia de gestión de energía basada en reglas.

En resumen, se ha logrado definir una metodología que permite diseñar un tren de potencia eléctrico híbrido para un vehículo de recolección basura con un ciclo de conducción repetitivo y agresivo, en función del dimensionamiento óptimo de un sistema de almacenamiento de energía que incorpora baterías o un sistema de almacenamiento de energía híbrido que incorpora baterías y supercapacitores. Además, la metodología considera una estrategia de gestión de energía, con la finalidad de incrementar el rendimiento del tren de potencia eléctrico híbrido.

6.2. Trabajo futuro

En función del desarrollo de la presente tesis, se han logrado detectar las siguientes líneas de trabajo futuro para fomentar el progreso en el campo de vehículos eléctricos híbridos.

- Realizar la caracterización experimental de un motor/generador eléctrico y un motor de combustión interna, con el propósito de incrementar la precisión del modelo matemático que se integra en el modelo cuasi-estático.
- Realizar un análisis comparativo entre diversas topologías del tren de potencia eléctrico híbrido, considerando el modelo dinámico y el modelo cuasi-estático.
- Desarrollar un sistema embebido que permita integrar el modelo matemático de un vehículo eléctrico híbrido y un sistema de adquisición de datos, con la intención de realizar la validación de la metodología de manera automatizada mediante la técnica Hardware in the loop (HIL), Software in the loop (SIL) o Model in the loop (MIL).
- Realizar un análisis en el proceso de fabricación de cada elemento de acumulación de energía, que permita definir variables para incorporar restricciones al método de optimización.
- Incrementar el número de objetivos y restricciones del problema de optimización, integrando alguna técnica de concurrencia y/o paralelismo que permita atenuar la complejidad inherente para determinar un conjunto de soluciones óptimas en un tiempo factible.

- Realizar un análisis comparativo entre diversas funciones de pertenencia en la estrategia de lógica difusa, integrando una nueva base de conocimiento que permita incrementar la eficiencia del tren de potencia eléctrico híbrido.
- Ampliar la base de conocimiento para definir un conjunto de reglas, que permitan incrementar la eficiencia del tren de potencia eléctrico híbrido.
- Realizar un análisis comparativo entre diversos métodos de defusificación, para desarrollar un sistema embebido que permita procesar de forma eficiente la estrategia de gestión de energía.

6.3. Publicaciones relacionadas con la tesis

- **Congreso notable**

Título: Estimation of fuel consumption in a hybrid electric refuse collector vehicle using a real drive cycle

Autores: **E. Cortez**, M. Moreno-Eguilaz, F. Soriano and E. S. Cardoso.

Congreso: IECON 2016 - 42nd Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society.

doi: 10.1109/IECON.2016.7793112

- **Revista indexada**

Título: Advanced Methodology for the Optimal Sizing of the Energy Storage System in a Hybrid Electric Refuse Collector Vehicle Using Real Routes

Autores: **Cortez, Ernest** and Moreno-Eguilaz, Manuel and Soriano, Francisco.

Revista: Energies

Cuartil: Q2

Factor de impacto: 2.707 (2018)

doi: 10.3390/en11123279

Referencias

- [1] A. Kibria, S. B. Akhundjanov, and R. Oladi, “Fossil fuel share in the energy mix and economic growth,” *International Review of Economics and Finance*, vol. 59, pp. 253–264, 2019. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1059056018305689>
- [2] J. Ou, X. Liu, X. Li, and X. Shi, “Mapping global fossil fuel combustion CO_2 emissions at high resolution by integrating nightlight, population density, and traffic network data,” *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, vol. 9, no. 4, pp. 1674–1684, 2016.
- [3] M. Deruyck, D. Renga, M. Meo, L. Martens, and W. Joseph, “Accounting for the varying supply of solar energy when designing wireless access networks,” *IEEE Transactions on Green Communications and Networking*, vol. 2, no. 1, pp. 275–290, 2018.
- [4] S. Mehar, S. Zeadally, G. Rémy, and S. M. Senouci, “Sustainable transportation management system for a fleet of electric vehicles,” *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. 16, no. 3, pp. 1401–1414, 2015.
- [5] L. E. Doman, V. Arora, L. E. Singer, V. Zaretskaya, B. West, K. Dubin, M. Bowman, S. Johnson, B. Hojjati, M. Fickling, K. Perl, M. Lynes, and P. Lindstrom, “International energy outlook 2017,” *U. S. Energy Information Administration*, 2017.
- [6] K. Tammi, T. Minav, and J. Kortelainen, “Thirty years of electro-hybrid powertrain simulation,” *IEEE Access*, vol. 6, pp. 35 250–35 259, 2018.
- [7] X. Qi, P. Wang, G. Wu, K. Boriboonsomsin, and M. J. Barth, “Connected cooperative ecodriving system considering human driver error,” *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. 19, no. 8, pp. 2721–2733, 2018.
- [8] S. Cordiner, S. Galeani, F. Mecocci, V. Mulone, and L. Zaccarian, “Torque setpoint tracking for parallel hybrid electric vehicles using dynamic input allocation,” *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, vol. 22, no. 5, pp. 2007–2015, 2014.
- [9] B. Bilgin, P. Magne, P. Malysz, Y. Yang, V. Pantelic, M. Preindl, A. Korobkine, W. Jiang, M. Lawford, and A. Emadi, “Making the case for electrified transportation,” *IEEE Transactions on Transportation Electrification*, vol. 1, no. 1, pp. 4–17, 2015.
- [10] K. Rahman, S. Jurkovic, S. Hawkins, S. Tarnowsky, and P. Savagian, “Propulsion system design of a battery electric vehicle,” *IEEE Electrification Magazine*, vol. 2, no. 2, pp. 14–24, 2014.

- [11] P. Ahmadi, “Environmental impacts and behavioral drivers of deep decarbonization for transportation through electric vehicles,” *Journal of Cleaner Production*, vol. 225, pp. 1209–1219, 2019. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0959652619310509>
- [12] J. Clairand, J. Rodríguez-García, and C. Álvarez Bel, “Smart charging for electric vehicle aggregators considering users’ preferences,” *IEEE Access*, vol. 6, pp. 54 624–54 635, 2018.
- [13] S. Bickert, A. Kampker, and D. Greger, “Developments of CO_2 emissions and costs for small electric and combustion engine vehicles in germany,” *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, vol. 36, pp. 138–151, 2015. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1361920915000139>
- [14] G. Du, W. Cao, S. Hu, Z. Lin, and T. Yuan, “Design and assessment of an electric vehicle powertrain model based on real-world driving and charging cycles,” *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 68, no. 2, pp. 1178–1187, 2019.
- [15] I. Taymaz and M. Benli, “Emissions and fuel economy for a hybrid vehicle,” *Fuel*, vol. 115, pp. 812–817, 2014. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0016236113003463>
- [16] G. Ma, M. Ghasemi, and X. Song, “Integrated powertrain energy management and vehicle coordination for multiple connected hybrid electric vehicles,” *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 67, no. 4, pp. 2893–2899, 2018.
- [17] W. van Harselaar, T. Hofman, and M. Brouwer, “Automated dynamic modeling of arbitrary hybrid and electric drivetrain topologies,” *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 67, no. 8, pp. 6921–6934, 2018.
- [18] M. Fries, M. Kruttschnitt, and M. Lienkamp, “Operational strategy of hybrid heavy-duty trucks by utilizing a genetic algorithm to optimize the fuel economy multiobjective criteria,” *IEEE Transactions on Industry Applications*, vol. 54, no. 4, pp. 3668–3675, 2018.
- [19] P. G. Anselma, Y. Huo, J. Roeleveld, G. Belingardi, and A. Emadi, “Integration of on-line control in optimal design of multimode power-split hybrid electric vehicle powertrains,” *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 68, no. 4, pp. 3436–3445, 2019.
- [20] E. Silvas, T. Hofman, A. Serebrenik, and M. Steinbuch, “Functional and cost-based automatic generator for hybrid vehicles topologies,” *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, vol. 20, no. 4, pp. 1561–1572, 2015.
- [21] Z. Qin, Y. Luo, W. Zhuang, Z. Pan, K. Li, and H. Peng, “Simultaneous optimization of topology, control and size for multi-mode hybrid tracked vehicles,” *Applied Energy*, vol. 212, pp. 1627–1641, 2018. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0306261917318044>
- [22] E. Silvas, T. Hofman, N. Murgovski, L. F. P. Etman, and M. Steinbuch, “Review of optimization strategies for system-level design in hybrid electric vehicles,” *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 66, no. 1, pp. 57–70, 2017.

- [23] S. Cash, Q. Zhou, O. Olatunbosun, H. Xu, S. Davis, and R. Shaw, “New traction motor sizing strategy for an HEV/EV based on an overcurrent-tolerant prediction model,” *IET Intelligent Transport Systems*, vol. 13, no. 1, pp. 168–174, 2019.
- [24] R. Jiang, H. Yin, K. Peng, and Y. Xu, “Multi-objective optimization, design and performance analysis of an advanced trigenerative micro compressed air energy storage system,” *Energy Conversion and Management*, vol. 186, pp. 323–333, 2019. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0196890419302626>
- [25] J. Wu, J. Ruan, N. Zhang, and P. D. Walker, “An optimized real-time energy management strategy for the power-split hybrid electric vehicles,” *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, vol. 27, no. 3, pp. 1194–1202, 2019.
- [26] M. Pourabdollah, B. Egardt, N. Murgovski, and A. Grauers, “Convex optimization methods for powertrain sizing of electrified vehicles by using different levels of modeling details,” *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 67, no. 3, pp. 1881–1893, 2018.
- [27] H. K. Roy, A. McGordon, and P. A. Jennings, “A generalized powertrain design optimization methodology to reduce fuel economy variability in hybrid electric vehicles,” *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 63, no. 3, pp. 1055–1070, 2014.
- [28] M. Bucciarelli, S. Paoletti, and A. Vicino, “Optimal sizing of energy storage systems under uncertain demand and generation,” *Applied Energy*, vol. 225, pp. 611–621, 2018. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0306261918305002>
- [29] S. Negarestani, M. Fotuhi-Firuzabad, M. Rastegar, and A. Rajabi-Ghahnavieh, “Optimal sizing of storage system in a fast charging station for plug-in hybrid electric vehicles,” *IEEE Transactions on Transportation Electrification*, vol. 2, no. 4, pp. 443–453, 2016.
- [30] A. Ostadi and M. Kazerani, “A comparative analysis of optimal sizing of battery-only, ultracapacitor-only, and battery–ultracapacitor hybrid energy storage systems for a city bus,” *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 64, no. 10, pp. 4449–4460, 2015.
- [31] A. Boveri, F. Silvestro, M. Molinas, and E. Skjong, “Optimal sizing of energy storage systems for shipboard applications,” *IEEE Transactions on Energy Conversion*, vol. 34, no. 2, pp. 801–811, 2019.
- [32] L. Li, P. Liu, Z. Li, and X. Wang, “A multi-objective optimization approach for selection of energy storage systems,” *Computers and Chemical Engineering*, vol. 115, pp. 213–225, 2018. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0098135418303223>
- [33] H. Saber, M. Moeini-Aghtaie, M. Ehsan, and M. Fotuhi-Firuzabad, “A scenario-based planning framework for energy storage systems with the main goal of mitigating wind curtailment issue,” *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, vol. 104, pp. 414–422, 2019. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S014206151731092X>

- [34] M. Zolfaghari, N. Ghaffarzadeh, and A. J. Ardakani, "Optimal sizing of battery energy storage systems in off-grid micro grids using convex optimization," *Journal of Energy Storage*, vol. 23, pp. 44–56, 2019. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2352152X18308120>
- [35] L. Zhang, X. Hu, Z. Wang, F. Sun, J. Deng, and D. G. Dorrell, "Multiobjective optimal sizing of hybrid energy storage system for electric vehicles," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 67, no. 2, pp. 1027–1035, 2018.
- [36] J. Ruan, P. D. Walker, N. Zhang, and J. Wu, "An investigation of hybrid energy storage system in multi-speed electric vehicle," *Energy*, vol. 140, pp. 291–306, 2017. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0360544217314949>
- [37] R. Xiong, H. Chen, C. Wang, and F. Sun, "Towards a smarter hybrid energy storage system based on battery and ultracapacitor - a critical review on topology and energy management," *Journal of Cleaner Production*, vol. 202, pp. 1228–1240, 2018. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0959652618324788>
- [38] E. Chemali, M. Preindl, P. Malysz, and A. Emadi, "Electrochemical and electrostatic energy storage and management systems for electric drive vehicles: State-of-the-art review and future trends," *IEEE Journal of Emerging and Selected Topics in Power Electronics*, vol. 4, no. 3, pp. 1117–1134, 2016.
- [39] C. Zheng, W. Li, and Q. Liang, "An energy management strategy of hybrid energy storage systems for electric vehicle applications," *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, vol. 9, no. 4, pp. 1880–1888, 2018.
- [40] H. Wang, Y. Huang, and A. Khajepour, "Cyber-physical control for energy management of off-road vehicles with hybrid energy storage systems," *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, vol. 23, no. 6, pp. 2609–2618, 2018.
- [41] Y. Li, X. Huang, D. Liu, M. Wang, and J. Xu, "Hybrid energy storage system and energy distribution strategy for four-wheel independent-drive electric vehicles," *Journal of Cleaner Production*, vol. 220, pp. 756–770, 2019. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0959652619302823>
- [42] Z. Song, J. Hou, S. Xu, M. Ouyang, and J. Li, "The influence of driving cycle characteristics on the integrated optimization of hybrid energy storage system for electric city buses," *Energy*, vol. 135, pp. 91–100, 2017. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0360544217310903>
- [43] Y. Ghiassi-Farrokhfal, C. Rosenberg, S. Keshav, and M. Adjaho, "Joint optimal design and operation of hybrid energy storage systems," *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 34, no. 3, pp. 639–650, 2016.
- [44] K. Itani, A. D. Bernardinis, Z. Khatir, A. Jammal, and M. Oueidat, "Regenerative braking modeling, control, and simulation of a hybrid energy storage system for an electric vehicle in extreme conditions," *IEEE Transactions on Transportation Electrification*, vol. 2, no. 4, pp. 465–479, 2016.
- [45] D. Álvaro, R. Arranz, and J. A. Aguado, "Sizing and operation of hybrid energy storage systems to perform ramp-rate control in pv power plants," *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, vol. 107, pp. 589–596, 2019. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0142061518311499>

- [46] R. Hemmati, M. Shafie-Khah, and J. P. S. Catalão, “Three-level hybrid energy storage planning under uncertainty,” *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 66, no. 3, pp. 2174–2184, 2019.
- [47] Z. Song, J. Li, J. Hou, H. Hofmann, M. Ouyang, and J. Du, “The battery-supercapacitor hybrid energy storage system in electric vehicle applications: A case study,” *Energy*, vol. 154, pp. 433–441, 2018. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0360544218307643>
- [48] L. J. Sampietro, V. Puig, and R. Costa-Castelló, “Optimal sizing of storage elements for a vehicle based on fuel cells, supercapacitors, and batteries,” *Energies*, vol. 12, no. 5, 2019.
- [49] J. Cao, W. Du, H. Wang, and M. McCulloch, “Optimal sizing and control strategies for hybrid storage system as limited by grid frequency deviations,” *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 33, no. 5, pp. 5486–5495, Sep. 2018.
- [50] Z. Hu, J. Li, L. Xu, Z. Song, C. Fang, M. Ouyang, G. Dou, and G. Kou, “Multi-objective energy management optimization and parameter sizing for proton exchange membrane hybrid fuel cell vehicles,” *Energy Conversion and Management*, vol. 129, pp. 108 – 121, 2016. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0196890416308871>
- [51] S. Günther, A. Bensmann, and R. Hanke-Rauschenbach, “Theoretical dimensioning and sizing limits of hybrid energy storage systems,” *Applied Energy*, vol. 210, pp. 127 – 137, 2018. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0360261917315611>
- [52] H. Jiang, L. Xu, J. Li, Z. Hu, and M. Ouyang, “Energy management and component sizing for a fuel cell/battery/supercapacitor hybrid powertrain based on two-dimensional optimization algorithms,” *Energy*, vol. 177, pp. 386 – 396, 2019. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0360544219307431>
- [53] L. Sun, P. Walker, K. Feng, and N. Zhang, “Multi-objective component sizing for a battery-supercapacitor power supply considering the use of a power converter,” *Energy*, vol. 142, pp. 436 – 446, 2018. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0360544217317565>
- [54] H. H. Eldeeb, A. T. Elsayed, C. R. Lashway, and O. Mohammed, “Hybrid energy storage sizing and power splitting optimization for plug-in electric vehicles,” *IEEE Transactions on Industry Applications*, vol. 55, no. 3, pp. 2252–2262, 2019.
- [55] N. Leahey and J. Bauman, “A fast plant-controller optimization process for mild hybrid vehicles,” *IEEE Transactions on Transportation Electrification*, pp. 1–1, 2019.
- [56] Z. Gao, T. LaClair, S. Ou, S. Huff, G. Wu, P. Hao, K. Boriboonsomsin, and M. Barth, “Evaluation of electric vehicle component performance over eco-driving cycles,” *Energy*, vol. 172, pp. 823–839, 2019. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0360544219302063>
- [57] C. Pinto, J. V. Barreras, R. de Castro, R. E. Araújo, and E. Schaltz, “Study on the combined influence of battery models and sizing strategy for hybrid and battery-based electric vehicles,” *Energy*, vol. 137, pp. 272–284, 2017. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0360544217311830>

- [58] T. Tang, S. Heinke, A. Thüring, W. Tegethoff, and J. Köhler, “Freeze start drive cycle simulation of a fuel cell powertrain with a two-phase stack model and exergy analysis for thermal management improvement,” *Applied Thermal Engineering*, vol. 130, pp. 637–659, 2018. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1359431117352729>
- [59] Z. Song, X. Zhang, J. Li, H. Hofmann, M. Ouyang, and J. Du, “Component sizing optimization of plug-in hybrid electric vehicles with the hybrid energy storage system,” *Energy*, vol. 144, pp. 393–403, 2018. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0360544217320285>
- [60] H. Hongwen, G. Jinqun, P. Jiankun, T. Huachun, and S. Chao, “Real-time global driving cycle construction and the application to economy driving pro system in plug-in hybrid electric vehicles,” *Energy*, vol. 152, pp. 95 – 107, 2018. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0360544218304699>
- [61] S. Yu and L. Lü, “Research on the influence factors of real driving cycle with statistical analysis and dynamic time warping,” *IET Intelligent Transport Systems*, vol. 13, no. 2, pp. 286–292, 2019.
- [62] D. Shi, S. Wang, Y. Cai, and L. Chen, “Stochastic predictive energy management of power split hybrid electric bus for real-world driving cycles,” *IEEE Access*, vol. 6, pp. 61 700–61 713, 2018.
- [63] Z. Liu, S. Onori, and A. Ivanco, “Synthesis and experimental validation of battery aging test profiles based on real-world duty cycles for 48-v mild hybrid vehicles,” *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 66, no. 10, pp. 8702–8709, 2017.
- [64] M. Jafari, A. Gauchia, S. Zhao, K. Zhang, and L. Gauchia, “Electric vehicle battery cycle aging evaluation in real-world daily driving and vehicle-to-grid services,” *IEEE Transactions on Transportation Electrification*, vol. 4, no. 1, pp. 122–134, 2018.
- [65] S. Kharrazi and M. Almén and E. Frisk and L. Nielsen, “Extending behavioral models to generate mission-based driving cycles for data-driven vehicle development,” *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 68, no. 2, pp. 1222–1230, Feb 2019.
- [66] R. Ma, X. He, Y. Zheng, B. Zhou, S. Lu, and Y. Wu, “Real-world driving cycles and energy consumption informed by large-sized vehicle trajectory data,” *Journal of Cleaner Production*, vol. 223, pp. 564–574, 2019. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0959652619306857>
- [67] A. Esser, M. Zeller, S. Foulard, and S. Rinderknecht, “Stochastic synthesis of representative and multidimensional driving cycles,” *SAE Int. J. Alt. Power.*, vol. 7, no. 3, pp. 263–272, 2018. [Online]. Available: <https://doi.org/10.4271/2018-01-0095>
- [68] O. Veneri, C. Capasso, and S. Patalano, “Experimental investigation into the effectiveness of a super-capacitor based hybrid energy storage system for urban commercial vehicles,” *Applied Energy*, vol. 227, pp. 312–323, 2018. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S03606261917311042>
- [69] K. Li, A. Bouscayrol, S. Han, and S. Cui, “Comparisons of electric vehicles using modular cascade machines system and classical single drive electric machine,” *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 67, no. 1, pp. 354–361, Jan 2018.

- [70] Z. Wang, C. Qu, L. Zhang, J. Zhang, and W. Yu, "Integrated sizing and energy management for four-wheel-independently-actuated electric vehicles considering realistic constructed driving cycles," *Energies*, vol. 11, no. 7, 2018.
- [71] Y. Huang, N. C. Surawski, B. Organ, J. L. Zhou, O. H. Tang, and E. F. Chan, "Fuel consumption and emissions performance under real driving: Comparison between hybrid and conventional vehicles," *Science of The Total Environment*, vol. 659, pp. 275 – 282, 2019. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0048969718352422>
- [72] L. Li, S. You, and C. Yang, "Multi-objective stochastic mpc-based system control architecture for plug-in hybrid electric buses," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 63, no. 8, pp. 4752–4763, 2016.
- [73] Z. Song, H. Hofmann, J. Li, J. Hou, X. Han, and M. Ouyang, "Energy management strategies comparison for electric vehicles with hybrid energy storage system," *Applied Energy*, vol. 134, pp. 321–331, 2014. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0306261914008381>
- [74] T. Liu, X. Hu, S. E. Li, and D. Cao, "Reinforcement learning optimized look-ahead energy management of a parallel hybrid electric vehicle," *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, vol. 22, no. 4, pp. 1497–1507, 2017.
- [75] J. Liu, Y. Chen, J. Zhan, and F. Shang, "An on-line energy management strategy based on trip condition prediction for commuter plug-in hybrid electric vehicles," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 67, no. 5, pp. 3767–3781, 2018.
- [76] X. Zeng and J. Wang, "Optimizing the energy management strategy for plug-in hybrid electric vehicles with multiple frequent routes," *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, vol. 27, no. 1, pp. 394–400, 2019.
- [77] Z. Yulong, W. Weida, X. Changle, H. l, and R. Langari, "Research and bench test of nonlinear model predictive control-based power allocation strategy for hybrid energy storage system," *IEEE Access*, vol. 6, pp. 70 770–70 787, 2018.
- [78] S. Yang, W. Wang, F. Zhang, Y. Hu, and J. Xi, "Driving-style-oriented adaptive equivalent consumption minimization strategies for hevs," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 67, no. 10, pp. 9249–9261, Oct 2018.
- [79] W. Wang, Z. Zhang, J. Shi, C. Lin, and Y. Gao, "Optimization of a dual-motor coupled powertrain energy management strategy for a battery electric bus based on dynamic programming method," *IEEE Access*, vol. 6, pp. 32 899–32 909, 2018.
- [80] Y. Liu, J. Gao, D. Qin, Y. Zhang, and Z. Lei, "Rule-corrected energy management strategy for hybrid electric vehicles based on operation-mode prediction," *Journal of Cleaner Production*, vol. 188, pp. 796–806, 2018. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0959652618310370>
- [81] A. R. Bhatti and Z. Salam, "A rule-based energy management scheme for uninterrupted electric vehicles charging at constant price using photovoltaic-grid system," *Renewable Energy*, vol. 125, pp. 384–400, 2018. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0960148118302787>

- [82] H. S. Ramadan, M. Becherif, and F. Claude, "Energy management improvement of hybrid electric vehicles via combined gps/rule-based methodology," *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, vol. 14, no. 2, pp. 586–597, 2017.
- [83] W. Shabbir and S. A. Evangelou, "Exclusive operation strategy for the supervisory control of series hybrid electric vehicles," *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, vol. 24, no. 6, pp. 2190–2198, 2016.
- [84] M. Yan, M. Li, H. He, J. Peng, and C. Sun, "Rule-based energy management for dual-source electric buses extracted by wavelet transform," *Journal of Cleaner Production*, vol. 189, pp. 116–127, 2018. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0959652618310679>
- [85] Y. Yuan, W. Zhou, and L. Shi, "An investigation on the control strategies and fuel economy of a novel plug-in hybrid electric vehicle system," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 68, no. 6, pp. 5271–5280, June 2019.
- [86] X. Lin and Y. Lei, "Coordinated control strategies for smes-battery hybrid energy storage systems," *IEEE Access*, vol. 5, pp. 23 452–23 465, 2017.
- [87] E. Kamal and L. Adouane, "Hierarchical energy optimization strategy and its integrated reliable battery fault management for hybrid hydraulic-electric vehicle," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 67, no. 5, pp. 3740–3754, 2018.
- [88] M. Yue, S. Jemei, R. Gouriveau, and N. Zerhouni, "Review on health-conscious energy management strategies for fuel cell hybrid electric vehicles: Degradation models and strategies," *International Journal of Hydrogen Energy*, vol. 44, no. 13, pp. 6844–6861, 2019. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0360319919303490>
- [89] Q. Xu, X. Luo, X. Jiang, and M. Zhao, "Research on double fuzzy control strategy for parallel hybrid electric vehicle based on ga and dp optimisation," *IET Electrical Systems in Transportation*, vol. 8, no. 2, pp. 144–151, 2018.
- [90] R. Zhang, J. Tao, and H. Zhou, "Fuzzy optimal energy management for fuel cell and supercapacitor systems using neural network based driving pattern recognition," *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, vol. 27, no. 1, pp. 45–57, 2019.
- [91] J. P. F. Trovão, V. D. N. Santos, C. H. Antunes, P. G. Pereirinha, and H. M. Jorge, "A real-time energy management architecture for multisource electric vehicles," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 62, no. 5, pp. 3223–3233, 2015.
- [92] M. F. Mohd Sabri, K. A. Danapalasingam, and M. F. Rahmat, "Improved fuel economy of through-the-road hybrid electric vehicle with fuzzy logic-based energy management strategy," *International Journal of Fuzzy Systems*, vol. 20, no. 8, pp. 2677–2692, 2018. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1007/s40815-018-0521-4>
- [93] Z. Liu, A. Ivanco, and S. Onori, "Aging characterization and modeling of nickel-manganese-cobalt lithium-ion batteries for 48v mild hybrid electric vehicle applications," *Journal of Energy Storage*, vol. 21, pp. 519–527, 2019. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2352152X18306212>

- [94] E. Hosseinzadeh, R. Genieser, D. Worwood, A. Barai, J. Marco, and P. Jennings, “A systematic approach for electrochemical-thermal modelling of a large format lithium-ion battery for electric vehicle application,” *Journal of Power Sources*, vol. 382, pp. 77–94, 2018. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378775318301411>
- [95] R. Drummond, D. A. Howey, and S. R. Duncan, “Low-order mathematical modelling of electric double layer supercapacitors using spectral methods,” *Journal of Power Sources*, vol. 277, pp. 317–328, 2015. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378775314019739>
- [96] K. Darcovich, D. D. MacNeil, S. Recoskie, and B. Kenney, “Coupled electrochemical and thermal battery models for thermal management of prismatic automotive cells,” *Applied Thermal Engineering*, vol. 133, pp. 566–575, 2018. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1359431117331721>
- [97] L. Zhang, X. Hu, Z. Wang, F. Sun, and D. G. Dorrell, “A review of supercapacitor modeling, estimation, and applications: A control/management perspective,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 81, pp. 1868–1878, 2018. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1364032117309292>
- [98] A. Mamun, Z. Liu, D. M. Rizzo, and S. Onori, “An integrated design and control optimization framework for hybrid military vehicle using lithium-ion battery and supercapacitor as energy storage devices,” *IEEE Transactions on Transportation Electrification*, vol. 5, no. 1, pp. 239–251, 2019.
- [99] P. Golchoubian and N. L. Azad, “Real-time nonlinear model predictive control of a battery–supercapacitor hybrid energy storage system in electric vehicles,” *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 66, no. 11, pp. 9678–9688, 2017.
- [100] Q. Zhang, W. Deng, and G. Li, “Stochastic control of predictive power management for battery/supercapacitor hybrid energy storage systems of electric vehicles,” *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, vol. 14, no. 7, pp. 3023–3030, 2018.
- [101] A. Fotouhi, D. J. Auger, K. Propp, S. Longo, and M. Wild, “A review on electric vehicle battery modelling: From lithium-ion toward lithium–sulphur,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 56, pp. 1008–1021, 2016. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1364032115013921>
- [102] W. Zhao, G. Wu, C. Wang, L. Yu, and Y. Li, “Energy transfer and utilization efficiency of regenerative braking with hybrid energy storage system,” *Journal of Power Sources*, vol. 427, pp. 174 – 183, 2019. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S037877531930494X>
- [103] R. Xiong, J. Cao, and Q. Yu, “Reinforcement learning-based real-time power management for hybrid energy storage system in the plug-in hybrid electric vehicle,” *Applied Energy*, vol. 211, pp. 538–548, 2018. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0306261917316707>
- [104] C. Wang, B. Huang, and W. Xu, “An integrated energy management strategy with parameter match method for plug-in hybrid electric vehicles,” *IEEE Access*, vol. 6, pp. 62 204–62 214, 2018.

- [105] I. Stralis, “Instrucciones para transformar y equipar vehículos,” no. (COMPRESSED NATURAL GAS), 2010.
- [106] S. Chung and O. Trescases, “Hybrid energy storage system with active power-mix control in a dual-chemistry battery pack for light electric vehicles,” *IEEE Transactions on Transportation Electrification*, vol. 3, no. 3, pp. 600–617, 2017.
- [107] T. Mesbahi, N. Rizoug, P. Bartholomeüs, R. Sadoun, F. Khenfri, and P. L. Moigne, “Dynamic model of li-ion batteries incorporating electrothermal and ageing aspects for electric vehicle applications,” *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 65, no. 2, pp. 1298–1305, 2018.
- [108] A. E. Sanli, E. S. Yilmaz, S. K. Ozden, M. Gordesel, and G. Gunlu, “A direct borohydride–peroxide fuel cell–lipo battery hybrid motorcycle prototype – ii,” *International Journal of Hydrogen Energy*, vol. 43, no. 2, pp. 992–1005, 2018. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0360319917342167>
- [109] 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*, vol. 69, pp. 771–789, 2017. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1364032116309182>
- [110] K. Jyotheeswara Reddy and S. Natarajan, “Energy sources and multi-input dc-dc converters used in hybrid electric vehicle applications – a review,” *International Journal of Hydrogen Energy*, vol. 43, no. 36, pp. 17 387–17 408, 2018. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0360319918322304>
- [111] P. Przygocki, Q. Abbas, and F. Béguin, “Capacitance enhancement of hybrid electrochemical capacitor with asymmetric carbon electrodes configuration in neutral aqueous electrolyte,” *Electrochimica Acta*, vol. 269, pp. 640–648, 2018. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0013468618305048>
- [112] N. Omar, M. Daowd, O. Hegazy, M. Al Sakka, T. Coosemans, P. Van den Bossche, and J. Van Mierlo, “Assessment of lithium-ion capacitor for using in battery electric vehicle and hybrid electric vehicle applications,” *Electrochimica Acta*, vol. 86, pp. 305–315, 2012. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0013468612003659>
- [113] R. Capata, “Urban and extra-urban hybrid vehicles: A technological review,” *Energies*, vol. 11, no. 11, 2018.
- [114] A. Muzaffar, M. B. Ahamed, K. Deshmukh, and J. Thirumalai, “A review on recent advances in hybrid supercapacitors: Design, fabrication and applications,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 101, pp. 123–145, 2019. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1364032118307299>
- [115] A. González, E. Goikolea, J. A. Barrena, and R. Mysyk, “Review on supercapacitors: Technologies and materials,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 58, pp. 1189–1206, 2016. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1364032115016329>
- [116] M. Carignano, V. Roda, R. Costa-Castelló, L. Valiño, A. Lozano, and F. Barreras, “Assessment of energy management in a fuel cell/battery hybrid vehicle,” *IEEE Access*, vol. 7, pp. 16 110–16 122, 2019.

- [117] H. S. Das, C. W. Tan, and A. H. M. Yatim, “Fuel cell hybrid electric vehicles: A review on power conditioning units and topologies,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 76, pp. 268–291, 2017. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1364032117303647>
- [118] H. Zhang, X. Li, X. Liu, and J. Yan, “Enhancing fuel cell durability for fuel cell plug-in hybrid electric vehicles through strategic power management,” *Applied Energy*, vol. 241, pp. 483–490, 2019. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S030626191930337X>
- [119] W. Enang and C. Bannister, “Modelling and control of hybrid electric vehicles (a comprehensive review),” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 74, pp. 1210–1239, 2017. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1364032117300850>
- [120] W. Zhou, L. Yang, Y. Cai, and T. Ying, “Dynamic programming for new energy vehicles based on their work modes part i: Electric vehicles and hybrid electric vehicles,” *Journal of Power Sources*, vol. 406, pp. 151–166, 2018. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S037877531831156X>
- [121] B. HomChaudhuri, R. Lin, and P. Pisu, “Hierarchical control strategies for energy management of connected hybrid electric vehicles in urban roads,” *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, vol. 62, pp. 70–86, 2016. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0968090X15004131>
- [122] A. Lajunen and T. Lipman, “Lifecycle cost assessment and carbon dioxide emissions of diesel, natural gas, hybrid electric, fuel cell hybrid and electric transit buses,” *Energy*, vol. 106, pp. 329–342, 2016. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S036054421630319X>
- [123] A. Al-Samari, “Study of emissions and fuel economy for parallel hybrid versus conventional vehicles on real world and standard driving cycles,” *Alexandria Engineering Journal*, vol. 56, no. 4, pp. 721–726, 2017. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1110016817301539>
- [124] A. Lajunen, “Fuel economy analysis of conventional and hybrid heavy vehicle combinations over real-world operating routes,” *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, vol. 31, pp. 70–84, 2014. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1361920914000583>
- [125] A. N. Laboratory, “Autonomie-home,” 2019. [Online]. Available: <https://www.autonomie.net/>
- [126] L. Kouchachvili, W. Yaïci, and E. Entchev, “Hybrid battery/supercapacitor energy storage system for the electric vehicles,” *Journal of Power Sources*, vol. 374, pp. 237–248, 2018. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378775317314994>
- [127] L. I. Silva, A. Bouscayrol, C. H. De Angelo, and B. Lemaire-Semail, “Coupling bond graph and energetic macroscopic representation for electric vehicle simulation,” *Mechatronics*, vol. 24, no. 7, pp. 906–913, 2014. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0957415813002444>

- [128] A. S. Abdelrahman, K. S. Algarny, and M. Z. Youssef, “A novel platform for powertrain modeling of electric cars with experimental validation using real-time hardware in the loop (HIL): A case study of gm second generation chevrolet volt,” *IEEE Transactions on Power Electronics*, vol. 33, no. 11, pp. 9762–9771, 2018.
- [129] PSIM, “Hev powertrain system design,” 2019. [Online]. Available: <https://powersimtech.com/products/psim/hev-design-suite/>
- [130] G. Zhang, W. Chen, and Q. Li, “Modeling, optimization and control of a fc/battery hybrid locomotive based on advisor,” *International Journal of Hydrogen Energy*, vol. 42, no. 29, pp. 18 568–18 583, 2017. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S036031991731580X>
- [131] Y. Wang, Z. Wu, Y. Chen, A. Xia, C. Guo, and Z. Tang, “Research on energy optimization control strategy of the hybrid electric vehicle based on pontryagin’s minimum principle,” *Computers and Electrical Engineering*, vol. 72, pp. 203–213, 2018. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0045790618312606>
- [132] W. Wu, B.-N. Chuang, J.-J. Hwang, C.-K. Lin, and S.-B. Yang, “Techno-economic evaluation of a hybrid fuel cell vehicle with on-board meoh-to-h2 processor,” *Applied Energy*, vol. 238, pp. 401–412, 2019. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0306261919300923>
- [133] S. Overington and S. Rajakaruna, “High-efficiency control of internal combustion engines in blended charge depletion/charge sustenance strategies for plug-in hybrid electric vehicles,” *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 64, no. 1, pp. 48–61, 2015.
- [134] N. R. E. Laboratory, “Advisor advanced vehicle simulator,” 2019. [Online]. Available: <http://adv-vehicle-sim.sourceforge.net/>
- [135] Z. Dimitrova and F. Maréchal, “Techno-economic design of hybrid electric vehicles and possibilities of the multi-objective optimization structure,” *Applied Energy*, vol. 161, pp. 746–759, 2016. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0306261915011800>
- [136] C. Sun, X. Hu, S. J. Moura, and F. Sun, “Velocity predictors for predictive energy management in hybrid electric vehicles,” *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, vol. 23, no. 3, pp. 1197–1204, 2015.
- [137] M. Caspar, T. Eiler, and S. Hohmann, “Systematic comparison of active balancing: A model-based quantitative analysis,” *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 67, no. 2, pp. 920–934, 2018.
- [138] S. Lan, Z. Yang, R. Stobart, and R. Chen, “Prediction of the fuel economy potential for a skutterudite thermoelectric generator in light-duty vehicle applications,” *Applied Energy*, vol. 231, pp. 68–79, 2018. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0306261918313989>
- [139] I. for Dynamic Systems and Control, “Qss-toolbox,” 2019. [Online]. Available: <http://www.idsc.ethz.ch/research-guzzella-onder/downloads.html>

- [140] S. Han, F. Zhang, and J. Xi, “A real-time energy management strategy based on energy prediction for parallel hybrid electric vehicles,” *IEEE Access*, vol. 6, pp. 70 313–70 323, 2018.
- [141] W. Shabbir and S. A. Evangelou, “Threshold-changing control strategy for series hybrid electric vehicles,” *Applied Energy*, vol. 235, pp. 761–775, 2019. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0306261918317094>
- [142] Y. Zeng, Z. Huang, Y. Cai, Y. Liu, Y. Xiao, and Y. Shang, “A control strategy for driving mode switches of plug-in hybrid electric vehicles,” *Sustainability*, vol. 10, no. 11, 2018.
- [143] K. Alobeidli and V. Khadkikar, “A new ultracapacitor state of charge control concept to enhance battery lifespan of dual storage electric vehicles,” *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 67, no. 11, pp. 10 470–10 481, 2018.
- [144] M. Asghar, A. I. Bhatti, Q. Ahmed, and G. Murtaza, “Energy management strategy for atkinson cycle engine based parallel hybrid electric vehicle,” *IEEE Access*, vol. 6, pp. 28 008–28 018, 2018.
- [145] B. Luin, S. Petelin, and F. Al-Mansour, “Microsimulation of electric vehicle energy consumption,” *Energy*, vol. 174, pp. 24–32, 2019. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0360544219302233>
- [146] P. Jardin, A. Esser, S. Givone, T. Eichenlaub, J.-E. Schleiffer, and S. Rinderknecht, “The sensitivity in consumption of different vehicle drivetrain concepts under varying operating conditions: A simulative data driven approach,” *Vehicles*, vol. 1, no. 1, 2019.
- [147] P. Iora and L. Tribioli, “Effect of ambient temperature on electric vehicles’ energy consumption and range: Model definition and sensitivity analysis based on nissan leaf data,” *World Electric Vehicle Journal*, vol. 10, no. 1, 2019.
- [148] J. Topić, B. Škugor, and J. Deur, “Neural network-based modeling of electric vehicle energy demand and all electric range,” *Energies*, vol. 12, no. 7, 2019.
- [149] F. S. Alfonso, “A study of hybrid powertrains and predictive algorithms applied to energy management in refuse-collecting vehicles,” Ph.D. dissertation, UPC, Barcelona, España, 2015.
- [150] E. Silvas, K. Hereijgers, H. Peng, T. Hofman, and M. Steinbuch, “Synthesis of realistic driving cycles with high accuracy and computational speed, including slope information,” *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 65, no. 6, pp. 4118–4128, June 2016.
- [151] C. Zhu, F. Lu, H. Zhang, J. Sun, and C. C. Mi, “A real-time battery thermal management strategy for connected and automated hybrid electric vehicles (cahevs) based on iterative dynamic programming,” *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 67, no. 9, pp. 8077–8084, 2018.
- [152] I. D. Campbell, K. Gopalakrishnan, M. Marinescu, M. Torchio, G. J. Offer, and D. Raimondo, “Optimising lithium-ion cell design for plug-in hybrid and battery electric vehicles,” *Journal of Energy Storage*, vol. 22, pp. 228 – 238, 2019. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2352152X18300094>

- [153] M. Swierczynski, D. I. Stroe, T. Stanciu, and S. K. Kær, “Electrothermal impedance spectroscopy as a cost efficient method for determining thermal parameters of lithium ion batteries: Prospects, measurement methods and the state of knowledge,” *Journal of Cleaner Production*, vol. 155, pp. 63–71, 2017. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0959652616314500>
- [154] I. A. J. Gordon, S. Grugeon, H. Takenouti, B. Tribollet, M. Armand, C. Davoisne, A. Débart, and S. Laruelle, “Electrochemical impedance spectroscopy response study of a commercial graphite-based negative electrode for li-ion batteries as function of the cell state of charge and ageing,” *Electrochimica Acta*, vol. 223, pp. 63–73, 2017. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0013468616325610>
- [155] R. Drummond, S. Zhao, and S. R. Duncan, “Design tools for electrochemical supercapacitors using local absolute stability theory,” *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, vol. 27, no. 3, pp. 1071–1083, May 2019.
- [156] J. W. Palko, A. Hemmatifar, and J. G. Santiago, “Tailored porous electrode resistance for controlling electrolyte depletion and improving charging response in electrochemical systems,” *Journal of Power Sources*, vol. 397, pp. 252 – 261, 2018. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378775318307067>
- [157] H. Ahmad, W. Y. Wan, and D. Isa, “Modeling the ageing effect of cycling using a supercapacitor-module under high temperature with electrochemical impedance spectroscopy test,” *IEEE Transactions on Reliability*, vol. 68, no. 1, pp. 109–121, March 2019.
- [158] I. N. Jiya, N. Gurusinghe, and R. Gouws, “Electrical circuit modelling of double layer capacitors for power electronics and energy storage applications: A review,” *Electronics*, vol. 7, no. 11, 2018. [Online]. Available: <https://www.mdpi.com/2079-9292/7/11/268>
- [159] M. Saadatmand-Tarzjan, “On computational complexity of the constructive-optimizer neural network for the traveling salesman problem,” *Neurocomputing*, vol. 321, pp. 82–91, 2018. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0925231218311019>
- [160] A. Kovács, “On the computational complexity of tariff optimization for demand response management,” *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 33, no. 3, pp. 3204–3206, 2018.
- [161] J. Ma, X. Li, F. Zhou, J. Hu, and B. B. Park, “Parsimonious shooting heuristic for trajectory design of connected automated traffic part ii: Computational issues and optimization,” *Transportation Research Part B: Methodological*, vol. 95, pp. 421–441, 2017. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0191261515302642>
- [162] S. Wang and X. Wang, “A polynomial-time algorithm for sailing speed optimization with containership resource sharing,” *Transportation Research Part B: Methodological*, vol. 93, pp. 394–405, 2016. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0191261516300224>

- [163] M. Amjad, A. Ahmad, M. H. Rehmani, and T. Umer, "A review of EVs charging: From the perspective of energy optimization, optimization approaches, and charging techniques," *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, vol. 62, pp. 386–417, 2018. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1361920917306120>
- [164] S. Gao and C. W. de Silva, "Estimation distribution algorithms on constrained optimization problems," *Applied Mathematics and Computation*, vol. 339, pp. 323–345, 2018. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0096300318306027>
- [165] R. Wegmann, V. Döge, J. Becker, and D. U. Sauer, "Optimized operation of hybrid battery systems for electric vehicles using deterministic and stochastic dynamic programming," *Journal of Energy Storage*, vol. 14, pp. 22–38, 2017. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2352152X17301925>
- [166] K.-K. K. Kim and R. D. Braatz, "Computational complexity and related topics of robustness margin calculation using μ theory: A review of theoretical developments," *Computers and Chemical Engineering*, vol. 70, pp. 122–132, 2014. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0098135413002998>
- [167] S. Lucidi, M. Maurici, L. Paulon, F. Rinaldi, and M. Roma, "A simulation-based multi-objective optimization approach for health care service management," *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, vol. 13, no. 4, pp. 1480–1491, 2016.
- [168] F. Mach, "Reduction of optimization problem by combination of optimization algorithm and sensitivity analysis," *IEEE Transactions on Magnetics*, vol. 52, no. 3, pp. 1–4, 2016.
- [169] W. Lyu, P. Xue, F. Yang, C. Yan, Z. Hong, X. Zeng, and D. Zhou, "An efficient bayesian optimization approach for automated optimization of analog circuits," *IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Regular Papers*, vol. 65, no. 6, pp. 1954–1967, 2018.
- [170] G. Yang, F. Zhou, Y. Ma, Z. Yu, Y. Zhang, and J. He, "Identifying lightning channel-base current function parameters by powell particle swarm optimization method," *IEEE Transactions on Electromagnetic Compatibility*, vol. 60, no. 1, pp. 182–187, 2018.
- [171] A. Lorestani and M. M. Ardehali, "Optimization of autonomous combined heat and power system including PVT, WT, storages, and electric heat utilizing novel evolutionary particle swarm optimization algorithm," *Renewable Energy*, vol. 119, pp. 490–503, 2018. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0960148117312417>
- [172] J.-L. Duchaud, G. Notton, C. Darras, and C. Voyant, "Multi-objective particle swarm optimal sizing of a renewable hybrid power plant with storage," *Renewable Energy*, vol. 131, pp. 1156–1167, 2019. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0960148118310103>
- [173] D. Corus and P. S. Oliveto, "Standard steady state genetic algorithms can hillclimb faster than mutation-only evolutionary algorithms," *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol. 22, no. 5, pp. 720–732, 2018.

- [174] A. V. Mokshin, V. V. Mokshin, and L. M. Sharnin, “Adaptive genetic algorithms used to analyze behavior of complex system,” *Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation*, vol. 71, pp. 174–186, 2019. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1007570418303691>
- [175] A. S. Akopov, L. A. Beklaryan, M. Thakur, and B. D. Verma, “Parallel multi-agent real-coded genetic algorithm for large-scale black-box single-objective optimisation,” *Knowledge-Based Systems*, vol. 174, pp. 103–122, 2019. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0950705119301066>
- [176] C. Han, L. Wang, Z. Zhang, J. Xie, and Z. Xing, “A multi-objective genetic algorithm based on fitting and interpolation,” *IEEE Access*, vol. 6, pp. 22 920–22 929, 2018.
- [177] F. Sabahi and M. R. Akbarzadeh-T, “Extended fuzzy logic: Sets and systems,” *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, vol. 24, no. 3, pp. 530–543, June 2016.
- [178] S. Hussain, M. A. Ahmed, and Y. Kim, “Efficient power management algorithm based on fuzzy logic inference for electric vehicles parking lot,” *IEEE Access*, vol. 7, pp. 65 467–65 485, 2019.